

Nicolai Diniz Linhares

ANÁLISE DOS EFEITOS DA FADIGA MUSCULAR NO SINAL
ELETROMIGRÁFICO DE SUPERFÍCIE EM CONTRAÇÕES
DINÂMICAS DO BÍCEPS BRAQUIAL

Uberlândia, 2015

Universidade Federal de Uberlândia
Faculdade de Engenharia Elétrica

Nicolai Diniz Linhares

ANÁLISE DOS EFEITOS DA FADIGA MUSCULAR NO SINAL
ELETROMIOGRÁFICO DE SUPERFÍCIE EM CONTRAÇÕES
DINÂMICAS DO BÍCEPS BRAQUIAL

Dissertação de mestrado apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Mestre em Ciências. Área de concentração: Processamento Digital de Sinais Biológicos.

Orientador: Adriano Oliveira Andrade

Este exemplar corresponde à versão final da dissertação defendida pelo aluno, e orientada pelo Prof. Dr. Adriano Oliveira Andrade

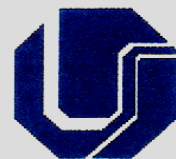
Uberlândia, 2015

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da UFU, MG, Brasil.

- L755a
2015 Linhares, Nicolai Diniz, 1989-
 Análise dos efeitos da fadiga muscular no sinal eletromiográfico de
 superfície em contrações dinâmicas do bíceps braquial / Nicolai Diniz
 Linhares. - 2015.
 142 f. : il.
- Orientadora: Adriano de Oliveira Andrade.
 Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia,
 Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.
 Inclui bibliografia.
1. Engenharia elétrica - Teses. 2. Musculos - Teses. 3.
 Eletromiografia - Teses. 4. Tensão muscular - Teses. 5. Processamento
 de sinais - Teses. I. Andrade, Adriano de Oliveira. II. Universidade
 Federal de Uberlândia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia
 Elétrica. III. Título.



SERVIÇO PÚBLICO FEDERAL
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA



Ata da defesa de DISSERTAÇÃO DE MESTRADO junto ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da Faculdade de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Uberlândia.

Defesa de Dissertação de Mestrado Acadêmico, número 605/2015/PPGEE

Data: 27 de fevereiro de 2015

Discente: NICOLAI DINIZ LINHARES

Número de matrícula: 11212EEL012

Título do Trabalho: Análise dos Efeitos da Fadiga Muscular no Sinal Eletromiográfico de Superfície em Contrações Dinâmicas do Bíceps Braquial.

Área de concentração: Processamento da Informação

Linha de pesquisa: Engenharia Biomédica

As 14:00 horas do dia 27 de fevereiro de 2015 na Sala de Defesas da Faculdade de Engenharia Elétrica, Campus Santa Mônica da Universidade Federal de Uberlândia, reuniu-se a Banca Examinadora, designada pelo Colegiado do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, assim composta:

Adriano Alves Pereira

CPF: 599.701.896-20

Guilherme Lopes Cavaleiro

CPF: 074.338.616-70

e Adriano Oliveira Andrade

CPF: 782.832.991-15, orientador do candidato.


Iniciando os trabalhos o presidente da mesa Prof. Dr. Adriano Oliveira Andrade apresentou a Comissão Examinadora e o candidato, agradeceu a presença do público, e concedeu ao Discente a palavra para a exposição do seu trabalho. A duração da apresentação do Discente e o tempo de arguição e resposta foram conforme as normas do Programa.

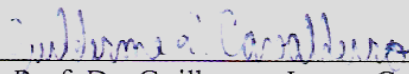
A seguir o senhor presidente concedeu a palavra, pela ordem sucessivamente, aos examinadores, que passaram a arguir o candidato. Ultimada a arguição, que se desenvolveu dentro dos termos regimentais, a Banca, em sessão secreta, atribuiu os conceitos finais.

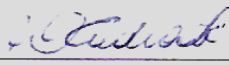
Em face do resultado obtido, a Banca Examinadora considerou o candidato provado.

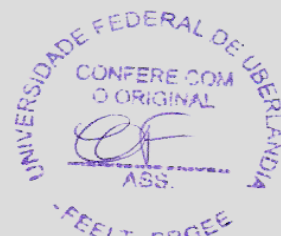
Esta defesa de Dissertação de Mestrado Acadêmico é parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre. O competente diploma será expedido após cumprimento dos demais requisitos, conforme as normas do Programa, a legislação pertinente e a regulamentação interna da UFU.

Nada mais havendo a tratar, foram encerrados os trabalhos às 2 horas e 00 minutos. Foi lavrada a presente ata que após lida e achada conforme foi assinada pela Banca Examinadora.


Prof. Dr. Adriano Alves Pereira
UFU


Prof. Dr. Guilherme Lopes Cavaleiro


Prof. Dr. Adriano Oliveira Andrade
UFU



Agradecimentos

Agradeço,
aos órgãos de fomento CNPq, CAPES e FAPEMIG pelo apoio financeiro;
aos professores, Adriano Pereira e Adriano Andrade, pela orientação e cooperação;
aos colegas do Biolab pelo ambiente criativo e agradável, destacando Andrei Nakagawa, Daniel Mariano e Fábio Henrique pelas discussões e palpites, Bárbara Gama pelo auxílio nas coletas, tanto na disponibilização do espaço quanto no recrutamento de voluntários;
aos funcionários do departamento, destacando Cinara pela atenção e disponibilidade;
ao pessoal de casa, Maria Tereza (mãe), Izaudir (pai) e Ludimila (irmã) pela paciência, carinho e incentivo;
e em especial à Talita Conte, pela inspiração, carinho, incentivo e companheirismo, sem os quais não seria possível concluir esse trabalho.

Resumo

A fadiga muscular pode ser causada por diversos fatores, e o mais comum deles é o exercício físico. Isso faz com que esse sinal de estresse muscular faça parte da vida de atletas. No entanto, esse fenômeno pode indicar a ocorrência de lesões, doenças neuro-musculares e está ligado à saúde geral do indivíduo, bem como com à alimentação. Determinar o nível de fadiga de um músculo ou de um indivíduo em geral não é simples, pois vários aspectos subjetivos estão envolvidos, incluindo questões psicológicas e hormonais, e talvez não seja possível a determinação de um método universal de quantificação da fadiga muscular.

O sinal eletromiográfico (EMG) é conhecido e estudado por refletir o estado da musculatura que o gerou. A eletromiografia é uma ferramenta importante para a avaliação da saúde muscular e conta com diversos estudos e avanços tanto no entendimento de sua formação quanto na sua interpretação. Assim, de antemão, espera-se que a fadiga muscular, que afeta o comportamento natural dos músculos, afete também o sinal eletromiográfico.

Nesse trabalho, procurou-se entender, por meio do estudo de diferentes características do sinal EMG, como a ação da fadiga se manifesta no sinal. Na literatura, vários estudos analisam as contrações isométricas, assim decidiu-se por fazer uma avaliação de contrações dinâmicas, as quais são mais naturais no cotidiano. Por uma questão de simplicidade, o músculo escolhido foi o bíceps braquial. Esse músculo foi estimulado por um exercício de rosca em banco scott, um exercício conhecido por isolar bem o músculo trabalhado, de forma que o levantamento do peso é quase todo feito por ação do bíceps. Coletas piloto foram realizadas, nas quais o sinal EMG dos dois bíceps foi registrado em conjunto com a medida de força aplicada na barra.

Para a análise dos sinais EMG, três pacotes de *software* foram desenvolvidos. Um deles foi um programa para controle do eletromiógrafo e registro dos sinais em arquivos texto com cabeçalho. Para esse desenvolvimento, utilizou-se C Sharp e .NET. Uma biblioteca para processamento de sinais biológicos foi desenvolvida em Matlab, na qual encontram-se funções de filtragem, detecção de atividade muscular e extração de características tais como amplitude, frequência, entropia e estacionaridade. Por fim, desenvolveu-se um programa para análise de características que usa a biblioteca mencionada e também aplica o algoritmo de mapas auto-organizáveis de

Kohonen. Esse programa também foi desenvolvido em Matlab. Todos os programas criados são de código aberto e estão disponíveis para *download* na plataforma GitHub.

Uma análise temporal das características foi realizada de forma a agrupar os resultados das características extraídas dos sinais dos 21 voluntários. Essa análise mostrou que a amplitude do sinal aumentou com o avanço da fadiga muscular enquanto a frequência dos sinais se deslocou para esquerda no espectro. Isso indica que as frequências principais diminuíram. Essas tendências para amplitude e frequência são as mesmas registradas na literatura.

O estudo mostrou ainda que a entropia diminui com a progressão da fadiga. Duas características de estacionaridade indicaram diminuição, no entanto foram influenciadas pela amplitude. Uma terceira característica, independente da amplitude, mostrou que não há alteração significativa na estacionaridade.

A tentativa de agrupamento dos dados com o algoritmo de Kohonen foi frustrada, já que gerou resultados inconclusivos. Concluiu-se que as características de amplitude, frequência e entropia estão relacionadas com a fadiga muscular. Assim acredita-se ser possível desenvolver, em estudos futuros, um classificador de sinais EMG que faça inferência do nível de fadiga baseado nessas características.

Palavras-chave: fadiga muscular, bíceps braquial, sinal eletromiográfico, contração dinâmica, processamento de sinais.

Abstract

The muscle fatigue can be caused by multiple factors, and the most common one is bodywork. As a result, the muscle stress signal becomes part of athletes' life. However, this phenomenon may show injuries incident, neuromuscular diseases, and it is related to the general human being health, as well as with its nutrition. To determine the fatigue level from a muscle or from a person is not that simple, because multiple subjective factors are involved, including psychological and hormonal matters, thus maybe is not possible to determine an universal method for quantification of muscle fatigue.

The electromyographic signal (EMG) is well known and studied for reflecting the musculature condition from which it was generated. The electromyography is an important tool for the health muscle assessment, and counts on various studies and advances in its formation and interpretation understanding. Thus, it is expected that the muscle fatigue that affects the natural muscle behavior, affects also the EMG signal.

This work aims to understand how the fatigue action appears in the signal, through the study of different EMG signal characteristics. From literature, several studies analyzed isometric contractions, thus it was decided to make a dynamic contractions evaluation, which are more natural in the daily life. For the sake of simplicity, the biceps brachii was chosen. This muscle was stimulated by a scott biceps curl exercise, an exercise known to well isolate the working muscle, so that the weight lifting is almost all done by the biceps action. Pilot trial was done, collecting EMG signals from both biceps brachii, and also measuring the force applied to the bar.

For the EMG signal analysis, three software packages were developed. One of them was a program for the electromyographer control, and for the signals recording in text files without header. For this development were used C Sharp and .NET. One library for signals processing was developed using Matlab, including filter functions, muscle activity detection and features extraction, such as amplitude, frequency, entropy, and stationarity. Finally, was developed a program for feature analysis that uses the previous mentioned library, and that also applies the Kohonen

algorithm of self-organizing maps. This program was also developed using Matlab. All created programs are open source, and they are available for download on GitHub platform.

A temporal analysis of the features was performed in order to cluster the results of the features extracted from the signals of 21 volunteers. This analysis showed that signal's amplitude increases as the fatigue occurs while there is a spectral shift for the left. This shift indicates that the main frequencies have decreased. The trends observed for amplitude and frequency are the same reported in the literature.

The results also show decreasing in the entropy as effect of the fatigue progression. Two stationarity features indicate decreasing in the stationarity, these were influenced by the amplitude raise, though. A third stationarity feature, which is not dependent on amplitude, show that there is not significant modification on the stationarity.

The data clustering attempt using the Kohonen algorithm was frustrated, generating inconclusive results. It can be concluded that the features related to amplitude, frequency and entropy are somehow related to the muscular fatigue. So that it is possible, during future work, the development of a fatigue classifier based on these features.

Key-words: muscle fatigue, biceps braquii, electromyographic signal, dynamic contraction, signal processing.

Lista de Figuras

1.1	Neurônio motor. Adaptada de [1].	4
1.2	Miofibrila. Adaptada de [1]	6
1.4	Estrutura da fibra muscular. Adaptada de [1].	7
1.3	Ciclo de adesão e liberação das cabeças de miosina nos filamentos de actina. (A) Na condição de repouso as cabeças de miosina estão ligadas a uma adenosina difosfato, enquanto nos filamentos de actina as áreas de ligação estão bloqueadas por moléculas de tropomiosina. (B) Quando a fibra muscular é ativada, uma onda de Ca^{2+} é liberada, oriunda do retículo sarcoplasmático, esses íons se combinam com algumas moléculas de tropomiosina, e geram uma mudança na conformação das outras moléculas, de forma a expor as áreas de ligação, e permitem a ligação entre as cabeças de miosina e a actina, para formar as pontes cruzadas. (C) O movimento das cabeças de miosina cria a tensão na fibra, aumentando a sobreposição dos filamentos de actina com os de miosina, encurtando a fibra muscular. (D) Ao fim do movimento das cabeças de miosina, uma molécula de ATP se combina com a cabeça. (E) A energia liberada na defosforilação do ATP é utilizada para desligar a miosina da actina, então a cabeça se reposiciona para se ligar a outra molécula de actina, em continuidade ao processo. Adaptada de [1].	11
2.1	Fatores que influenciam a formação do sinal EMG. Adaptada de [2].	13
2.2	Soma dos ponteciais de várias fibras para a formação do potencial de ação de unidade motora. Adaptada de [3].	14
2.3	Um sinal EMG formado por TPAUMs gerados matematicamente. Adaptado de [4].	15
2.4	Esquema da atividade da unidade motora em relação ao eletrodo de registro. Adaptada de [5].	16
2.5	Configuração bipolar de eletrodos. Neste tipo de arranjo, os sinais de EMG (m1 e m2) são considerados diferentes, enquanto o ruído (n) é considerado o mesmo para os dois sinais. O eletrodo de referência é, então, posicionado na superfície de um músculo não relacionado eletricamente com a captação do sinal EMG. Adaptado de [4].	18

2.6	Fenômeno de <i>aliasing</i> . Considerando-se uma harmônica, o sinal senoidal em (a) tem seu devido espectro representado em (b). Quando a frequência de amostragem está acima do critério de Nyquist, são gerados sinais com <i>aliasing</i> espectral que não se interceptam, centrados ao longo dos múltiplos da frequência de amostragem. Quando a amostragem está abaixo do critério de Nyquist, os aliases sobrepõem-se. Adaptado de [6, 7].	20
4.1	Trecho de um sinal EMG referente a uma contração durante uma das coletas descritas no Capítulo 5.	27
4.2	Resultado da aplicação do MAV no trecho de sinal EMG da Figura 4.1.	27
4.3	Os valores máximos de cada janela do sinal da Figura 4.1.	28
4.4	O valor RMS para cada uma das janelas do sinal da Figura 4.1.	28
4.5	Diferentes representações para um sinal, o domínio do tempo é sua representação original, a transformada de Fourier relaciona a amplitude do espectro de potência com as frequências, a STFT mostra, geralmente, em cores a amplitude do espectro dentro de uma janela de tempo, assim como é apresentado nas transformadas wavelets, no entanto com janelas em escalas diferentes. Adaptado de [8].	29
4.6	Sinal de teste gerado para analisar o comportamento das características de frequência.	30
4.7	Resultado da aplicação do cálculo de cruzamento por zero no sinal de teste janelado.	31
4.8	Resultado da análise espectral do sinal de teste.	32
4.9	Resultado da aplicação do cálculo da largura de banda para o sinal de teste janelado.	33
4.10	Resultado da aplicação do cálculo da frequência moda para o sinal de teste janelado.	34
4.11	Resultado da aplicação do cálculo da frequência mediana para o sinal de teste janelado.	35
4.12	Resultado da aplicação do cálculo da frequência média para o sinal de teste janelado.	36
4.13	Sinal de teste gerado para analisar o comportamento das características de estacionariedade.	36
4.14	Resultado da aplicação do cálculo da variação média para o sinal de teste janelado.	37
4.15	Resultado da aplicação do cálculo da variação do desvio padrão para o sinal de teste janelado.	38
4.16	Resultado da aplicação do cálculo do grau de estacionariedade para o sinal de teste janelado.	38
4.17	Sinal de teste para análise das características de entropia.	39
4.18	Resultado da aplicação da entropia de Shannon para cada janela do sinal de teste.	40
4.19	Resultado da aplicação da entropia espectral para cada janela do sinal de teste.	41
4.20	Resultado da aplicação da entropia aproximada para cada janela do sinal de teste.	42
4.21	Resultado da aplicação da entropia amostral para cada janela do sinal de teste.	43
4.22	Resultado da aplicação da entropia fuzzy para cada janela do sinal de teste.	44
5.1	Visão do sistema para investigação da influência da fadiga no sEMG.	45
5.2	Visão geral de um detector automático de fadiga baseado em sEMG.	46
5.3	Início com braços totalmente estendidos e apoiados no encosto.	47

5.4	Flexão dos braços mantendo o ângulo do joelho e o peito fixos.	47
5.5	Final da flexão com ângulo entre braço e antebraço próximo a 60°.	48
5.6	Equipamentos utilizados: banco scott, crossover, eletromiógrafo de 2 canais com canal auxiliar e célula de carga.	49
5.7	Eletrodos de superfície descartáveis.	50
5.8	Visão frontal do posicionamento dos eletrodos, dois canais com captação bipolar.	51
5.9	Visão lateral do posicionamento dos eletrodos, evidenciando a posição da referência.	51
5.10	Eletromiógrafo e cabos utilizados.	52
5.11	Célula de carga conectada a barra reta.	53
5.12	Conexão da célula de carga ao crossover.	53
5.13	Visão geral da interface inicial do <i>software</i> MultiData Acq.	54
5.14	Diagrama de casos de uso para as coletas.	55
5.15	Diagrama de classes do programa desenvolvido para a aquisição dos dados.	57
5.16	Sequência de passos para a agrupamento dos dados coletados.	58
5.17	Sequência de passos utilizados para a análise temporal.	59
6.1	Sinal coletado do braço dominante de um homem sem aplicação do filtro.	62
6.2	Resultado da aplicação do filtro baseado em <i>Empirical Mode Decomposition</i> (EMD).	62
6.3	Exemplo de uma coleta boa de um voluntário do sexo masculino. Sinal de força no topo, sinal do braço não dominante no meio, sinal do braço dominante embaixo.	63
6.4	Exemplo de uma coleta descartada de um voluntário do sexo masculino. Sinal de força no topo, sinal do braço não dominante no meio, sinal do braço dominante na base.	64
6.5	Exemplo de uma coleta boa de uma voluntária do sexo feminino. Sinal de força no topo, sinal do braço dominante no meio, sinal do braço não dominante embaixo.	64
6.6	Exemplo de uma coleta ruim de um voluntário do sexo masculino. Sinal de força no topo, sinal do braço não dominante no meio, sinal do braço dominante embaixo.	65
6.7	Exemplo de detecção da atividade muscular para um sinal filtrado.	66
6.8	Exemplo da detecção da atividade muscular em um sinal comprometido pela presença de ruído.	67
6.9	Exemplo da detecção da atividade muscular em um sinal com baixa amplitude em relação ao ruído de fundo.	68
6.10	Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o MAV do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.	69
6.11	Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o MAV do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.	70
6.12	Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o MAV do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.	71

6.13 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o MAV do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.	72
6.14 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o ZC do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens.	73
6.15 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o ZC do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens.	74
6.16 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o ZC do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres.	75
6.17 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o ZC do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres.	76
6.18 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a BW do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens.	77
6.19 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a BW do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens.	78
6.20 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a BW do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres.	79
6.21 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a BW do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres.	80
6.22 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a MF do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens.	81
6.23 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a MF do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens.	82
6.24 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a MF do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres.	83
6.25 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a MF do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres.	84
6.26 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a IMF do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens.	85

6.27 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a IMF do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens.	86
6.28 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a IMF do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres.	87
6.29 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a IMF do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres.	88
6.30 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a CM do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.	89
6.31 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para CM do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.	90
6.32 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a CM do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.	91
6.33 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a CM do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.	92
6.34 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o SDC do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.	93
6.35 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o SDC do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.	94
6.36 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o SDC do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.	95
6.37 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o SDC do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.	96
6.38 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o DS do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.	97
6.39 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o DS do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.	98
6.40 Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o DS do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.	99

6.41	Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o DS do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.	100
6.42	Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a SPECEN do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens.. . . .	101
6.43	Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para SPECEN do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens.	102
6.44	Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a SPECEN do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres.	103
6.45	Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para SPECEN do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.	104
6.46	Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a ApEn do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens.	105
6.47	Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a ApEN do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens.	106
6.48	Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a ApEN do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres.	107
6.49	Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a ApEN do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres.	108
6.50	Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a SampEN do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens.	109
6.51	Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a SampEN do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens.	110
6.52	Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a SampEN do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres.	111
6.53	Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a SampEN do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres.	112
6.54	Exemplo do agrupamento de janelas do sinal de acordo com os valores de característica calculados.	113

6.55 Exemplo do agrupamento de janelas do sinal de acordo com os valores de característica calculados.	113
--	-----

Sumário

Prefácio	1
Objetivo	1
Motivação	1
Introdução	1
Organização	2
1 A fadiga muscular e os meios de detecção	3
1.1 Fadiga muscular: aspectos fisiológicos	3
1.2 Métodos para a detecção e monitoramento da fadiga muscular	9
1.2.1 Biosensores de lactato	9
1.2.2 Eletroestimulação	10
2 Eletromiografia de superfície	12
2.1 Histórico	12
2.2 Descrição do sinal eletromiográfico (EMG)	13
2.2.1 Potencial de ação de unidade motora	14
2.2.2 Trem de potenciais de ação de unidade motora	14
2.2.3 O sinal EMG	15
2.3 Aquisição e condicionamento do sinal EMG	16
2.3.1 Fonte do sinal EMG	16
2.3.2 Eletrodos	17
2.3.3 Amplificação	18
2.3.4 Filtragem	19
2.4 Conversão Analógico/Digital do sinal EMG	19
3 Estratégias de detecção da fadiga muscular através da eletromiografia de superfície	21
3.1 Métodos tradicionais	21
3.2 Métodos recentes	22

4	Biblioteca para processamento de sinais biológicos	26
4.1	Janelamento	26
4.2	Extração de características	26
4.2.1	Amplitude	26
4.2.1.1	Mean absolute value (MAV, bsp_mav)	27
4.2.1.2	Pico de amplitude (Picos)	27
4.2.1.3	Root mean square (RMS, bsp_rms)	28
4.2.2	Frequência	29
4.2.2.1	Cruzamento por zero	30
4.2.2.2	Análise espectral	31
4.2.2.3	Largura de banda	32
4.2.2.4	Frequência modal	33
4.2.2.5	Frequência mediana	34
4.2.2.6	Frequência média	35
4.2.3	Estacionaridade	36
4.2.3.1	Variação da média	37
4.2.3.2	Variação do desvio padrão	37
4.2.3.3	Grau de estacionaridade	38
4.2.4	Entropia	38
4.2.4.1	Entropia de Shannon	39
4.2.4.2	Entropia Espectral	40
4.2.4.3	Entropia aproximada	41
4.2.4.4	Entropia amostral	42
4.2.4.5	Entropia Fuzzy	43
4.3	Filtragem digital	44
5	Proposta de um detector da fadiga muscular baseado em sEMG	45
5.1	Visão geral do detector	45
5.2	Coleta de dados	46
5.3	MultiData Acq	54
5.4	Agrupamento das características	57
5.5	Análise da variação das características no tempo	59
6	Resultados	61
6.1	Análise visual dos sinais de EMG e força	61
6.2	Deteção da atividade muscular	65
6.3	Características do sinal EMG	68
6.3.1	Amplitude	68
6.3.1.1	Média dos Valores Absolutos (MAV)	69
6.3.2	Frequência	72
6.3.2.1	Número de cruzamentos por zero (ZC)	72
6.3.2.2	Largura de banda (BW)	76
6.3.2.3	Frequência Mediana (MF)	80

6.3.2.4	Frequência Média Instantânea (IMF)	84
6.3.3	Estacionaridade	88
6.3.3.1	Variação da média (CM)	88
6.3.3.2	Variação do desvio padrão (SDC)	92
6.3.3.3	Grau de estacionaridade (DS)	96
6.3.4	Entropia	100
6.3.4.1	Entropia Espectral (SPECEN)	101
6.3.4.2	Entropia Aproximada (ApEn)	104
6.3.4.3	Entropia Amostral (SampEN)	108
6.4	Agrupamento do sinal EMG	112
7	Conclusões e estudos futuros	114
7.1	Introdução	114
7.2	Conclusões	115
7.3	Trabalhos futuros	115
	Bibliografia	117

Introdução

Objetivos

Esse trabalho tem como objetivo investigar o comportamento de diversas características do sinal eletromiográfico de superfície sob o efeito da fadiga muscular. Várias pesquisas já foram realizadas envolvendo esse assunto, mas a maioria delas é baseada em sinais coletados em experimentos com contração isométrica. Em contrapartida, o presente estudo seguiu um protocolo de experimentos com contrações dinâmicas. Com base na análise das características de amplitude, frequência, entropia e estacionaridade, esta dissertação apresenta uma proposta para detecção de fadiga muscular através das possíveis alterações causadas por este fenômeno fisiológico.

Motivação

A fadiga muscular é um fenômeno comum e acontece sempre que um músculo é exercitado em nível de intensidade alto. Porém, a percepção da fadiga é muito subjetiva e depende de aspectos psicológicos e da motivação. Para atletas de alto rendimento, essa subjetividade é um complicador, porque para esses indivíduos a fadiga muscular é necessária para o desenvolvimento muscular e para a memorização do movimento. No entanto, o exagero no treinamento pode causar lesões graves. Nesse cenário, um método que possa detectar a fadiga mostra-se uma ferramenta interessante, principalmente se for capaz de diferenciar os níveis da fadiga muscular.

Tal método pode também ser aplicado no diagnóstico de doenças musculares, se, por exemplo, o estado das características do sinal EMG de um músculo descansado se mostrar parecido com os níveis de um músculo fadigado. Vários aspectos estão envolvidos na fadiga muscular, o que torna sua detecção através do sinal eletromiográfico um desafio.

Organização

Essa dissertação é dividida em 7 capítulos. O Capítulo 1, intitulado “A fadiga muscular e os meios de detecção”, tratará dos mecanismos fisiológicos da contração muscular, das causas da fadiga muscular, os efeitos da fadiga na contração e conclui expondo alguns métodos de detecção. O Capítulo 2, intitulado “Eletromiografia de superfície” discute a formação do sinal eletromiográfico e como ele pode ser captado na superfície da pele. O Capítulo 3, “Estratégias de detecção da fadiga muscular através da eletromiografia de superfície”, faz uma síntese das técnicas desenvolvidas em diferentes estudos para análise da fadiga muscular através da eletromiografia de superfície. O Capítulo 4, “Biblioteca para processamento de sinais biológicos”, apresenta as técnicas implementadas nesse trabalho para o estudo do sinal eletromiográfico, dentre elas estão as características utilizadas. O Capítulo 5, “Proposta de um detector de fadiga muscular baseado em EMG”, apresenta uma proposta de detecção, descreve como as características do sinal EMG serão estudadas e como foi o processo de coleta de dados. O Capítulo 6, intitulado “Resultados”, mostra como se comportaram características de amplitude, frequência, entropia e estacionaridade do sinal EMG enquanto a fadiga muscular progride. Por fim, o Capítulo 7 apresenta as conclusões e percepções do estudo ora proposto.

A fadiga muscular e os meios de detecção

1.1 Fadiga muscular: aspectos fisiológicos

Os animais se diferenciam na natureza por sua capacidade de realizar movimentos voluntários e direcionados; a capacidade de decidir quando e o quanto mover envolve diversos aspectos evolutivos e empíricos do sistema nervoso. Para a realização de uma tarefa motora, o sistema nervoso deve funcionar como um sistema de controle, em que os atuadores são os músculos, que envolvem diversas propriedades musculares e neuronais, além das condições e perturbações ambientais.

A fadiga é uma experiência comum e rotineira para muitos indivíduos, e pode ser definida como a diminuição do desempenho muscular, ou seja, a diminuição da capacidade de geração de força. Considera-se que a fadiga muscular aparece, em um dado instante, depois de um outro em que não havia fadiga, devido modificação das propriedades mecânicas musculares. A fadigabilidade muscular é geralmente quantificada como a diminuição na força da máxima contração muscular voluntária, após a execução de atividades físicas, no entanto, os mecanismos que levam a essa diminuição dependem da tarefa muscular que induziu à fadiga.

O tempo para a fadiga em tarefas de controle de força pode ser duas vezes maior do que para tarefas de controle de posição, o que é atribuído a maior necessidade de ajustes na atividade das unidades motoras, como taxa de descarga, variabilidade no tempo da descarga e recrutamento [9].

Estudos mostraram que os padrões de decaimento de força, quando comparados adultos jovens e idosos, são diferentes entre contrações isométricas e dinâmicas. Os jovens sofrem com fadiga mais rapidamente com tarefas isométricas, enquanto os idosos têm desempenho pior em tarefas dinâmicas. Indicando como a natureza da tarefa pode interferir na fadiga muscular e em sua percepção [10, 11, 12, 13].

Já no estudo de White et al [14], evidenciou-se o fator psicológico ligado à percepção de fadiga. Pacientes com esclerose múltipla foram comparados com grupo controle saudáveis, embora os pacientes com esclerose reportassem, em resposta a questionários, maior percepção de fadiga em tarefas diárias. Os resultados da análise do decaimento da força muscular não revelaram diferença entre os dois grupos. O autor considera que não há boa relação entre as medidas de fadiga, feitas em laboratórios, com a real percepção dos indivíduos durante suas

atividades diárias, e por esse motivo uma abordagem que relacione a percepção de fadiga e as medidas de fadigabilidade parece mais apropriada.

Diante do exposto, percebe-se que, para o entendimento dos processos que induzem à fadiga, faz-se necessário o entendimento dos mecanismos bioquímicos e fisiológicos da produção de força muscular. Os músculos esqueléticos são formados por feixes de fascículos alongados que, por sua vez, também são constituídos de células multinucleadas, as fibras musculares. As fibras musculares de mamíferos têm em média de 50 a 100 μm de diâmetro e comprimento de 2 a 6 cm. Assim, um músculo comum é composto de muitos milhares de elementos contráteis, independentes, os quais são alinhados em paralelo. Basicamente, para realizar um movimento voluntário, o sistema nervoso deve controlar cada um desses elementos para aplicar uma tensão determinada na estrutura anatômica a ser movida.

Um músculo médio é innervado por, aproximadamente, uma centena de axônios de neurônios motores, Figura 1.1, que tem seus corpos celulares ligados a núcleos motores na medula espinhal ou no tronco encefálico. Os axônios desses neurônios saem da medula ou do tronco encefálico, em um ventre, ramificam-se para entremear os grupos de fibras, onde se ramificam ainda mais para controlar as fibras musculares. Em geral, uma fibra muscular é estimulada por apenas um neurônio motor, que faz sua ligação próximo ao meio da fibra. O grupo de fibras que é innervada por um mesmo neurônio motor é chamado de unidade muscular; esses grupos englobam entre 100 e 1000 fibras. Assim, o conjunto da unidade muscular com o neurônio motor caracteriza uma unidade motora.

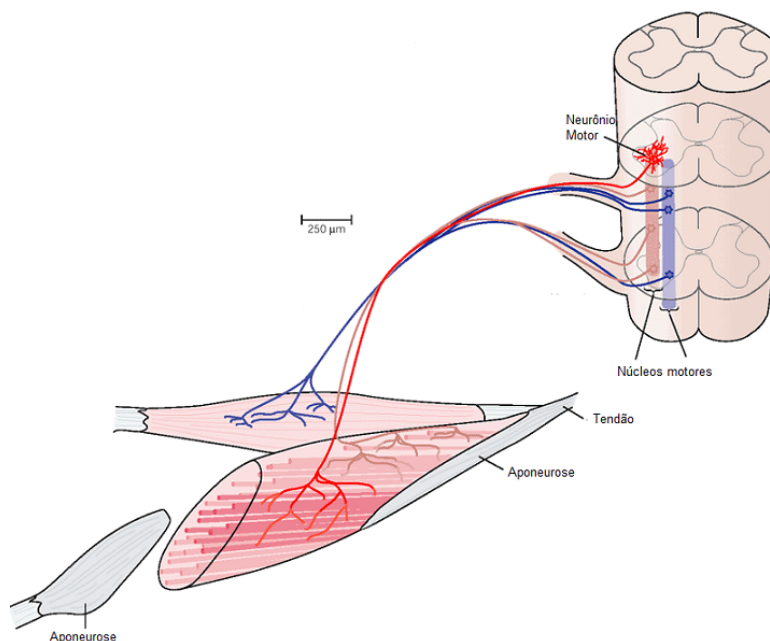


Figura 1.1: Neurônio motor. Adaptada de [1].

Entre o neurônio motor e as fibras musculares existe uma conexão funcional, sináptica, conhecida como placa motora, essas conexões são encontradas em grupos espalhados pelos músculos. Essa conexão sináptica requer que várias vesículas com o neurotransmissor acetilcolina estejam disponíveis, para que, a cada potencial de ação do neurônio motor, haja a despolarização

suficiente das membranas pós-sinápticas das fibras musculares.

Uma vez que as membranas da junção neuromuscular são despolarizadas a seu limiar, um potencial de ação se propaga, de forma lenta, quando comparada à velocidade de propagação de neurônios mielinizados, nas duas direções da fibra em sentido contrário à placa motora. Esse tipo de propagação requer altas correntes iônicas através das membranas, induzindo gradientes elétricos, relativamente altos, nos fluidos extracelulares próximos às fibras.

Em razão de um potencial de ação de um neurônio motor conseguir ativar centenas de fibras em sincronia, a soma dessas correntes resulta em um sinal elétrico que pode ser detectado fora do próprio músculo. Quando forças maiores do que as mínimas são imprimidas nos músculos, diversas unidades motoras são excitadas de forma assíncrona, gerando a somação de diferentes potenciais de ação em diferentes fases. O resultado desse fenômeno é um sinal de estrutura complexa, apresentando amplitudes em torno de 100 μV , conhecido como eletromiograma. Esses sinais eletromiográficos carregam informações importantes sobre o esquema de controle muscular e podem ser utilizados para a identificação de disfunções no sistema motor.

Ao se analisar a estrutura de uma fibra muscular esquelética, percebe-se o agrupamento de várias miofibrilas, (Figura 1.2A), as quais seguem um padrão de repetição estrutural longitudinal, o sarcômero, (Figura 1.2B). Esse padrão é composto por duas estruturas proteicas. Uma que é um filamento fino, formado principalmente por actina, em forma de hélice. Outra que é um filamento grosso, formado por moléculas de miosina, as quais apresentam estruturas parecidas com cabeças que ficam viradas para as bordas dos filamentos, isso faz com que esse filamento tenha uma parte central lisa (Figura 1.2C). Cada sarcômero é delimitado por elementos chamados discos Z. Os filamentos finos são ligados a esses discos e se ligam em série até próximo ao centro do sarcômero. No centro do sarcômero, flutuando estão os filamentos grossos, nota-se que esses filamentos são intercalados, e apresentam uma sobreposição variável, a qual é responsável pela contração e comprimento do músculo.

Assim, quando se realiza uma contração, os filamentos finos e grossos adjacentes deslizam entre si, através de reações entre as cabeças de miosina e os espaços entre as moléculas de actina. Essa é a hipótese do deslizamento de proteínas criada nos anos 50 por A.F. Huxley e outros pesquisadores, e ainda aceita.

As cabeças de miosina contêm ATPase que cliva as moléculas de adenosina trifosfato (ATP), criando uma energia mecânica, que é aplicada em uma mudança de forma dessas cabeças. Essa energia e a deformação são utilizadas para conectar a miosina em espaços nos filamentos de actina que foram ativados por cálcio (Ca^{2+}). As pontes criadas por essas ligações são, então, utilizadas para tensionar as fibras, puxando os filamentos finos em direção longitudinal, de modo a aumentar a sobreposição entre os dois tipos de filamento, encurtando, assim, as fibras musculares.

Depois de uma mudança de comprimento de aproximadamente 0,06 μm , a tensão na ponte formada entre os filamentos é liberada, e assim eles devem se desligar para continuar o processo, ligando-se em um próximo espaço, para aumentar ou diminuir a contração. Esse desligamento é um processo ativo, ou seja, consome energia (Figura 1.3). A qual advém da hidrólise do ATP em adenosina difosfato (ADP) e fosfato, e necessita da presença de Ca^{2+} ; dessa forma, o ciclo de ligamento, tensão e desligamento continua, enquanto houver Ca^{2+} e ATP nas células

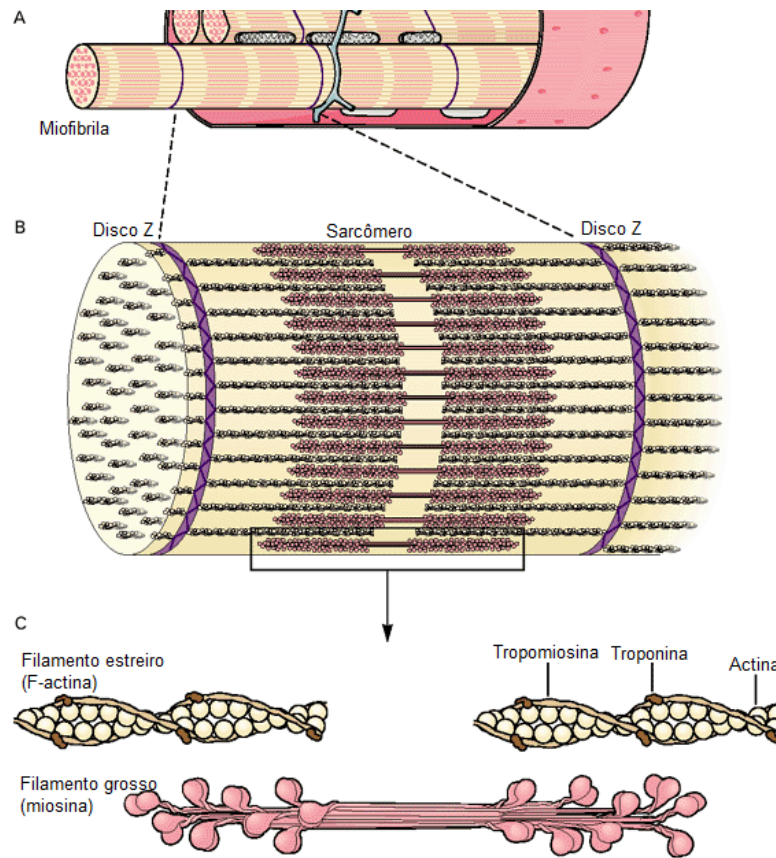


Figura 1.2: Miofibrila. Adaptada de [1]

musculares, que é um dos fatores determinantes para a ocorrência da fadiga [1].

Além das estruturas contráteis, que são as responsáveis pela força ativa gerada nos músculos, existem outros filamentos, os quais são responsáveis por manter os filamentos finos e grossos alinhados. Estes são chamados de filamentos de conexão e conectam os filamentos grossos aos discos Z delimitadores do sarcômero. Esses filamentos são constituídos de elementos elásticos, que permitem a existência de uma força passiva em fibras não ativadas. Os tecidos conjuntivos que formam os tendões e as aponeuroses também contribuem para a manutenção da força passiva, além de distribuírem uniformemente a força ativa gerada nos sarcômeros.

Dessa forma, a força total medida em um músculo reflete a soma da tensão passiva com uma tensão ativa instantânea gerada pelas pontes cruzadas entres os filamentos. Essa tensão ativa é influenciada por três fatores, considerados independentes, o número de pontes cruzadas formadas, a força produzida por cada ponte e ainda a velocidade com que as cabeças de miosina conseguem criar e desfazer pontes, ou seja, a velocidade de movimento das pontes.

Para a criação das pontes, no entanto, é necessário que o Ca^{2+} se ligue aos complexos troponina-tropomiosina, para que as áreas de ativação da actina sejam expostas. Nesse contexto, o retículo sarcoplasmático é de grande importância, visto que ele é formado por diversos túbulos e câmaras que são capazes de liberar e reabsorver o Ca^{2+} (1.4).

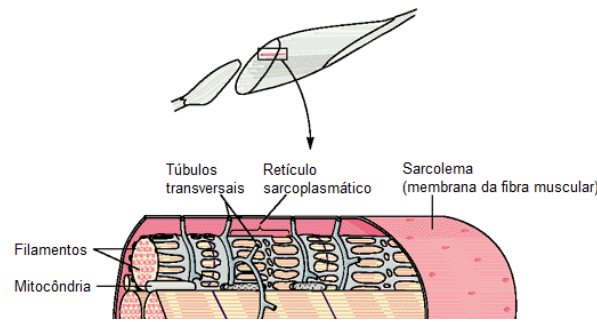


Figura 1.4: Estrutura da fibra muscular. Adaptada de [1].

As quantidades de Ca^{2+} são mantidas em níveis baixos em situações de repouso, através do bombeamento ativo do íon para dentro do retículo sarcoplasmático. Esse retículo envolve as miofibrilas e são conectados aos túbulos transversais que são algumas envaginações do sarcolema. Quando um potencial de ação, oriundo do neurônio motor, despolariza a membrana da fibra muscular, muda também as cargas das membranas dos túbulos transversais, gerando a liberação de Ca^{2+} que, por sua vez, é difundido passivamente, por diferença de concentração.

A liberação de Ca^{2+} é extremamente rápida, no entanto, a ligação com os elementos do filamento pode levar de 20 a 50 ms. Durante o processo de ligação, o Ca^{2+} livre restante é rapidamente reabsorvido. O acontecimento de dois processos concorrentes, a reabsorção e a ligação de Ca^{2+} , faz com que haja o aumento seguido do decaimento da tensão ativa em um intervalo de 80 a 200 ms depois da despolarização, quando se considera a resposta do músculo a um único potencial de ação.

A força de uma contração, gerada por apenas um potencial de ação, é muito pequena, pois a quantidade de Ca^{2+} livre e a difusão instantânea não são suficientes para a ligação de muitos pares de actina e miosina. No entanto, se outro potencial de ação acontece antes que todo Ca^{2+} liberado pelo anterior seja absorvido, mais pontes cruzadas poderão se formar, o que gera maior força final. Assim, quanto maior a frequência de potenciais de ação enviados às fibras musculares maior será a quantidade de pontes continuamente formadas, chegando a um nível máximo de contração. A frequência de disparo das fibras também está susceptível aos processos geradores da fadiga [1].

Quando as fibras musculares são, repetidamente, ativadas, as fontes de energia são exauridas, levando à fadiga. Durante a fadiga elas produzem menos força e a taxa de elevação da força é reduzida. Ainda, quando fadigadas, as fibras levam mais tempo para relaxar, uma vez que o processo de relaxamento também é ativo e requer ATP. Esse prolongamento do tempo de relaxamento faz com que a força produzida por impulsos nervosos se some em frequências menores do que no músculo descansado. Assim, no início da fadiga, a soma da força, gerada por estimulações elétricas não fundidas, demora mais tempo para diminuir do que as forças de contrações individuais. Como resultado disso, o sistema nervoso diminui a taxa de ativação dos neurônios motores, a fim de compensar a força remanescente.

Músculos com diferentes propósitos apresentam fibras musculares mecanicamente especializadas, que apresentam estruturas de miosina diferente, bem como aparatos metabólicos diferenciados. As fibras são divididas em três tipos: um tipo de fibra de contração lenta e dois tipos de fibras de contração rápida, sendo que todas as fibras de uma mesma unidade motora são do

mesmo tipo.

As fibras lentas são do tipo I, e a força produzida por esse tipo aparece e diminui lentamente em resposta a um potencial de ação. Elas produzem tensões pequenas que são sustentadas por longo período, sem que haja a escassez das fontes de energia. Essa resistência à fadiga se dá pelo uso de processos catabólicos baseados em oxidação. O uso do oxigênio e da glucose presente na corrente sanguínea fornece material suficiente para regeneração, praticamente indefinida, do ATP que alimenta o processo contrátil. Assim, esses tipos de fibras são, altamente, vascularizadas por redes de capilares, além de serem menores, para que esse processo seja possível.

As fibras rápidas são do tipo II, as quais são separadas em duas categorias (A e B), dependendo dos processos metabólicos envolvidos e da resistência à fadiga. O tipo IIB é rapidamente fatigável, e extrai a energia necessária de processos anaeróbicos. Fibras deste tipo apresentam boas reservas de glicogênio que, rapidamente, fornecem energia ao serem convertidos em ácido láctico. Dessa forma, o consumo ligeiro de glicogênio e o acúmulo de ácido láctico nas fibras são limitantes da geração de força, e a recomposição desse esquema metabólico pode demorar horas. O subgrupo IIA, resistente à fadiga, combina dinâmica rápida velocidade de contração com processos de alimentação aeróbicos, assim, resistem à fadiga por alguns minutos [7].

Os tipos citados de fibras motoras foram identificadas em estudos de Burke [15, 16]. Esses tipos são baseados em propriedades de contractilidade. Para classificar as fibras quanto à fadiga, Burke usou um índice que é a razão entre o pico de força, após 120 segundos de estímulo, pelo pico de força inicial. As fibras sensíveis, à fadiga apresentaram índices menores do que 0,25, enquanto as resistentes revelaram índices iguais ou superiores a 0,75.

No entanto, estudos mais recentes do que os de Burke, como o de Bigland-Richie et al. [17], invalidaram os experimentos anteriores e sugerem que as unidades motoras e as fibras musculares não podem ser classificadas entre diferentes tipos. Os experimentos mostraram que não há diferenças estatísticas nos tempos de contração para divisão entre fibras lentas e rápidas. Os estudos mostraram, ainda, que as fibras não se comportam de maneira similar quando excitadas eletricamente em relação a quando são recrutadas voluntariamente, quanto à sensibilidade à fadiga.

A fadiga de um músculo é considerada uma função do tempo, em que mudanças fisiológicas começam acontecer no início da contração e culminam na inabilidade de se manter ou repetir a contração. Essa evolução temporal pode ser rápida ou lenta, dependendo do esforço despendido, levando a alterações mecânicas perceptíveis.

Os mecanismos mais aceitos para a ocorrência da fadiga muscular são:

1. Excitação inadequada dos neurônios motores;
2. Transmissão ruim dos potenciais de ação ao longo das ramificações axônicas;
3. Falha na ativação dos neurotransmissores na junção neuromuscular;
4. Falha na despolarização das membranas localizadas após a junção;
5. Baixa amplitude do potencial de ação e inabilidade de espalhamento pelo sarcolema;
6. Incapacidade do potencial de ação de despolarizar os túbulos do retículo sarcoplasmático ou falta de liberação de cálcio;

7. Problemas no sistema contrátil;
8. Eventos metabólicos e mitocondriais que influenciam na sustentação da contração.

Em geral, a fadiga pode ser classificada como: fadiga central, relacionada a estruturas de propagação do sistema nervoso; fadiga da junção neuromuscular, relacionada à transmissão do estímulo propagado pelo sistema nervoso para o sarcolema; e, finalmente, a fadiga muscular, ligada às propriedades mecânicas musculares. Durante a detecção da fadiga, não é possível discernir qual desses pontos tem maior colaboração para a perda de força total [1].

Dideriksen et al. desenvolveram um modelo para geração de sinais eletromiográficos sob efeito da fadiga. A partir desse modelo, vários protocolos de indução de fadiga foram testados, para entender a relação entre a amplitude do sinal EMG e a força muscular [18]. Após seus experimentos, Dideriksen et al. concluíram que a relação entre a amplitude do sinal e a força muscular não é constante sob fadiga e ainda que nem a quantidade de fibras ativadas ou a quantidade de unidades motoras ativas podem ser deduzidas pela amplitude do sinal nessas condições.

1.2 Métodos para a detecção e monitoramento da fadiga muscular

1.2.1 Biosensores de lactato

Os mecanismos celulares controladores da força, como visto anteriormente, incluem a concentração de Ca^{2+} no meio envolvendo as miofibrilas, a sensibilidade das miofibrilas ao Ca^{2+} e a força produzida pelas pontes cruzadas característica da máxima ativação da actina dependente do Ca^{2+} . Esses mecanismos são, diretamente, afetados pelo acúmulo de vários restos metabólicos das reações químicas que levam à contração. Um deles é o ácido láctico, resultante da quebra anaeróbica do glicogênio.

A presença do ácido láctico gera acidificação do meio celular e é um dos principais indicativos da inibição dos mecanismos de Ca^{2+} mencionados. Essa inibição, recentemente, tem sido atribuída à grande concentração de fosfato inorgânico no meio celular. Assim, no nível celular, a fadiga está altamente relacionada com a presença dos produtos metabólicos das reações químicas que levam à contração, contudo, a fadiga está relacionada à presença do ácido láctico, que será expelido da célula e despejado na corrente sanguínea [1].

Através de biosensores sensíveis a lactato, é possível encontrar a concentração de ácido láctico em uma pequena amostra de sangue. Um biossensor é um dispositivo sensível a um elemento biológico, conectado ou integrado a um transdutor, com o propósito de gerar sinal elétrico proporcional à concentração de um composto químico ou combinação de compostos.

Transdutores de vários tipos podem ser encontrados e, em alguns casos, eles são específicos para o tipo de substância que se deseja estudar. Os transdutores eletromecânicos mais comuns são os amperométrico e os ponteciométricos. Um biossensor amperométrico, tipo dos sensores de lactato presentes no mercado, mede a corrente produzida durante a oxidação ou redução de

um produto ou reagente, o qual está sob um potencial elétrico constante. Esse tipo de sensor apresenta resposta rápida e boa sensibilidade a pequenas variações de concentração [19].

Os transdutores contêm biocomponentes que reagem de forma específica a uma substância a ser analisada. Esses biocomponentes podem ser enzimas, tecidos, bactérias, anticorpos ou outros elementos. No entanto, esses componentes têm vida útil muito curta em condições ambientais, dessa forma, devem ser inseridos em matrizes de materiais específicos, polímeros condutores de corrente, e são, comumente, utilizados com essa função. Esses polímeros preservam os biocomponentes, bem como são capazes de transferir a carga elétrica produzida pela reação entre os biocomponentes, enzimas no caso de sensores de lactato, e o substrato.

Os biossensores de lactato são baseados em enzimas como a lactato oxidase e lactato dehidrogenase. Assim, quando o ácido láctico presente no sangue é colocado em contato com o sensor, em forma de tira, ocorre uma reação química que gera corrente elétrica proporcional à concentração, e essa corrente é transmitida pelo transdutor para um circuito eletrônico, em que um microcontrolador, através de uma relação numérica, transforma a voltagem percebida em um nível de concentração de lactato.

Existem no mercado alguns equipamentos portáteis, como o AccuCheck, capazes de fazer essa análise em poucos segundos, o que permite o monitoramento dos níveis de ácido láctico no sangue, indiretamente, o monitoramento da fadiga muscular de um indivíduo [20, 21].

1.2.2 Eletroestimulação

Estudos sobre a fadiga levaram a uma classificação relativa a frequência de ativação do neurônios motores, a partir da observação de um fenômeno chamado fadiga de baixa frequência (LFF). Esse fenômeno é caracterizado pela perda de força em resposta a estímulos de baixa frequência do que aos de alta. Esse tipo de fadiga é duradoura, e pode levar de horas a dias para que haja recuperação dos níveis normais de geração de força.

Durante a LFF, mecanismos contráteis sensíveis a frequências baixas de estímulo são bloqueados. Esse tipo de fadiga pode ser induzida por estimulação elétrica, em que se percebeu que estímulos entre 10 e 30 Hz são capazes de diminuir em 50% os valores de máxima contração voluntário dos músculos.

Segundo pesquisadores [22, 23], essas frequências coincidem com as frequências de ativação dos neurônios motores durante as atividades musculares diárias.

Esse tipo de fadiga pode ser detectado através da mensuração do torque gerado em resposta a estímulos elétricos de diferentes frequências, em que os músculos ou nervos motores são estimulados por eletrodos de superfície. Em razão de a LFF levar tanto tempo para ser recuperada, estudos apontam que suas causas não advenham de mecanismos metabólicos ou iônicos, mas, sim, de danos a fibras musculares, ou à incapacidade da tradução da excitação elétrica em contração.

Um índice comum para a medida da LFF é a mudança na razão entre a produção de força para um estímulo a 20 Hz, pela produção de força a um estímulo a 50 ou 80 Hz. Um declínio nessa razão indica que uma atividade física gerou LFF, assim, o índice deve ser calculado antes e depois de uma atividade [24].

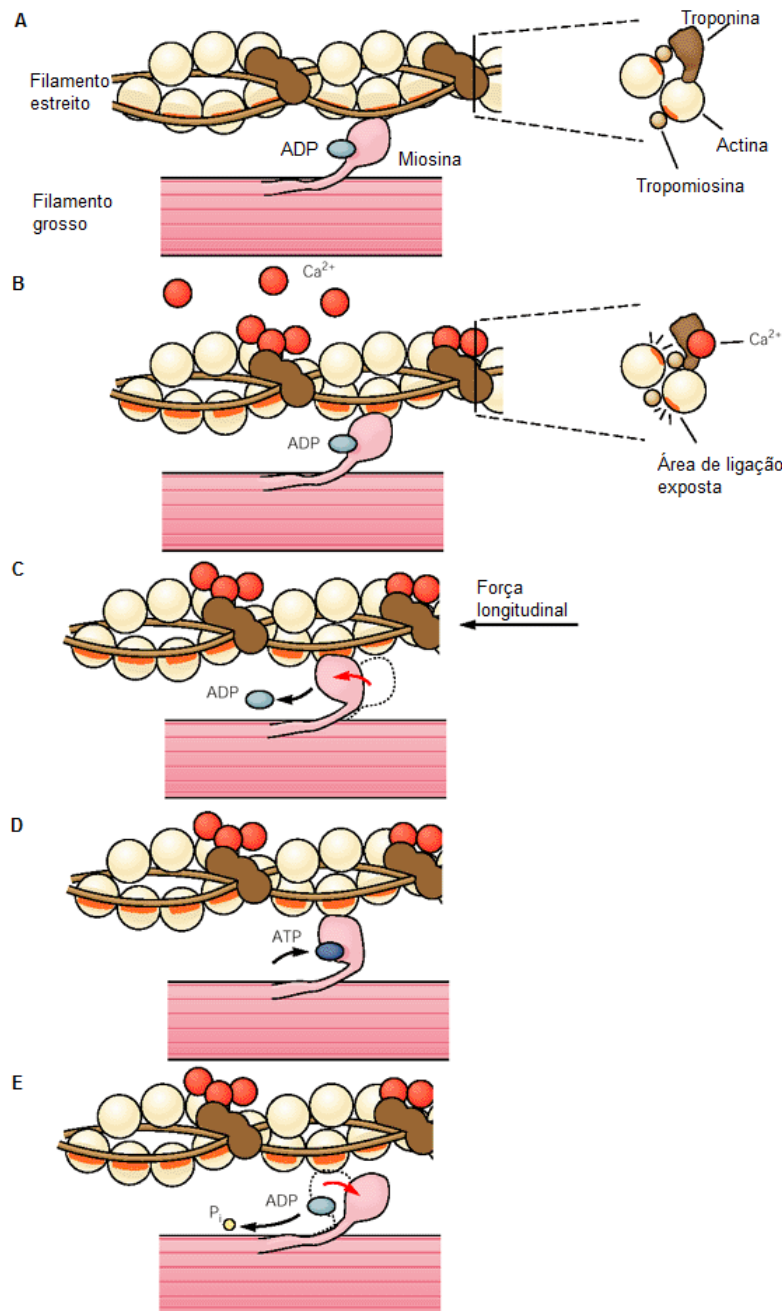


Figura 1.3: Ciclo de adesão e liberação das cabeças de miosina nos filamentos de actina. (A) Na condição de repouso as cabeças de miosina estão ligadas a uma adenosina difosfato, enquanto nos filamentos de actina as áreas de ligação estão bloqueadas por moléculas de tropomiosina. (B) Quando a fibra muscular é ativada, uma onda de Ca^{2+} é liberada, oriunda do retículo sarcoplasmático, esses íons se combinam com algumas moléculas de tropomiosina, e geram uma mudança na conformação das outras moléculas, de forma a expor as áreas de ligação, e permitem a ligação entre as cabeças de miosina e a actina, para formar as pontes cruzadas. (C) O movimento das cabeças de miosina cria a tensão na fibra, aumentando a sobreposição dos filamentos de actina com os de miosina, encurtando a fibra muscular. (D) Ao fim do movimento das cabeças de miosina, uma molécula de ATP se combina com a cabeça. (E) A energia liberada na defosforilação do ATP é utilizada para desligar a miosina da actina, então a cabeça se reposiciona para se ligar a outra molécula de actina, em continuidade ao processo. Adaptada de [1].

Eletroniografia de superfície

2.1 Histórico

O desenvolvimento da eletroniografia se inicia com as primeiras evidências de relação entre os músculos e a eletricidade. Em meados do século XVII, Francesco Redi evidenciou que um músculo era a fonte da energia elétrica de um tipo de arraia que é capaz provocar descargas elétricas em suas presas. Por volta de 1770, Walsh demonstrou que o tecido muscular de algumas enguias era capaz de gerar eletricidade [5, 3].

O grande marco da eletrofisiologia ocorreu por volta de 1790, quando Galvani obteve evidências claras da relação entre contração muscular e eletricidade. Os estudos dele mostraram que contrações musculares podiam ser induzidas pela descarga de energia estática. Os resultados de Galvani foram contestados por Volta, que acabou por desenvolver um sistema de eletroestimulação muscular [5, 3].

Durante o século XIX, a eletroestimulação ganhou popularidade e foi utilizada por vários pesquisadores no estudo das funções musculares, como o caso de Duchenne em 1860. Foi nesse mesmo século que o galvanômetro foi inventado e permitia a aferição de correntes elétricas. Em 1838, Matteucci utilizou essa ferramenta para demonstrar a existência de um potencial elétrico entre o nervo e o músculo de um sapo amputado. Em 1849, Du Bois-Reymond mostrou a primeira evidência da atividade elétrica em músculos durante a contração voluntária. Em seus experimentos, demonstrou ainda a influência da impedância da pele na captação da corrente advinda da atividade muscular [5, 3].

Já no início do século XX, Pratt mostrou, em seus estudos, que a magnitude da energia associada a contração muscular era devida ao recrutamento de várias fibras individuais [25]. Em 1944, Gasser e Newcomer ganharam um prêmio Nobel por terem mostrado, em um trabalho anterior, o sinal elétrico advindo dos músculos em um osciloscópio[26].

A partir de 1940, a eletroniografia de superfície, beneficiada pelo avanço da eletrônica e da instrumentação, começou a ser vastamente utilizada no estudo das funções musculares, incluindo a dinâmica dos movimentos [27, 28]. Durante a década de 1960, iniciaram-se vários estudos em *biofeedback*, baseados em eletroniografia, e foi possível provar que a percepção visual ou auditiva de fenômenos fisiológicos poderia ser usada no treinamento muscular [29].

Esses avanços fizeram da eletroniografia uma ciência amplamente difundida e estudada,

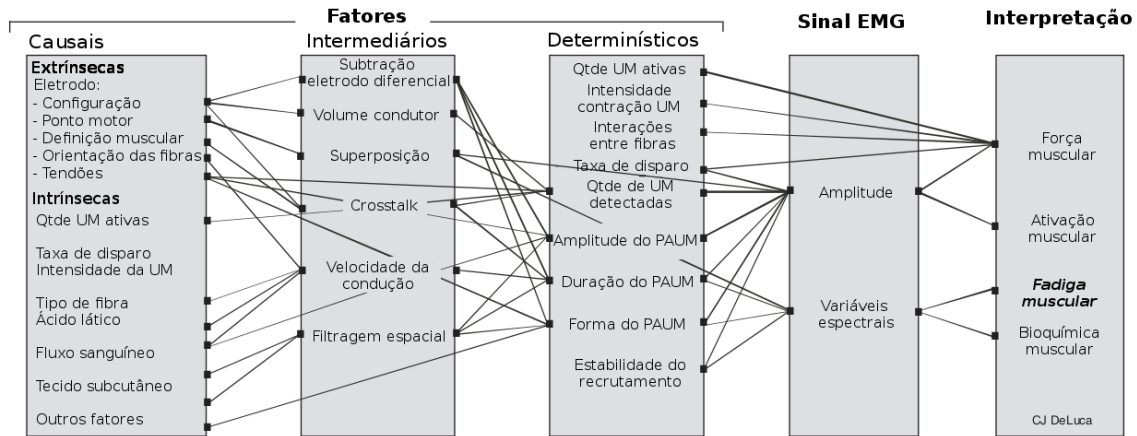


Figura 2.1: Fatores que influenciam a formação do sinal EMG. Adaptada de [2].

utilizada como fonte de informação para o diagnóstico de doenças neuromusculares, bem como no treinamento esportivo, para incrementar as análises biomecânicas, além do uso no controle de próteses e meios de comunicação alternativa [30, 31].

2.2 Descrição do sinal eletromiográfico (EMG)

O sinal EMG é a manifestação da ativação neuromuscular associada a uma contração muscular. Esse sinal representa a corrente gerada pelo fluxo iônico, através das membranas das fibras musculares, que se propaga em diversas direções e sensibiliza um eletrodo presente no ambiente, preferencialmente, na superfície da pele. O sinal é uma informação complexa afetada pela configuração anatômica e fisiológica dos músculos, bem como pela estratégia de controle do sistema nervoso, além de ser altamente sensível ao tipo de instrumentação utilizada na captação.

A Figura 2.1 mostra a interação entre variáveis anatômicas, fisiológicas e bioquímicas que influenciam na formação do sinal EMG. Os fatores são divididos em três classes: fatores causais, fatores intermediários e fatores determinísticos. Os fatores causais têm efeitos elementares no sinal resultante e incluem situações extrínsecas relacionadas ao posicionamento dos eletrodos. Os intermediários apresentam fatores físicos e fenômenos fisiológicos que são influenciados por alguns dos fatores causais. Por fim, têm-se os fatores determinísticos que recebem influências dos intermediários e representam características físicas dos potenciais de ação [32].

Alguns aspectos fisiológicos da comunicação do sistema nervoso com o tecido muscular são importantes para a explicação da formação do sinal EMG. As fibras musculares são inervadas em grupos chamados de unidades motoras (UM), que, quando ativas, geram um potencial de ação de unidade motora (PAUM) [3, 5, 7].

A ativação dessas unidades é feita de forma repetida e contínua à medida que o movimento realizado requeira mais força. Essa ativação contínua gera os chamados trens de potenciais de ação de unidade motora. Os trens de várias unidades motoras vizinhas se somam e formam o sinal EMG. O aumento do envio de sinais excitatórios, por parte do sistema nervoso, ativa um número maior de unidades motoras e aumenta a taxa de disparo das fibras, o que aumenta, por

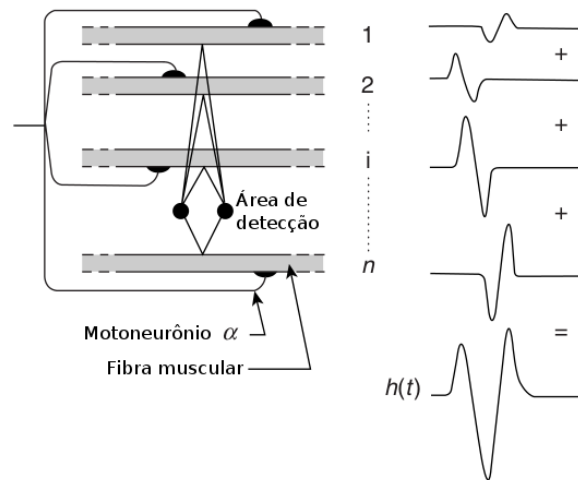


Figura 2.2: Soma dos potenciais de várias fibras para a formação do potencial de ação de unidade motora. Adaptada de[3].

consequente, a força resultante [3, 5, 7].

2.2.1 Potencial de ação de unidade motora

A unidade funcional mais básica de um músculo é a unidade motora, que consiste de um motoneurônio α e todas as fibras musculares inervadas por suas ramificações axônicas. O sinal elétrico captado por um eletrodo que é emanado da ativação das fibras de uma unidade motora em sua vizinhança, é chamado de potencial de ação de unidade motora. Os PAUMs consistem em unidades fundamentais de um sinal EMG [7].

A Figura 2.2 mostra uma ilustração da gênese de um potencial de ação de unidade motora. Salienta-se que vários fatores influenciam a forma de onda do PAUM. Dentre eles, podem-se citar a formação geométrica entre a superfície dos eletrodos de captação e as fibras musculares da vizinhança, a posição relativa entre a superfície de detecção e a região de inervação das fibras, a dimensão das fibras musculares, uma vez que a amplitude do sinal é proporcional ao diâmetro da fibra e o número de fibras presentes em uma unidade motora as quais estão na área de detecção[3].

Diversos trabalhos de decomposição do sinal em PAUMs foram desenvolvidos e, através desses sinais, é possível a identificação de modificações morfológicas das unidades motoras, baseada nos princípios apresentados anteriormente. Apesar da análise da forma de onda do PAUM ser comum entre neurologistas, essa interpretação é subjetiva e requer alto nível de treinamento [4].

2.2.2 Trem de potenciais de ação de unidade motora

Para a sustentação de uma contração, as unidades motoras devem ser ativadas repetidas vezes em sequência, essa sequência é chamada de trem de potenciais de ação de unidade motora (TPAUM). A forma de onda de um trem de potenciais se mantém constante, caso as propriedades

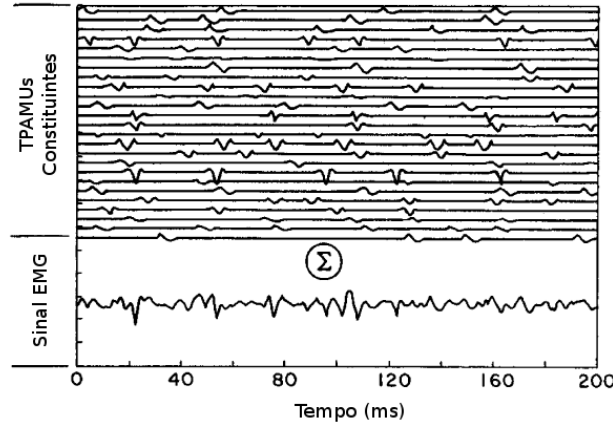


Figura 2.3: Um sinal EMG formado por TPAUMs gerados matematicamente. Adaptado de [4].

do eletrodo captador não se alterem, assim como as condições bioquímicas musculares, pelo fato de que as alterações bioquímicas podem mudar a velocidade da condução, o que influencia a taxa de repetição da ativação das fibras [4].

O trem de potenciais de ação pode ser, matematicamente, modelado como uma sequência de impulsos convoluídos com uma função de transferência que represente a forma de onda do PAUM. Dessa forma, um TPAUM pode ser expresso pela Equação 2.1.

$$u_i(t) = \sum_{k=1}^n h_i(t - t_k) \quad (2.1)$$

em que $t_k = \sum_{l=1}^k x_l$ para $k, l = 1, 2, 3, \dots, n$.

Assim t_k representa a localização temporal dos PAUMs, x_l o intervalo entre os impulsos, com i, k e l inteiros. As Equações 2.2 e 2.3 apresentam o valor médio retificado e o valor médio quadrado, considerando um trem constante de PAUMs uniformes.

$$E \{|u_i(t, F)|\} \cong \lambda_i(t, F) \int_0^{\infty} |h_i(t)| dt \quad (2.2)$$

$$MS \{|u_i(t, F)|\} \cong \lambda_i(t, F) \int_0^{\infty} h_i^2(t) dt \quad (2.3)$$

2.2.3 O sinal EMG

O sinal EMG é a simples soma dos trens de potencial de ação, representada pela Equação 2.4. A Figura 2.3 mostra 25 TPAUMs gerados, matematicamente, e a soma deles, formando, assim, um sinal EMG sintético com características bem próximas do real.

$$m(t, F) = \sum_{i=1}^p u_i(t, F) \quad (2.4)$$

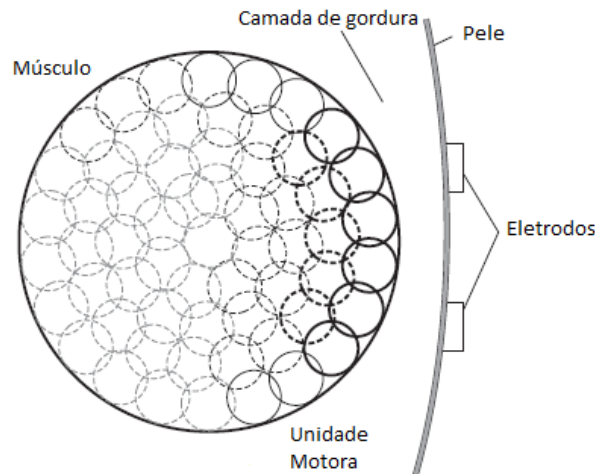


Figura 2.4: Esquema da atividade da unidade motora em relação ao eletrodo de registro. Adaptada de [5].

2.3 Aquisição e condicionamento do sinal EMG

2.3.1 Fonte do sinal EMG

A fonte do sinal EMG são os potenciais de ação das unidades motoras. Os potenciais de ação são emitidos por cada unidade motora ativada durante uma dada contração. Em cada padrão de recrutamento, várias unidades motoras são ativadas de maneira assíncrona. Esse padrão de ativação assíncrono desencadeia a possibilidade de se ter um movimento suave. Assim, é a soma de atividade das unidades motoras que constitui o volume de sinal, denominando TPAUM, que será captado pelo eletrodo e, posteriormente, amplificado e filtrado pelo equipamento de eletromiografia.

Na Figura 2.4, os pequenos círculos representam a região da fibra muscular que é associada com a área de recrutamento da unidade motora. É possível notar como os círculos se sobrepõem. Os círculos de borda sólida que ficam mais perto da superfície da pele e, portanto, mais perto dos eletrodos de registro, geram a melhor contribuição para o sinal EMG. Quanto mais fraca é a borda do círculo, mais longe ele está dos eletrodos e, com isso, pouco contribuiu para o sinal EMG.

Quanto maior é a distância que o sinal tem que percorrer até chegar aos eletrodos, maior é a resistência encontrada. Como essa resistência absorve energia, menor é energia original que atinge a superfície do eletrodo. Além disso, os tecidos do corpo tendem a absorver as componentes de alta-frequência do sinal, fazendo com que as baixas frequências sejam lidas. Dessa forma, o tecido do corpo é considerado um filtro passa-baixa.

A existência de tecido adiposo entre o músculo e os eletrodos de captação pode também afetar no sinal que atingirá os eletrodos. Essa camada adiposa age como um perfeito isolante elétrico imperfeito, fazendo com que o fluxo de corrente elétrica seja interrompido, e quanto maior essa camada, menor será a quantidade de sinal que chegará aos eletrodos [5].

2.3.2 Eletrodos

Existem dois tipos principais de eletrodos: os de superfície ou não-invasivos e os que são inseridos na pele, também chamados de invasivos. Nesse trabalho, somente os eletrodos de superfície serão mencionados. Dentro da categoria de eletrodos de superfície, têm-se ainda dois tipos: os ativos e os passivos.

Os eletrodos de superfície ativos, são aqueles que possuem um amplificador com alta impedância de entrada, encapsulado juntamente com a superfície de detecção do eletrodo. Esse modelo de eletrodo acoplado ao amplificador, torna o mesmo menos sensível à impedância, o que faz com que a qualidade da interface eletrodo-pele seja aumentada.

Embora os eletrodos ativos sejam de acoplamento capacitivo e apresentem a vantagem de não precisarem de um meio condutor, eles apresentam um ruído inerente em um nível muito maior, se comparado aos eletrodos passivos. Além disso, não são confiáveis a longo prazo, pelo fato de que suas propriedades dielétricas podem ser alteradas, quando expostos à sudorese ou quando a substância dielétrica é danificada.

Os eletrodos de superfície passivos, normalmente, são feitos de material metálico, que oferece uma superfície de detecção que é sensibilizada pela corrente na superfície da pele que passa pela interface eletrodo-pele. Nesse tipo de eletrodo, o contato pode ser melhorado, quando se usa gel condutor ou pasta condutora entre o eletrodo e a superfície da pele. A impedância da pele pode ser ainda reduzida, eliminando-se a camada de células mortas da superfície da pele, juntamente com o óleo que protege a mesma.

A ausência de equilíbrio químico, na junção do metal e do eletrólito, faz com que o potencial de polarização do eletrodo varie conforme as alterações de temperatura, acúmulo de sudorese, mudanças na concentração eletrolítica no gel condutor, movimento relativo do metal e da pele, assim como a quantidade de corrente que passa pelo eletrodo.

É importante lembrar que o potencial de polarização tem as duas componentes de corrente: contínua e alternada. A componente alternada pode ser reduzida, ao se fazer a interface de troca reversível de cloreto com o metal do eletrodo. Esse arranjo é encontrado nos eletrodos Ag/AgCl, o tipo de eletrodo utilizado para as coletas nesse trabalho. Já a componente contínua é anulada pela amplificação da componente alternada, quando se utilizam os eletrodos na configuração bipolar.

Quando se trata da configuração dos eletrodos, ou seja, do posicionamento dos mesmos, têm-se dois tipos: monopolar e bipolar. Na configuração monopolar, o eletrodo de superfície é utilizado como eletrodo de referência. A desvantagem desse método é que o eletrodo capta todos os sinais elétricos da vizinhança da superfície de detecção, diferentes do músculo em interesse.

A configuração bipolar ultrapassa essa limitação, porque nesse caso são utilizadas duas superfícies para detectar dois potenciais de ação do mesmo músculo de interesse, e cada uma dessas superfícies em relação ao eletrodo de referência. Esses dois sinais são, em seguida, enviados para o amplificador diferencial.[4].

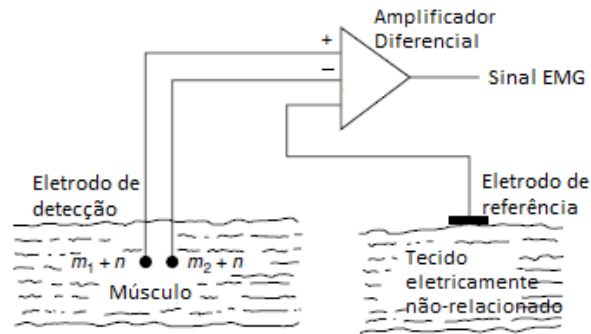


Figura 2.5: Configuração bipolar de eletrodos. Neste tipo de arranjo, os sinais de EMG (m_1 e m_2) são considerados diferentes, enquanto o ruído (n) é considerado o mesmo para os dois sinais. O eletrodo de referência é, então, posicionado na superfície de um músculo não relacionado eletricamente com a captação do sinal EMG. Adaptado de [4].

2.3.3 Amplificação

Os sinais EMG coletados pelos eletrodos necessitam de amplificação de voltagem e corrente. A alta impedância de entrada dos amplificadores transformam os baixos sinais de entrada em sinais de alta voltagem, adequando-os assim para serem utilizados na conversão analógica para digital (conversão AD), e para os próximos passos de processamento.

O amplificador deve ser projetado com determinados valores de maneira a distorcer o mínimo possível o sinal EMG coletado pelos eletrodos. Para que esse projeto seja feito corretamente, é sempre importante atender a especificações de impedância de entrada em modo comum, razão de rejeição em modo comum, corrente de polarização de entrada e ruído das entradas curto-circuitadas.

DeLuca [4] expõe que a impedância de entrada em modo comum deve ser a maior possível, acima de $10^{15}\Omega$. Já Merletti [7] ressalta que a impedância de entrada do amplificador deve ser maior que $100M\Omega$ para ser considerada aceitável, mas que faixas acima de $1000M\Omega$ são preferidas, quando se usam pequenos eletrodos. Seguindo essas especificações, tem-se praticamente dois tipos de amplificadores para escolha: seguidor de voltagem e amplificadores operacionais [33, 34, 7].

A maioria dos circuitos usados na etapa de pré-condicionamento possuem um baixo ganho para evitar saturação do sinal contínuo (sinal DC), presente entre os eletrodos, e ainda são incorporados com um filtro passa-alta, afim de limitar ou remover o sinal DC.

Os amplificadores são projetados com entradas simétricas, de modo que a diferença entre essas duas entradas seja o sinal que é, verdadeiramente, detectado, quando se trata de amplificadores operantes na configuração diferencial. É necessário que os componentes do amplificador tenham o menor nível de ruído e que suas duas entradas tenham a maior simetria possível [7].

A razão de rejeição em modo comum (RRMC) é o parâmetro que define o grau de simetria entre as entradas e, com isso também, a habilidade que o amplificador possui em rejeitar voltagens de modo comum [4]. Assim, uma RRMC na faixa de 10^5 a 10^6 (100-120dB) e de 10^{-5} a 10^{-6} é requerida para limitar os valores de voltagem de entrada que são inexpressíveis para o

sinal EMG .

De acordo com De Luca [4], a corrente de polarização de entrada deve ser a menor possível, tipicamente menor do que 5fA. O nível de ruído deve estar abaixo de $1.5\mu V_{rms}$ para uma banda de frequência de 20-500Hz.

2.3.4 Filtragem

O circuito de condicionamento do sinal que segue o pré-condicionamento é composto por um filtro passa-alta, com frequência de corte em torno de 10-20Hz, e um filtro passa-baixa, com frequência de corte na faixa de 400-450Hz, com atenuação de 40dB/década. O sinal EMG detectado na superfície apresenta variações de acordo com os artefatos e instabilidade da interface eletrodo-pele. As frequências desse sinal indesejado estão, usualmente, na faixa de 0 a 20Hz, portanto, o filtro passa-alta é, normalmente, projetado com frequência de corte de 15 a 20Hz.

Filtros passa-alta e passa-baixa são utilizados para reduzir ruídos e artefatos do sinal. Em alguns casos, é usado ainda o filtro de entalhe, ou filtro *notch*, para reduzir interferência de 50 e 60Hz. Na verdade, essa não é uma boa prática porque o uso desse filtro pode remover potência de uma banda de frequência na qual o sinal EMG apresenta grande densidade de potência. O filtro *notch* pode ainda introduzir uma rotação de fase, estendendo a frequência para valores mais altos e mais baixos que a frequência central, modificando, assim, a forma de onda [7].

2.4 Conversão Analógico/Digital do sinal EMG

A aquisição de sinais EMG requer ainda que uma unidade de isolamento, baseada em acoplamento óptico, seja sempre incorporada aos equipamento de EMG para segurança do usuário. Essa unidade certifica que haja isolamento galvânica entre o equipamento e o paciente, para que não haja correntes de fuga provenientes do equipamento de EMG ou de outros equipamentos não-médicos conectados a este [4]. O isolamento óptico é sempre feito entre a saída do sinal analógico e a entrada do sinal digital.

De acordo com o teorema de Nyquist, qualquer sinal deve ser amostrado a uma taxa de no mínimo duas vezes a frequência da maior harmônica presente neste, afim de evitar o fenômeno chamado *aliasing*. Esse efeito é representado na Figura 2.6, que mostra como há uma superposição de sinal, quando uma harmônica deste é amostrada em uma frequência abaixo do que o teorema de Nyquist requer.

O *aliasing* ocorre para harmônicas de alta frequência e para ruído de banda larga. Por isso se faz importante a remoção das componentes do sinal que estão acima da frequência do sinal de interesse. Para o caso do sinal EMG de superfície, normalmente, todos os músculos geram sinais na faixa de 400 a 450Hz, e com isso requerem filtros *anti-aliasing* de frequência baixa, com frequência de corte nessa faixa e com taxa de amostragem de, pelo menos, 1000 amostras por segundo.

A conversão AD faz a transformação das voltagens amostradas em níveis representados em escala binária (0 ou 1). Um conversor AD recebe sinais em uma devida faixa de voltagem já pré-determinada, e essa faixa é, então, subdividida em números de níveis discretos, dado por $2^n - 1$, na qual n corresponde ao número de bits do conversor AD. Para um conversor de 8 bits,

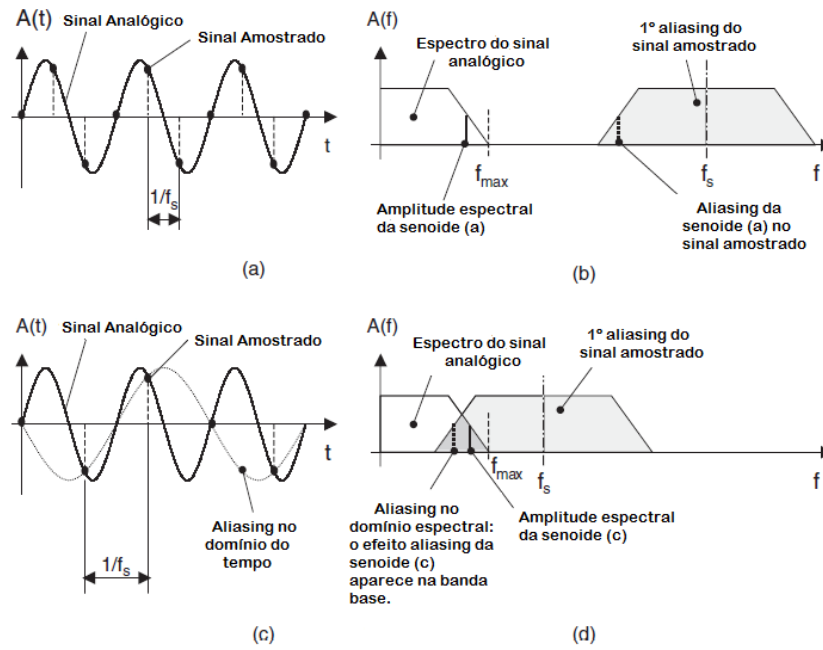


Figura 2.6: Fenômeno de *aliasing*. Considerando-se uma harmônica, o sinal senoidal em (a) tem seu devido espectro representado em (b). Quando a frequência de amostragem está acima do critério de Nyquist, são gerados sinais com *aliasing* espectral que não se interceptam, centrados ao longo dos múltiplos da frequência de amostragem. Quando a amostragem está abaixo do critério de Nyquist, os aliases sobrepõem-se. Adaptado de [6, 7].

por exemplo, tem-se $2^8 = 256$ níveis. Para uma faixa de $\pm 5V$, calcula-se $10V/255 = 39.06mV$ por nível. Para calcular a resolução do conversor AD, basta fazer esse último cálculo dividido pelo ganho do amplificador. Considerando-se um ganho de 1000, pode-se inferir que a resolução do conversor é $39.06 \mu V$.

O ganho do amplificador ou filtro, ou seja, o ganho total do circuito do equipamento de EMG deve ser projetado, levando-se em consideração a faixa de entrada do conversor AD. Os conversores são projetados para uma determinada faixa de resolução, que depende também do nível de ruído. De acordo da variação de amplitude pico a pico do sinal EMG, por exemplo, assumindo uma faixa de 4 a $5mV_{pp}$, e o nível de ruído de $1\mu V_{RMS}$, é possível calcular o número de níveis (4000 - 5000) e, então, encontrar o número de bits necessários para fazer a conversão. Neste caso, seria necessário um conversor de 13 bits, considerando-se que o mesmo possui 8195 níveis, o que é suficiente para englobar a faixa de 4000 - 5000 níveis [7]. Após realizada a conversão AD, o sinal pode ser interpretado em código binário e posteriormente processado e analisado.

Estratégias de detecção da fadiga muscular através da eletromiografia de superfície

3.1 Métodos tradicionais

Nas últimas décadas, várias pesquisas sobre o efeito da fadiga muscular no sinal EMG foram conduzidas. A maioria delas em situações isométricas. A isometria acontece, quando o músculo exerce uma força, no entanto mantém seu comprimento. Vários desses estudos mostraram que, após a realização de uma força submáxima, durante certo período, o músculo em análise entra em processo de fadiga, o que é refletido no sinal EMG pelo aumento da amplitude e decréscimo das frequências médias e medianas, no espectro de potência [35, 36, 37].

Outros tipos de estudos mostraram relação linear entre a amplitude do sinal EMG e a força aplicada pelo músculo [38]. Dessa forma, seria intuitivo pensar que um aumento de amplitude significa um aumento de força. No entanto, em condições de fadiga a força diminui, enquanto a amplitude aumenta [36, 37]. Por essa razão, alguns pesquisadores investigaram e concluíram que as variáveis relacionadas à frequência apresentam maior independência em relação à força muscular instantânea do que a amplitude, indicando que são melhores guias para o estudo da fadiga [38, 39].

Apesar de o movimento estar envolvido na maioria das tarefas que causam fadiga, a maioria dos estudos realizados desconsiderou essa variável ao captar os sinais EMG, ou analisou a fadiga após um movimento através de isometria. Assim, as contrações isométricas se tornaram o padrão para a análise dos efeitos da fadiga [40]. Até que se entendeu que, em situações dinâmicas, os fenômenos encontrados nos sinais podem ser diferentes e também interessantes [41], bem como suas aplicações no monitoramento da fadiga em tempo real, para estudos de ergonomia e ciências do esporte.

Em [40], realizou-se um estudo com 15 homens saudáveis, com o objetivo de comparar a variação de características de frequência e amplitude, do sinal EMG, em situações dinâmicas e isométricas. O músculo analisado foi o bíceps brachii, que foi submetido a flexões e extensões totais do cotovelo, até que o participante não conseguisse repetir o movimento, sob uma carga de 7kg, que foi segurada pelos participantes. Para a isometria, os participantes seguraram a mesma carga com o antebraço paralelo ao chão e um ângulo de 90° no cotovelo, antes e depois

do movimento dinâmico.

Durante o experimento, o sinal EMG foi coletado no braço direito, dessa forma, desconsiderada a lateralidade dos indivíduos. Para a análise dos dados, os sinais oriundos da isometria foram divididos em segmentos de 1s, enquanto os dinâmicos separados em segmentos de 250ms. Para cada segmento, calculou-se a amplitude média que, em seguida, foi normalizada para cada indivíduo em relação à MVC, e à frequência média a partir do centro do espectro obtido pela transformada rápida de Fourier (FFT). Para cada participante, foram criados modelos através de polinômios para descrever o comportamento das características ao longo do tempo. Para a avaliação estatística, um teste ANOVA foi aplicado para entender as diferenças entre os modelos isométricos e os dinâmicos.

Os resultados mostraram que para a amplitude houve aumento significativo nos dois modelos a medida que o tempo passou. No entanto, nos modelos dinâmicos, o aumento foi substancialmente maior do que nos isométricos, cerca de 20% maior. Nos modelos dinâmicos, o aumento mostrou-se rápido no começo, com amplitude quase estável no final. Já para a frequência média, mostrou-se decréscimo significativo nos dois modelos, de forma bastante parecida. Caindo de valores próximos a 72Hz para valores próximos a 53Hz, porém a média das frequências médias se mostrou maior para o modelo isométrico do que para o dinâmico.

Assim, os pesquisadores concluíram que a amplitude dos sinais EMG, bem como a frequência média são bons parâmetros para a avaliação da fadiga muscular do bíceps braquial. Além de concordarem que essas características podem ser aplicadas tanto para situações isométricas, quanto para dinâmicas.

3.2 Métodos recentes

Como se pode perceber, os métodos tradicionais, desenvolvidos a partir de meados da década de 50, são altamente baseados em algumas características de frequência, em geral, frequência mediana e frequência média do espectro de potência, bem como em alguma característica de amplitude. Esses métodos, basicamente, analisam a queda no valor das características de frequência, enquanto há um aumento de amplitude, muitos deles fazem a análise em sinais coletados de contrações isométricas. No entanto, com o aumento do poder dos processadores e o avanço das técnicas de reconhecimento de padrões, outros métodos emergiram.

Em [42], considerou-se que a análise da fadiga deve ser realizada através da observação das características do sinal EMG, ao longo do tempo, para que um índice de estimador da fadiga possa ser criado. Com esse intuito, criou-se um grupo com 8 características, em que 4 estavam no domínio do tempo, valor médio absoluto (MAV), cruzamentos por zero (ZC), quantidade de trocas de sinais oblíquas (SSC), e 4 no domínio da frequência, potência espectral (SP), frequência mediana (MDF), frequência média (MF), largura de banda (BW) [43], para uma análise de componentes principais.

No trabalho, quatro métodos de cálculo da direção das componentes principais foram utilizados, PCA, LPCA, NLPCA e ETE [44]. O último foi proposto pelos pesquisadores e extrai a tendência global da informação a partir dos valores iniciais e finais, o que parece adequado para avaliação fadiga. Um avaliador chamado SVR foi utilizado para determinar qual era o

método mais robusto. Esse avaliador é a relação entre a sensibilidade do método à fadiga pela variabilidade das características utilizadas, no espaço vetorial da análise de componentes principais.

Os dados utilizados foram obtidos de um banco de sinais, extraídos de nove pessoas saudáveis, que passaram por protocolo de indução de fadiga, e que realizaram contrações isométricas e cíclicas intercaladas, condições que foram analisadas, estatisticamente, através de teste ANOVA. Cada pessoa realizou 6 experimentos, nos quais um array de 7 eletrodos captou os sinais EMG do bíceps braquial direito.

Antes da comparação entre os métodos, uma seleção de características foi feita, de forma que todas as 255 possibilidades de combinação de características foram usadas para cada um dos 7 canais para cada método, tendo seus respectivos SVRs calculados. Para a comparação, utilizou-se o canal e a combinação de características que gerou melhor resultado.

Os resultados mostraram que, em todos os métodos, os valores da projeção, na direção de maior variabilidade do espaço de características, caíram ao longo do tempo, mostrando quedas bruscas, um indicativo de alta sensibilidade à fadiga. Segundo os autores, o método NLPCA, que é não-linear, obteve resultado bastante inferior aos outros, que são lineares, o que propiciou a evidência de que a trajetória, ao longo do tempo do espaço de características é aproximadamente linear. Observou-se ainda que não houve diferenças entre PCA e LPCA, o que indica equivalência matemática entre os dois métodos.

No trabalho, foi salientado que em todos os grupos de características ótimas o MAV, ZC, MF e BW foram incluídos, isso indica que essas características contêm a maior quantidade de informação relevante sobre a tendência do sinal sob as condições do experimento. Ainda, WL e SP não apareceram em nenhum conjunto de características ótimas, o que implica que características indiretas da amplitude não apresentam informações que não estejam contidas na característica direta incluída que é o MAV.

No experimento de [45], mediu-se a diferença da potência muscular durante um protocolo indutor de fadiga, bem como os efeitos refletidos na EMG. Para tanto, foram recrutados 15 voluntários, fisicamente ativos, os quais foram submetidos a 5 séries de 10 repetições de leg press. A carga foi ajustada para cada voluntário de forma que ele conseguisse executar apenas 10 repetições, ou seja, 10RM.

Uma plataforma de força foi incorporada à máquina utilizada para a realização dos exercícios, aquela continha 4 transdutores de força. Além disso, um encoder rotacional foi instalado para captar a posição e a direção do deslocamento da plataforma. A atividade muscular foi monitorada através do EMG, nos músculos vastus medialis (VM), vastus lateralis (VL) e bíceps femoris (BF), utilizando eletrodos de superfície bipolares [45].

Para o processamento de dados, feito de forma offline, algumas características do sinais EMG foram calculadas, ao longo do tempo, de forma que a evolução delas pudesse ser avaliada. As características foram o MAV, a frequência mediana MF, além de informações espectrais advindas de técnicas recentes. Uma delas, apresentada em [46], consiste na razão entre o momento espectral de ordem 1 e o momento espectral de ordem 5 denotada por FI_{nsm5} ; essa combinação de índices tem mostrado uma sensibilidade à fadiga maior do que o simples uso da MF [47]. Por último, calculou-se uma transformação para tempo-frequência, utilizando a distribuição de Choi-

Williams, que usa um kernel exponencial, evita a criação de valores falsos e preserva densidades marginais [48]. Com base nessa transformação, obteve-se a frequência média instantânea e variância instantânea de frequência.

Os resultados obtidos mostraram que a potência muscular da última repetição da última série foi 45% menor do que as duas repetições iniciais. Para o sinal EMG dos músculos agonistas VM e VL, o MAV médio das 5 últimas repetições de cada série foi significativamente maior do que o medido nas 5 primeiras repetições, o que contrasta com a MF que se comportou de forma inversa. O FI_{nsm5} médio das últimas 5 repetições de cada grupo foi, significativamente, maior do que o registrado nas 5 primeiras repetições do primeiro grupo, além de o logaritmo desse índice ter sido maior nas primeiras repetições das séries 3, 4 e 5 em relação às primeiras da série 1. Já para o músculo antagonista BF, não se obtiveram relações significativas constantes.

Uma análise de correlação de Pearson mostrou que o parâmetro relacionado ao EMG, que teve a melhor correlação com as mudanças na potência mecânica, foi o log do FI_{nsm5} . Esse parâmetro foi apontado como responsável por 37% da variação da potência muscular, quando utilizado como único preditor em uma regressão linear especial [45].

O trabalho [49] investigou o efeito do posicionamento dos eletrodos no deslocamento do espectro de frequência do sinal EMG durante a fadiga causada por contrações isométricas de diferentes níveis de força.

Durante o estudo, 6 voluntários, sem nenhum tipo de distúrbio neuromuscular, passaram pelo processo experimental. O braço foi colocado em flexão de 110° , a máxima contração voluntária (MVC) foi identificada para cada voluntário, em seguida contrações isométricas foram realizadas até a exaustão, utilizando 20%, 40%, 60%, 80% e 100% da MVC. Considerou-se exaustão o momento em que a queda de força fosse de 10% em relação ao nível alvo, um intervalo de 1 hora de descanso foi dado entre as medidas [49].

Para a coleta do sinal EMG, foi utilizada uma barra com 12 eletrodos monopolares distantes de 5 mm de seus vizinhos, posicionados na direção das fibras. O canal 0 está acima do tendão distal, enquanto o 11 era o mais proximal, o eletrodo de referência foi colocado sobre o cotovelo [49].

A análise dos dados foi realizada posterior à coleta, em que o sinal foi janelado, o tamanho da janela foi diferente para cada sinal, dependendo de quanto tempo o voluntário manteve a contração. Para cada janela, foi calculada a frequência média e a frequência mediana e também o índice FI_{nsm5} . Como os valores do espectro de potência dependem da distância média entre os eletrodos e as fibras ativas [50, 51], os valores absolutos dos índices são dependentes de cada sujeito, por isso valores percentuais em relação ao inicial foram utilizados.

Os resultados mostraram que em relação ao nível de contração, o desenvolvimento da fadiga foi mais rápido em níveis maiores de força. A frequência média inicial esteve entre 70 e 130Hz, enquanto a frequência mediana esteve entre 50 e 110Hz. Durante a realização da MVC, esses índices decaíram, abruptamente, até 70% de seus valores iniciais em um intervalo de apenas 4 segundos, enquanto que o novo índice espectral FI_{nsm5} se elevou para 11 vezes seu valor inicial. Já em 80% da MVC, as frequências média e mediana caíram para 70% de seu valor inicial depois de 19 segundos, e o índice FI_{nsm5} chegou a 23 vezes seu valor inicial. No entanto, nessa intensidade, notou-se uma diferença na taxa de mudança, que foi pequena na primeira metade

da contração e, significativamente, maior na segunda parte [49].

Em relação à posição do eletrodo investigado, os resultados mostraram que, em algumas posições, a variação dos índices é muito maior do que em outras, o que levou os autores a questionar os resultados de alguns trabalhos em que o deslocamento do espectro de frequência não ocorreu ou foi moderado [52]. Eles revelaram que os canais monopolares 6 e 7 foram os que mostraram maior variação do índices medidos, enquanto que, na forma bipolar, a diferença entre os canais 4 e 7 mostrou o melhor resultado [49].

Biblioteca para processamento de sinais biológicos

Para a realização das análises do sinal EMG, uma biblioteca de funções úteis foi desenvolvida. Essas funções implementadas na plataforma Matlab podem ser facilmente reutilizadas para outros trabalhos e outros tipos sinais e estão disponíveis para *download* na internet.

Os processamentos implementados incluem filtragem, detecção de atividade muscular, janelamento de sinais. No entanto, o foco principal é a extração de características, as quais são comumente utilizadas na literatura relacionada ao processamento digital de sinais biológicos.

4.1 Janelamento

Embora seja um conceito simples, o janelamento pode ser um termo desconhecido, é uma rotina necessária já que a obtenção de um valor único de uma característica, não traz informação sobre um sinal EMG extenso. O processo de janelar um sinal consiste em dividir os dados em partes menores para que possam ser analisadas separadamente. O parâmetro para separação pode ser a quantidade de amostras do sinal digitalizado, ou um intervalo em segundos que, eventualmente, será convertido em quantidade de amostras baseado na frequência de amostragem, como discutido no Capítulo 2.

4.2 Extração de características

As funções de extração de características implementadas foram divididas em sete grupos de acordo com a natureza. Os grupos são amplitude, entropia, frequência, e estacionaridade.

4.2.1 Amplitude

As características de amplitude estão relacionadas com os valores de tensão medidos para o sinal. Espera-se que a amplitude tenha relação com a força, fato mostrado em vários trabalhos na literatura [53, 54, 55], no entanto, sob o efeito da fadiga muscular essa relação pode não ocorrer. Como o conceito de amplitude é simples e objetivo, para exemplificar o efeito da aplicação das

características, um sinal EMG será utilizado, (Figura 4.1); em outras características, um sinal artificial mais previsível e bem comportado será utilizado para facilitar o entendimento. O sinal escolhido para testes foi janelado em 55 janelas, com 100 amostras cada. A demonstração das características, a seguir, é feita para cada janela.

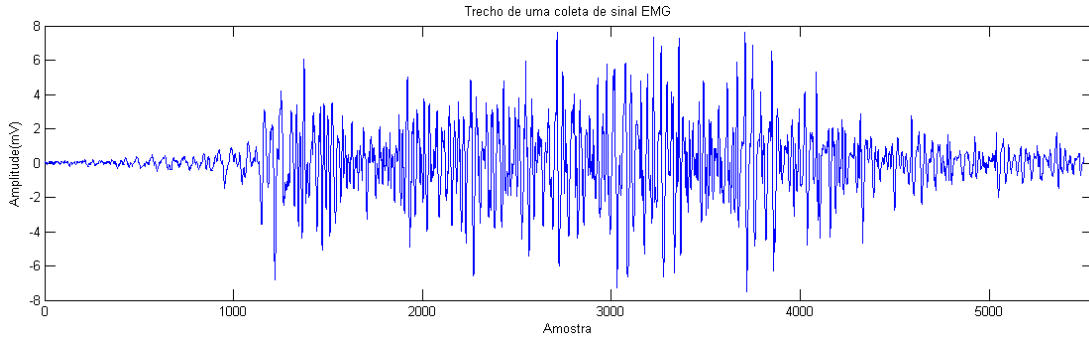


Figura 4.1: Trecho de um sinal EMG referente a uma contração durante uma das coletas descritas no Capítulo 5.

4.2.1.1 Mean absolute value (MAV, bsp_mav)

Representa a média dos valores absolutos das amostras de um segmento de dados, seguindo a Equação 4.1, em que N é o número de amostras consideradas e m é o índice da m -ésima amostra do segmento.

$$bsp_mav_i = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N |X_m| \quad (4.1)$$

A Figura 4.2 mostra o resultado da aplicação da Equação 4.1 nas janelas do sinal, pode-se observar que houve um efeito reitificador, ou seja, os valores negativos se tornaram positivos, efeito esperado, visto que a equação faz o módulo de cada amostra.

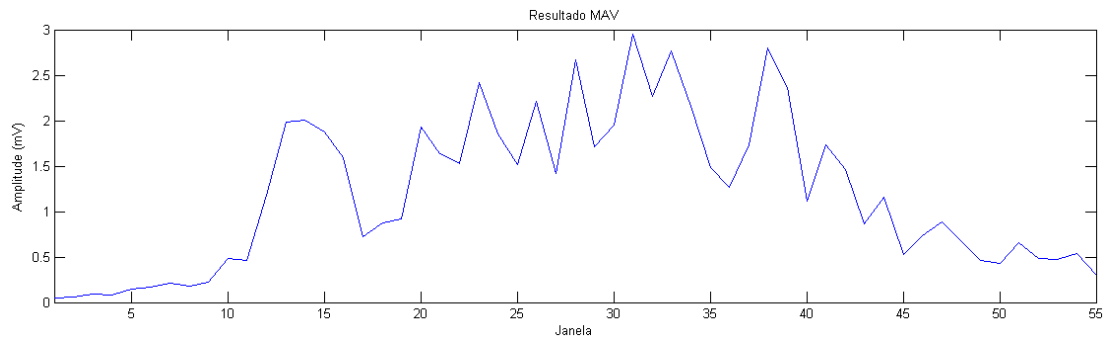


Figura 4.2: Resultado da aplicação do MAV no trecho de sinal EMG da Figura 4.1.

4.2.1.2 Pico de amplitude (Picos)

Máximo valor de um segmento de dados, seguindo a Equação 4.2 em que X é o segmento de dados.

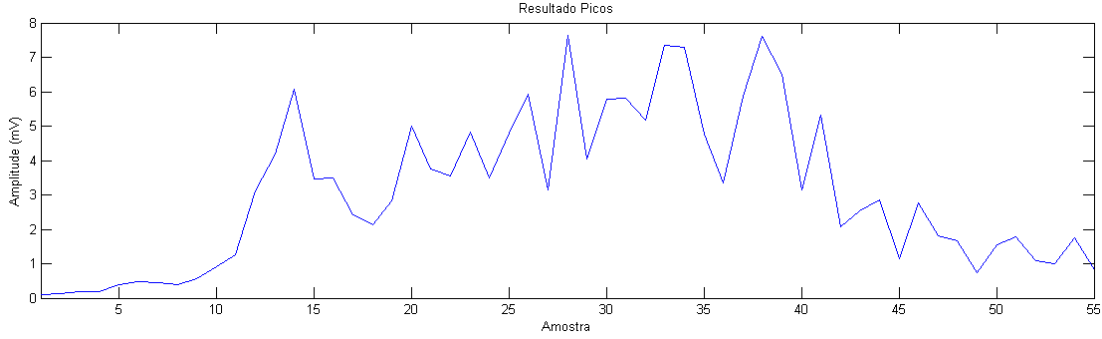


Figura 4.3: Os valores máximos de cada janela do sinal da Figura 4.1.

$$bsp_peak_i = \max(X) \quad (4.2)$$

A Figura 4.3 mostra os valores máximo, picos, de cada janela do sinal escolhido para demonstração. Embora tenha forma de onda similar com o MAV, existem duas características importantes: os valores negativos são desconsiderados, ou seja, os picos negativos não aparecem e os valores de picos são partes da amostra, enquanto o MAV é o resultado indireto em relação à amostra.

4.2.1.3 Root mean square (RMS, bsp_rms)

Uma medida de magnitude de uma variável, também conhecido como a média quadrática. A equação 4.3 representa o cálculo de RMS em que N é o número de amostras consideradas e m é o índice da m -ésima amostra do segmento.

$$bsp_rms_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{m=1}^N X_m^2} \quad (4.3)$$

A Figura 4.4 mostra os valores RMS para cada janela do sinal de demonstração. Observa-se que o resultado do RMS é muito parecido com o do MAV. Isso se explica pela equação das duas características, uma vez que calcular a raiz de um número ao quadrado é matematicamente equivalente a fazer o módulo.

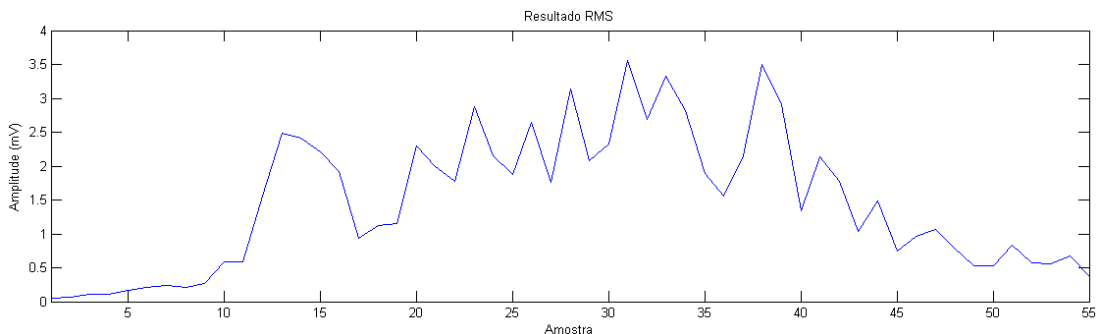


Figura 4.4: O valor RMS para cada uma das janelas do sinal da Figura 4.1.

4.2.2 Frequência

A frequência está relacionada com a oscilação do sinal. Como visto, o EMG é uma soma de sinais, cada qual com sua frequência, isso faz com que o sinal resultante contenha um intervalo de frequências, que pode ser analisado através de seu espectro. Um sinal amostrado, no domínio do tempo, pode ser representado no domínio da frequência através de diferentes técnicas, sendo que a mais empregada é a transformada de Fourier; outras técnicas mais flexíveis são a transformada de *Fourier Short-Time* (STFT) e transformada *wavelet*.

A transformada de Fourier é usada em diversas aplicações que analisam sinais, no entanto não é suficiente para uma análise confiável das frequências de um sinal EMG, uma vez que informações são perdidas devido ao fato da transformada ser baseada em sinais periódicos e estacionários, características não compatíveis com o sinal EMG. Para resolver essa limitação, técnicas como a STFT fazem a análise das frequências dentro de janelas segmentadas do sinal, o que gera um resultado com informação de frequência e em qual período do tempo elas ocorreram. Em casos de janelamentos simples, algumas limitações ainda persistem, pois o tamanho da janela é limitante, por exemplo, uma janela pequena pode não ser suficiente para a percepção de uma frequência baixa. Dessa forma, outras técnicas, como as *wavelets*, usam janelas que são escalonadas, de forma a analisarem-se altas frequências em janelas pequenas e baixas frequências em janelas maiores [8]. A Figura 4.5 mostra de forma didática diferentes tipos de representação de um sinal.

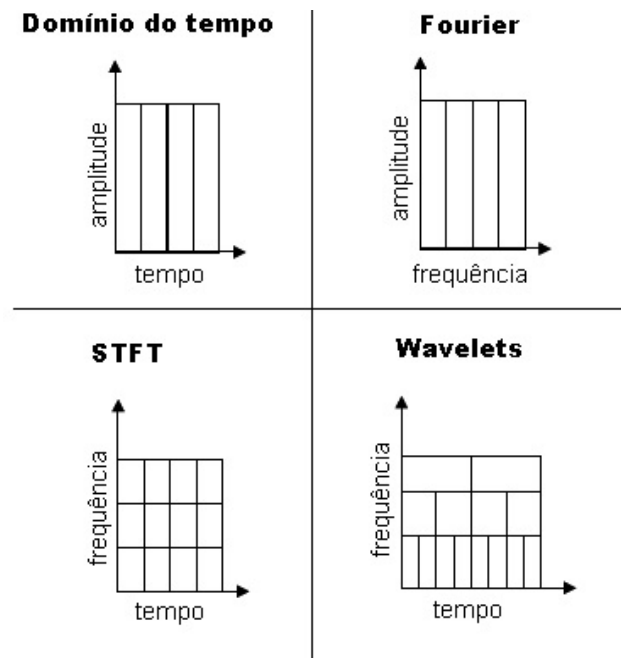


Figura 4.5: Diferentes representações para um sinal, o domínio do tempo é sua representação original, a transformada de Fourier relaciona a amplitude do espectro de potência com as frequências, a STFT mostra, geralmente, em cores a amplitude do espectro dentro de uma janela de tempo, assim como é apresentado nas transformadas wavelets, no entanto com janelas em escalas diferentes. Adaptado de [8].

Para testar o comportamento das características de análise de frequência, foi criado um

programa para a geração de sinais artificiais com uma frequência de amostragem escolhida os quais variam a frequência no tempo de acordo com uma tendência. Esse programa foi executado com uma tendência parabólica invertida e frequência de amostragem 2000 pontos por segundo para gerar o sinal da Figura 4.6. Dessa forma, espera-se que, ao se aplicar o cálculo das características em janelas fixas do sinal de teste, elas apresentem a mesma tendência. Assim, o sinal de testes foi janelado, em 10 janelas com 1000 amostras cada, todas as características foram aplicadas às janelas e os gráficos dos resultados foram gerados.

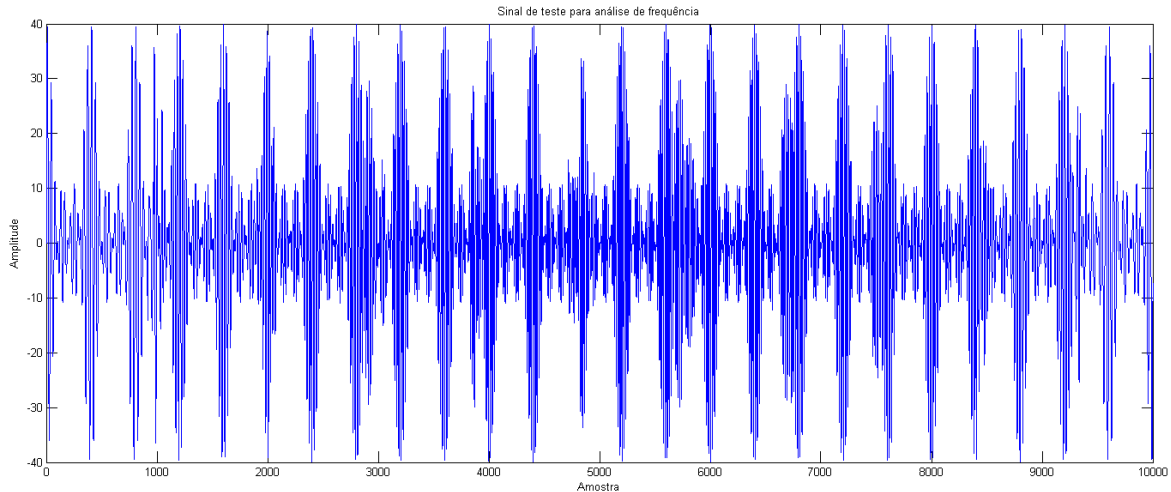


Figura 4.6: Sinal de teste gerado para analisar o comportamento das características de frequência.

4.2.2.1 Cruzamento por zero

Essa medida apresenta quantas vezes um onda, ou sequência de pontos, cruzou a linha de base ao passar do tempo. Antes de calcular essa medida, é recomendado que os dados tenham média zero, dessa forma, ao se contabilizar quantas vezes o sinal passou de positivo para negativo e vice-versa, tem-se uma estimativa da frequência. Apesar de o cruzamento por zero ser uma característica de frequência, ele é calculado no domínio do tempo, tornando-o uma característica simples e, computacionalmente, eficiente. No entanto, essa característica pode não apresentar bons resultados para sinais que contenham frequências muito distantes, pois o cruzamento por zero irá destacar a menor frequência que apresente a maior amplitude. O Algoritmo 4.1 detalha como a quantidade de cruzamentos por zero é obtida.

Algoritmo 4.1 Cálculo dos cruzamentos por zero.

quantidade de cruzamentos por zero começa em 0.

para cada ponto I da sequência fazer a seguinte análise:

se $-I$ multiplicado por $I+1$ for maior que zero:

então incrementa a quantidade de cruzamentos por zero.

ou se $I+1$ é igual a 0 e I é diferente de zero:

então incrementa a quantidade de cruzamentos por zero.

A Figura 4.7 mostra o resultado dos cruzamentos por zero para cada uma das 10 janelas do sinal de testes, pode-se observar nessa figura que o resultado seguiu a tendência de variação de frequência esperada, o que indica a corretude da característica.

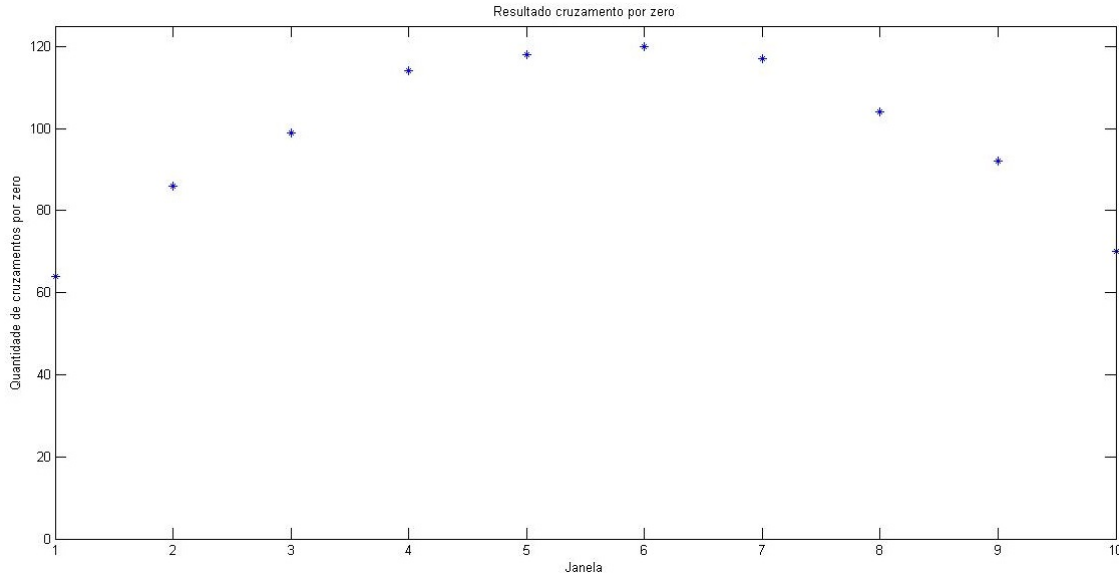


Figura 4.7: Resultado da aplicação do cálculo de cruzamento por zero no sinal de teste janelado.

4.2.2.2 Análise espectral

A estimação do espectro de potência de sinais discretos é, comumente, baseada em processos que aplicam a transformada rápida de Fourier (FFT). Essa abordagem é, computacionalmente, eficiente e produz resultados satisfatórios para várias classes de sinais, apesar dessas vantagens, existem duas limitações principais. A resolução de frequências, ou seja capacidade de distinguir a resposta espectral de dois ou mais sinais, é dependente do intervalo, em segundos, em que os dados foram amostrados. E a segunda é o janelamento implícito do processamento com FFT, que aparece no espectro como um vazamento de energia, ou seja, energia do lobo principal é refletida em lobos laterais, que mascaram e distorcem outras respostas espectrais.

Para evitar essas limitações, várias técnicas foram desenvolvidas, principalmente, entre os anos 60 e 80, uma delas é o algoritmo de Burg desenvolvido em 1967 [56]. Nesse trabalho, a implementação do algoritmo de Burg, disponível no Matlab, foi empregada nas análises espectrais. A obtenção das características relacionadas ao espectro foi feita através da aplicação de algoritmos simples no resultado do espectro produzido pelo algoritmo de Burg.

Em linhas gerais, o método de Burg encontra um modelo de filtro auto-regressivo de ordem determinada para o sinal de entrada, através de minimização do erro de predição por mínimos quadráticos, os parâmetros do filtro são escolhidos de forma a satisfazerem as equações de Levinson-Durbin [57]. A densidade espectral do sinal é calculada como a resposta em frequência do filtro modelado.

A Figura 4.8 mostra o resultado da aplicação do método descrito no sinal de teste, aponta também os pontos considerados para a obtenção das características que estão relacionadas com o espectro, a seguir cada característica será descrita.

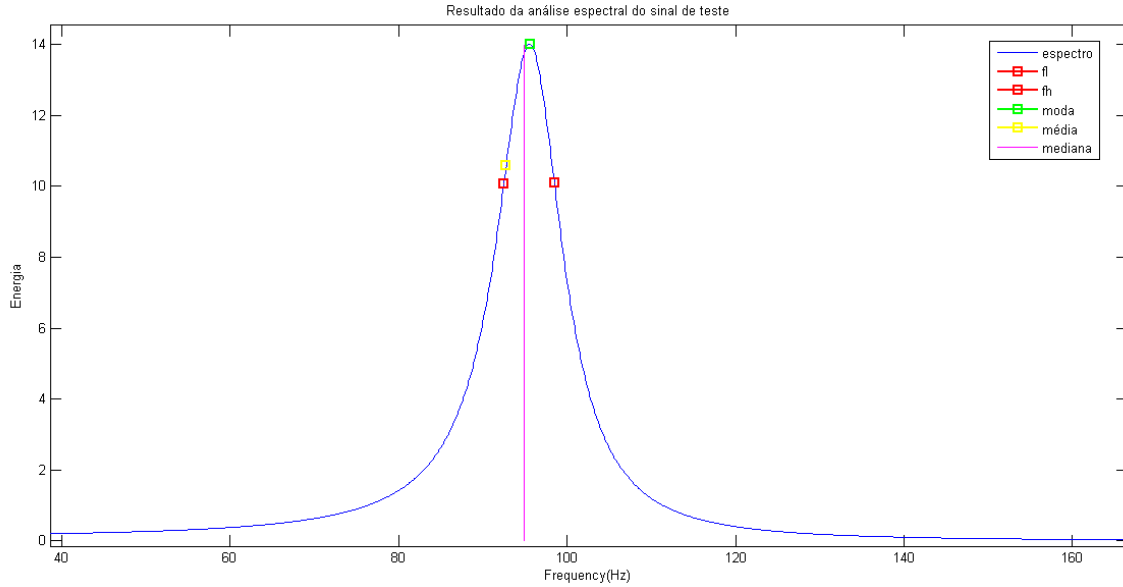


Figura 4.8: Resultado da análise espectral do sinal de teste.

4.2.2.3 Largura de banda

Representa a faixa de espectro relevante para um dado sinal, considerada a diferença entre uma frequência limite superior e uma frequência limite inferior, entre as quais haja uma variação de potência do espectro de no máximo 3dB. A Equação 4.4 mostra como a característica é calculada, em que os operandos são as frequências limites como ilustrado na Figura 4.8.

$$BW = fh - fl \quad (4.4)$$

A Figura 4.9 mostra o cálculo da largura de banda para cada uma das 10 janelas do sinal de teste. No caso dessa característica, o esperado é que o valor fosse baixo e se mantivesse próxima de uma constante, já que não existem tantas frequências influenciando cada janela e sim uma frequência principal. Ao observar a figura, é possível notar que o previsto aconteceu.

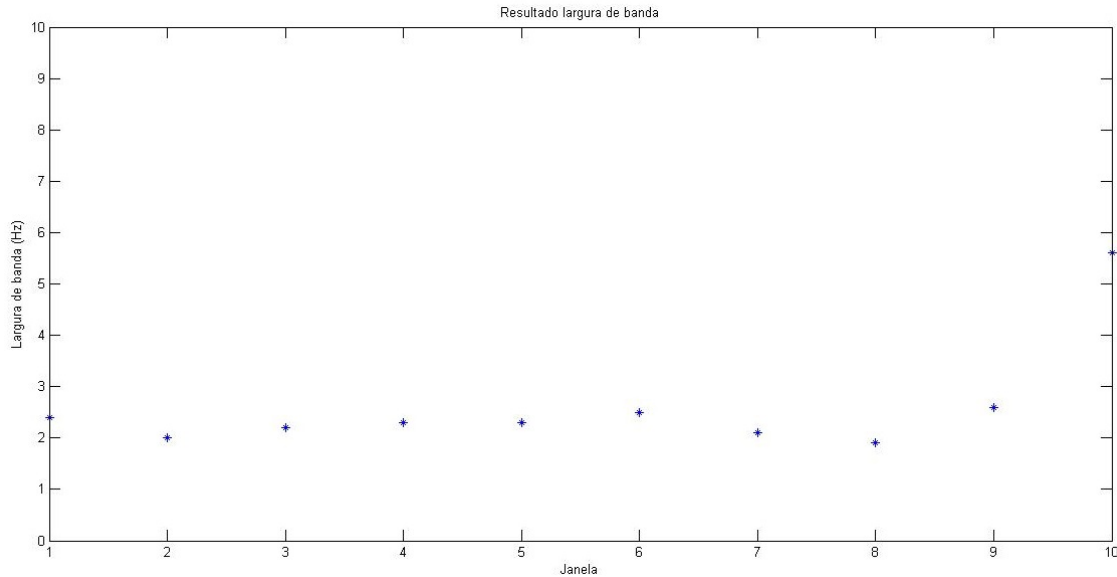


Figura 4.9: Resultado da aplicação do cálculo da largura de banda para o sinal de teste janelado.

4.2.2.4 Frequência modal

Essa característica apresenta o valor de frequência mais comum dentro do espectro analisado, ou seja, a frequência que tem maior contribuição na formação do espectro. O Algoritmo 4.2 demonstra como a frequência moda é obtida.

Algoritmo 4.2 Cálculo da frequência moda.

```

frequência moda é inicializada em fl
para frequências f entre fl e fh:
    se a energia da frequência f+1 é maior que da frequência f:
        frequência moda é f+1.

```

A Figura 4.10 mostra o resultado da aplicação da frequência moda para cada uma das 10 janelas extraídas do sinal de testes. O que se esperava era que a característica seguisse a tendência de oscilação da frequência do sinal, e que apresentasse os maiores valores do espectro em cada janela. Através da análise da figura, em conjunto com as figuras seguintes, constata-se a ocorrência da previsão.

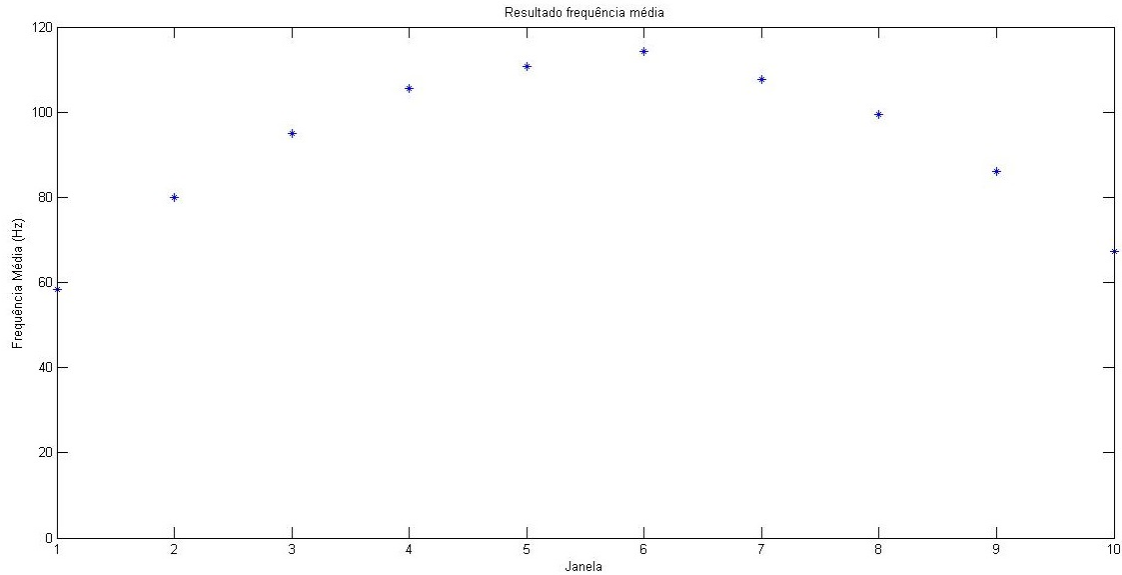


Figura 4.10: Resultado da aplicação do cálculo da frequência moda para o sinal de teste janelado.

4.2.2.5 Frequência mediana

A frequência mediana quando combinada com outra informação, ajuda a entender a distribuição das frequências, por exemplo, se a frequência mediana é maior do que a frequência moda, entende-se que existe uma assimetria positiva na distribuição espectral. Por definição, a frequência mediana é a que divide o espectro em duas partes de área igual sob a curva do espectro, para encontrar a frequência correta utilizou-se busca binária, um algoritmo bastante conhecido que não será repetido aqui.

A Figura 4.11 mostra o resultado da aplicação da frequência mediana para cada uma das 10 janelas extraídas do sinal de testes, o que se esperava era que a característica seguisse a tendência de oscilação da frequência do sinal. Para o tipo de sinal gerado era esperado que a frequência mediana fosse bastante próxima da moda, uma vez que a curva do espectro se aproxima de uma curva simétrica, assim a separação de áreas iguais está perto da frequência em que a potência é máxima. A análise da Figura 4.11 mostra que o esperado ocorreu.

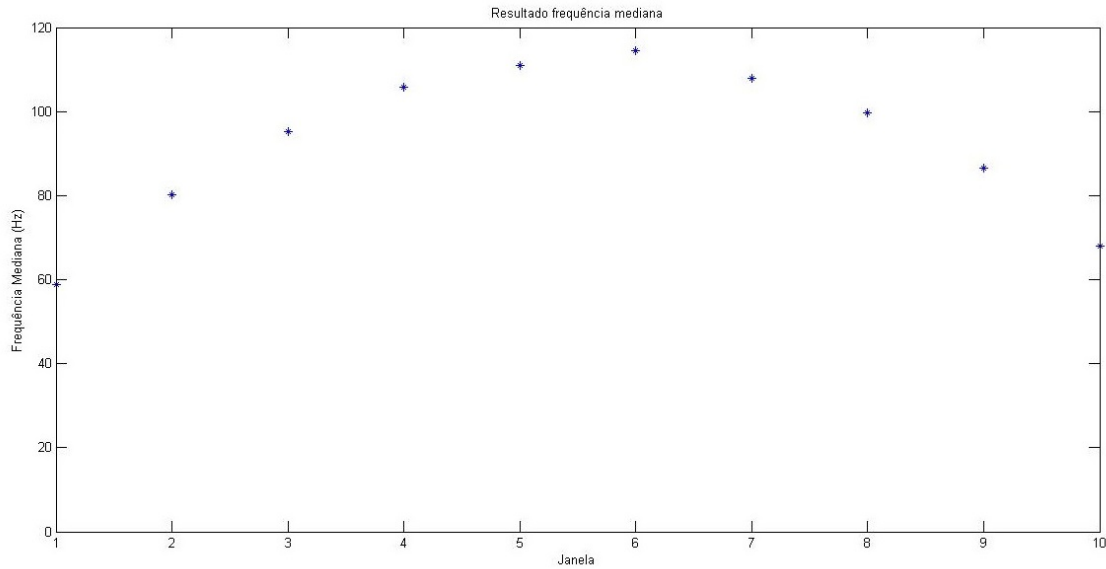


Figura 4.11: Resultado da aplicação do cálculo da frequência mediana para o sinal de teste janelado.

4.2.2.6 Frequência média

Representa a frequência média do espectro de um sinal. A Equação 4.5 representa o cálculo da frequência média em que P_f é potência para uma dada frequência.

$$Fm = \frac{\sum P_f * f}{\sum P_f} \quad (4.5)$$

A Figura 4.12 mostra o resultado da aplicação da frequência média para cada uma das 10 janelas extraídas do sinal de testes, o que se esperava era que a característica seguisse a tendência de oscilação da frequência do sinal. A análise da Figura 4.12 mostra que a hipótese se confirmou.

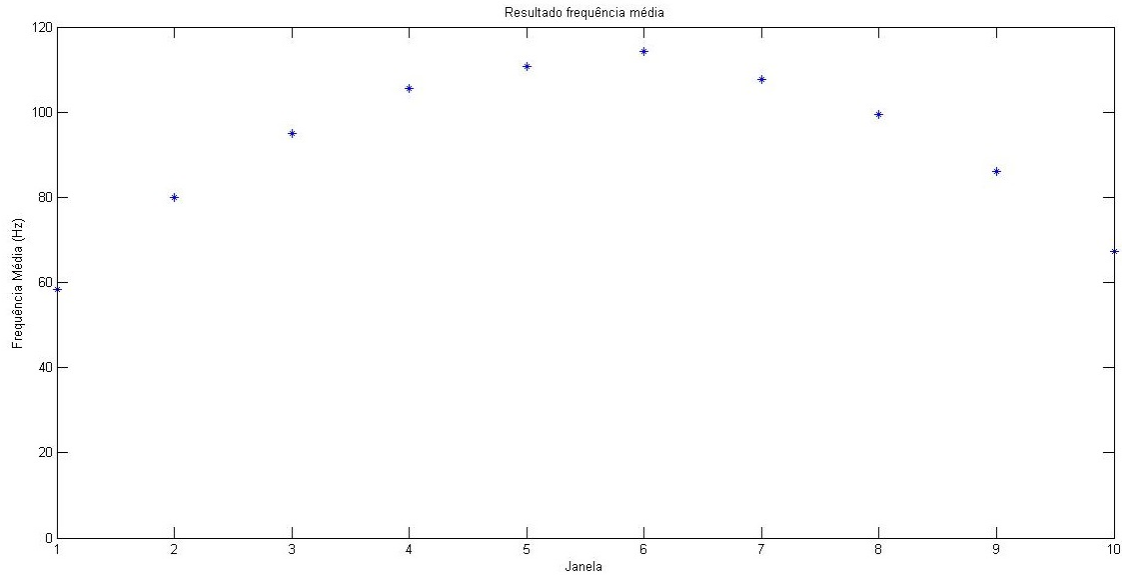


Figura 4.12: Resultado da aplicação do cálculo da frequência média para o sinal de teste janelado.

4.2.3 Estacionaridade

A estacionaridade é uma medida de quão bem comportado no tempo é um fenômeno, ou seja, se ele mantém suas características estatísticas com a evolução no tempo. Sinais, perfeitamente, periódicos são um exemplo de sinais estacionários, pois, para um determinado período, eles sempre apresentaram as mesmas características [58].

Para demonstrar o comportamento das características de estacionaridade utilizou-se o sinal gerado por $\sin(2\pi(1+5t)t)$, conhecido por variar a estacionaridade, no tempo de forma crescente, em seguida, o sinal foi dividido em 10 janelas e os cálculos foram feitos para cada janela. A Figura 4.13 mostra o sinal gerado.

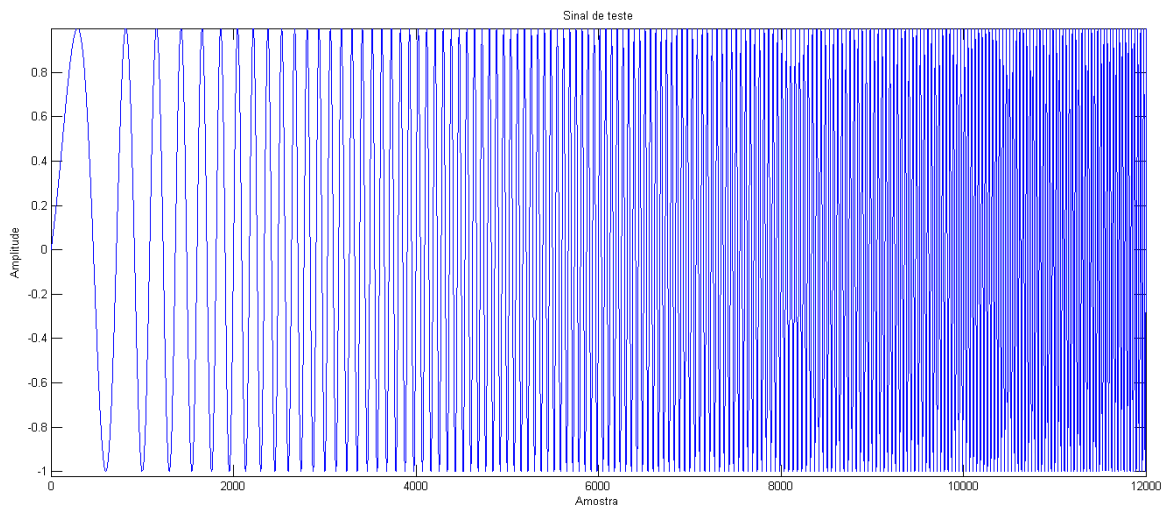


Figura 4.13: Sinal de teste gerado para analisar o comportamento das características de estacionaridade.

4.2.3.1 Variação da média

Essa medida é calculada como variância da média, ao longo do tempo, para isso é preciso separar o sinal em vários segmentos e para cada segmento calcular a média, em seguida, calcular a variância das médias encontradas, quanto maior for a variação, mais longe da estacionaridade estará o sinal. O Algoritmo 4.3 pode ser usado para a obtenção dessa característica.

Algoritmo 4.3 Algoritmo para cálculo da variação da média.

Separa o sinal em janelas com k amostras de forma que k seja no máximo $N/2$ em que N é o número de amostras do sinal

Para cada k janela

 Calcular a média da janela

 Adicionar ao vetor de médias

Calcular a variância do vetor de médias

O resultado da Figura 4.14 mostra que houve decaimento da variação da média o que significa que o sinal está ficando mais estacionário, como esperado.

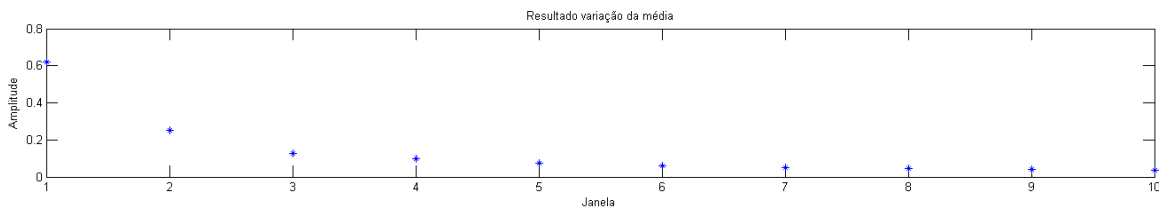


Figura 4.14: Resultado da aplicação do cálculo da variação média para o sinal de teste janelado.

4.2.3.2 Variação do desvio padrão

Essa medida é calculada pelo desvio padrão do próprio desvio padrão, assim como na variação da média o sinal é segmentado, tem-se o desvio padrão calculado para cada segmento, por fim o desvio padrão dos desvios é computado. De forma análoga, quanto maior a variação, menos estacionário é o sinal. O Algoritmo 4.4 análogo ao anterior pode ser usado para o cálculo da característica.

Algoritmo 4.4 Algoritmo para cálculo da variação da média.

Separa o sinal em janelas com k amostras de forma que k seja no máximo $N/2$ em que N é o número de amostras do sinal

Para cada k janela

 Calcular o desvio padrão da janela

 Adicionar ao vetor de desvios padrão

Calcular a variância do vetor de desvios padrão

O resultado da Figura 4.15 mostra que houve decaimento da variação do desvio padrão, o que significa que o sinal está ficando mais estacionário, como esperado.

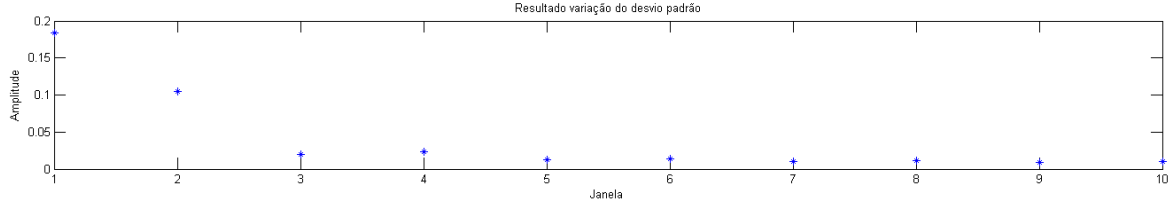


Figura 4.15: Resultado da aplicação do cálculo da variação do desvio padrão para o sinal de teste janelado.

4.2.3.3 Grau de estacionaridade

Uma medida que se baseia em um espectro local para inferir qual o nível de estacionaridade de um sinal. As Equações 4.6 e 4.7 mostram como o cálculo do grau de estacionaridade é feito. Basicamente, ele mede a variação da potência de uma frequência no tempo, sendo que, existe um valor para cada frequência utilizada na análise. Para representar esses valores, escolheu-se sempre o grau máximo de estacionaridade. Dessa forma, para janelas diferentes o grau de estacionaridade pode ser referente a frequências diferentes [58].

$$tfr(\omega_i) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N tfr(\omega_i, n\Delta t) \quad (4.6)$$

$$DS = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(1 - \frac{tfr(\omega_i, n\Delta t)}{tfr(\omega_i)} \right)^2 \quad (4.7)$$

O resultado da Figura 4.15 mostra que houve aumento do grau de estacionaridade, um resultado coerente com as outras duas características.

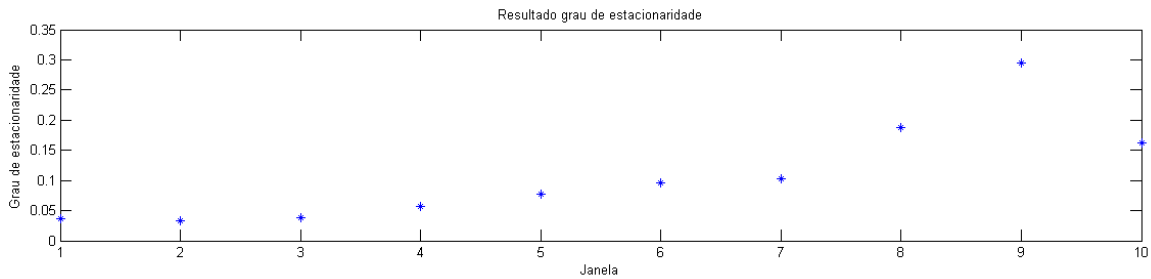


Figura 4.16: Resultado da aplicação do cálculo do grau de estacionaridade para o sinal de teste janelado.

4.2.4 Entropia

A entropia é uma informação bastante usada em diversas áreas do conhecimento, geralmente com interpretações diferentes. As comunicações digitais se utilizam bastante da entropia para definir níveis de compressão de dados e ajustes de capacidade de transmissão de dados; para esse fim a entropia é definida como a medida do nível de incerteza de uma variável aleatória. Nesse nível, a entropia é dependente da distribuição de probabilidade de uma variável e calculada

em bits, que representam a quantidade média de bits necessários para a representação daquela informação sem repetições desnecessárias.

No processamento de sinais biológicos, a entropia é, comumente, interpretada como o nível de complexidade do sinal e é calculada, algoritmicamente, de forma aproximada. Possibilitando sua obtenção sem a distribuição de probabilidade do sinal, informação não disponível para sinais como o EMG. Dessa forma, quanto mais complexo o sinal, maior a entropia. Por definição a entropia deve ser maior ou igual a zero [59, 60, 61, 62].

Para testar o comportamento das características referentes à entropia, foi gerado um sinal artificial em que a complexidade foi variada da seguinte forma: inicialmente, usou-se uma constante, em seguida, uma senóide, que é um sinal previsível, depois, uma senóide somada com um ruído gaussiano aleatório e por uma soma de várias senóides com frequências diferentes e ainda ruído gaussiano aleatório. Ao final da construção do sinal, ele foi espelhado de forma a aumentar e depois diminuir a complexidade. Usou-se frequência de amostragem 2000 pontos por segundo, o sinal gerado é ilustrado na Figura 4.17, ressalta-se que o início e o fim do sinal é uma constante, para qual a entropia esperada é zero. Assim, espera-se que, ao se aplicar o cálculo das características em janelas fixas desse sinal de teste, a entropia aumente e depois diminua. O sinal de testes foi janelado, em 10 janelas com 1000 amostras cada, a característica foi aplicada em todas as janelas e os gráficos dos resultados foram gerados.

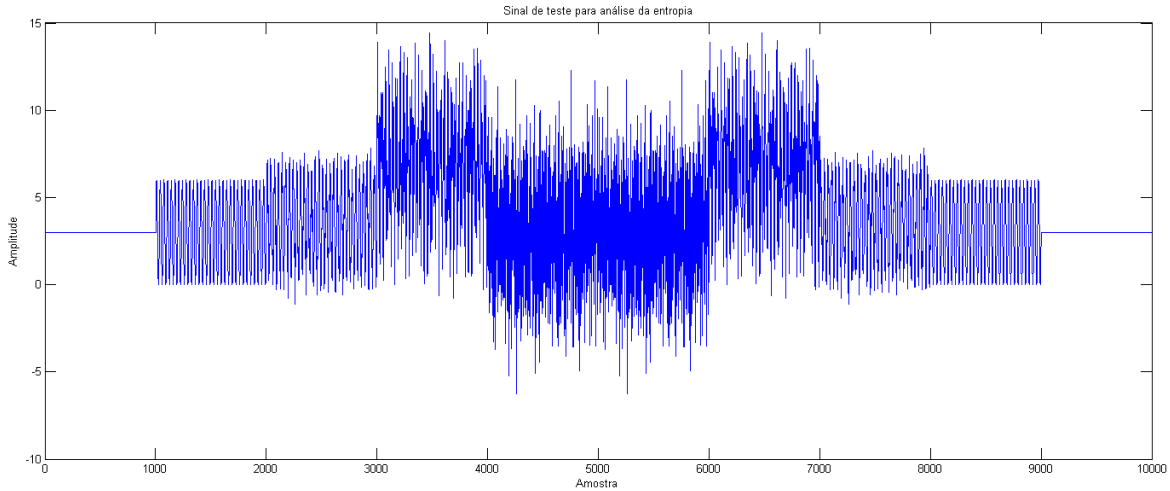


Figura 4.17: Sinal de teste para análise das características de entropia.

4.2.4.1 Entropia de Shannon

A Entropia de Shannon é a maneira clássica de cálculo de entropia utilizada na teoria da comunicação, em que o cálculo é baseado na distribuição de densidade de probabilidade. A Equação 4.8 mostra como essa característica foi calculada; para o uso dessa fórmula, a distribuição de probabilidade de um dado sinal de entrada foi estimada através de seu histograma [60].

$$H = - \sum P_k * \log P_k \quad (4.8)$$

A Figura 4.18 mostra o resultado da aplicação da entropia de Shannon para cada uma das 10 janelas extraídas do sinal de testes. O esperado era que a entropia aumentasse e, em seguida, decaísse. Este resultado foi observado, mas, nas janelas 5 e 6, houve um decréscimo que pode ser explicado pela forma com a qual a probabilidade foi calculada. Apesar de o sinal, nesse trecho, se comportar de maneira menos previsível, seu histograma pode ter sido menos abrangente.

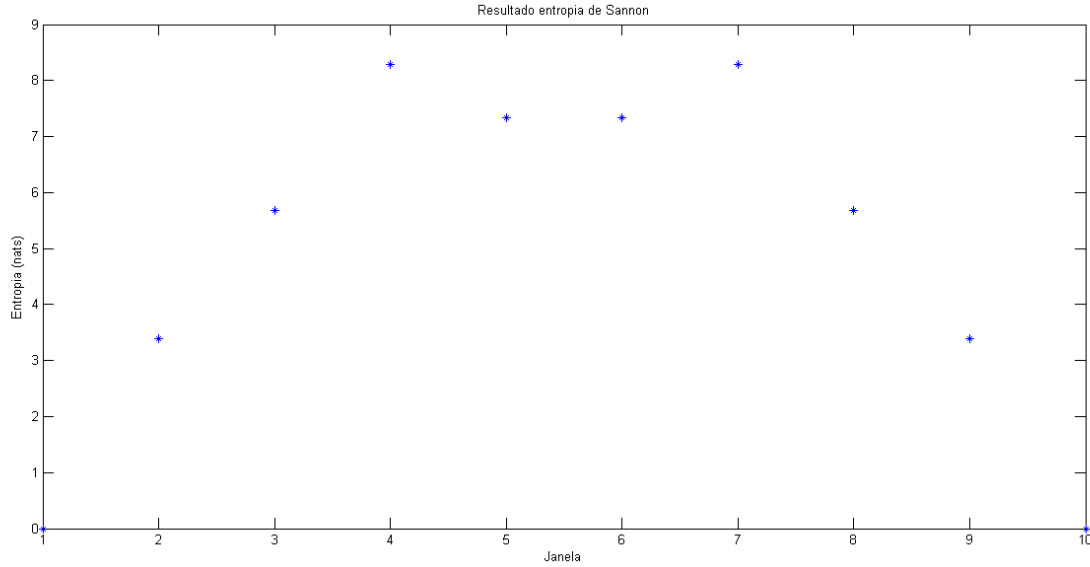


Figura 4.18: Resultado da aplicação da entropia de Shannon para cada janela do sinal de teste.

4.2.4.2 Entropia Espectral

A Entropia Espectral é calculada de forma análoga à mostrada acima, no entanto, ao invés de analisar o sinal do domínio do tempo, utilizam-se informações do espectro. Para o uso dessa característica, utilizou-se a mesma técnica de estimativa do espectro usada nas características de frequência, assim como na Entropia de Shannon a distribuição de probabilidades foi estimada pelo histograma de frequências presentes no sinal. A Equação 4.9 demonstra como foi calculada a Entropia Espectral, em que k representa cada frequência e N a quantidade total de frequências [60].

$$SH = \frac{-\sum P_k * \log P_k}{\log(N)} \quad (4.9)$$

A Figura 4.19 mostra o resultado da aplicação da entropia espectral para cada uma das 10 janelas extraídas do sinal de testes. O esperado era que a entropia aumentasse e, em seguida, decaísse, o que realmente ocorreu. Ressalta-se que, nas janelas 2 e 9, a entropia espectral tendeu a zero. Este resultado era previsto, pois nessas janelas o sinal de teste era uma senóide pura, em que há apenas uma frequência presente.

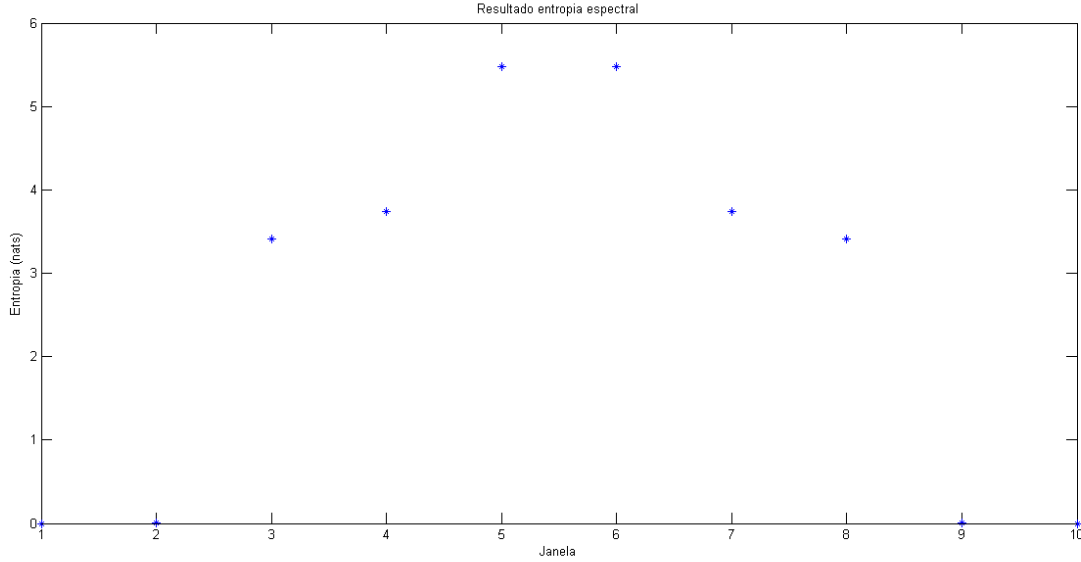


Figura 4.19: Resultado da aplicação da entropia espectral para cada janela do sinal de teste.

4.2.4.3 Entropia aproximada

O procedimento para o cálculo da entropia aproximada leva em consideração a similaridade de pequenas janelas de tamanho m dentro do sinal; essa similaridade é calculada para um tamanho de janela m e $m + 1$ [63]. Para decidir o nível de similaridade entre as janelas, um parâmetro r é utilizado representando a tolerância, o recomendado para o valor da tolerância é 20% do desvio padrão do sinal. Em todos os processamentos desse trabalho, utilizou-se m com valor 2 [64]. Calcula-se o $C_m(r)$ que é a quantidade de vezes em que a distância entre as janelas foi maior do que a tolerância r . A medida de distância pode ser escolhida de acordo com a aplicação. Nesse trabalho, a distância Euclidiana foi utilizada por sua simplicidade. Ressalta-se que, no cálculo da entropia aproximada, todas as combinações de janelas são comparadas de forma que a relação de uma janela j com a janela k é computada duas vezes e o mesmo acontece para todos os pares de janelas. Em seguida, calcula-se $C_{m+1}(r)$, seguindo a mesma lógica, no entanto, com janelas de tamanho $m + 1$, finalmente, aplica-se a fórmula apresentada na Equação 4.10.

$$EnAp = \ln \left(\frac{C_m(r)}{C_{m+1}(r)} \right) \quad (4.10)$$

A Figura 4.20 mostra o resultado da aplicação da entropia aproximada para cada uma das 10 janelas extraídas do sinal de testes, o esperado era que a entropia aumentasse e, em seguida, decaísse, constatou-se o previsto. Para o tipo de sinal analisado nesse trabalho, esse tipo de estimativa de entropia pode ser o mais adequado, já que não faz nenhuma inferência sobre distribuição de probabilidade, o resultado reflete essa observação, uma vez que o centro do sinal de teste é bastante similar e distante da constante de início bem como da senóide.

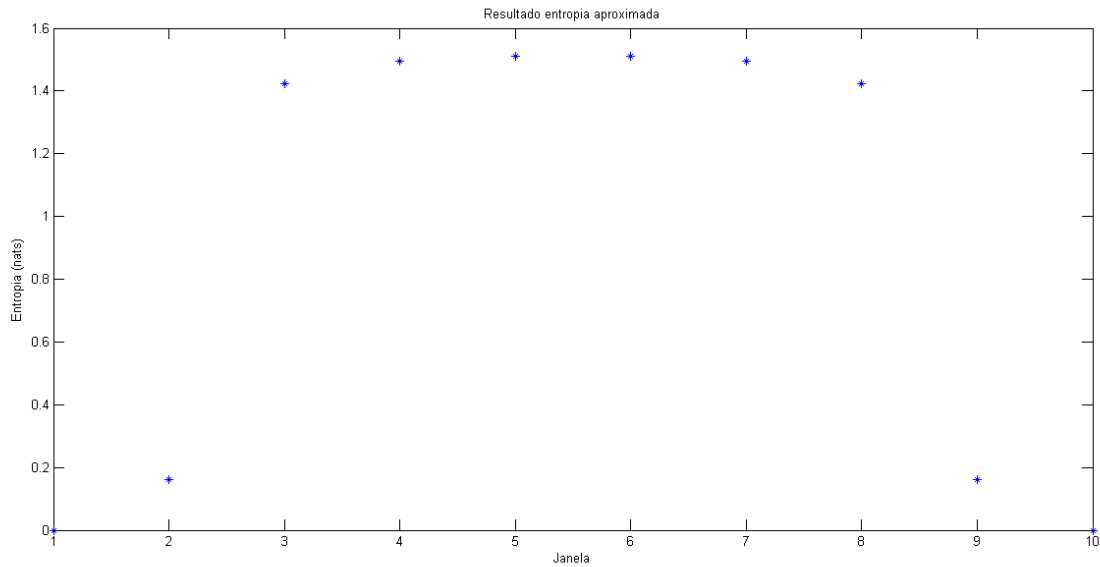


Figura 4.20: Resultado da aplicação da entropia aproximada para cada janela do sinal de teste.

4.2.4.4 Entropia amostral

A entropia amostral é obtida de forma muito semelhante à da entropia aproximada, a diferença é que as repetições de similaridades entre janelas são evitadas. Ou seja, dada uma janela k e uma janela j , a comparação das janelas é feita apenas entre k e j e não inclui j e k que seria uma redundância, por esse motivo, a computação da entropia amostral é menos complexa.

A Figura 4.21 mostra o resultado da aplicação da entropia amostral para cada uma das 10 janelas extraídas do sinal de testes, o esperado era que a entropia aumentasse e, em seguida, decaísse, a hipótese se confirmou. Pode-se observar que essa medida foi capaz de diferenciar melhor um sinal, completamente aleatório, representado pelo centro do sinal de testes de um sinal, que é uma soma de senóides contaminada por um ruído aleatório.

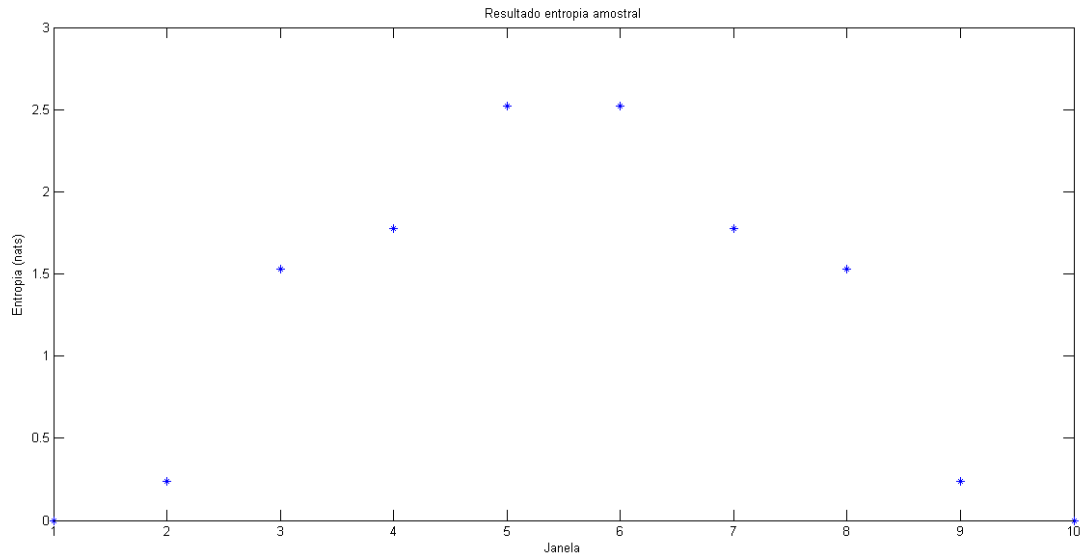


Figura 4.21: Resultado da aplicação da entropia amostral para cada janela do sinal de teste.

4.2.4.5 Entropia Fuzzy

A Entropia Fuzzy é calculada da mesma maneira que a entropia amostral, diferenciando-se no momento de decidir se a distância entre as janelas está dentro da tolerância. Ao invés de existirem apenas dois estados, menor ou maior do que a tolerância, uma suavização dessa decisão é feita através da aplicação do valor de distância em uma função membro. Nesse trabalho a função membro escolhida é uma Gaussiana em que a largura é definida pelo parâmetro de tolerância r .

A Figura 4.22 mostra o resultado da aplicação da entropia fuzzy para cada uma das 10 janelas extraídas do sinal de testes, o esperado era que o resultado fosse muito próximo do obtido para característica anterior, o que se confirmou.

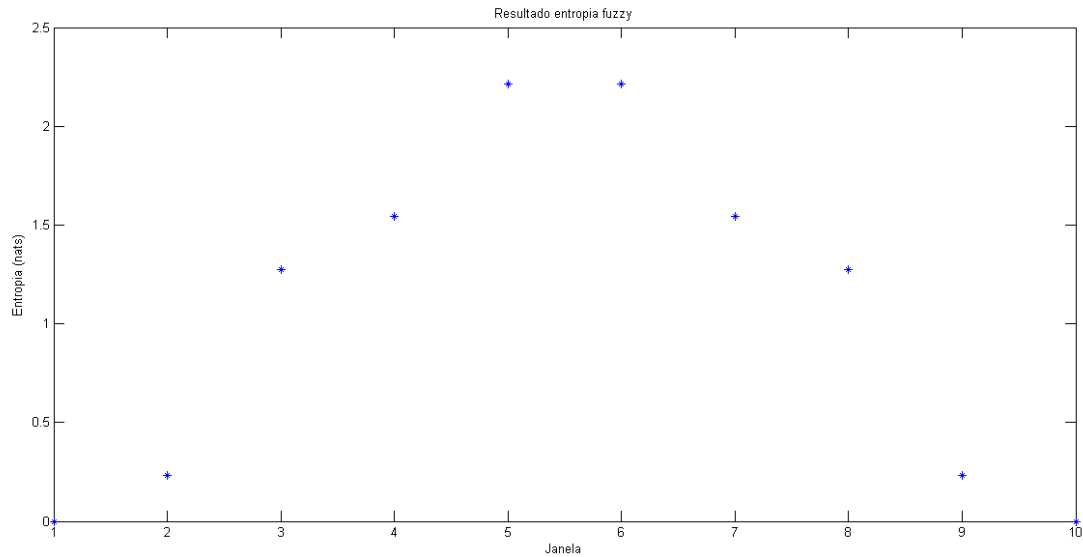


Figura 4.22: Resultado da aplicação da entropia fuzzy para cada janela do sinal de teste.

4.3 Filtragem digital

Durante a coleta dos sinais eletromiográficos, vários elementos podem ser traduzidos como ruído, assim como o movimento dos cabos que ligam os eletrodos ao eletromiógrafo e a interferência eletromagnética das fontes de alimentação alternada. Para a suavização dos sinais e atenuação de componentes indesejados, funções foram criadas baseadas na técnica desenvolvida em [8]. Trata-se de uma técnica paramétrica baseada na decomposição dos sinais e na transformação para o domínio da frequência. Os parâmetros passados são utilizados para identificar quais trechos do sinal apresentam alta contaminação por ruído, para que as componentes deste sejam identificadas e removidas do sinal.

Proposta de um detector da fadiga muscular baseado em sEMG

5.1 Visão geral do detector

Esse trabalho propõe uma estratégia de análise do sinal eletromiográfico de superfície para a previsão da diminuição da potência muscular, ou seja, da fadiga periférica. Para tanto, a Figura 5.1 apresenta o diagrama com a estruturação da fase inicial usada para a investigação do efeito da fadiga em diversas características do sEMG.

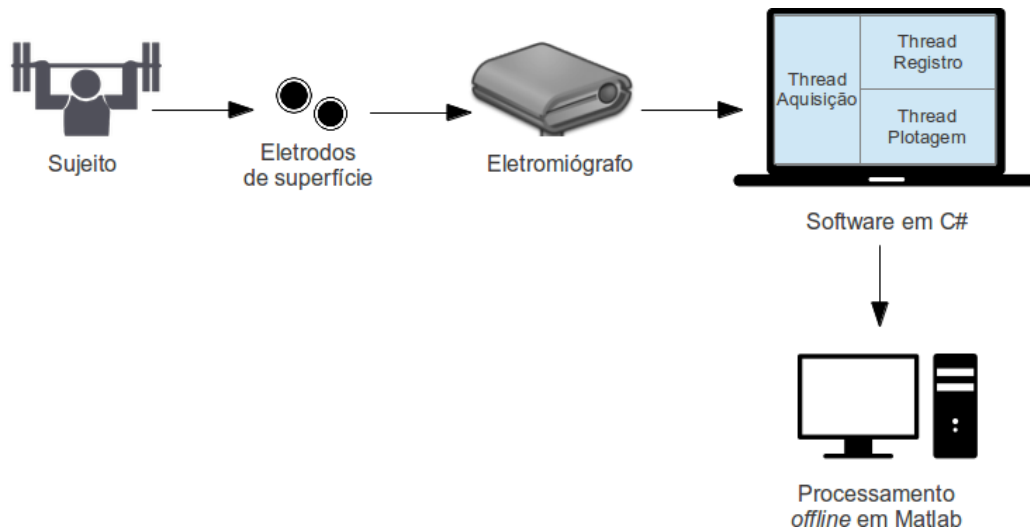


Figura 5.1: Visão do sistema para investigação da influência da fadiga no sEMG.

Após a investigação dos efeitos da fadiga, nas características do sinal EMG de superfície, pode ser possível implementar um sistema autônomo que indique o nível de fadiga muscular. Assim, um usuário poderá intensificar ou cessar o exercício que esteja praticando, de acordo com o objetivo da sua preparação física. A Figura 5.2 mostra o diagrama de um possível sistema automático.

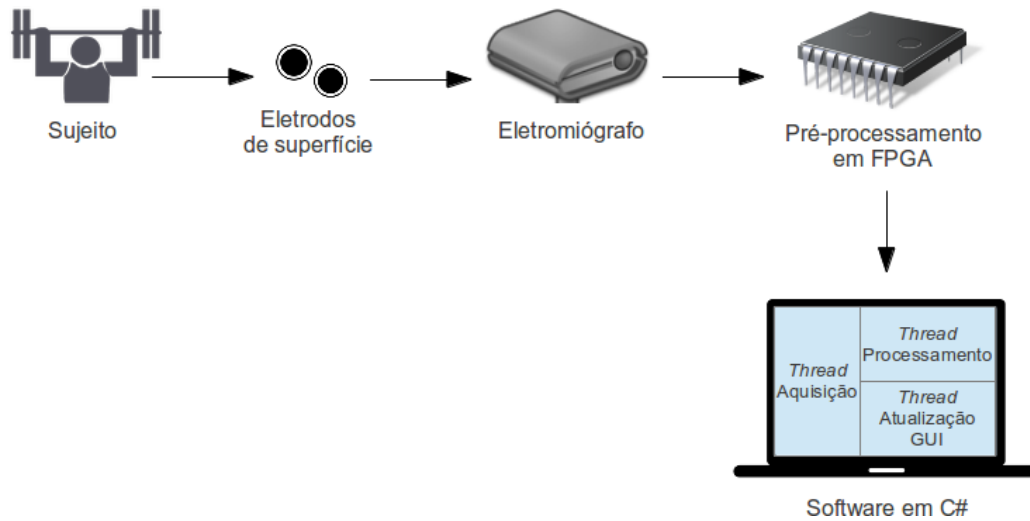


Figura 5.2: Visão geral de um detector automático de fadiga baseado em sEMG.

5.2 Coleta de dados

Para que se pudesse realizar a investigação das características extraídas do sEMG, foi necessário coletar sinais, seguindo um protocolo específico, que induzisse fadiga em contrações dinâmicas e ainda permitisse que a força aplicada fosse medida. O protocolo deveria ainda permitir que os voluntários estudados realizassem um número razoável de repetições para que a evolução das mudanças das características no tempo pudesse ser observada.

O protocolo foi elaborado, usando um exercício resistido conhecido como rosca scott, para o qual foi utilizado um banco específico e uma máquina de crossover com carga regulável e barra reta. Esse exercício é utilizado para o treinamento dos bíceps braquial, pois oferece boa isolamento desse músculo. Para a realização do exercício, a altura do banco foi ajustada de acordo com a altura do voluntário, para que o ângulo do joelho estivesse próximo a 120° com a planta dos pés totalmente apoiadas no chão. Os dois braços são apoiados no encosto, o ângulo, no cotovelo, é de 180° no início e é, progressivamente, diminuído, enquanto os bíceps são contraídos e o peito se mantém fixo no encosto. A contração é realizada até que o ângulo do cotovelo seja próximo a 60° , e, em seguida, os bíceps são relaxados de forma gradual até que o ângulo, no cotovelo, volte a 180° , quando uma nova repetição é iniciada. As Figuras 5.3, 5.4, 5.5 ilustram a dinâmica do exercício realizado.



Figura 5.3: Início com braços totalmente estendidos e apoiados no encosto.

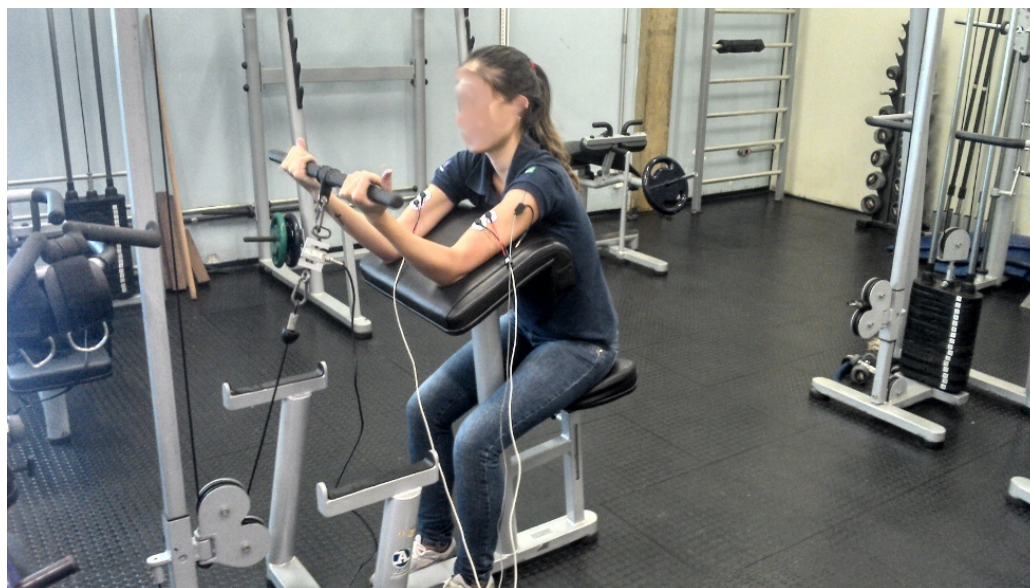


Figura 5.4: Flexão dos braços mantendo o ângulo do joelho e o peito fixos.



Figura 5.5: Final da flexão com ângulo entre braço e antebraço próximo a 60°.

A coleta de dados piloto foi realizada no Laboratório de Cinesiologia da Faculdade de Educação Física da Universidade Federal de Uberlândia (UFU), com 21 voluntários que responderam, voluntariamente, a um anúncio afixado nos corredores da UFU. Dos quais 11 eram homens e 10 eram mulheres, sem histórico de doenças neuromusculares. A média de idade do grupo foi de 24 ± 3 , das mulheres foi de 24 ± 4 , enquanto dos homens foi de 24 ± 3 . Cada voluntário participou de 4 sessões de coleta de dados, divididas entre teste de uma repetição máxima (1RM) e 3 sessões de coletas para o estudo da fadiga.

Na primeira sessão de cada voluntário, realizou-se o teste de 1RM para o exercício descrito anteriormente. O objetivo do teste era encontrar a carga com a qual o voluntário seria capaz de realizar apenas uma rosca scott completa. Inicialmente, uma carga arbitrária era escolhida, caso o voluntário não conseguisse realizar o exercício ou fizesse mais do que uma repetição, então, a carga era reajustada, havia um intervalo de no mínimo 10 minutos e o exercício era repetido. O reajuste acontecia no máximo 3 vezes e, caso o peso não fosse encontrado, um índice era aplicado à última carga de acordo com a quantidade de repetições executadas. A carga média encontrada para os homens foi de 34 ± 12 , para as mulheres foi de 12 ± 4 , para o grupo de voluntários 24 ± 14 .

Para a coleta dos sinais eletromiográficos, foram realizadas 3 sessões com intervalos de no mínimo um dia de descanso. Os voluntários foram orientados a não praticarem exercícios físicos durante a semana em que participariam das sessões, e também foram orientados a não ingerirem estimulantes antes da sessão, como cafeína e taurina. A Figura 5.6 mostra os equipamentos utilizados. A cada sessão, cada voluntário realizou o máximo de repetições que conseguiu com 70% da carga encontrada para 1RM. Durante as repetições, os participantes foram incentivados, verbalmente, para que levantassem o peso, mesmo quando estivessem com os músculos cansados.



Figura 5.6: Equipamentos utilizados: banco scott, crossover, eletromiógrafo de 2 canais com canal auxiliar e célula de carga.

Para a captação do sinal EMG de superfície, foram utilizados eletrodos de ECG descartáveis Meditrace 200 da fabricante Ludlow Company (Figura 5.7). O eletrodo possui um diâmetro 36 mm, o material usado em sua fabricação é Ag/AgCl com contato de Al para a conexão dos cabos, e é montado em espuma sobre adesivo que já contém gel condutor, o que facilita a preparação para a coleta. Não houve reutilização de eletrodos, para cada voluntário a cada sessão 5 novos eletrodos foram utilizados.



Figura 5.7: Eletrodos de superfície descartáveis.

Os músculos estudados foram os bíceps braquiais dos dois braços. Por esse motivo, o exercício escolhido foi a rosca scott, uma vez que isola bem os músculos estudados, e garante que as repetições foram cessadas pela fadiga nos bíceps e não em outros músculos. Os eletrodos foram posicionados na porção medial do bíceps braquial, com distância de 1 cm para aquisição bipolar. A referência foi posicionada no acrômio da escápula. As Figuras 5.8 e 5.9 mostram o posicionamento dos eletrodos.



Figura 5.8: Visão frontal do posicionamento dos eletrodos, dois canais com captação bipolar.



Figura 5.9: Visão lateral do posicionamento dos eletrodos, evidenciando a posição da referência.

Para o condicionamento e digitalização dos sinais, utilizou-se o kit para pesquisa em sinais biomédicos da EMG System. O equipamento (Figura 5.10 - topo) conta com dois canais de eletromiografia, além de outros dois auxiliares. Para conexão dos eletrodos ao EMG system, foram utilizados cabos com pré-amplificação de entrada bipolar, e para a referência foi utilizado um cabo simples (Figura 5.10 - meio e base). O ganho de tensão pode ser ajustado entre 10^2 e 10^4 . Esse intervalo foi utilizado de acordo com a carga encontrada para cada voluntário. O conversor analógico para digital do equipamento utiliza 12 bits, com tensões de entrada de $\pm 10V$. A frequência de amostragem utilizada foi de 2000 amostras por segundo, para todos os canais utilizados.

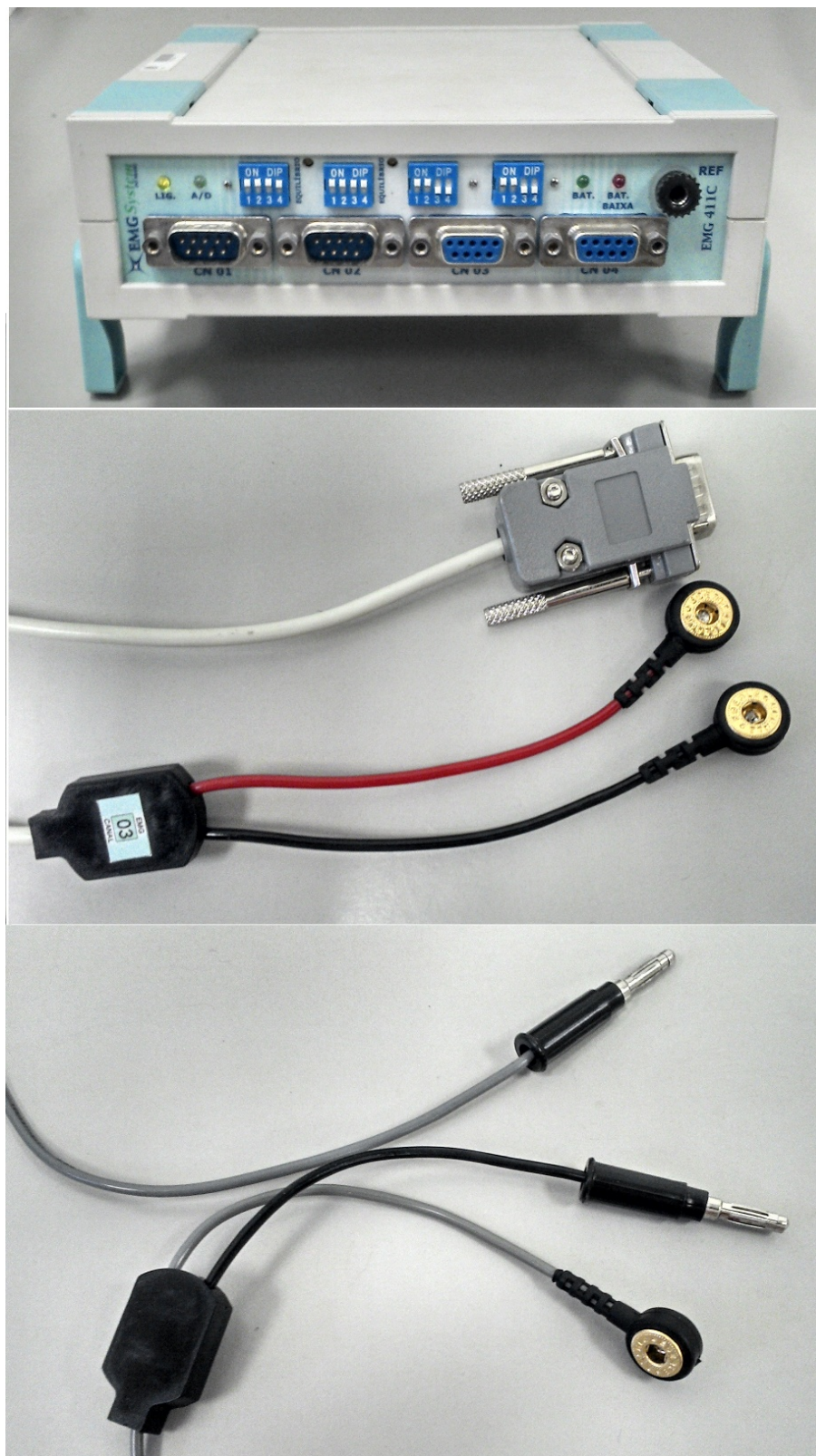


Figura 5.10: Eletromiógrafo e cabos utilizados.

Para medir a força aplicada pelo voluntário, na barra, durante o exercício, uma célula de carga foi utilizada, de fundo de escala 50kgf, resolução de 1kgf e tensão de alimentação 10V

fabricada por MK Controle e Instrumentação. A célula de carga foi acoplada ao sistema através de ganchos confeccionados para o experimento, além disso, foi importante que os voluntários realizassem o movimento de forma correta para que os dados de força fossem medidos de forma confiável. As Figuras 5.11 e 5.12 mostram a célula utilizada e como ela foi acoplada no crossover.



Figura 5.11: Célula de carga conectada a barra reta.

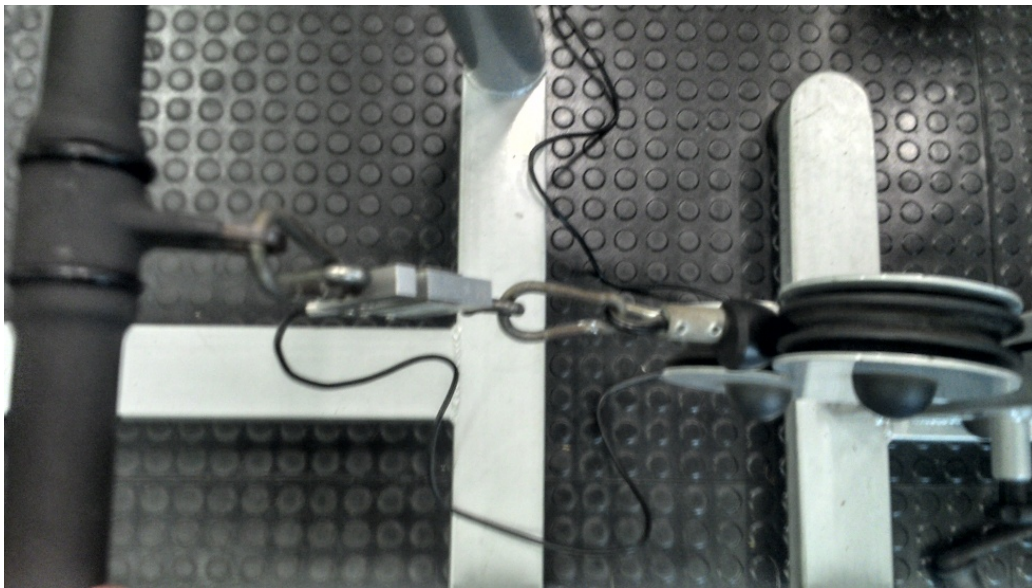


Figura 5.12: Conexão da célula de carga ao crossover.

Um *software* específico foi desenvolvido para o uso do eletromiógrafo especificado. O equipamento utiliza uma placa de digitalização e comunicação digital da fornecedora Measurement and Computing que fornece uma biblioteca em .Net através da qual é possível extrair dados do equipamento. O *software* foi desenvolvido de forma que apresentasse interface gráfica amigável, possibilidade de conexão de mais de uma placa, simultaneamente, além de oferecer confiabilidade

na taxa de aquisição, ou seja, aquisicionar até 8 canais em 2KHz cada, sem que dados fossem perdidos.

5.3 MultiData Acq

MultiData Acq é o nome do *software* desenvolvido para a aquisição de dados durante as coletas. A Figura 5.13 mostra a interface gráfica inicial do programa. Ele foi criado, pois o *software*, que acompanha o kit utilizado, não oferecia algumas características, como conexão de múltiplas placas, além de ser de difícil manuseio. O *software* aqui desenvolvido tem código aberto e está disponível para *download*. A Figura 5.14 mostra o diagrama de casos de uso do programa.

Ao iniciar o programa, o usuário tem a única opção de detectar as placas conectadas ao computador. Nesse momento, o programa encontra a lista de placas que estão, devidamente, reconhecidas pelo sistema operacional; em seguida, em uma janela o usuário pode escolher de quais placas ele deseja receber dados. Caso nenhuma placa seja encontrada, uma exceção é gerada e o usuário é informado.

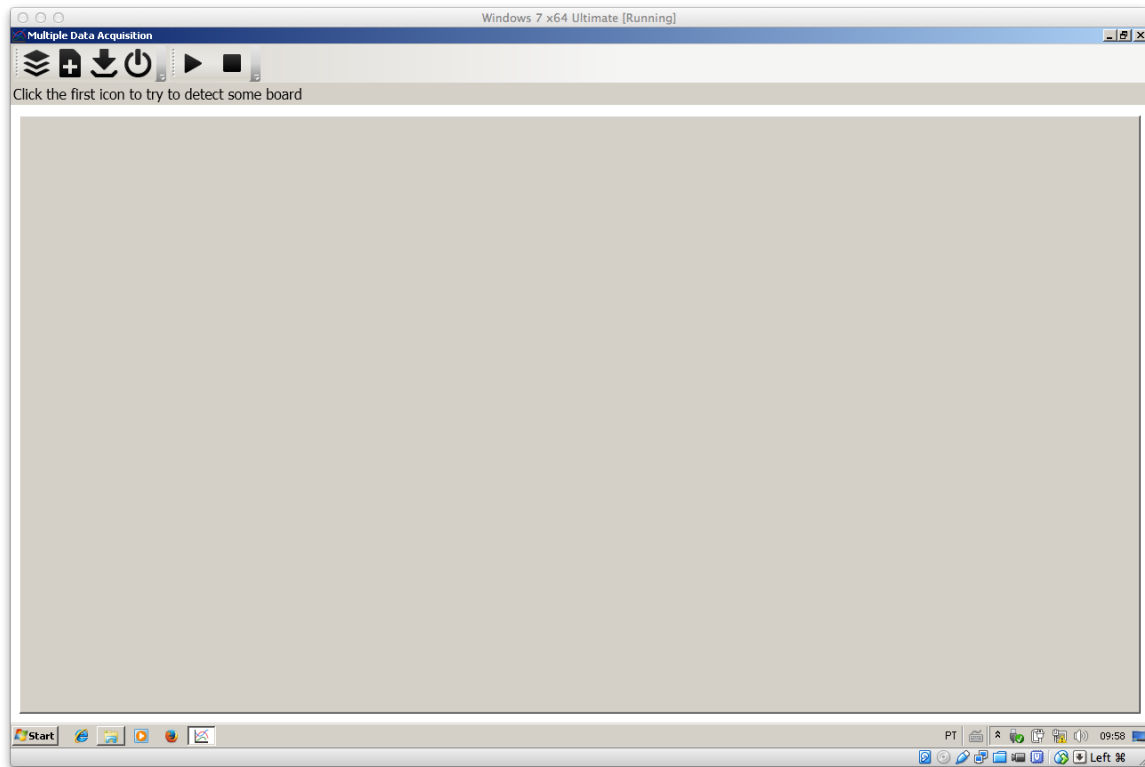


Figura 5.13: Visão geral da interface inicial do *software* MultiData Acq.

Depois de se conectar a uma placa, o usuário deve criar uma nova coleta. Ao fazê-lo, algumas informações devem ser especificadas, tais como a quantidade de canais a ser utilizada, a taxa de amostragem dos dados, o nome do usuário e a duração do experimento. Também é possível criar uma coleta que tenha duração indefinida. Essas informações estarão no arquivo resultante

da coleta. Após a criação da coleta, uma área de plotagem para cada canal será criada, ao clicar duas vezes em uma das áreas, o usuário pode dar um nome para o canal.

Em seguida, os controles de coleta serão habilitados, através deles o usuário pode iniciar. Ao iniciar, as áreas de plotagem começam a receber os pontos de amostras. Quando a tela de visualização é preenchida, o eixo horizontal começa a se ajustar, automaticamente, fazendo com que o usuário possa continuar visualizando os dados com boa resolução. Durante o processamento, o usuário pode ainda ajustar a escala vertical da tela utilizando o *mouse*. Depois de iniciada a coleta, o usuário pode esperar que o tempo predeterminado seja alcançado, pode pausar a coleta, ou interrompê-la.

Ao interromper uma coleta, o usuário a finaliza, não é mais possível continuá-la. Nesse estágio, ele pode salvar um arquivo com o cabeçalho e os dados adquiridos ou criar uma nova coleta, passando pelos passos descritos anteriormente.

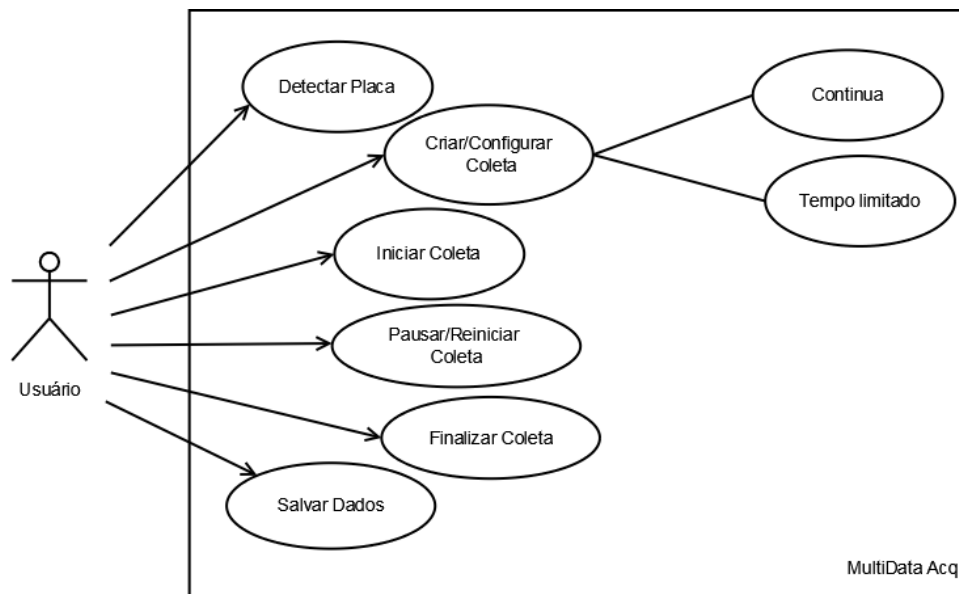


Figura 5.14: Diagrama de casos de uso para as coletas.

O programa implementado em linguagem C Sharp, utilizando Visual Studio 2012 e o *framework* .NET 4.5, teve o código separado em três partes: classes relacionadas à interface gráfica, entidades e classes que lidam com os dados. A Figura 5.15 mostra o diagrama de classe que expõe as entidades e as classes relacionadas à aquisição e utilizações dos dados.

A implementação se baseou em uma característica do .NET que permite a criação de tarefas de background para pequenos processamentos. Dessa forma, uma abordagem assíncrona foi utilizada, cada elemento que lida com os dados cria uma tarefa de *background* que utiliza eventos para notificar os envolvidos de que a tarefa foi encerrada, passando os resultados como argumento do evento para que a próxima etapa possa acontecer.

Para o estabelecimento da conexão e trânsito de dados algumas classes da biblioteca fornecida pela fabricante da placa foram utilizadas, sendo que a mais importantes delas é a *MccBoard*, que define a placa e oferece métodos para a leitura de dados. A classe *ADData* é responsável por encapsular um objeto da *MccBoard* e extrair os dados, à medida que o tempo avança. Para

que fosse possível controlar a interface, escrever os dados em arquivos e ler os *buffers* da placa, foi necessária a programação paralela através do uso dos recursos de *threading* oferecidos pelo .NET.

Uma classe abstrata foi criada para definir um *template* para as classes que lidaram com os dados. Então, duas classes filhas foram implementadas: a *PlotHandler* e a *FileHandler*. A *PlotHandler* recebe os dados e tem a funcionalidade necessária para atualizar os gráficos de acordo com o canal de onde os dados vierem. A *FileHandler*, ao receber os dados, sabe como escrevê-los em um arquivo de forma gradual, evitando que todos os dados precisem ser guardados na memória para serem salvos no final. Com essa estratégia, o programa pode ser facilmente estendido, por exemplo, uma classe para análise de amplitude pode ser criada, assim receberá os dados e pode lhes aplicar funções matemáticas, enquanto as outras duas classes estão atualizando os gráficos e salvando os dados.

A classe *DataHandler* faz a conexão entre as outras classes e, através dela um objeto da classe *ADData* envia um evento notificando a leitura de uma quantidade de dados, que são enviados para as classes que lidam com os dados, e realizam suas funcionalidades específicas descritas anteriormente. Através, também, de um evento, essa classe notifica a interface de que a coleta foi concluída, quando existe uma quantidade de pontos predeterminada a ser adquirida. Para que essas classes, que executam em *threads* diferentes, possam atualizar a interface gráfica, sem que ela fique bloqueada, um recurso chamado *Dispatcher* é utilizado, este permite que a interface gráfica seja atualizada assíncronamente, sem que o usuário perceba.

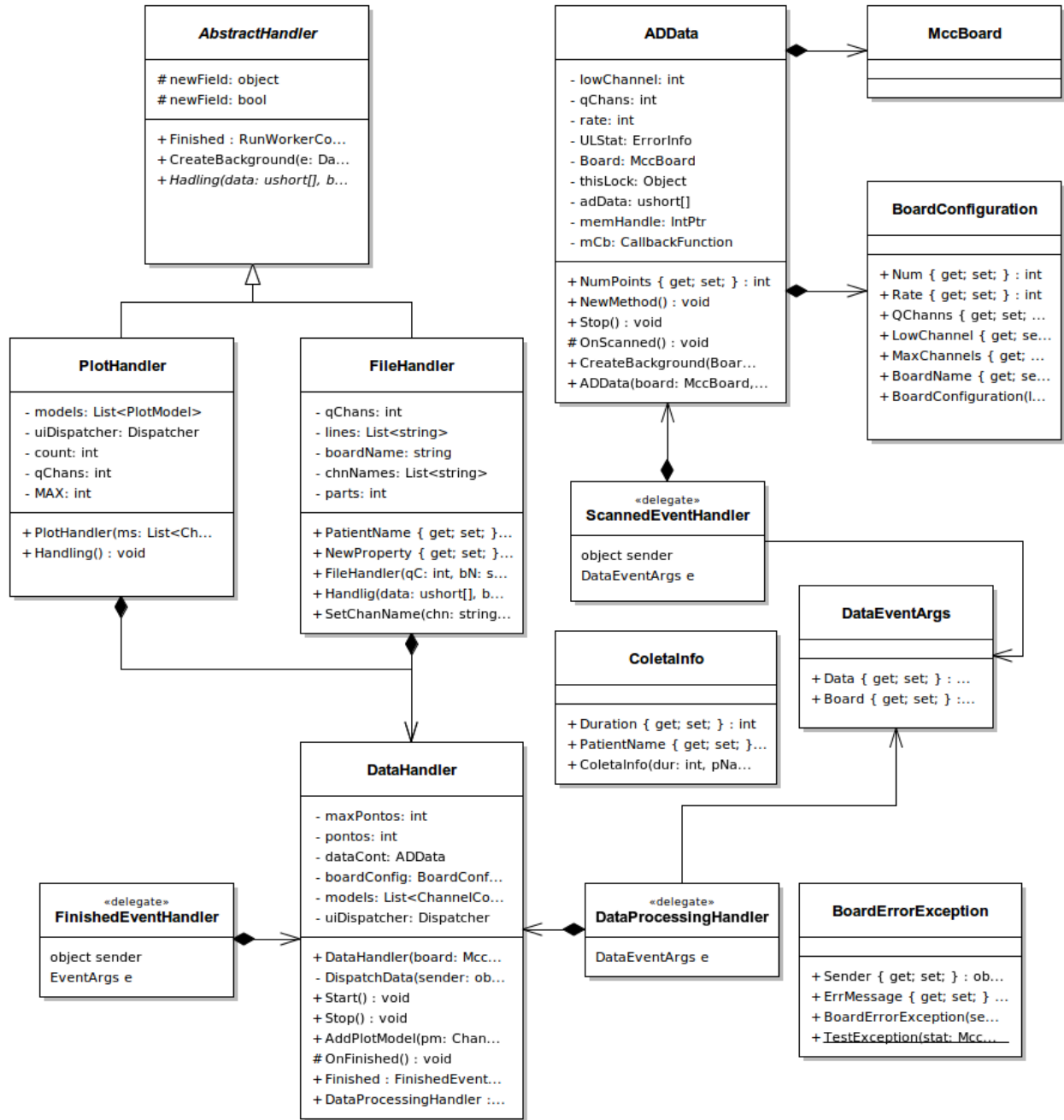


Figura 5.15: Diagrama de classes do programa desenvolvido para a aquisição dos dados.

5.4 Agrupamento das características

Os mapas auto-organizáveis são uma classe especial de rede neural, as quais são baseadas em aprendizagem competitiva. Os neurônios de saída da rede competem entre si para serem ativados ou disparados, com o resultado de que apenas um neurônio de saída, ou um neurônio por grupo, esteja ligado em um instante de tempo.

Em um mapa auto-organizável, os neurônios estão colocados em nós de uma grade que é,

normalmente, uni ou bidimensional. Os neurônios, então, tornam-se, seletivamente, sintonizados a vários padrões de entrada ou classes de padrões de entrada no decorrer de um processo de aprendizagem.

As localizações dos neurônios vencedores se tornam ordenadas entre si de forma que um sistema de coordenadas significativo para diferentes características de entrada é criado sobre a grade. Assim, um mapa auto-organizável é caracterizado pela formação de um mapa topográfico dos padrões de entrada, no qual as localizações espaciais dos neurônios na grade são indicativas das características estatísticas contidas nos padrões de entrada. Um dos modelos mais famosos desse tipo de mapa é o proposto por Kohonen [65].

O modelo de Kohonen pertence à classe de algoritmos de codificação vetorial. O modelo produz um mapeamento topológico que localiza, otimamente, um número fixo de vetores em um espaço de entrada de dimensionalidade mais elevada e, desse modo, facilita a compressão de dados. O modelo apresenta três processos essenciais: competição, cooperação e adaptação sináptica.

Na competição, a cada padrão de entrada, o valor de uma função discriminante é calculado para cada neurônio. O neurônio com maior valor é considerado vencedor, essa função pode ser o inverso da distância vetorial, entre a entrada e o neurônio. Na cooperação, o neurônio vencedor determina a localização de uma vizinhança topológica de neurônios excitados. Por fim, na adaptação sináptica, os neurônios excitados têm seus pesos atualizados, de modo a ficarem mais próximos das entradas que os disparou. A Figura 5.17 mostra um diagrama com a sequência de passos utilizada para aplicação desse técnica nos dados coletados.

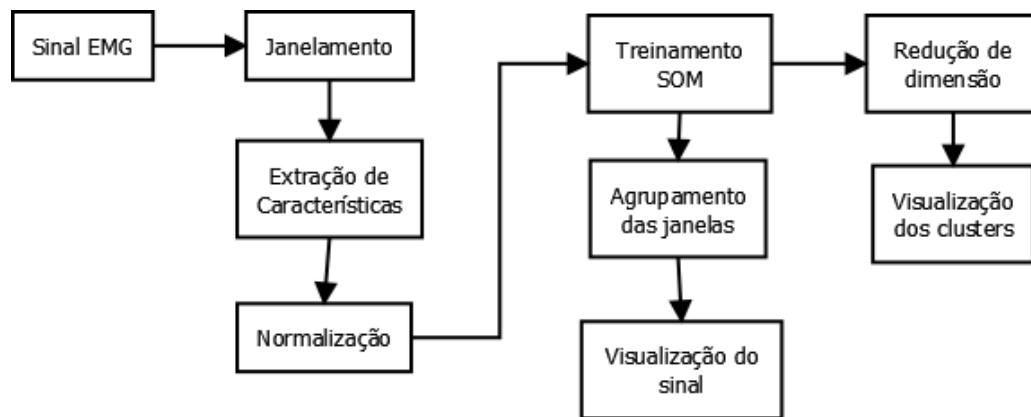


Figura 5.16: Sequência de passos para a agrupamento dos dados coletados.

Para a realização do agrupamento dos diferentes trechos de um sinal EMG, primeiramente, divide-se o sinal em janelas, contendo 500 ms de sinal cada. Para cada janela, calculam-se todas as características de amplitude, frequência, estacionaridade, linearidade, entropia e variabilidade, já apresentadas no Capítulo 4. Dessa forma, cria-se um vetor com quantidade de características escolhidas para cada janela do sinal. Esses valores são normalizados, considerando cada característica, individualmente, para todas as janelas. A normalização é feita, utilizando uma função que transforma, linearmente, os valores para um intervalo entre -100 e 100; assim, o valor mínimo se torna -100 e o máximo 100 .

Com as entradas geradas por esse processo, faz-se o treinamento de um SOM. O treinamento inicia-se com taxa de aprendizagem de 0.6, a qual é, geometricamente, decrescida durante o número de épocas especificadas, geralmente 100 épocas, até chegar ao valor final de 0.01, quando o treinamento é interrompido. O raio de atualização dos pesos é de 1, ou seja, quando um neurônio é considerado vencedor, além dele, os neurônios à esquerda e à direita dele são atualizados, o raio foi mantido constante. A quantidade de neurônios pode ser determinada, porém, utilizou-se 5, empiricamente.

Um processo de redução de dimensões, baseado em componentes principais, foi utilizado para mostrar a posição dos *clusters* gerados pelo treinamento, bem como a posição das entradas em relação aos centros. Nesse processo, a dimensão dos vetores foi reduzida de 27 para 2. Ao final do treinamento, as janelas foram agrupadas de acordo com sua distância até os centros formados. A distância foi calculada com base nos vetores com dimensão 27. Em seguida, foi gerada uma visualização do sinal salientado a qual grupo cada trecho pertence.

5.5 Análise da variação das características no tempo

Uma análise da variação média das características, ao longo do tempo, foi realizada, para a investigação da influência da fadiga muscular nos dados extraídos. Para a geração dessa análise, foram seguidos os passos ilustrados no diagrama exposto na Figura 5.17. Todos os sinais coletados foram utilizados nessa fase, bem como as funções de processamento desenvolvidas, descritas no Capítulo 4.

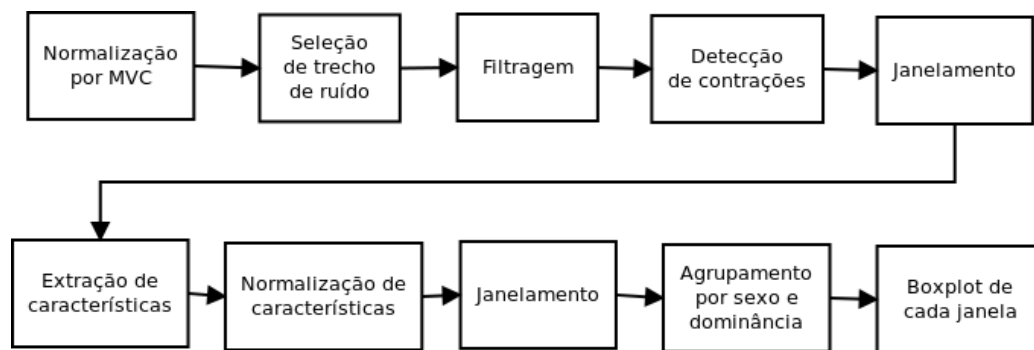


Figura 5.17: Sequência de passos utilizados para a análise temporal.

No primeiro dia em que o voluntário participou do experimento, ele passou pelo teste de 1RM. Durante o teste, o sinal eletromiográfico foi coletado e o mesmo foi utilizado como a referência para a máxima contração voluntária. Essa referência foi utilizada para a normalização dos sinais dos dias seguintes de coleta. A normalização é importante para que os sinais de voluntários diferentes possam ser analisados em conjunto, uma vez que o sinal eletromiográfico de um indivíduo possui particularidades de amplitude, de acordo com massa muscular e percentual de gordura.

Durante a coleta, os voluntários foram orientados a não se movimentarem por dois segundos, depois que a aquisição de dados se iniciasse, para que apenas o ruído inserido pelas questões ambientais fosse coletado. Isso foi feito para que se pudesse aplicar o algoritmo de filtragem

por IMF [8], que filtra o sinal com base em parâmetros extraídos de um trecho de ruído puro. Dessa forma, os primeiros pontos de cada sinal foram considerados ruído e alimentaram o filtro. A filtragem foi realizada utilizando a metodologia mencionada.

Após a filtragem de cada sinal, a detecção de contrações foi aplicada, usando os algoritmos apresentados na biblioteca de processamento de sinais desenvolvida. A detecção é necessária, pois, durante a análise da fadiga, interessa-se pelos momentos em que o músculo está ativo. Ou seja, contraído, a linha de base não traz informações, além de gerar valores muito diferentes para as características, o que modifica muito a média, parâmetro que será avaliado através do boxplot.

O resultado da detecção de contrações é concatenado, fazendo com que um novo sinal sem os períodos de silêncio seja criado. Esse sinal é dividido em janelas de tamanho fixo. Diversos tamanhos foram experimentados, mas o utilizado para a geração dos resultados foi de 500 amostras, correspondente a 250 ms de sinal.

Um *script* foi criado para aplicar, em cada janela, o processamento necessário. Todas as características foram calculadas e organizadas em estruturas (*structs*) no Matlab, de forma que as características da mesma classificação ficassem agrupadas para facilitar a análise. Os parâmetros utilizados, durante o processamento, também são salvos nessa mesma *struct* para garantir que o resultado possa ser repetido. O processamento de todos os dados gastou cerca de 20 horas. Para cada canal de dados de cada voluntário, foi gerado um arquivo contendo a *struct*, dessa forma, os próximos passos podem ocorrer utilizando-se diversas configurações de parâmetros sem que o processamento seja repetido.

Com os resultados das características calculados, os dados foram preparados através de normalização das características que tivessem alguma ligação com a amplitude. Já as características relacionadas à frequência tiveram seus valores conservados, pois independem da magnitude da amplitude. Em seguida, os dados de cada característica foram divididos em 20 partes, cada parte representando cerca de 3 segundos de sinal. Esses particionados foram agrupados por sexo e dominância, ou seja, os dados do sinal coletado do braço dominante foram separados do outro, pois notou-se uma aplicação maior de força no braço dominante. Finalmente, para cada característica calculada foi construído o boxplot de cada uma das 20 partes. Esses boxplots foram plotados lado a lado, de forma a seguir a sequência de coleta no tempo, assim pôde-se facilmente analisar de forma visual a tendência da média durante o experimento.

Resultados

Esse capítulo apresenta os resultados obtidos durante os processamentos *offline* realizados em Matlab. Primeiramente, são apresentados os resultados da detecção de contrações realizada antes da extração das características. Em seguida, os resultados para a base de dados coletadas, de acordo com a metodologia descrita no Capítulo 5 são expostos, sempre separados em quatro grupos, combinando homens e mulheres em relação ao braço dominante e o contralateral. Finalmente, são relatados os resultados do agrupamento do sinal para algumas coletas.

6.1 Análise visual dos sinais de EMG e força

O intuito dessa seção é mostrar alguns dos sinais que foram adquiridos, durante a fase de coleta, e relatar algumas observações feitas pela análise visual das coletas, bem como mostrar alguns dos sinais de força coletados. Inicialmente, mostra-se, nas Figuras 6.1 e 6.2, o resultado da filtragem de um dos sinais que foi uma etapa do pré-processamento. Todos eles foram filtrados utilizando a técnica desenvolvida em [8], descrita no Capítulo 4. A coleta foi realizada com essa técnica de filtragem em mente, em todos os experimentos, pelo menos 1 segundo de sinal foi coletado sem nenhuma atividade muscular. Dessa forma, as primeiras amostras de cada sinal foram usadas de parâmetro para o filtro, uma vez que a técnica é paramétrica, ou seja, requer um trecho de sinal com o ruído que se deseja atenuar.

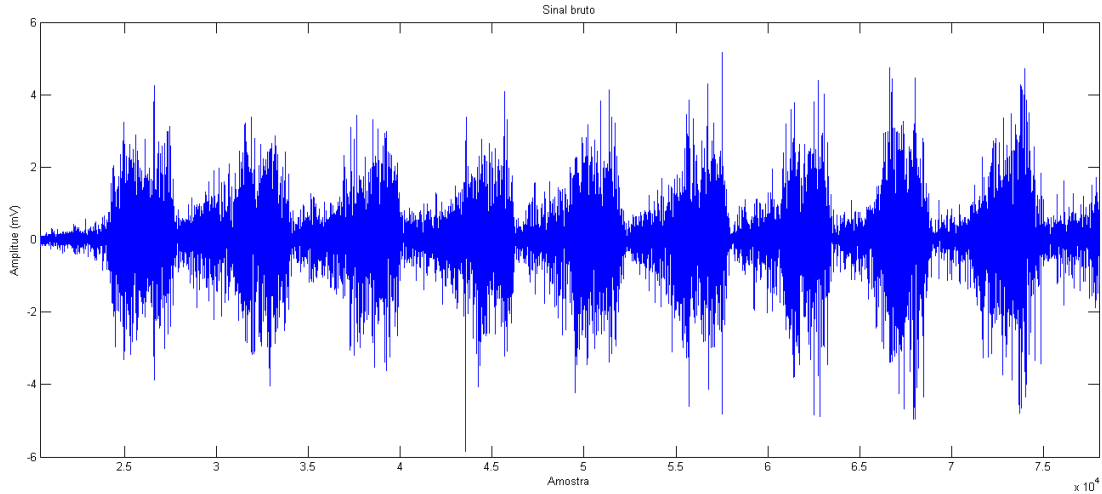


Figura 6.1: Sinal coletado do braço dominante de um homem sem aplicação do filtro.

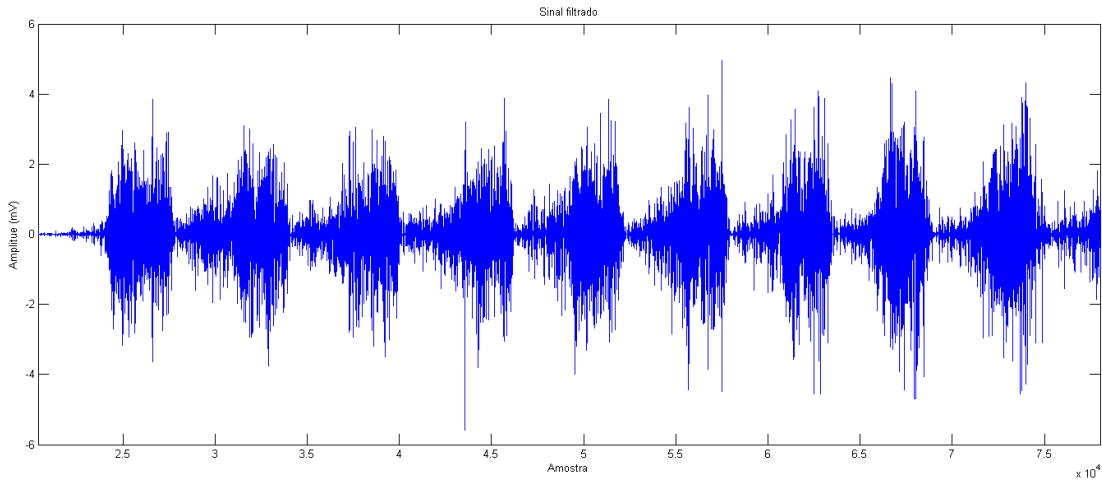


Figura 6.2: Resultado da aplicação do filtro baseado em *Empirical Mode Decomposition* (EMD).

A Figura 6.3 mostra uma das coletas incluídas na análise dos resultados da evolução das característica, feitas a seguir. Nessa coleta é possível observar que o número de repetições do exercício foi de 18, um número que indica que o teste de 1 RM foi bem aplicado. Pode-se notar que as últimas repetições são mais longas e que há diminuição da amplitude da força aplicada, devido à manifestação da fadiga, que faz com que o exercício se torne bastante difícil. Outro ponto interessante é a diferença de amplitude entre braço dominante, sinal de baixo, e braço não dominante, sinal do meio, o que indica que a maior parte da força, sinal do topo, vem da contração do braço dominante. Essa observação levou à separação das características no grupos braço dominante e braço não dominante.

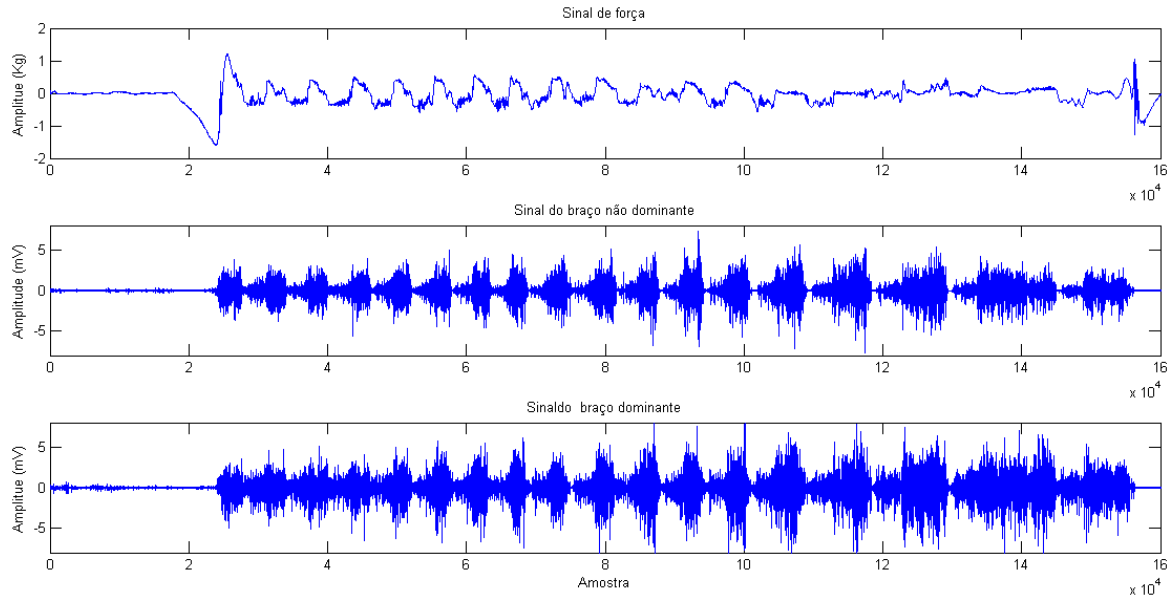


Figura 6.3: Exemplo de uma coleta boa de um voluntário do sexo masculino. Sinal de força no topo, sinal do braço não dominante no meio, sinal do braço dominante embaixo.

A Figura 6.4 mostra uma das coletas que foram excluídas da análises dos resultados da evolução das características. Diferente da coleta anterior, observa-se que o número de repetições do exercício foi muito alto, 27, um indicativo de que a carga foi subestimada no teste de 1 RM. Pode-se notar que a força se mantém constante, o que pode ser interpretado como não indução de fadiga pela realização do exercício. Nesse caso, a carga foi reajustada para esse voluntário e essa coleta foi repetida em outra oportunidade. Novamente, nota-se que o braço dominante apresenta amplitude maior, e nessa coleta a diferença é ressaltada nas últimas contrações. Esse fator somado com a forma de onda tortuosa do sinal de força evidenciam uma falta de coordenação na execução do exercício, provavelmente, causada pela falta de familiaridade do voluntário com exercícios resistidos.

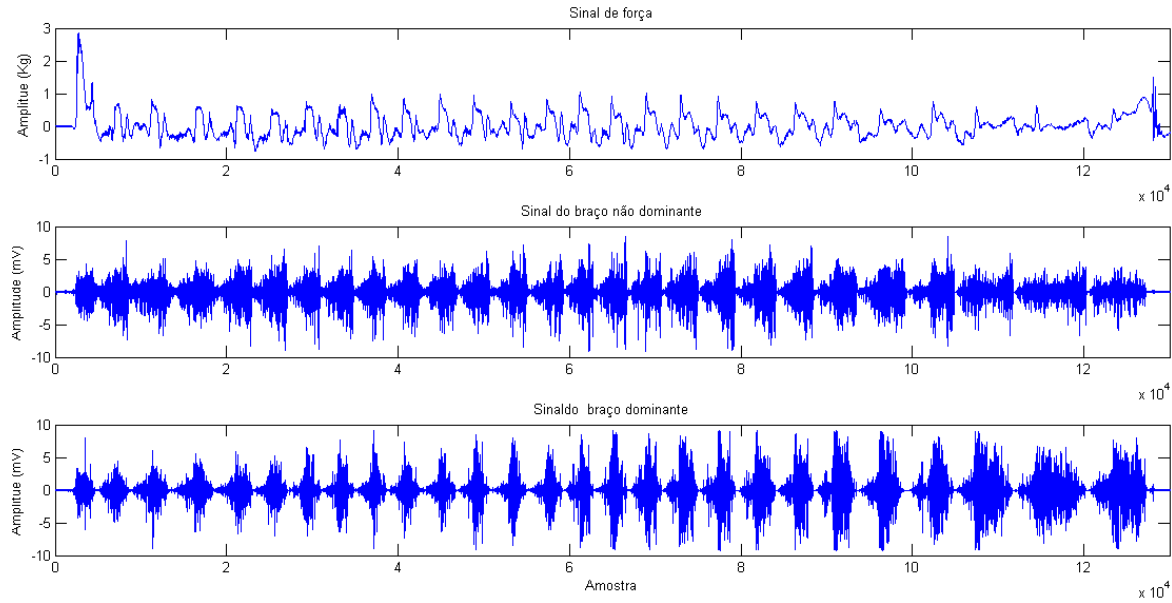


Figura 6.4: Exemplo de uma coleta descartada de um voluntário do sexo masculino. Sinal de força no topo, sinal do braço não dominante no meio, sinal do braço dominante na base.

A Figura 6.5 mostra outra coleta incluída na análise dos resultados da evolução das características. Novamente é possível observar que o número de repetições, 14, do exercício reflete uma boa estimativa da carga durante o teste de 1 RM. Também notam-se as últimas repetições mais longas e diminuição da amplitude da força devido à manifestação da fadiga, a diferença de amplitude entre braço dominante e braço não dominante reforça a criação de grupos diferentes para a análise.

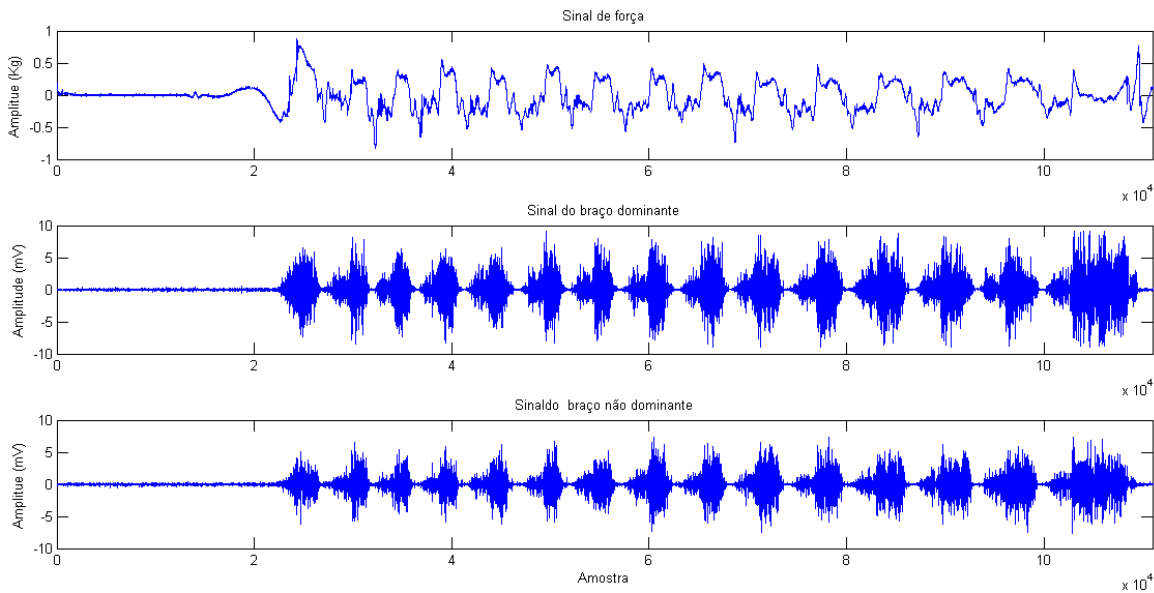


Figura 6.5: Exemplo de uma coleta boa de uma voluntária do sexo feminino. Sinal de força no topo, sinal do braço dominante no meio, sinal do braço não dominante embaixo.

A Figura 6.6 mostra uma das coletas que foram excluídas da análises dos resultados da

evolução das características, pois, além do número de repetições ser muito alto a força aplicada não foi suficiente para sensibilizar o dinamômetro, além de requerer a configuração de ganho muito alta o que levou à baixa relação sinal ruído. Nesse caso não houve erro de estimativa no teste de 1 RM, na verdade a carga suportada pela voluntária estava em um nível abaixo do mínimo para o experimento; assim, ela teve que deixar de participar do experimento.

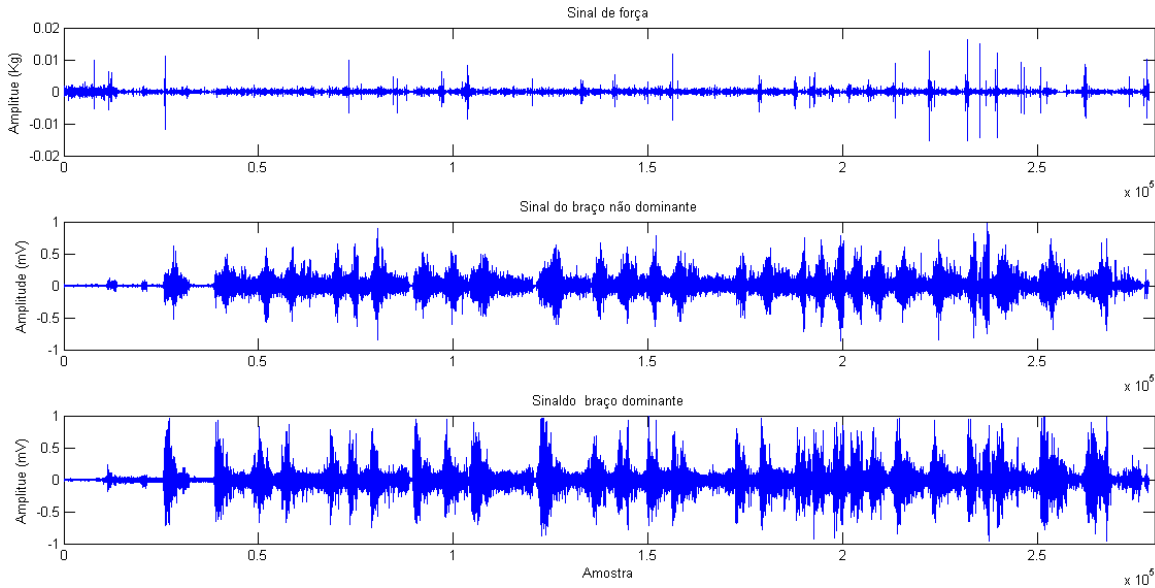


Figura 6.6: Exemplo de uma coleta ruim de um voluntário do sexo masculino. Sinal de força no topo, sinal do braço não dominante no meio, sinal do braço dominante embaixo.

6.2 Detecção da atividade muscular

Como foi demonstrado no Capítulo 4 e discutido no Capítulo 5, uma técnica de detecção de atividade muscular foi desenvolvida, para que apenas as contrações fossem consideradas durante a extração das características. Essa é uma necessidade quando se trabalha com contrações dinâmicas, já que os momentos do sinal EMG, em que o músculo estudado encontra-se relaxado, trazem pouca ou nenhuma informação. Os resultados das características nos períodos de “silêncio” são, radicalmente, diferentes dos períodos de contração, como esperado. Esse fato inviabiliza a análise do sinal inteiro e, ao mesmo tempo, permite que as contrações sejam detectadas através de algumas características. A seguir, são mostrados alguns resultados isolados da detecção de atividade muscular, os períodos que contêm contrações estão envoltos por retângulos vermelhos.

A Figura 6.7 mostra o resultado da detecção das contrações para um sinal filtrado, que é o caso da aplicação nesse trabalho. Nota-se que o resultado foi bastante satisfatório, já que todas as contrações foram identificadas e poucos trechos foram ignorados de forma errônea.

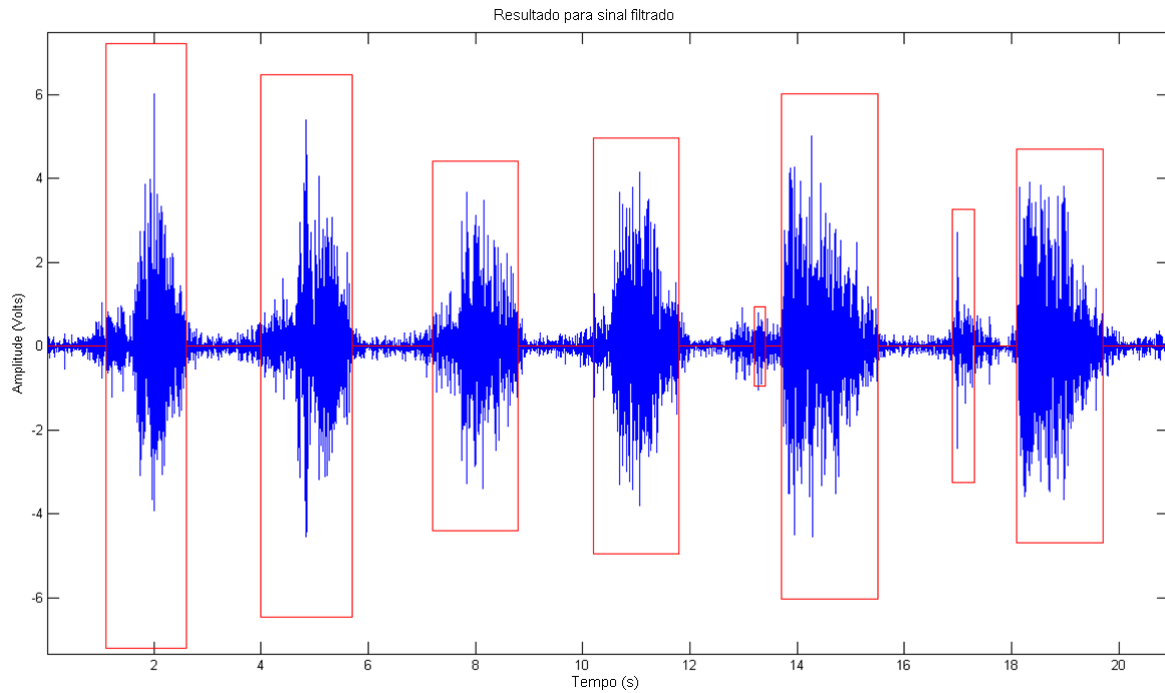


Figura 6.7: Exemplo de detecção da atividade muscular para um sinal filtrado.

A Figura 6.8 mostra o resultado para um sinal em que, além de não ser aplicado filtro, ainda houve adição de um ruído aleatório gerado através de uma distribuição gaussiana. O intuito desse exemplo é mostrar a tolerância da técnica ao ruído, apesar do aumento de trecho, erroneamente ignorado, todas as contrações foram identificadas e tiveram a maioria de sua duração detectada.

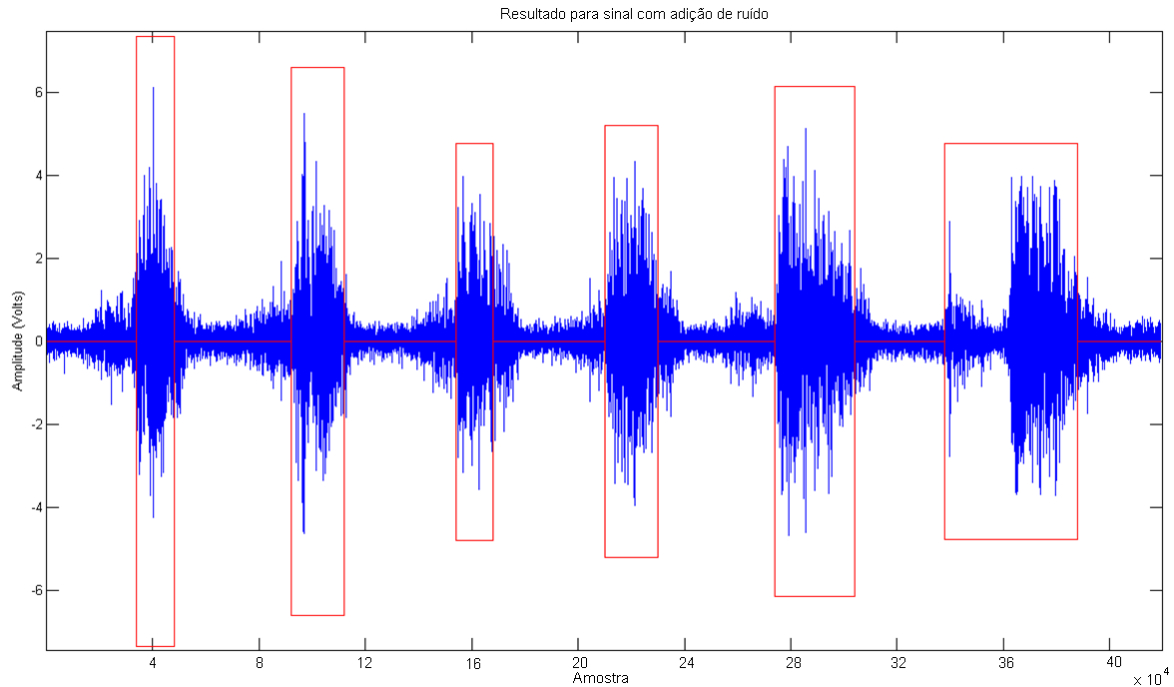


Figura 6.8: Exemplo da detecção da atividade muscular em um sinal comprometido pela presença de ruído.

A Figura 6.9 mostra o resultado da detecção para um sinal em que a amplitude da contração é pequena, quando comparada com a amplitude do ruído de fundo. Esse exemplo pretende ilustrar como a combinação das características de amplitude e entropia funcionou bem, pois um detector baseado apenas em amplitude se confundiria nesse caso.

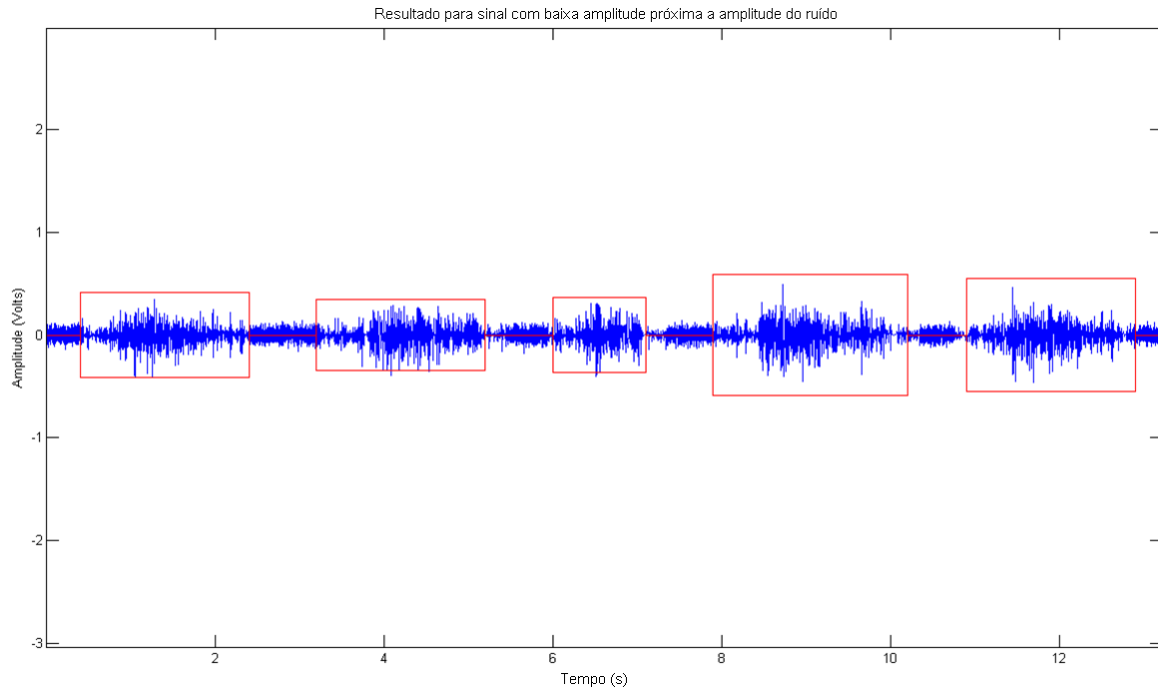


Figura 6.9: Exemplo da detecção da atividade muscular em um sinal com baixa amplitude em relação ao ruído de fundo.

6.3 Características do sinal EMG

Nessa seção, são apresentados os resultados sumarizados das características descritas no Capítulo 4. O intuito é analisar a tendência das características no tempo, considerando que o nível de fadiga muscular dos sujeitos aumenta, gradativamente, até o fim dos experimentos. Isso pode ser comprovado pela observação da diminuição gradativa da força produzida pelo indivíduo. Essa observação foi feita na seção de análise visual dos sinais de EMG e força (Seção 6.1). As características de uma mesma categoria, que demonstraram uma mesma tendência de resultados, foram omitidas no Capítulo 6, de modo a evitar análises que não trazem novas informações.

6.3.1 Amplitude

A análise de amplitude do sinal EMG mostra que existe uma relação com a força realizada no momento da contração, considerando que o aumento da amplitude significa a ativação do maior número de unidades motoras. No entanto, na presença de fadiga muscular, essa relação é alterada de forma que, mesmo com a degradação da força, há aumento de amplitude. Esse fenômeno foi relatado em diversos estudos sobre a fadiga muscular [54, 55, 53], principalmente, em experimentos, que envolvem análises de contrações estáticas. Para a análise de amplitude, os dados coletados foram normalizados entre -100 e 100, porque os voluntários possuíam níveis de treinamento muscular muito discrepantes. Dessa forma, os mesmos fizeram o experimento com cargas diferentes, o que influencia diretamente no nível de amplitude. Para representar a amplitude, foi considerada somente a Média dos Valores Absolutos (MAV).

6.3.1.1 Média dos Valores Absolutos (MAV)

As Figuras 6.10, 6.11, 6.12, 6.13 mostram os resultados para homens e mulheres, aqueles envolvem experimentos com braço dominante e contralateral, respectivamente. Com base nos resultados, é possível analisar que o aumento da amplitude acompanha a progressão da fadiga muscular. Esse fato é representado pelos coeficientes angulares positivos das retas da tendência das medianas (linhas vermelhas). Esse resultado valida a metodologia de indução de fadiga, uma vez que seguiu os padrões observados na literatura de análise de fadiga muscular [53, 24]. Observando-se os boxplots, pode-se inferir que houve variabilidade controlada, dado que o intervalo interquartil não foi grande, deve-se considerar que a contração foi dinâmica e a faixa de amplitudes é esparsa. Nos últimos boxplots, é possível notar que a variabilidade aumentou, baseado no fato de que alguns indivíduos desistiam do exercício e outros persistiam. Dessa forma, a variabilidade não foi regular.

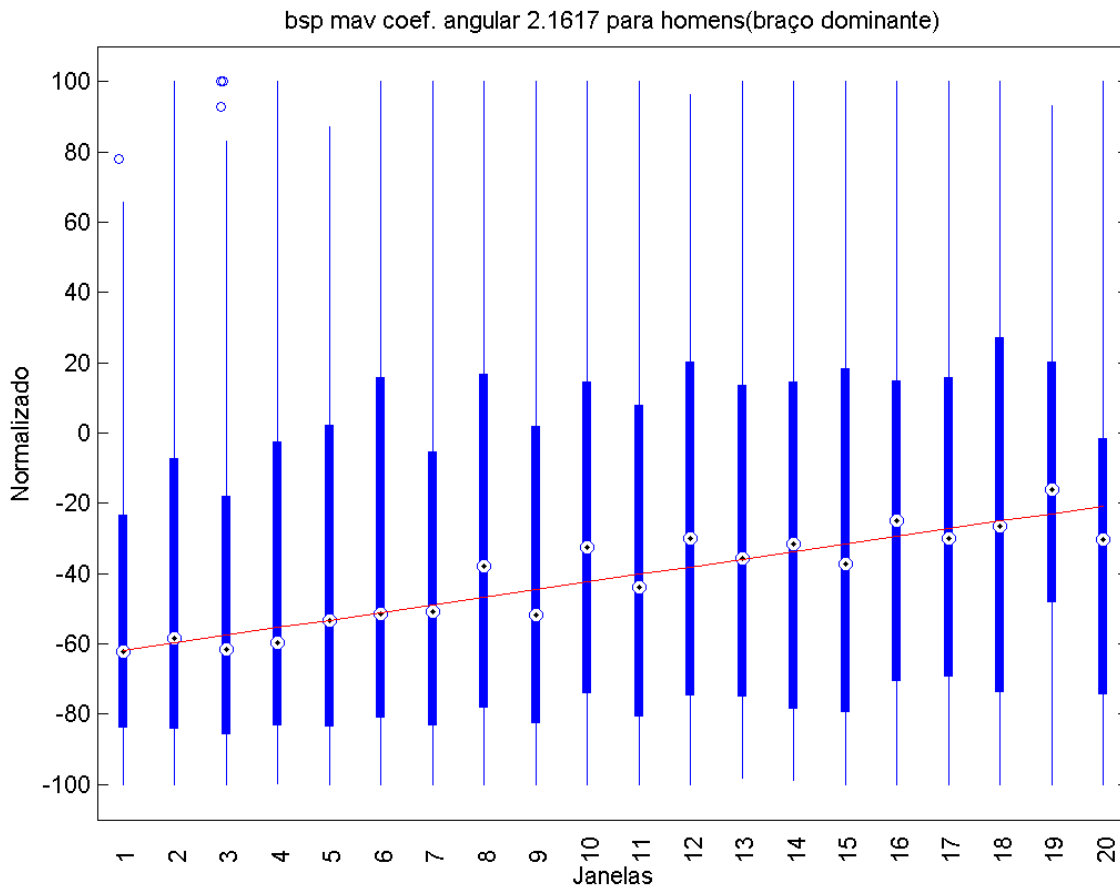


Figura 6.10: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o MAV do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.

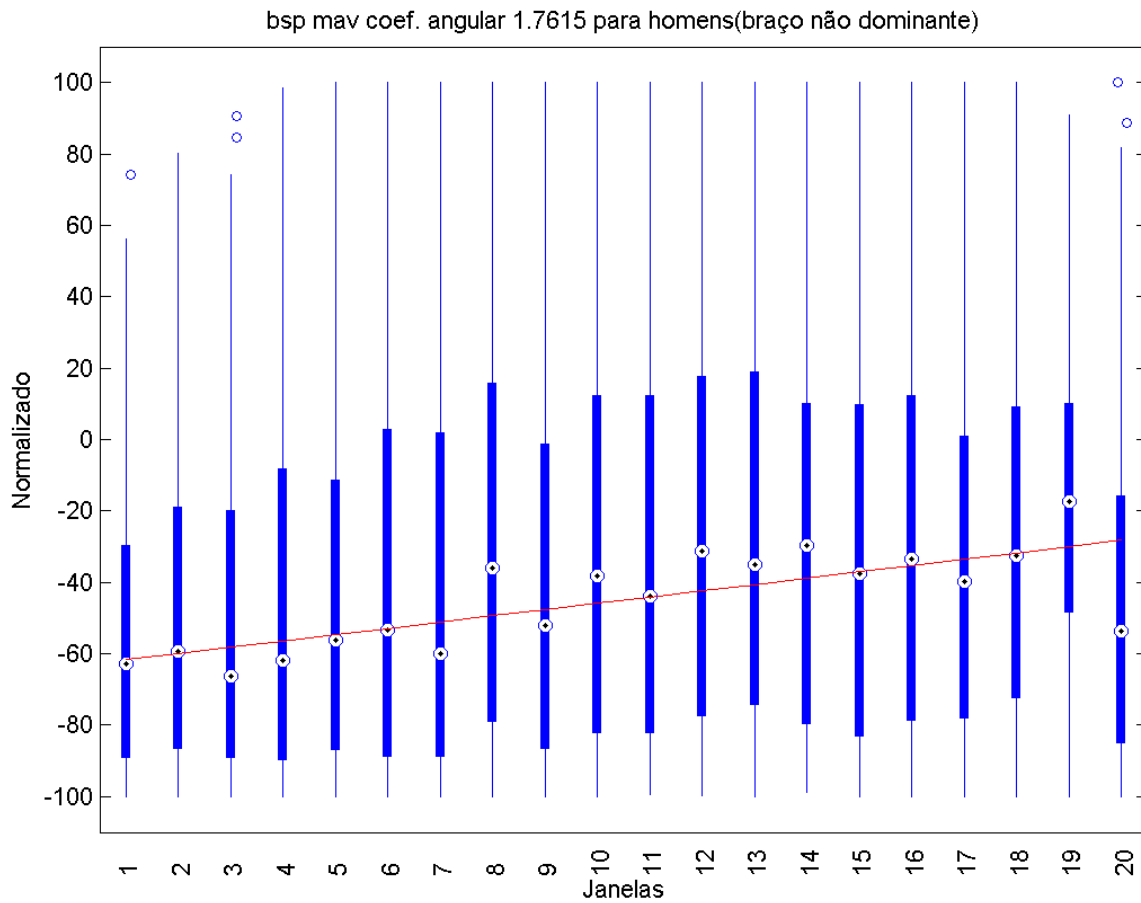


Figura 6.11: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o MAV do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.

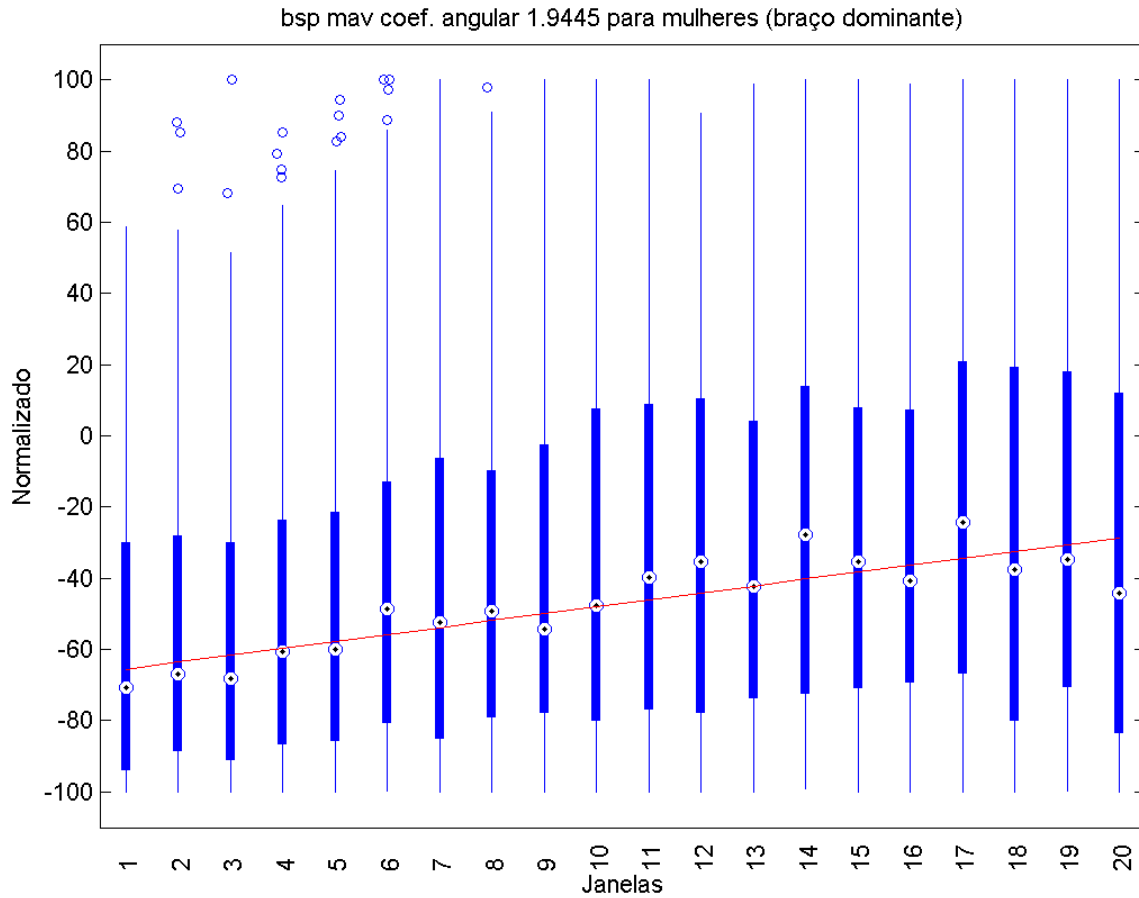


Figura 6.12: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o MAV do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.

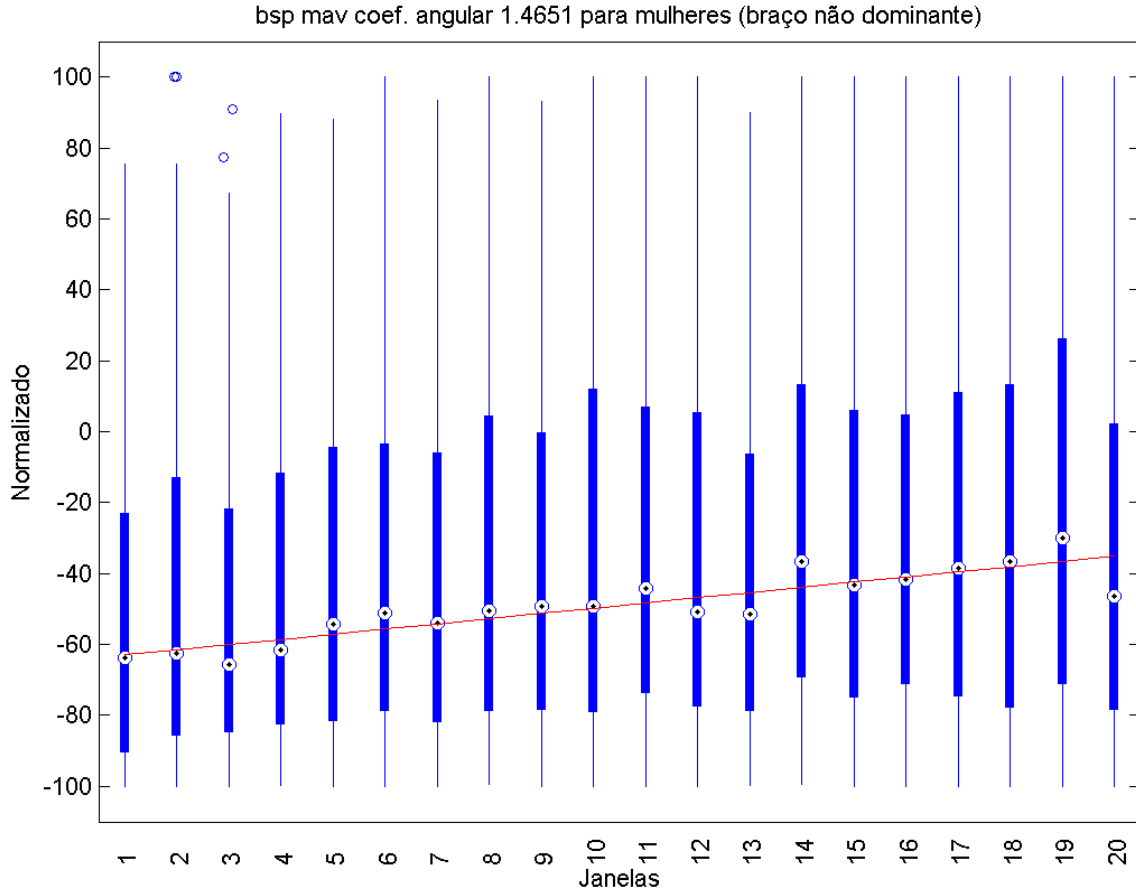


Figura 6.13: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o MAV do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.

6.3.2 Frequência

Alguns trabalhos mostraram que sob fadiga o espectro do sinal EMG tende a se deslocar para a esquerda, ou seja, existe a diminuição das frequências principais do sinal [8, 56, 57, 66]. Esse fenômeno está relacionado à diminuição na taxa de disparo das fibras musculares, resultado das alterações energéticas e iônicas. Para analisar a frequência, foram estudadas quatro características: Número de Cruzamentos por Zero (ZC), Largura de Banda (BW), Frequência Mediana (MF) e Frequência Instantânea (IMF). As outras características relacionadas à frequência também foram omitidas dos resultados de modo a evitar duplicação de análise das mesmas, visto que estas tinham tendência similar.

6.3.2.1 Número de cruzamentos por zero (ZC)

As Figuras 6.14 e 6.15 mostram os resultados da análise para homens, para os braços dominante e contralateral, respectivamente. A partir das mesmas, é possível verificar uma tendência decrescente- principalmente para o braço dominante-, analisando-se pelo coeficiente linear negativo da reta. Embora a inclinação da reta tenha sido suave, pode-se observar que o primeiro e o último boxplots ocupam intervalos diferentes de valores, isso significa que os grupos analisados

são diferentes. Pode-se notar ainda que a variabilidade dentro dos boxplots foi pequena e que houve muitos *outliers* abaixo do primeiro quartil os quais, possivelmente, estão relacionados com os picos da contração no momento em que o sinal faz poucos cruzamentos por zero.

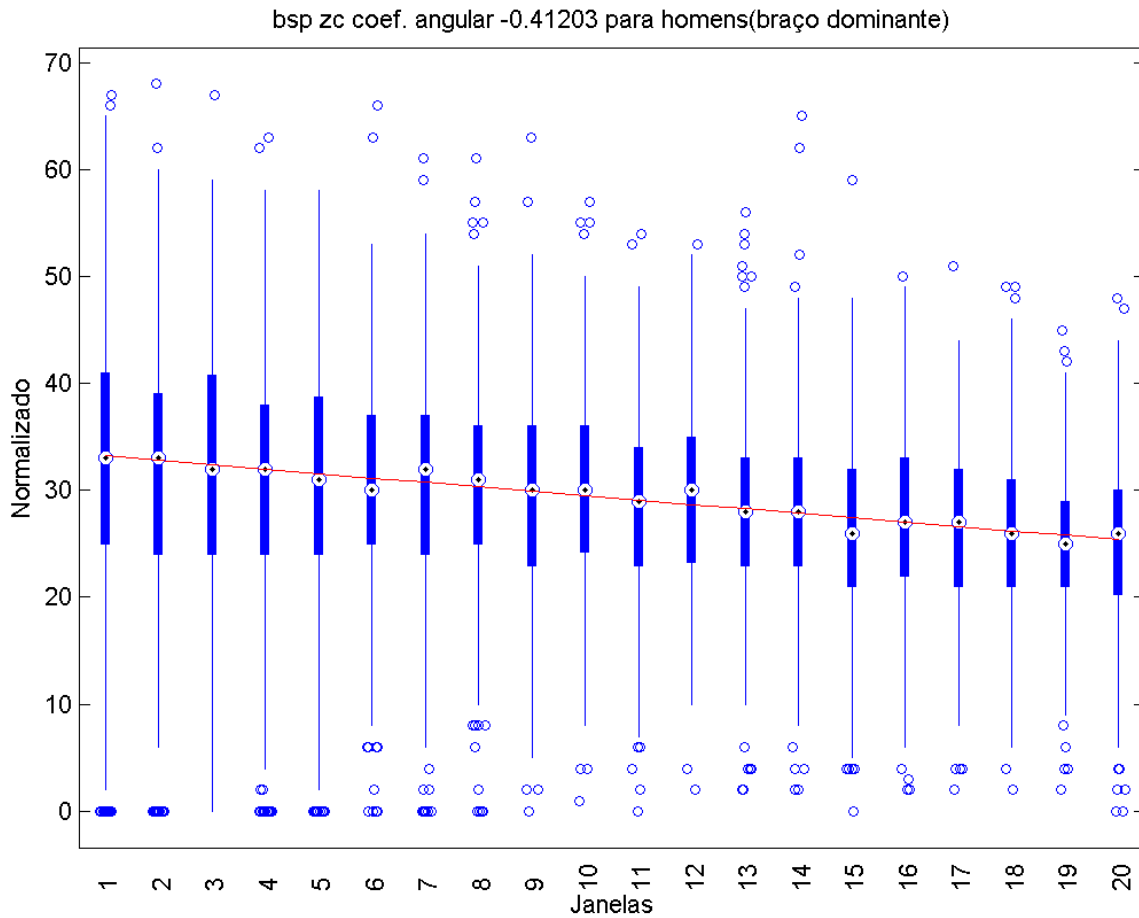


Figura 6.14: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o ZC do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens.

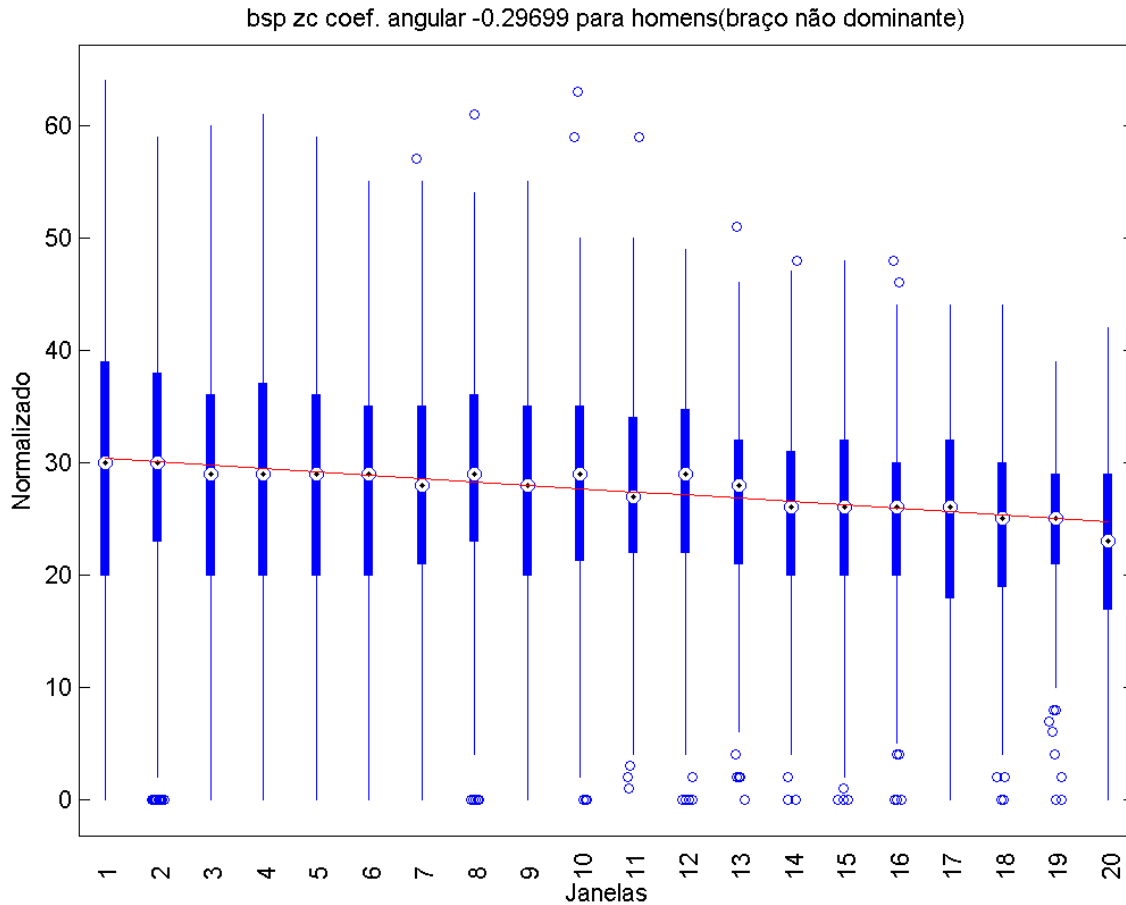


Figura 6.15: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o ZC do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens.

Nas Figuras 6.16 e 6.17, são mostrados os resultados da análise para mulheres, incluindo os braços dominante e contralateral, respectivamente. O resultado para o grupo das mulheres mostrou decréscimo discreto. Além disso, a análise apresentou muitos *outliers* em todos os boxplots.

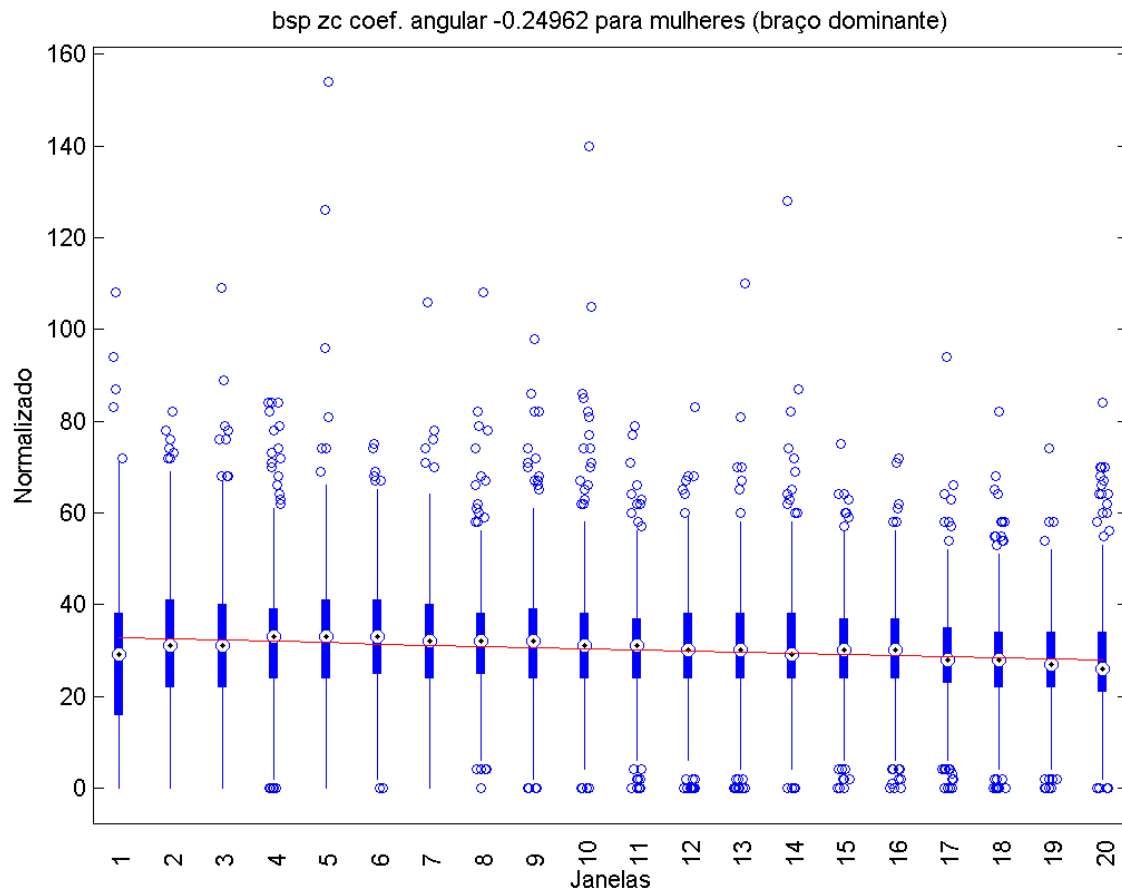


Figura 6.16: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o ZC do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres.

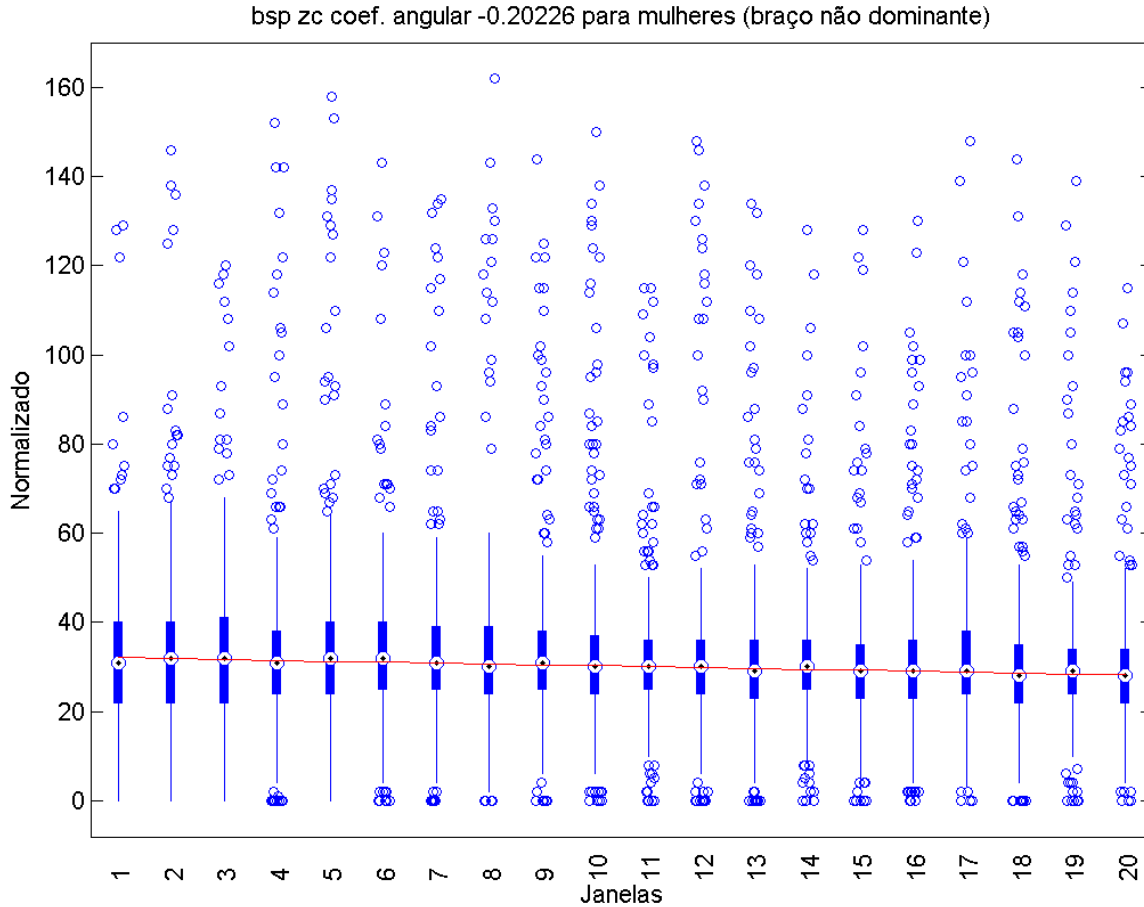


Figura 6.17: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o ZC do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres.

6.3.2.2 Largura de banda (BW)

Não há muitos relatos na literatura que tratam sobre o efeito da fadiga muscular na largura de banda do sinal EMG. As Figuras 6.18, 6.19, 6.20, 6.21 apresentam os resultados da análise de largura de banda para homens e mulheres, com experimentos do braço dominante e contralateral, respectivamente. A partir dos resultados, observa-se que a característica largura de banda exibiu caráter constante, com leve inclinação da reta para os braços contralaterais. Esse fato já era esperado, porque houve um deslocamento do espectro. Na análise dos braços dominantes, tanto para mulher quanto para homem, é possível notar que não houve inclinação da reta, visto que quanto mais cansado o indivíduo estava, mais ele tentava compensar o exercício com o braço dominante. Tendo como base essa inferência, pode-se dizer que a inclinação da reta deve-se à diminuição da ação do braço não-dominante.

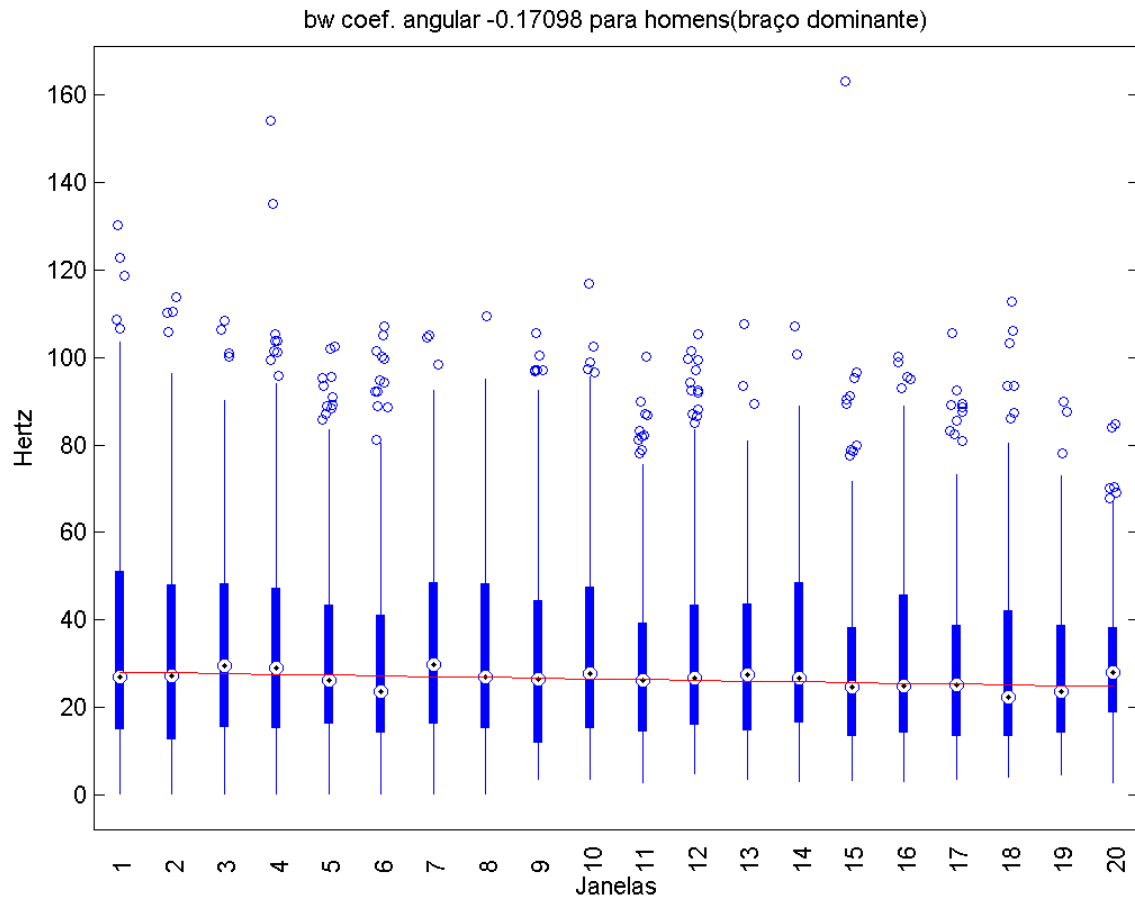


Figura 6.18: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a BW do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens.

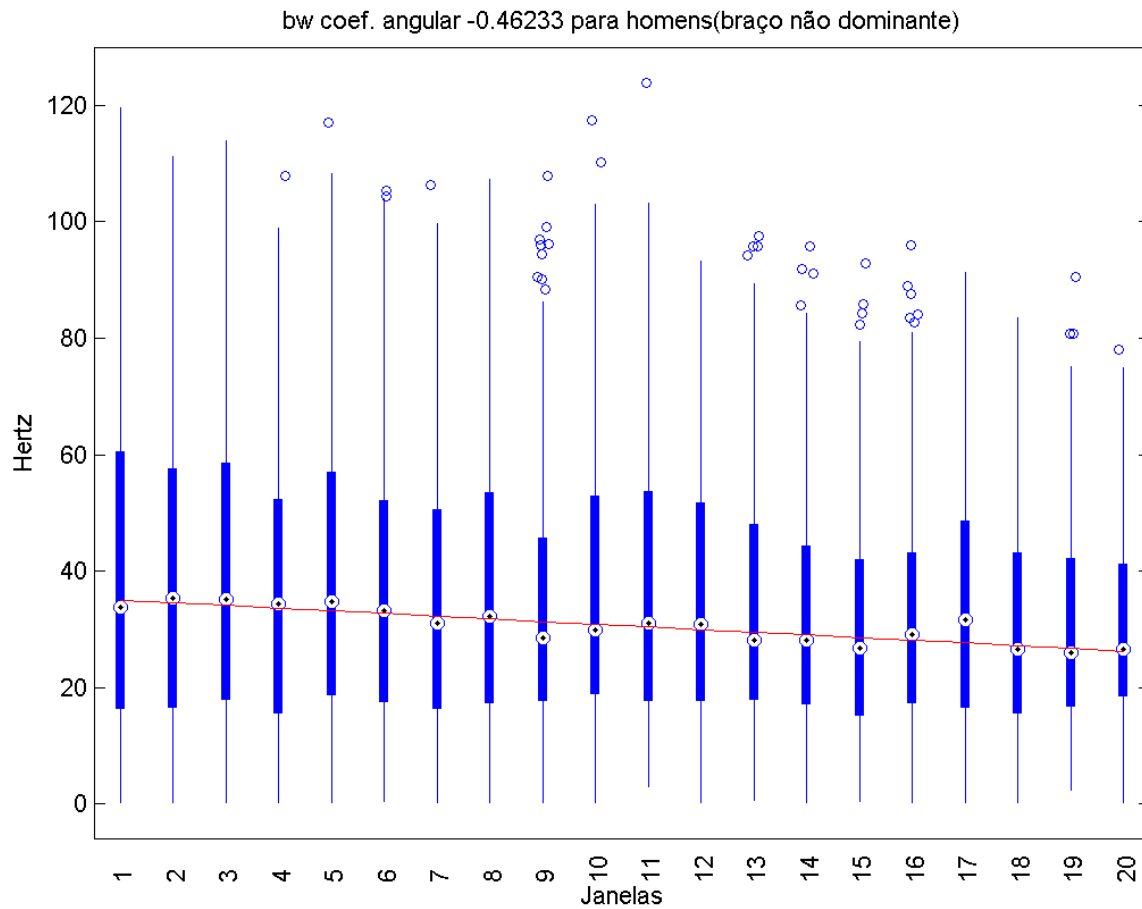


Figura 6.19: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a BW do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens.

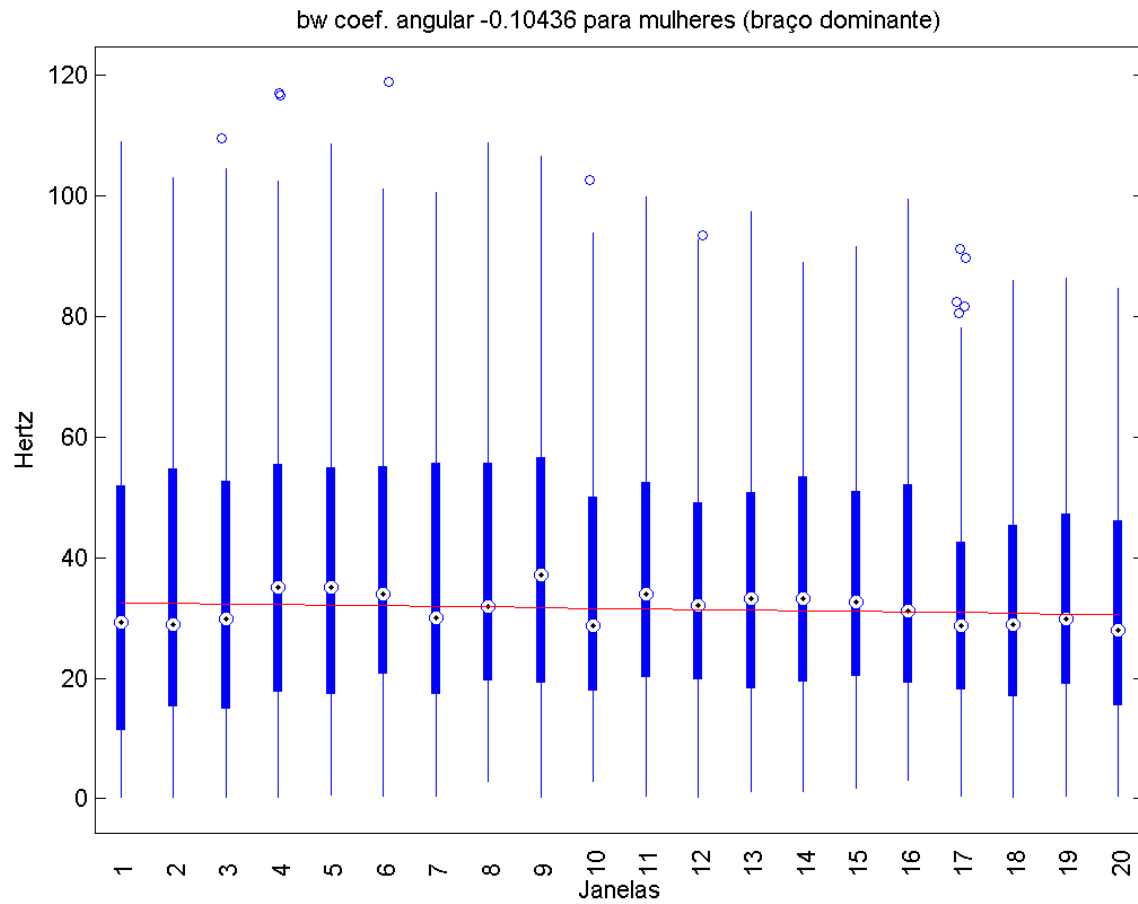


Figura 6.20: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a BW do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres.

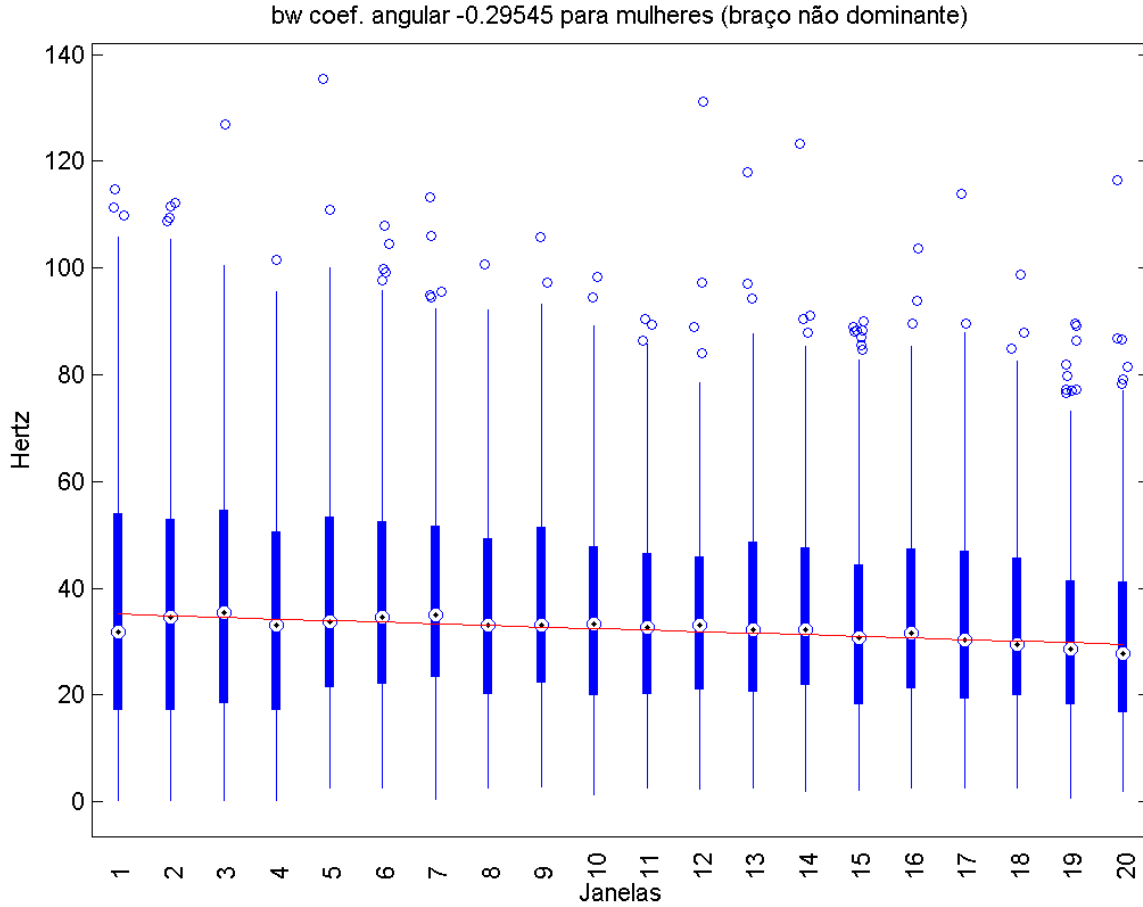


Figura 6.21: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a BW do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres.

6.3.2.3 Frequência Mediana (MF)

A frequência mediana é um parâmetro clássico para a análise da fadiga, sendo, principalmente, estudado em experimentos estáticos. As Figuras 6.22 e 6.23 mostram os resultados dos braços dominante e não dominante, respectivamente, para o grupo do sexo masculino. Em vista da análise das mesmas, pode-se concluir que a frequência mediana diminui, tendo-se, assim, um coeficiente angular negativo, como o esperado. Não houve variabilidade significativa, visualizada pelo tamanho dos boxplots. Essa característica apresentou um número alto de *outliers* abaixo do primeiro quartil, se comparado ao número de *outliers* presentes acima do terceiro quartil.

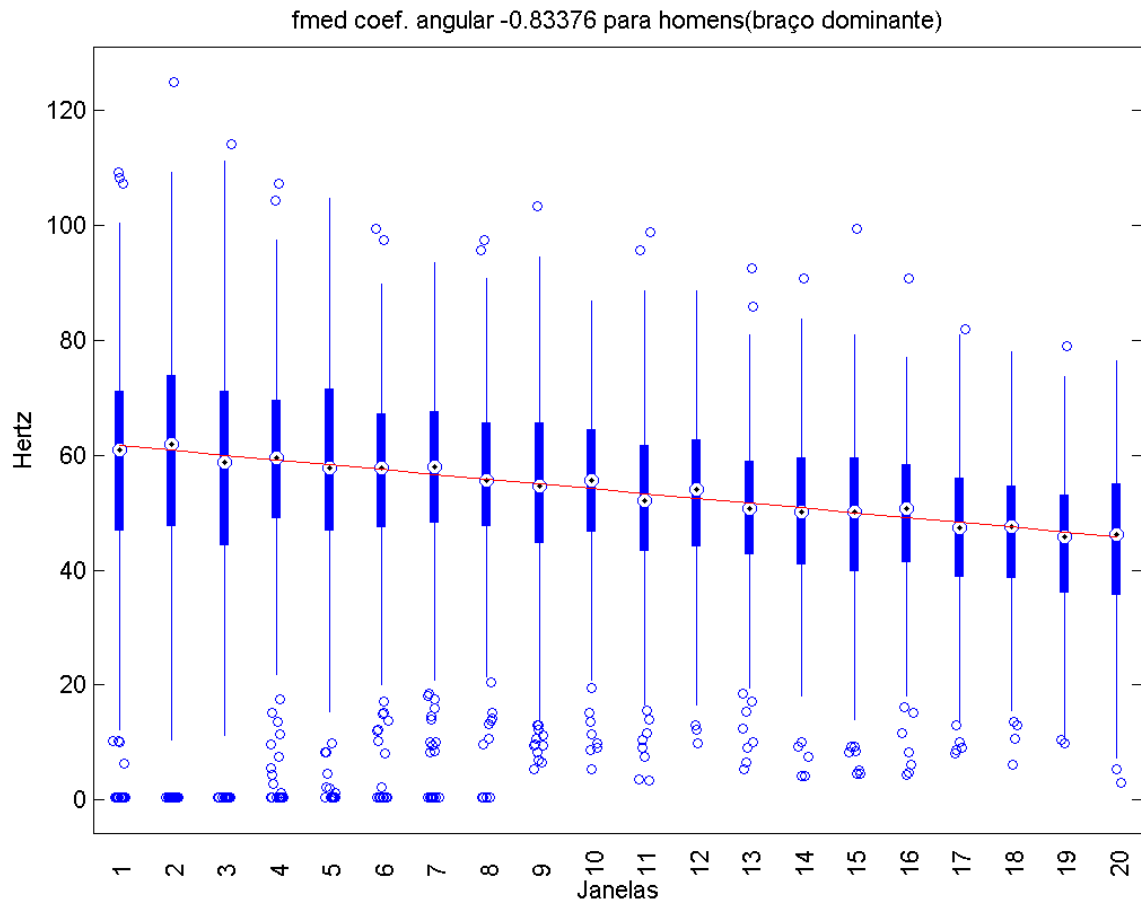


Figura 6.22: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a MF do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens.

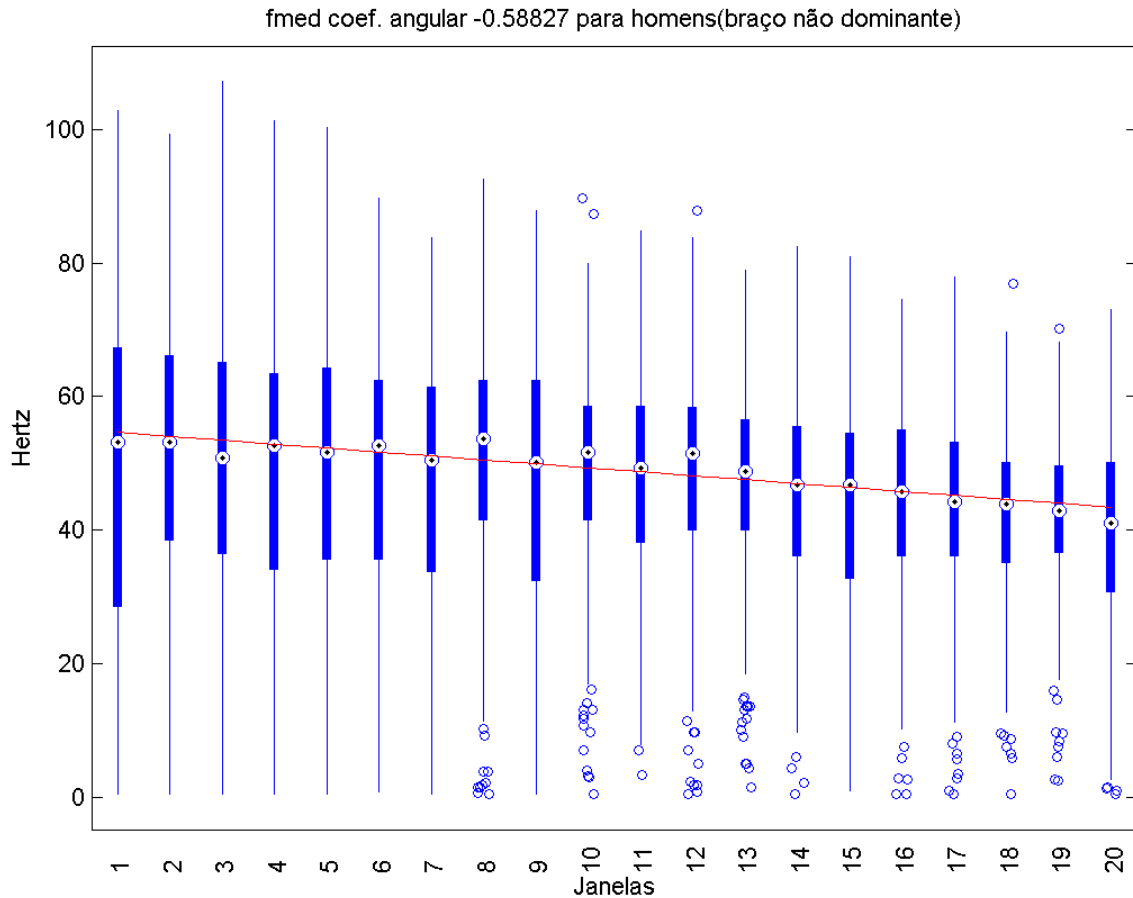


Figura 6.23: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a MF do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens.

As Figuras 6.24 e 6.25 evidenciam os resultados dos braços dominante e contralateral, respectivamente, para o grupo do sexo feminino. O grupo de mulheres não apresentou resultado significativo para a análise da característica de frequência mediana. Observa-se que tanto para o braço dominante, quanto para o não-dominante, a variabilidade diminui. Para o braço dominante, nota-se que o número de *outliers* abaixo do primeiro quartil é alto, e o mesmo diminui, quando se analisa o braço não dominante.

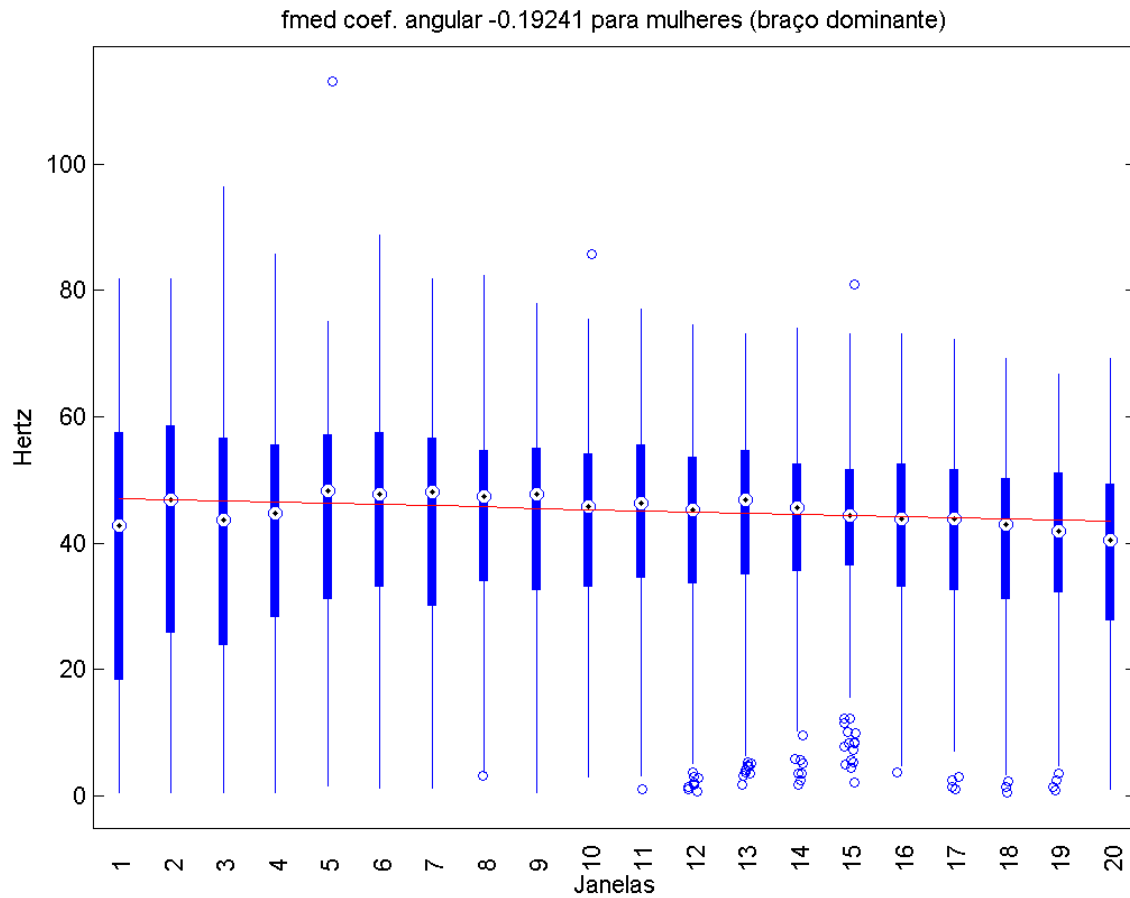


Figura 6.24: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a MF do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres.

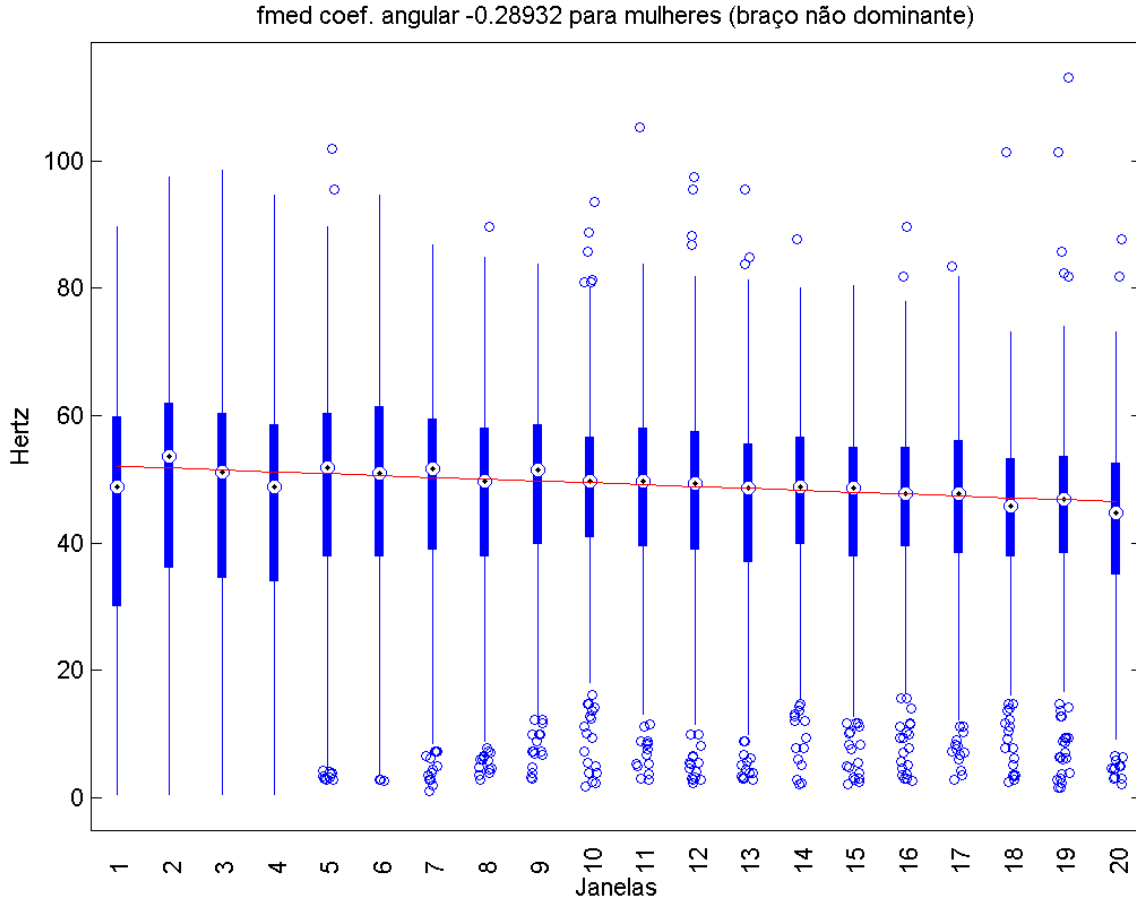


Figura 6.25: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a MF do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres.

6.3.2.4 Frequência Média Instantânea (IMF)

As Figuras 6.26, 6.27, 6.28 e 6.29 apresentam os resultados da frequência mediana, a partir da estimativa do espectro, realizada por IMF. Esse método de estimativa do espectro é mais eficiente para os sinais EMG, pois decompõe o sinal em componentes presentes nele mesmo, ao invés de funções pré-determinadas. Dessa forma, a resolução de frequências é maior. Isso explica um melhor resultado obtido no espectro. Foi possível observar o decréscimo da frequência mediana, mesmo para o grupo das mulheres, o que não aconteceu no método discutido no Item 1.3.2.3. O aumento da resolução de frequências fez com que o número de *outliers* aumentasse, porque foram percebidos valores de frequência que eram, anteriormente, ignorados. Observou-se, também, que todos os *outliers* apareceram acima do terceiro quartil, em todos os grupos, para os dois braços. Em contrapartida, a variabilidade dentro dos boxplots diminuiu.

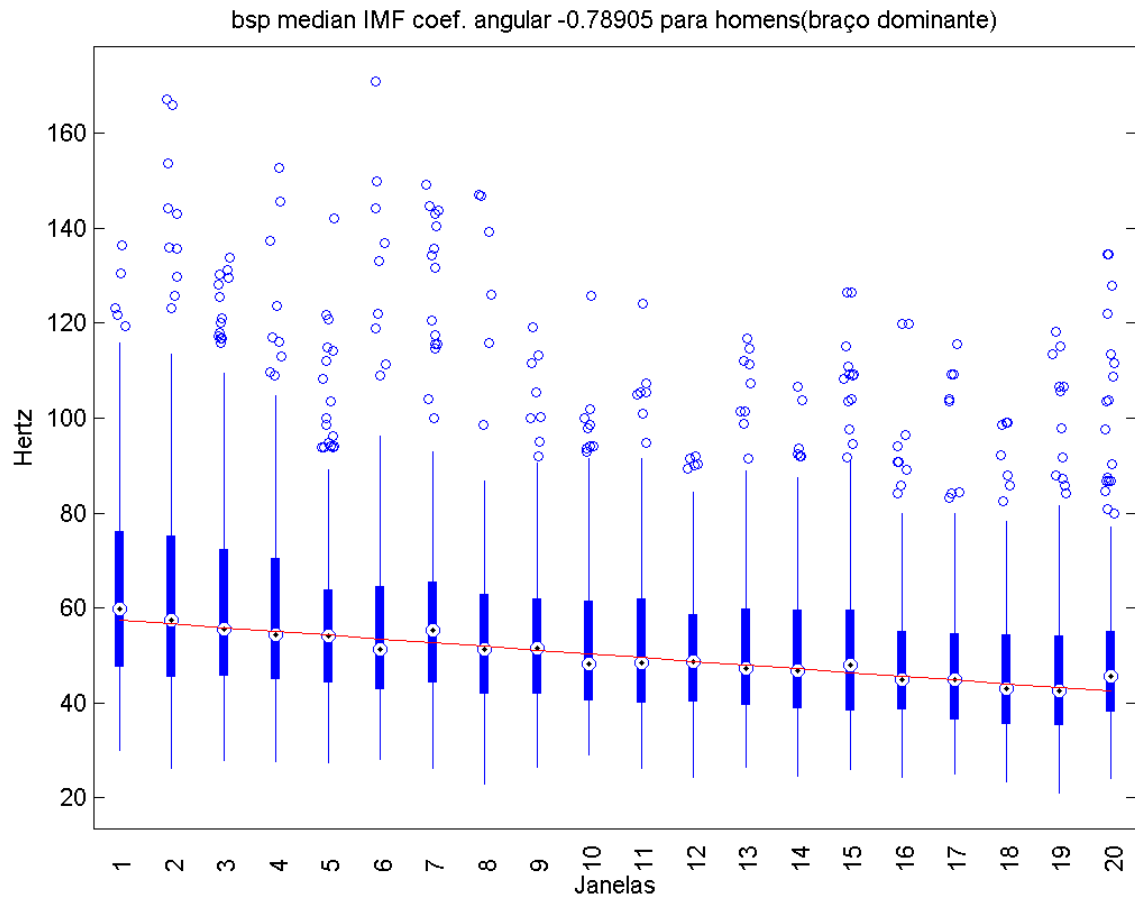


Figura 6.26: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a IMF do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens.

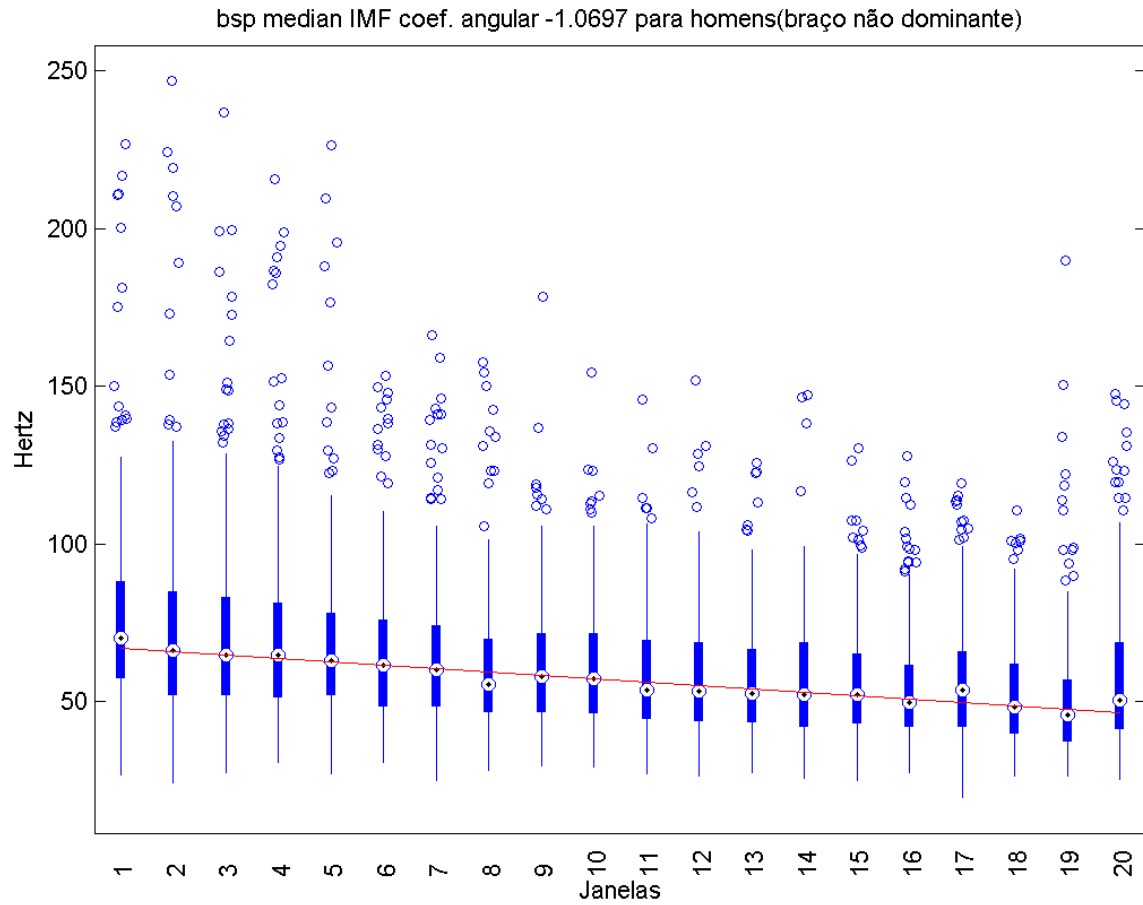


Figura 6.27: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a IMF do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens.

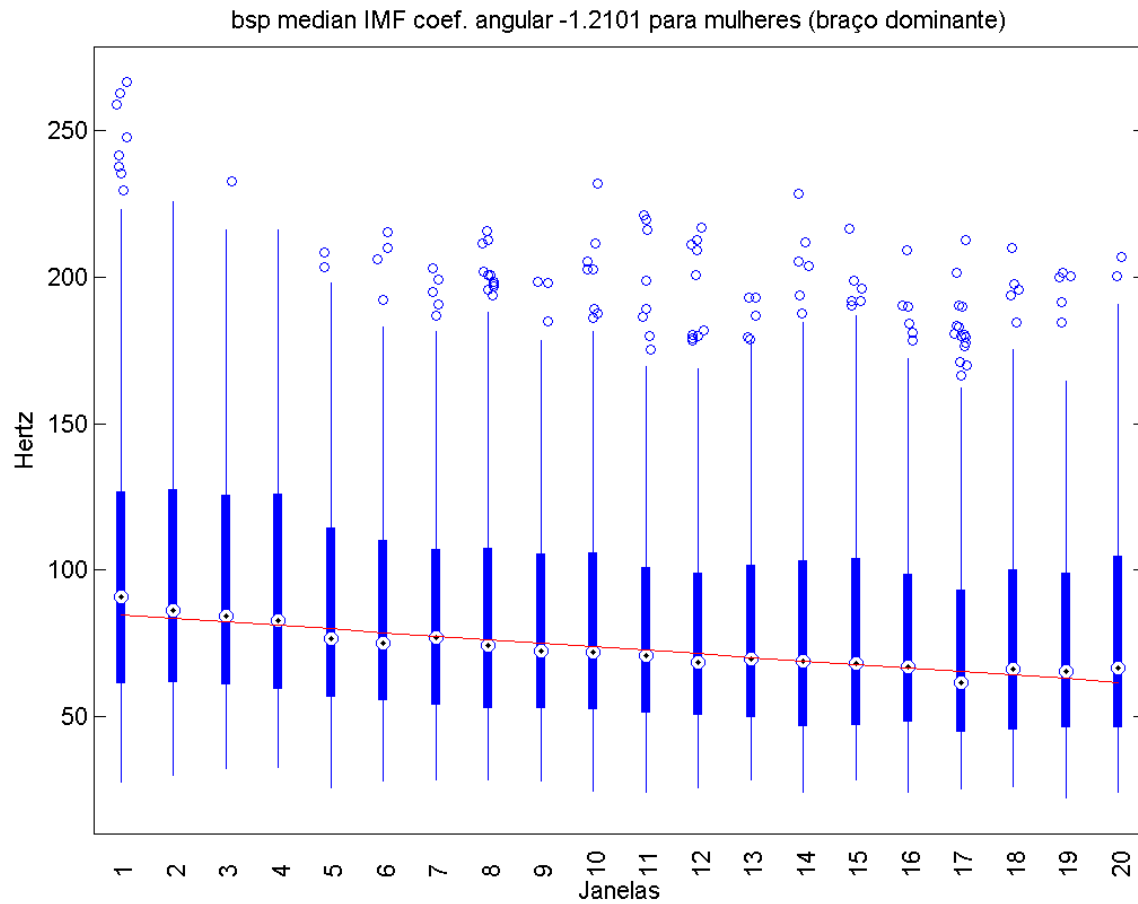


Figura 6.28: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a IMF do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres.

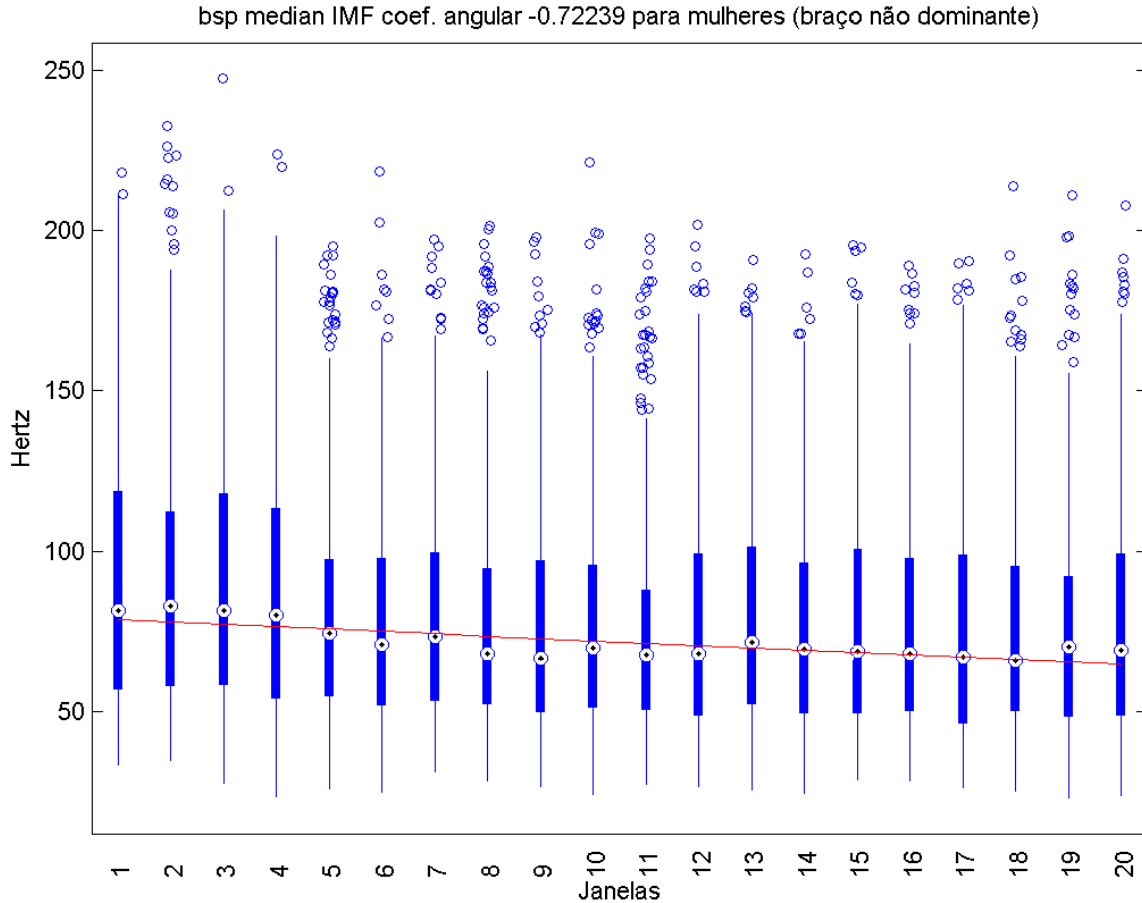


Figura 6.29: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a IMF do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres.

6.3.3 Estacionaridade

Sabe-se que a natureza de sinais como o EEG e o EMG é não estacionária [58]. Alguns estudos indicam que a variação da estacionaridade nos sinais EEG pode estar relacionada com a saúde de áreas do cérebro. No entanto, existem poucas informações sobre a variação da estacionaridade e o que poderia causar esse efeito no sinal EMG. Os resultados a seguir evidenciam que houve mudança na variação da média e o desvio padrão com o avanço da fadiga, o que poderia indicar mudança na estacionaridade. Porém, o grau de estacionaridade não corroborou para essa conclusão, assim a variação das duas primeiras características pode estar, simplesmente, ligada com à mudança de amplitude.

6.3.3.1 Variação da média (CM)

Com base nas Figuras 6.30e 6.31, concluiu-se que o coeficiente angular para o grupo de homens foi em torno de 3 para o braço dominante e de 2.6 para o braço não-dominante, isso indica que a variação da média aumentou consideravelmente. Já a variabilidade, teve um aumento pequeno. O número de *outliers* foi baixo e se concentrou apenas nas primeiras janelas e acima do terceiro quartil.

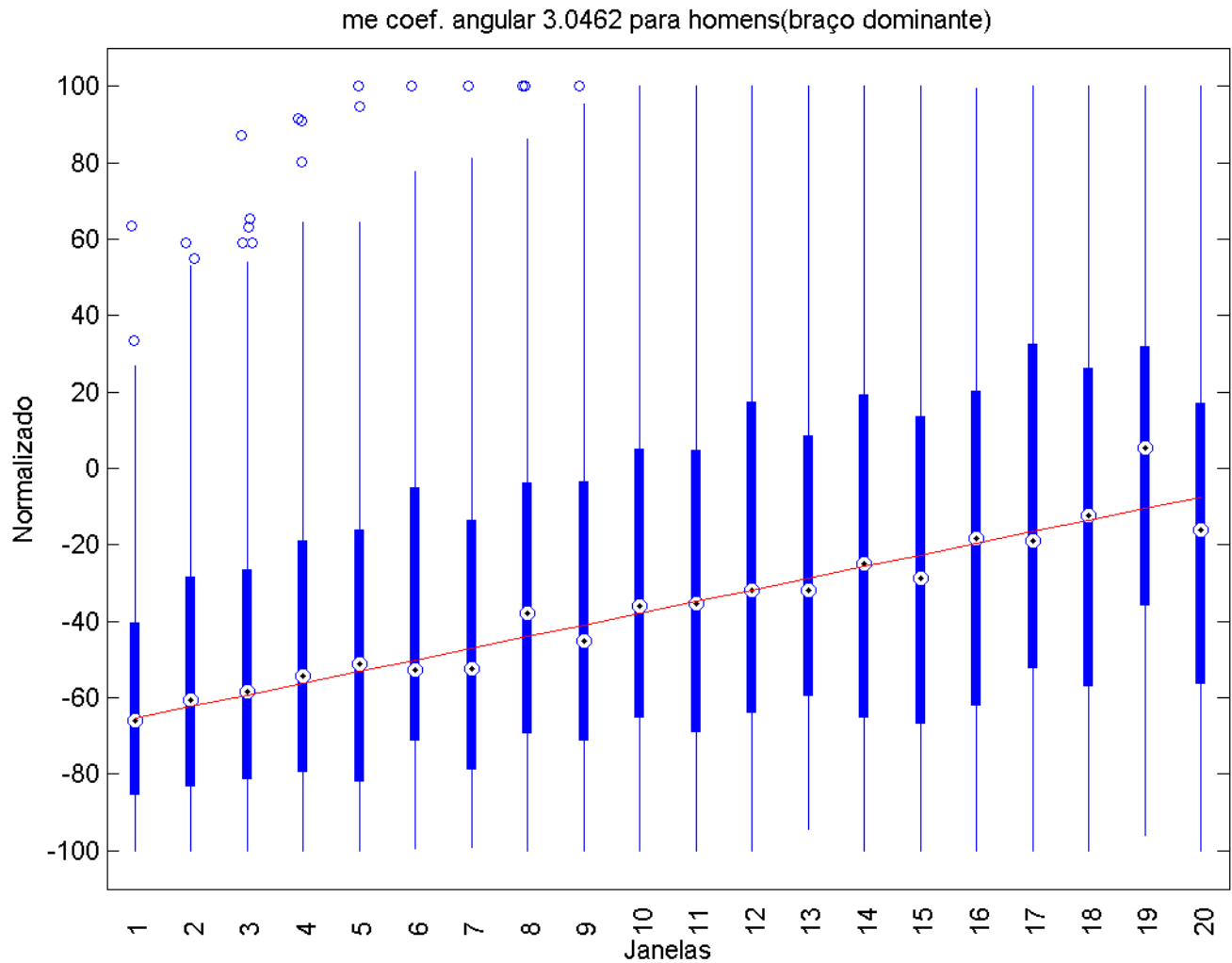


Figura 6.30: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a CM do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.

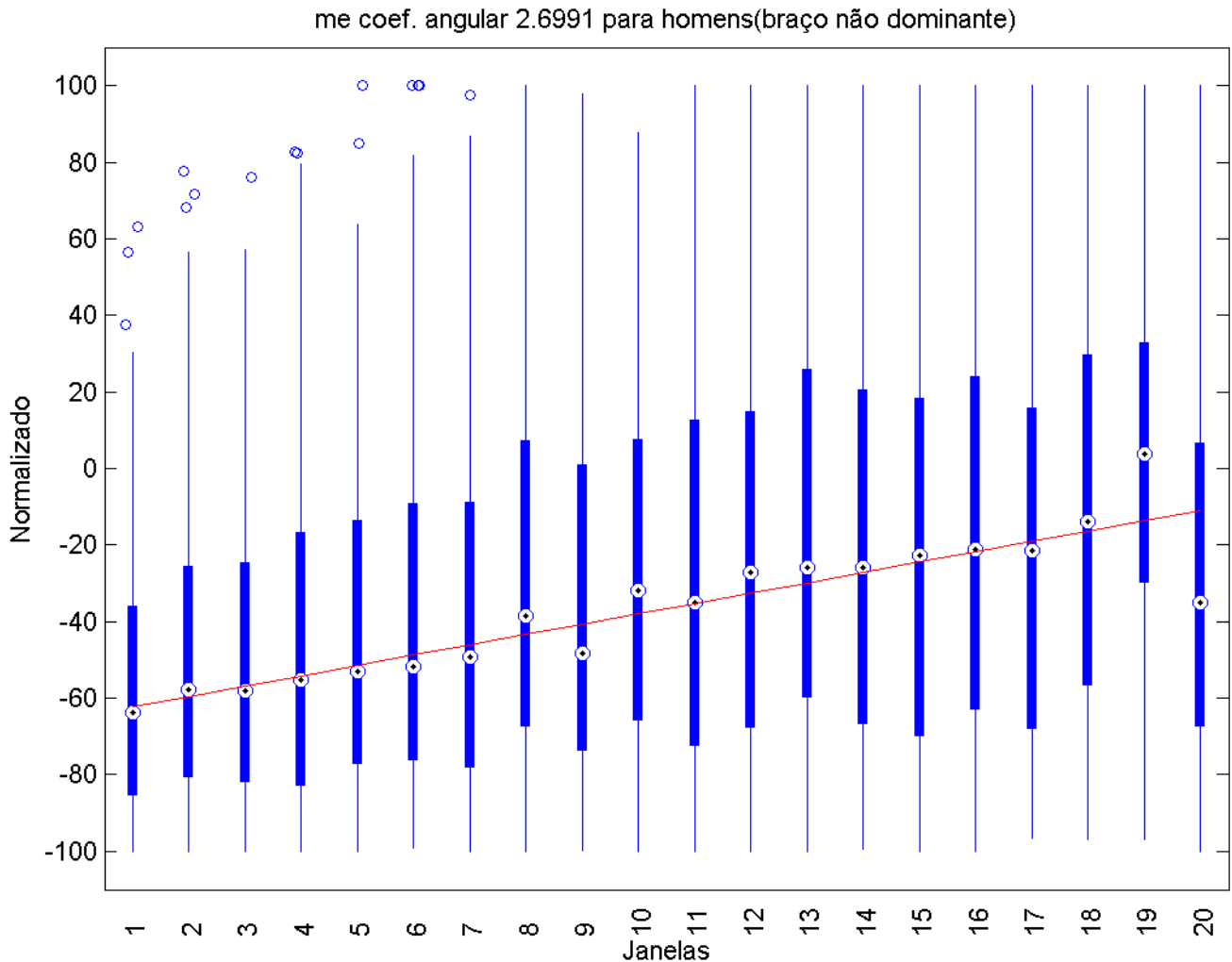


Figura 6.31: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para CM do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.

Para o grupo das mulheres, as Figuras 6.32 e 6.33 mostraram que o coeficiente angular das retas foi um pouco menor do que comparado ao grupo dos homens, mas ainda, assim, houve aumento da variação da média. A variabilidade para esse grupo também aumentou um pouco, e o número de *outliers* foi maior do que para o grupo dos homens, mas, assim como no grupo masculino, concentrou-se acima do terceiro quartil.

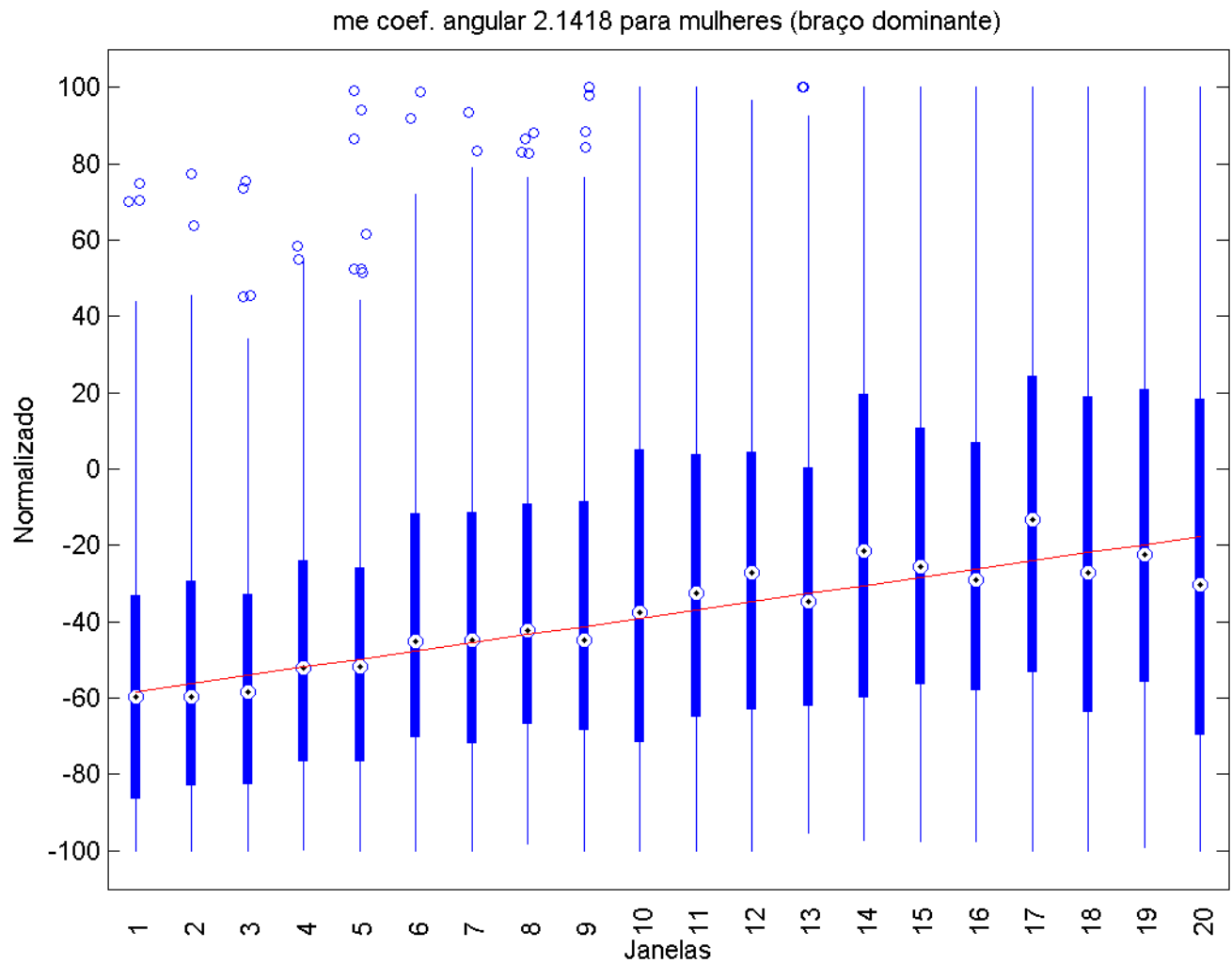


Figura 6.32: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a CM do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.

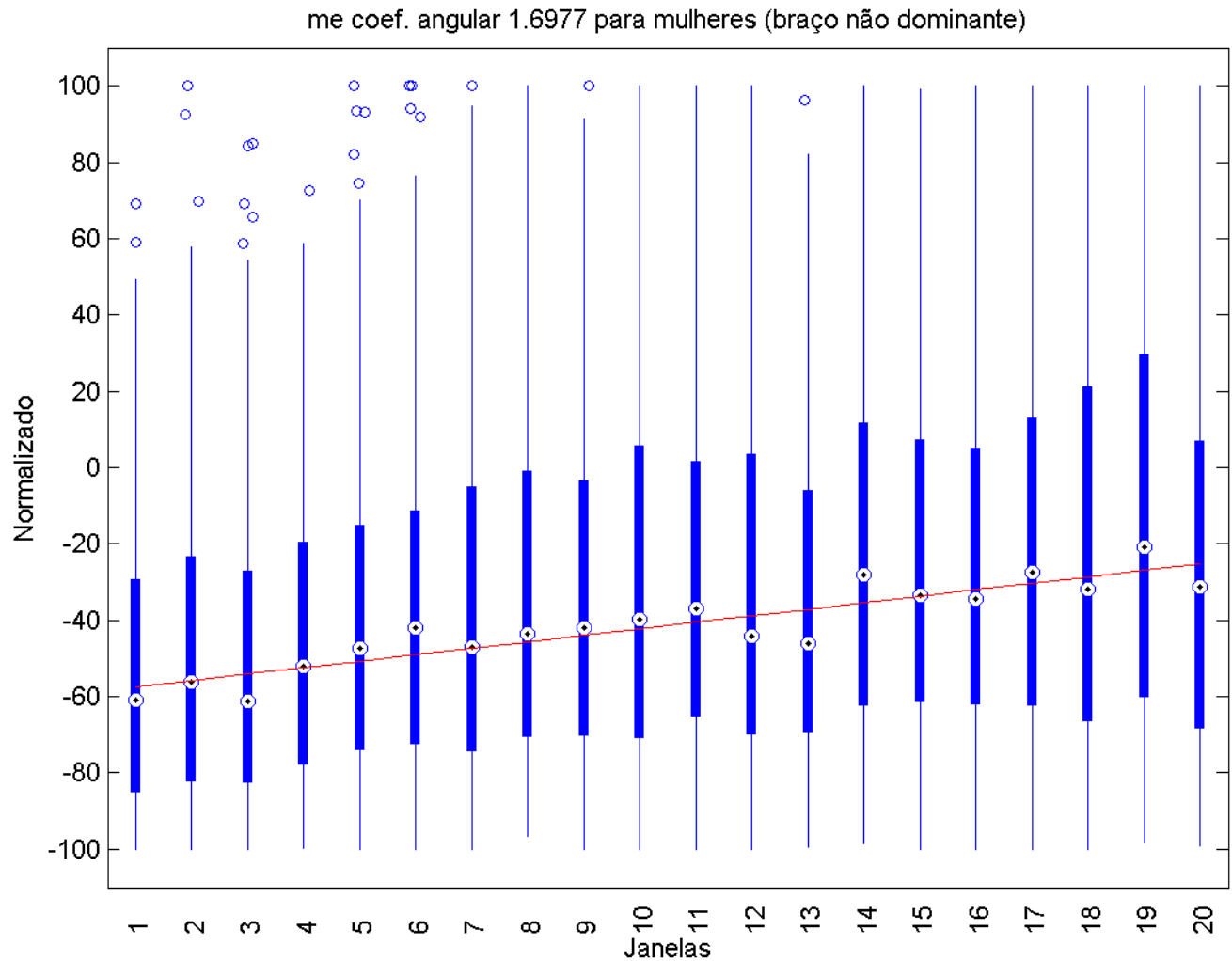


Figura 6.33: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a CM do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.

6.3.3.2 Variação do desvio padrão (SDC)

A variação do desvio padrão aumentou, quando observados os resultados das Figuras 6.34 e 6.35 e os valores do coeficiente angular das retas, tanto para o braço dominante quanto para o braço lateral. Para o braço dominante, obteve-se um coeficiente angular maior, e alguns *outliers*. Já para o braço não-dominante, não houve presença de *outliers* e coeficiente angular foi positivo e menor. Constatou-se que a variabilidade oscilou um pouco durante a amostra.

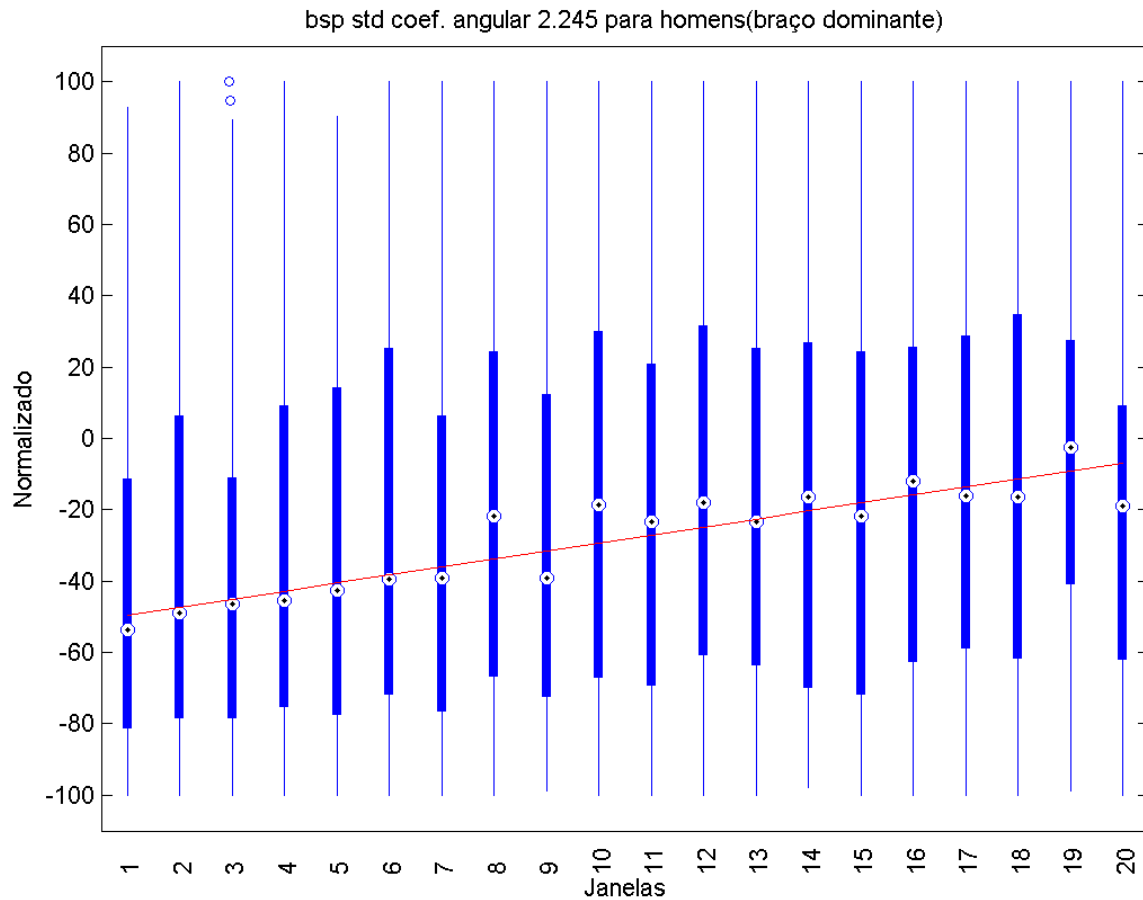


Figura 6.34: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o SDC do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.

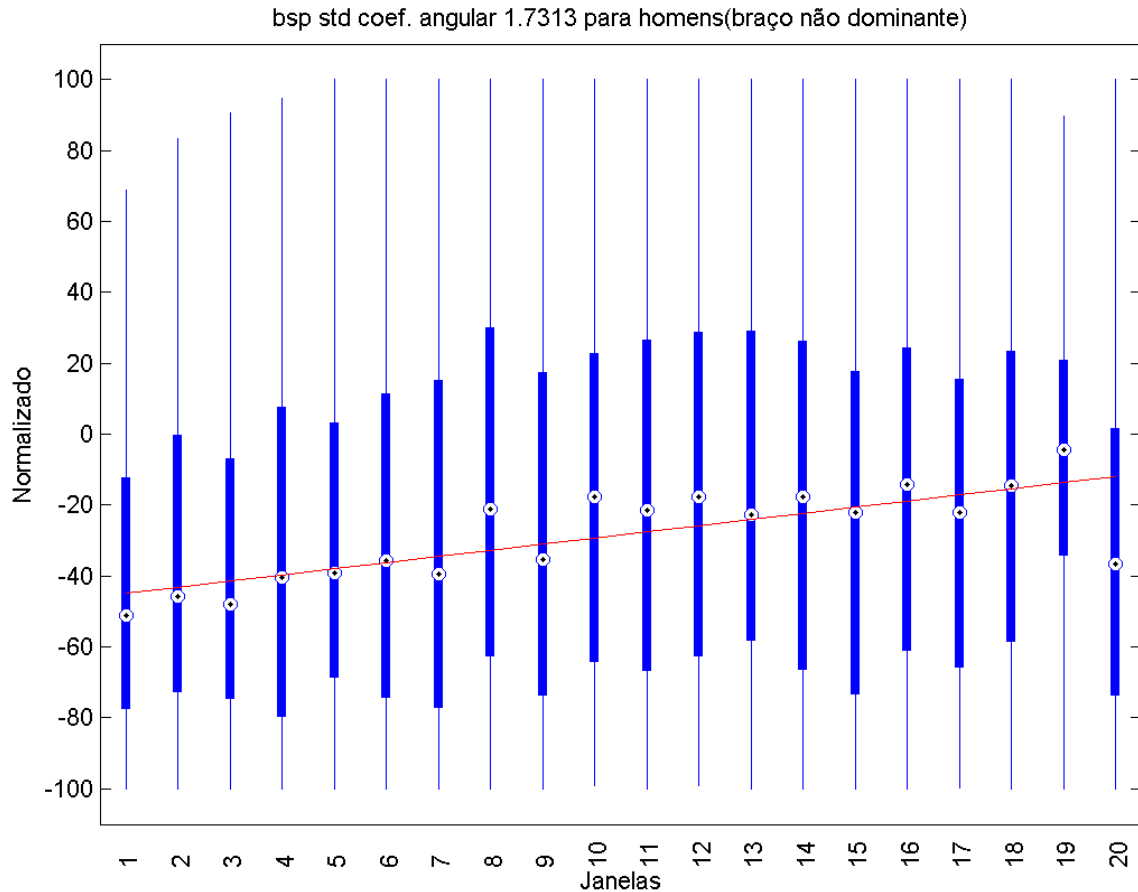


Figura 6.35: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o SDC do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.

No grupo das mulheres, observou-se um número maior de *outliers* para o braço dominante, quando comparado ao grupo masculino, aquele ficou concentrado acima do terceiro quartil. O gráfico do braço não-dominante quase não apresentou *outliers*. Os resultados expostos nas Figuras 6.36 e 6.37 indicam, também, que não houve mudança considerável na variabilidade da amostra, e que os coeficientes angulares das retas foram positivos e menores do que os do grupo dos homens.

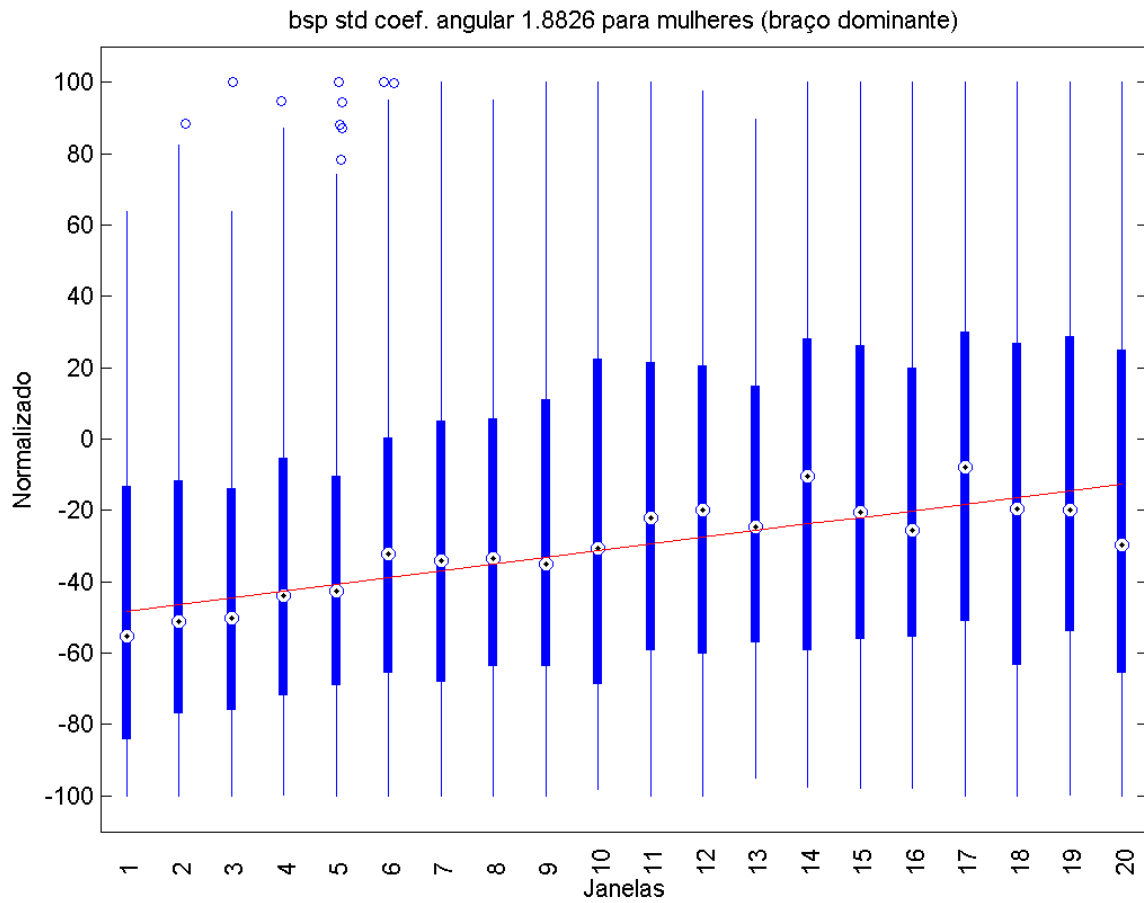


Figura 6.36: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o SDC do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.

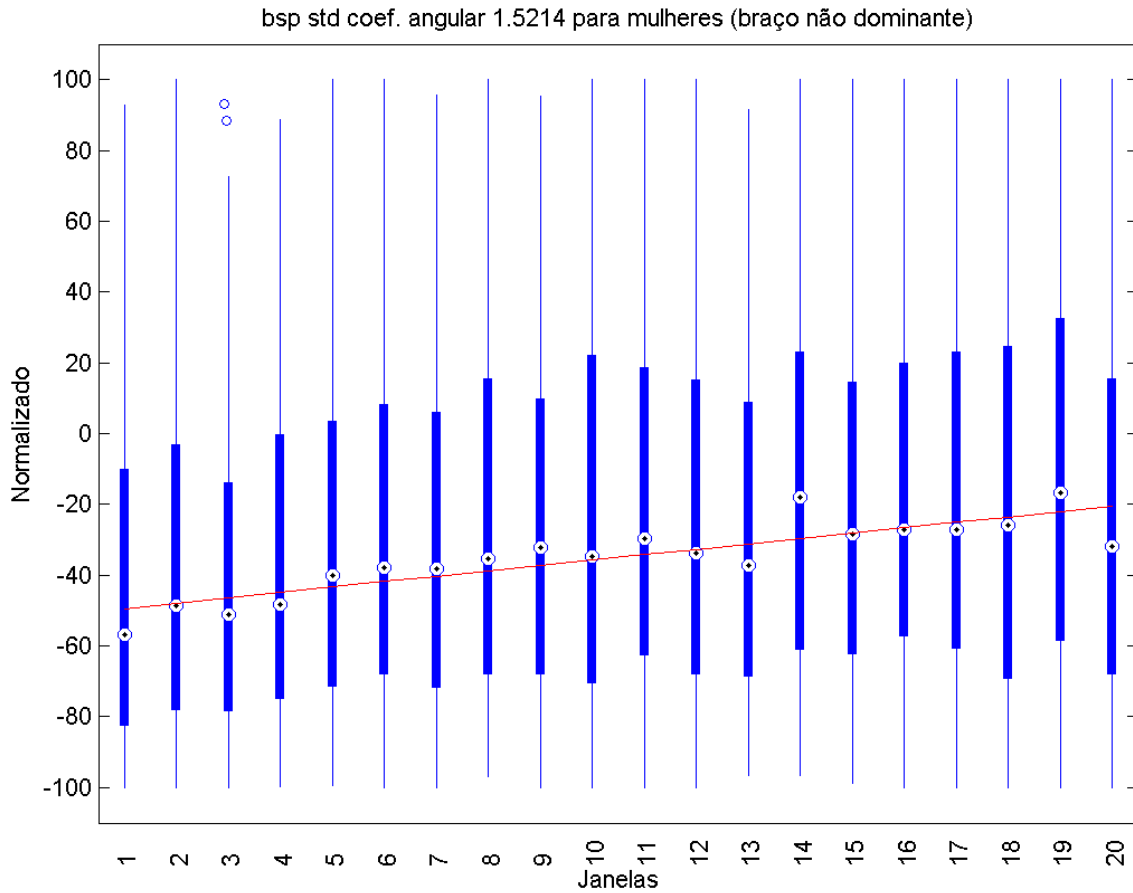


Figura 6.37: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o SDC do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.

6.3.3.3 Grau de estacionaridade (DS)

O grau de estacionaridade foi uma característica que pouco se alterou durante a amostra. Se observados os resultados das Figuras 6.38, 6.39, 6.40 e 6.41, pode-se inferir que não ocorreu aumento e nem diminuição do grau de estacionaridade, tanto para o grupo de homens quanto para o de mulheres, considerando-se os braços dominante e não-dominante. A variabilidade, também, variou muito pouco, mas o número de *outliers* presentes acima do terceiro quartil foi muito alto.

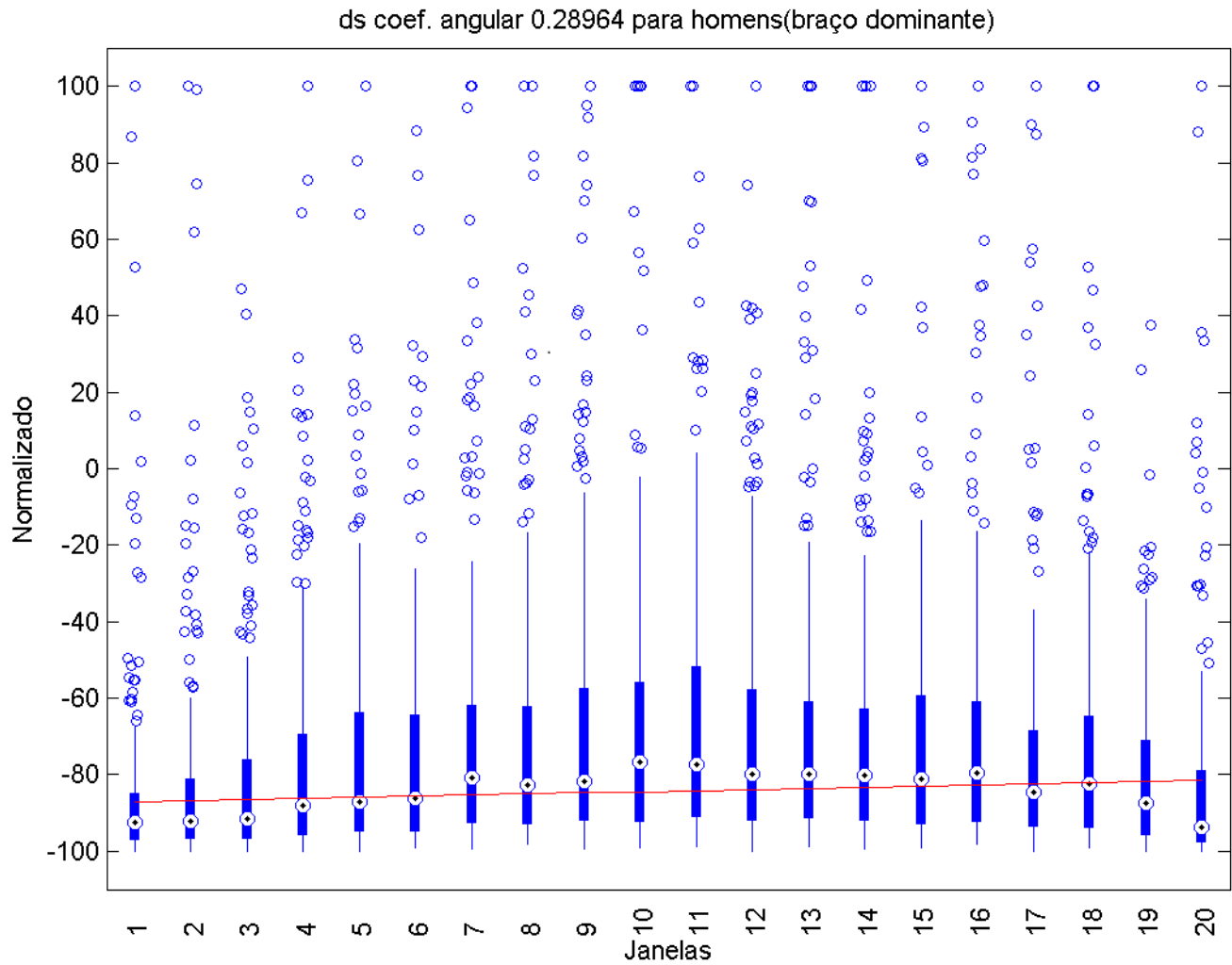


Figura 6.38: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o DS do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.

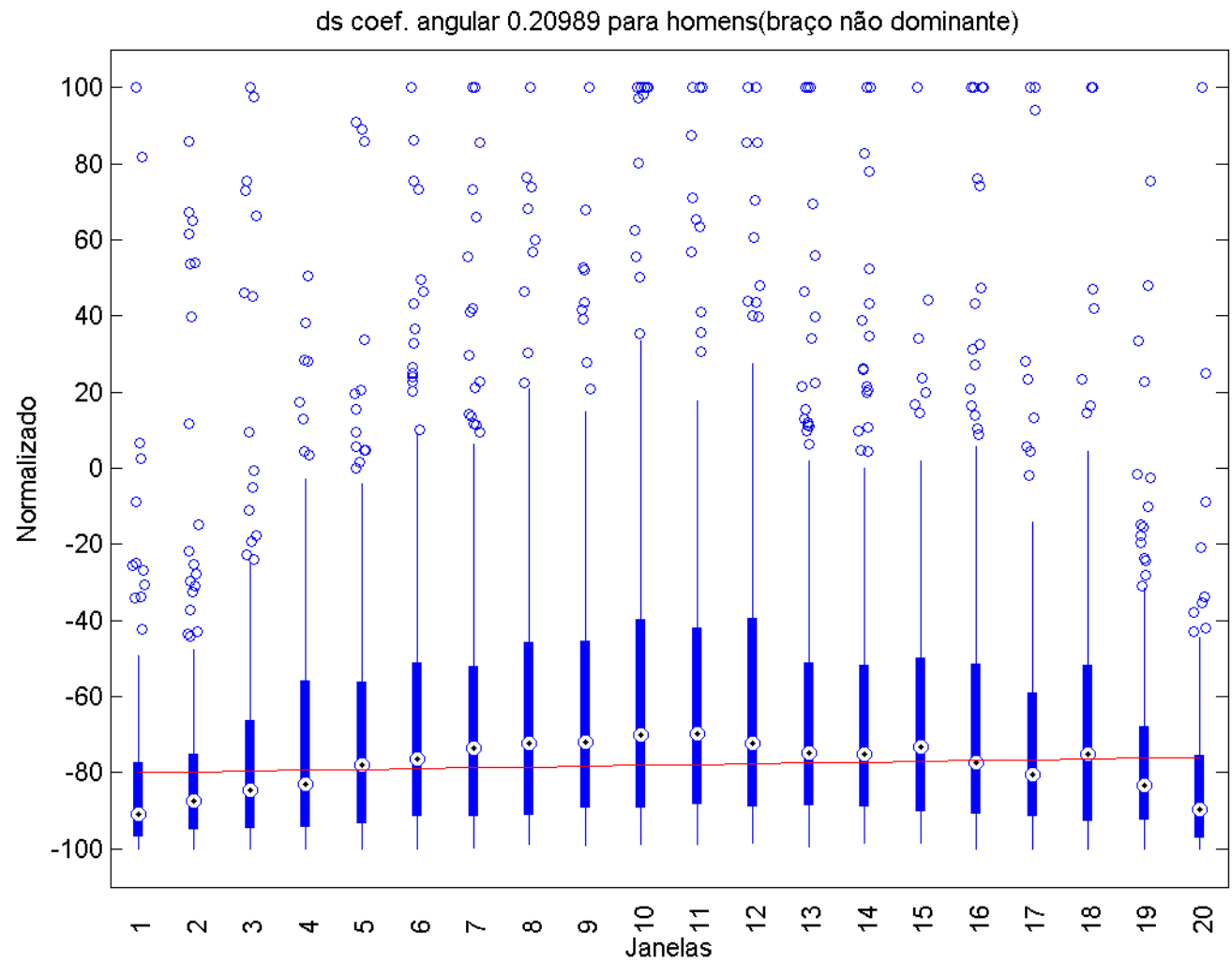


Figura 6.39: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o DS do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.

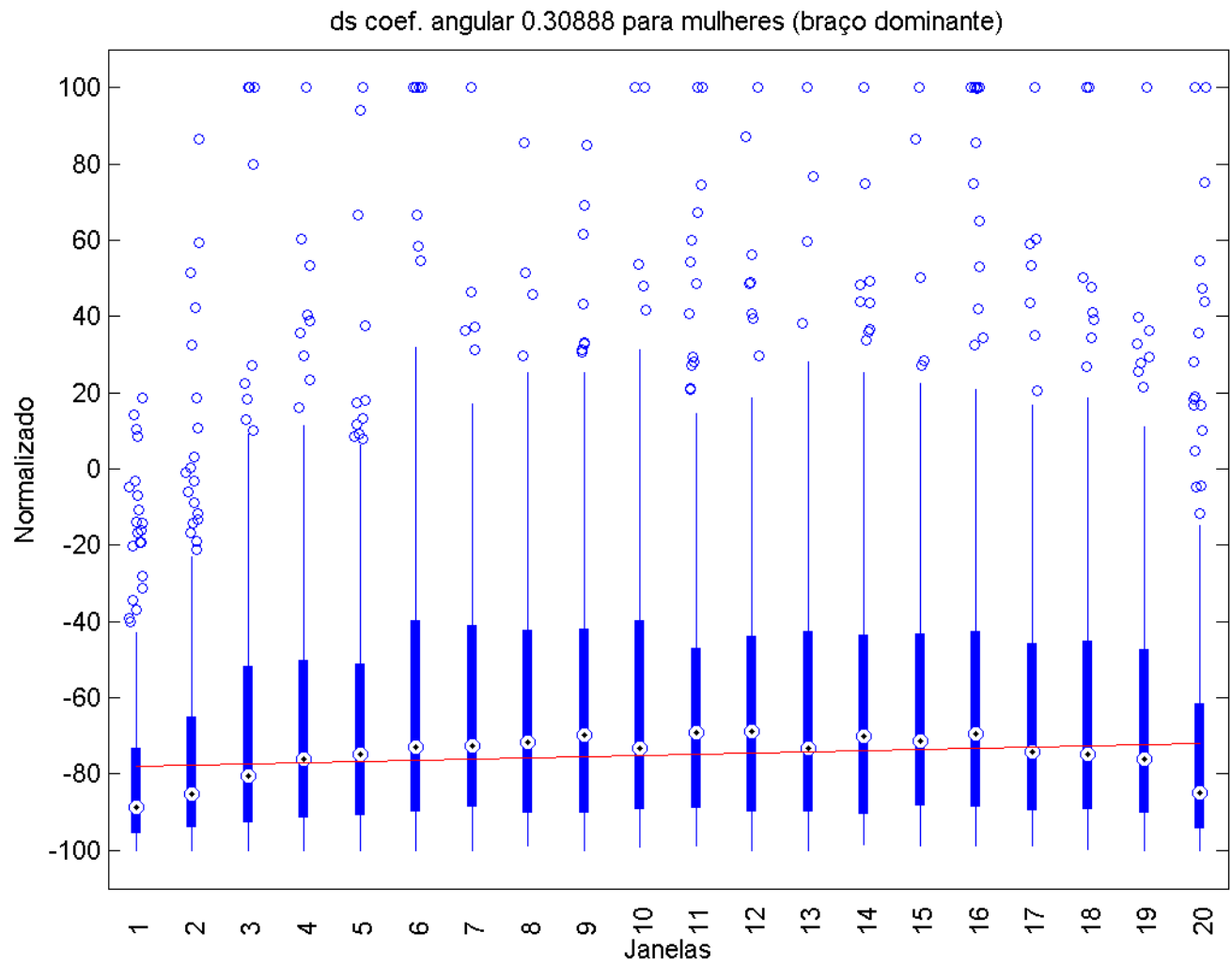


Figura 6.40: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o DS do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.

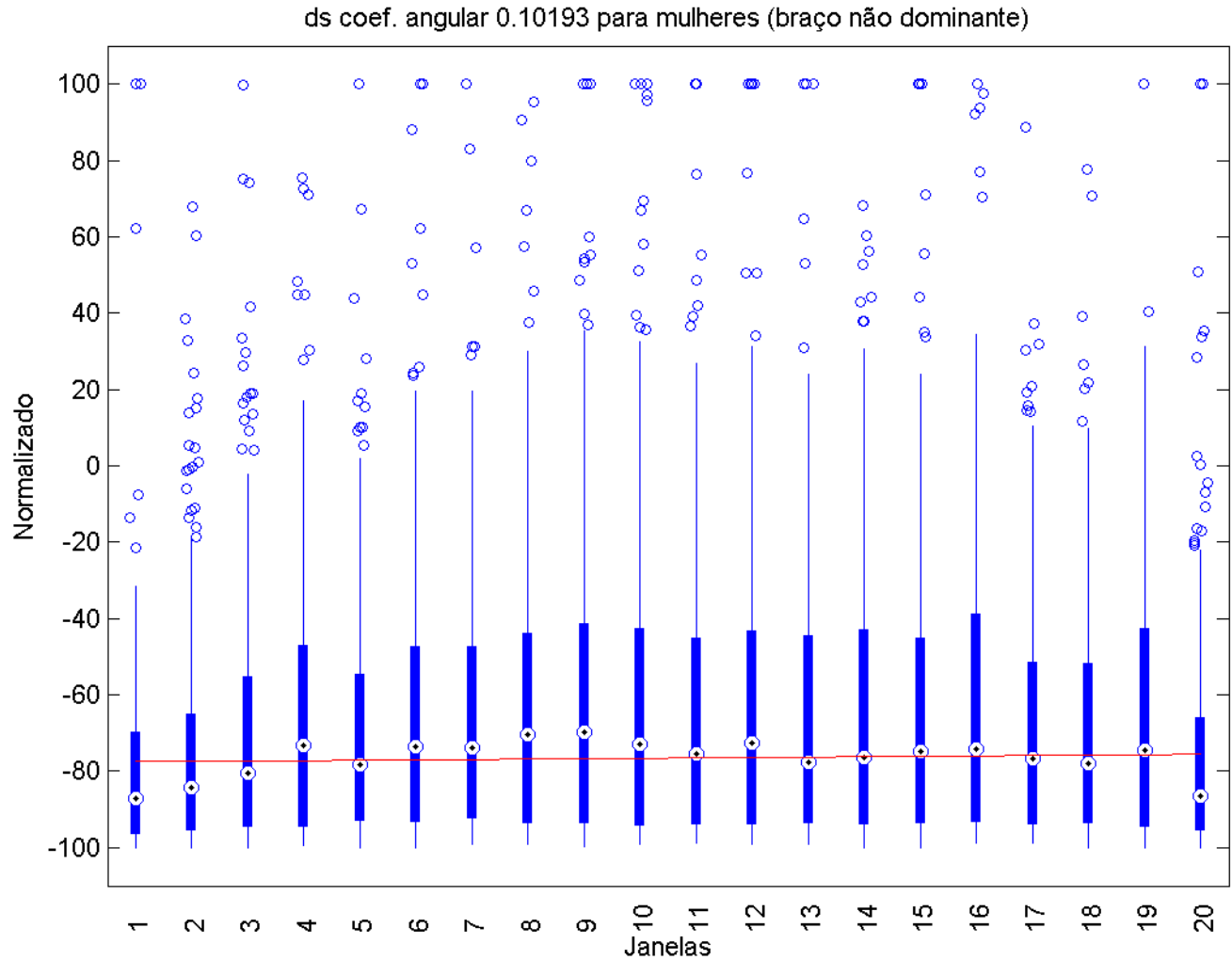


Figura 6.41: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para o DS do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.

6.3.4 Entropia

A entropia pode ser interpretada como o nível de dificuldade de se representar uma informação, de forma que, quanto mais informação se tem e quanto mais heterogênea é a natureza da informação, maior será a entropia e a complexidade envolvida [60, 59, 61, 67, 62]. Dessa forma, para o caso da fadiga muscular, pode-se analisar a entropia com o seguinte raciocínio: nas primeiras contrações, várias fibras estão com energia disponível para a ocorrência da contração. Além disso, os níveis iônicos permitem que o potencial de ação seja transmitido rapidamente, o que permite altas taxas de disparo de contração das fibras, assim teremos muitas fibras que contribuirão com informações diferentes para o sinal EMG e em altas taxas. À medida que os recursos para a contração vão sendo consumidos e os níveis iônicos não contribuem para o espalhamento do potencial de ação, tem-se menos contribuição de informação no sinal. Assim, espera-se que a entropia entre em queda.

6.3.4.1 Entropia Espectral (SPECEN)

As Figuras 6.42 e 6.43, respectivamente, mostram os resultados da entropia espectral do sinal EMG para o grupo de homens, respectivamente com a análise do braço dominante e não-dominante. Pode-se observar que a entropia espectral diminuiu, caracterizada pelo coeficiente angular negativo. A variabilidade foi bem alta durante a coleta, e o número de *outliers* foi menor acima do terceiro quartil e aumentou abaixo do primeiro quartil.

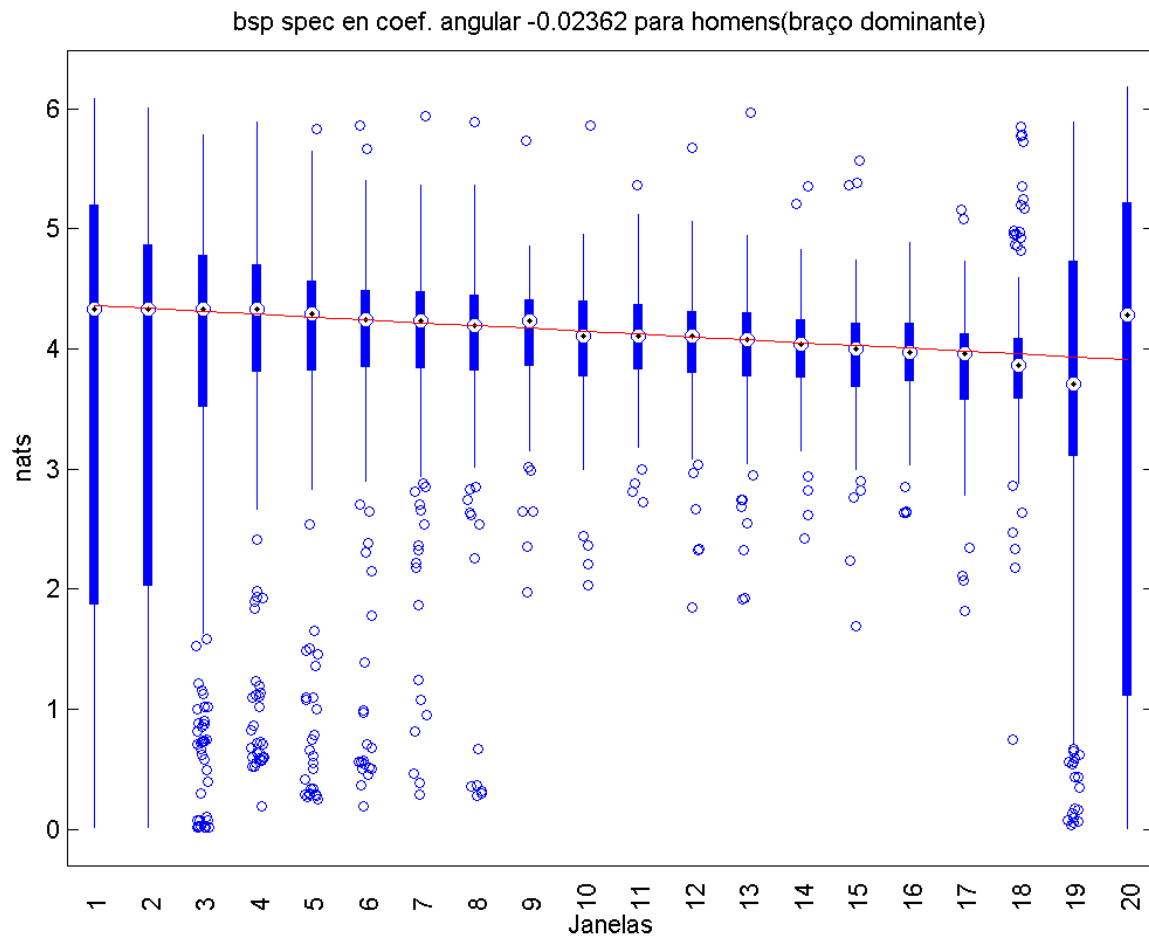


Figura 6.42: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a SPECEN do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens..

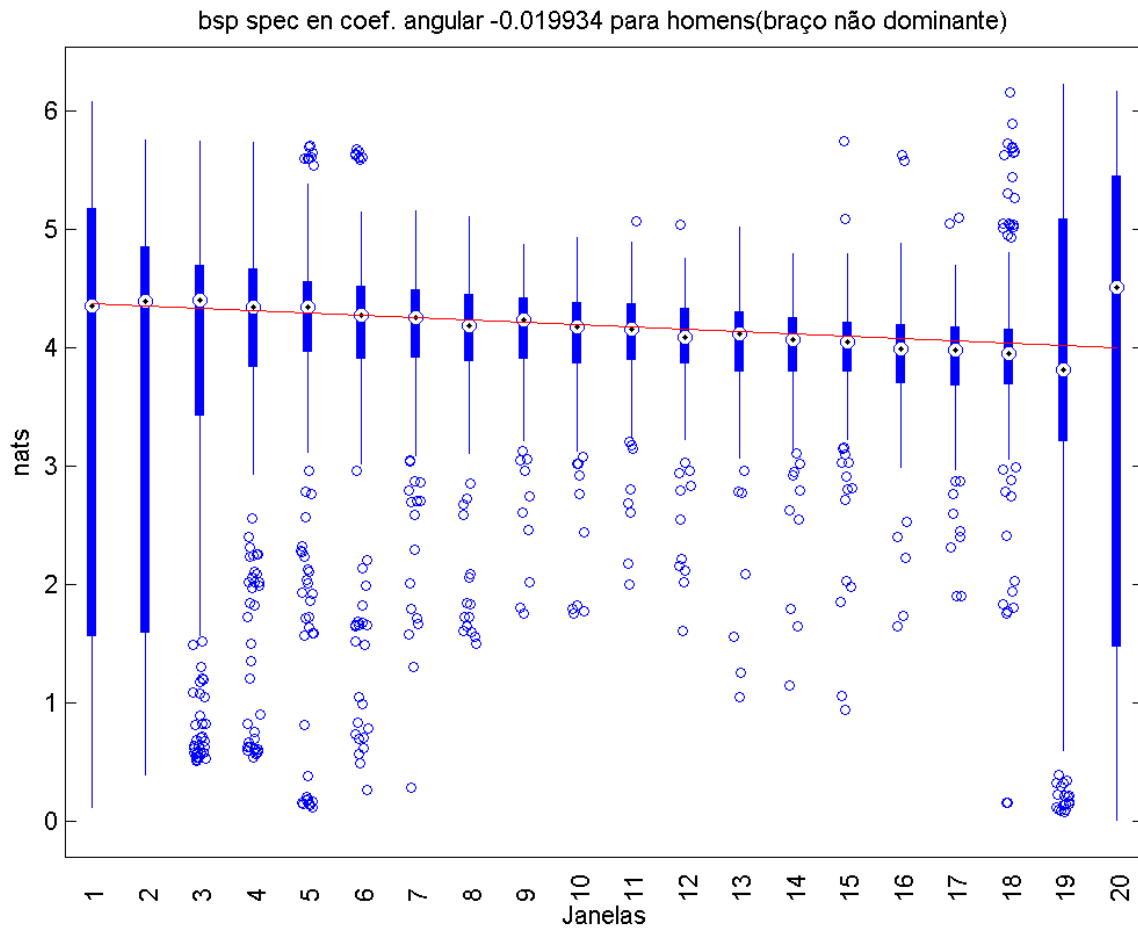


Figura 6.43: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para SPECEN do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens.

Já para o grupo das mulheres (6.44 e 6.45), os resultados para os braços dominante e não-dominante mostraram que a entropia diminuiu, a variabilidade seguiu o mesmo padrão que o do grupo masculino, mas o número de *outliers* presentes, acima do terceiro quartil e abaixo do primeiro quartil, aumentou significativamente.

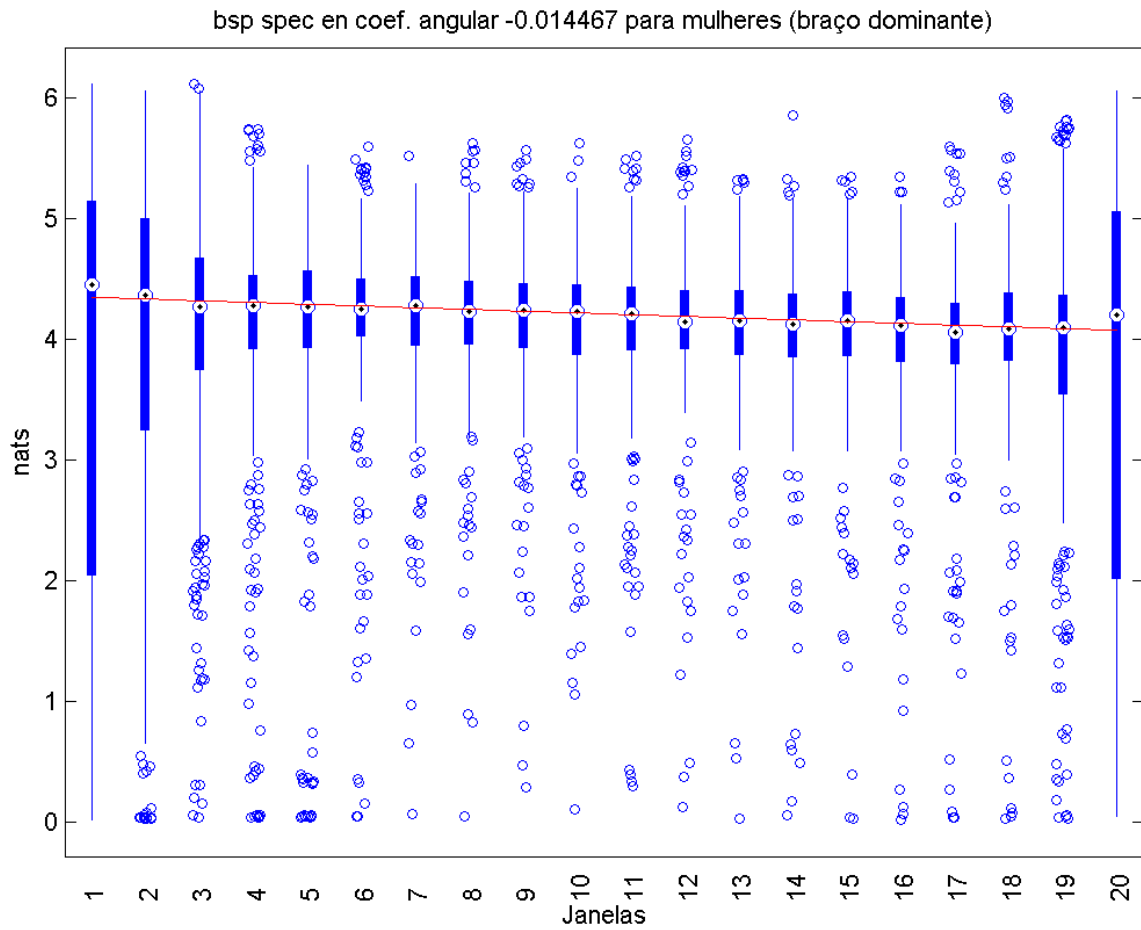


Figura 6.44: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a SPECEN do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres.

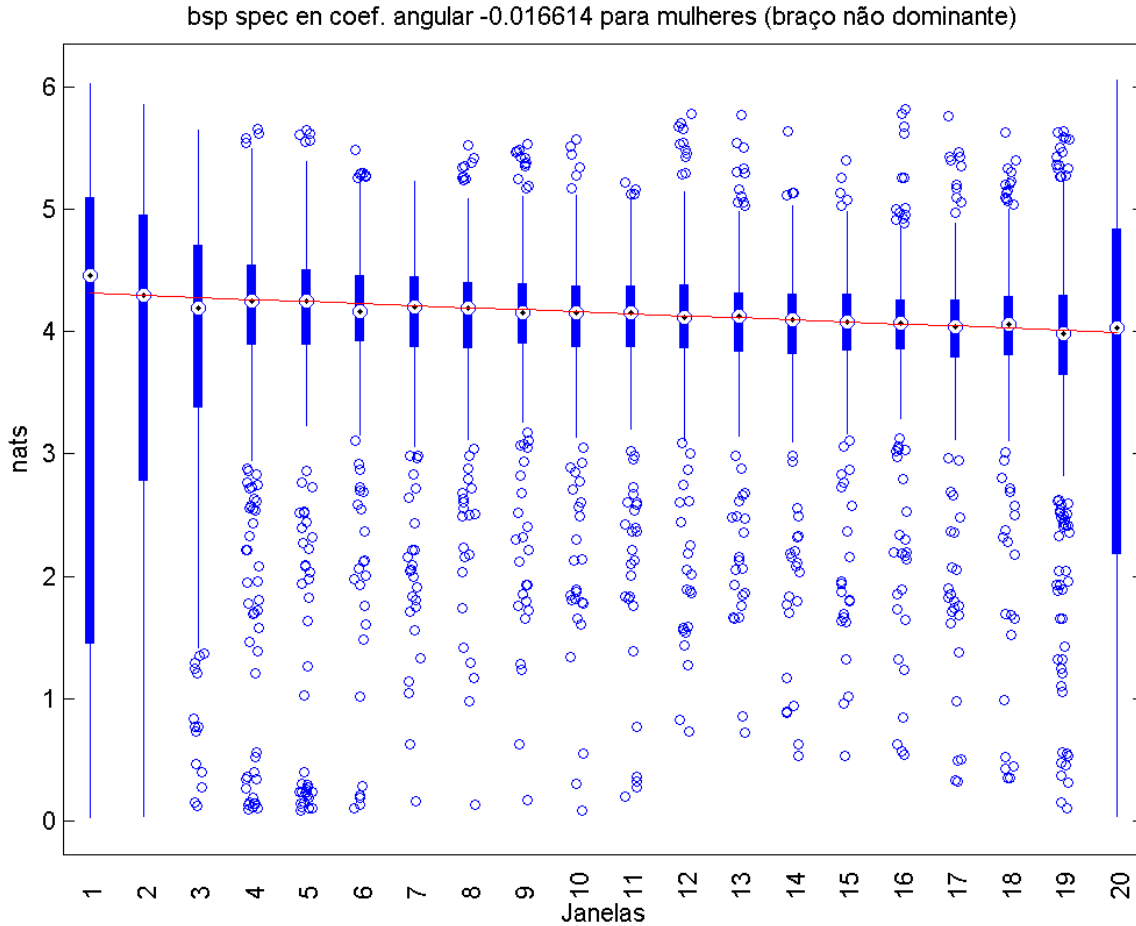


Figura 6.45: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para SPECEN do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres, resultados normalizados e escalados entre -100 e 100.

6.3.4.2 Entropia Aproximada (ApEn)

Os resultados da análise da entropia aproximada, apresentados pelas Figuras 6.46 e 6.43, são os do grupo masculino, considerando-se braço dominante e contralateral. A entropia aproximada para esse grupo diminuiu durante a coleta, mas, no final da mesma, aumentou minimamente. A variabilidade seguiu o mesmo padrão, diminuiu, gradativamente, e, ao fim da coleta, também aumentou. O número de outliers foi significativo acima do terceiro quartil.

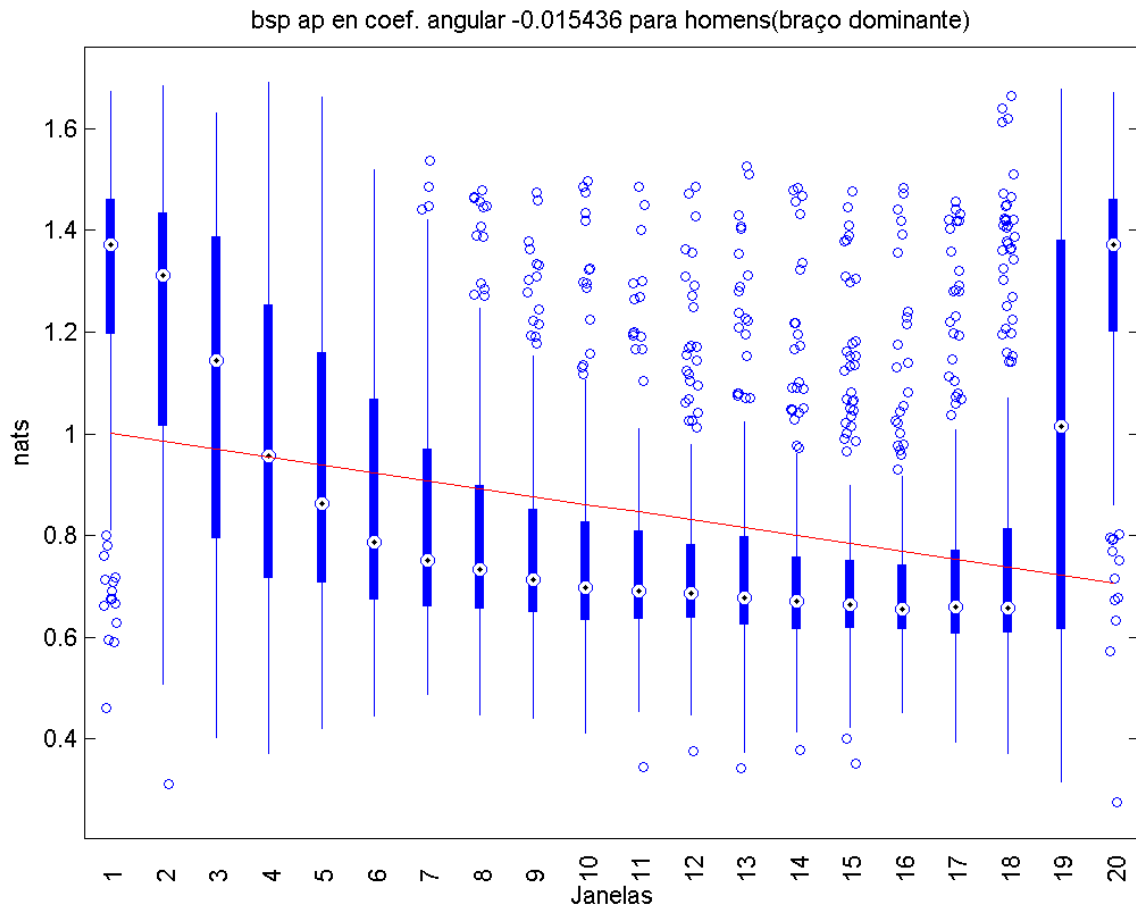


Figura 6.46: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a ApEn do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens.

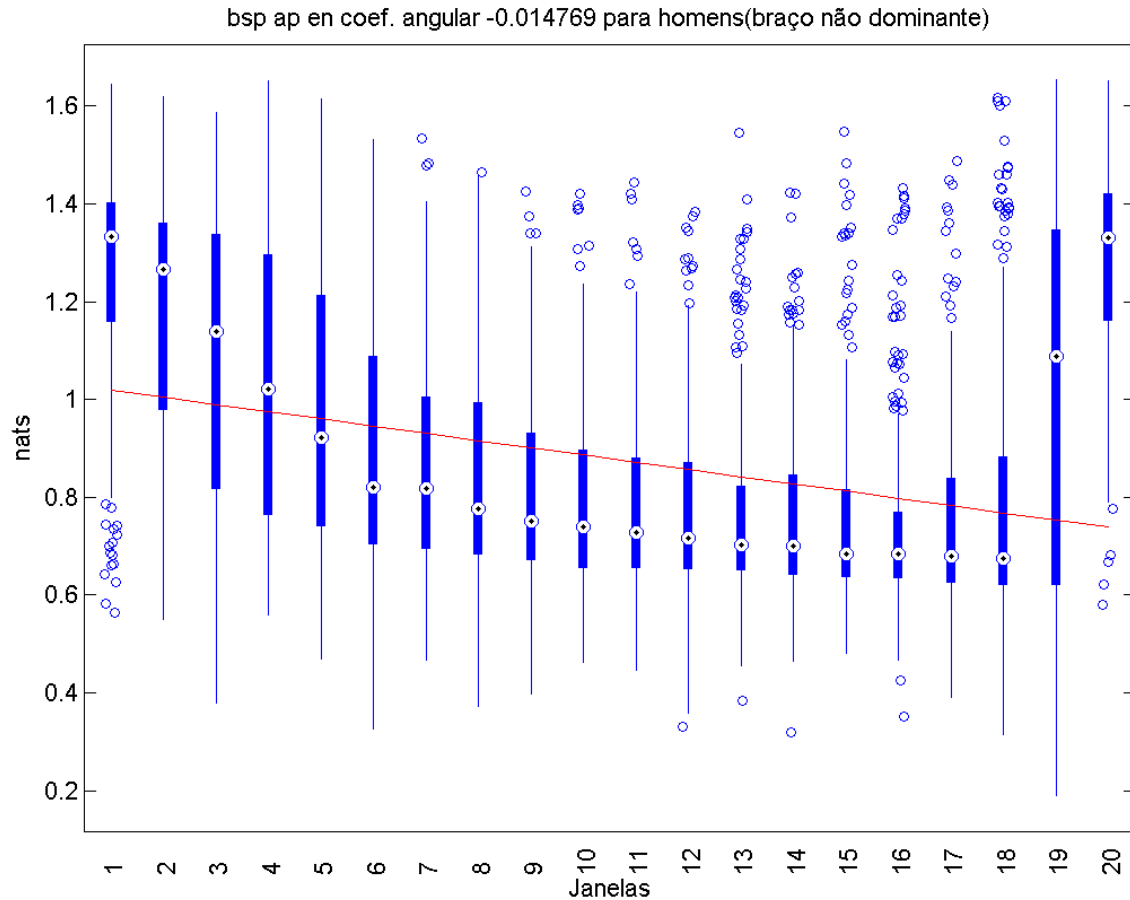


Figura 6.47: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a ApEN do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens.

No grupo das mulheres, os resultados das Figuras 6.48 e 6.49 mostraram que o padrão de diminuição da entropia aproximada e da variabilidade foi praticamente o mesmo. No entanto, o número de *outliers* desse grupo, tanto acima do terceiro quartil, quanto abaixo do primeiro quartil, foi baixo, não sendo muito significativo.

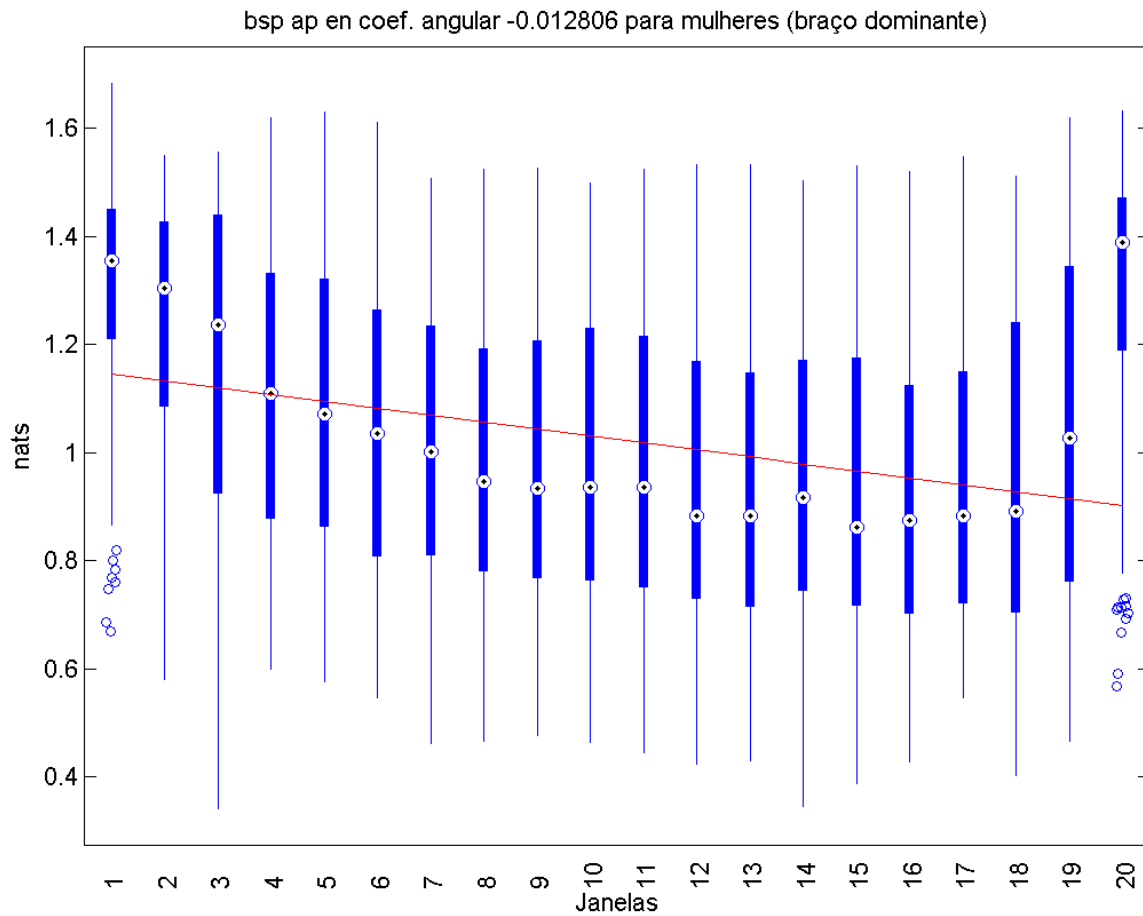


Figura 6.48: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a ApEN do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres.

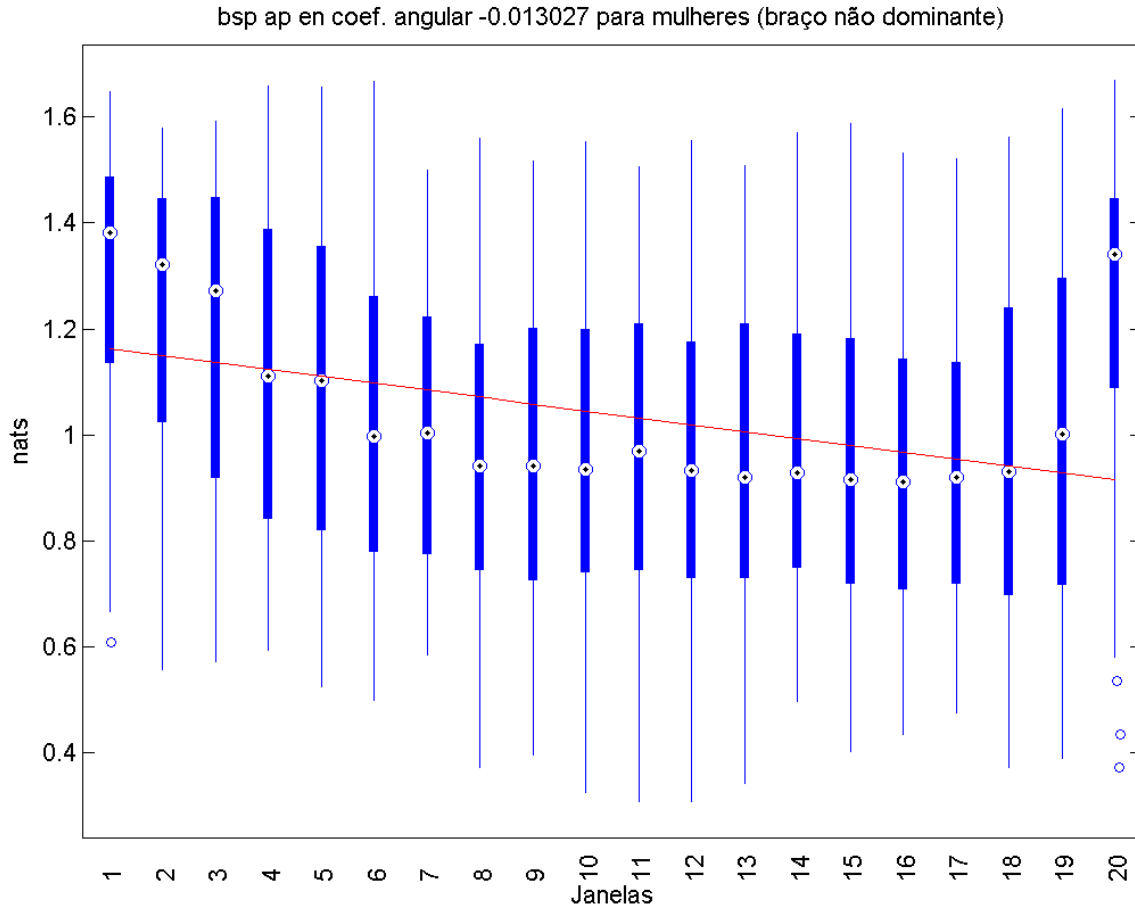


Figura 6.49: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a ApEN do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres.

6.3.4.3 Entropia Amostral (SampEN)

As Figuras 6.50 e 6.51 apresentam os resultados para os homens, analisando-se os braços dominante e não-dominante, respectivamente. Este grupo apresentou variabilidade considerável durante a coleta. A entropia amostral, inicialmente, diminui, e, no final da coleta, ficou constante e depois aumentou novamente. O número de *outliers* foi alto, acima do terceiro quartil, e um pouco menor abaixo do primeiro quartil.

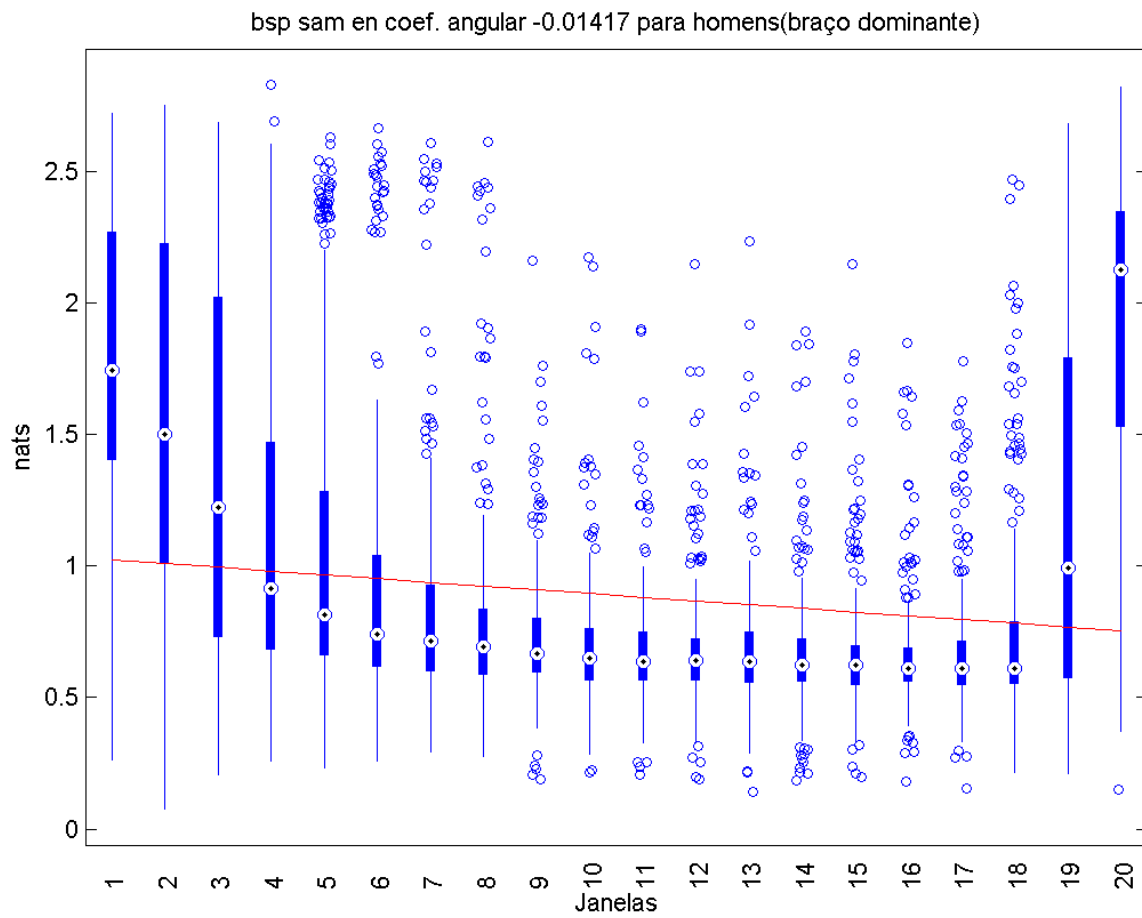


Figura 6.50: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a SampEN do sinal coletado do braço dominante do grupo de homens.

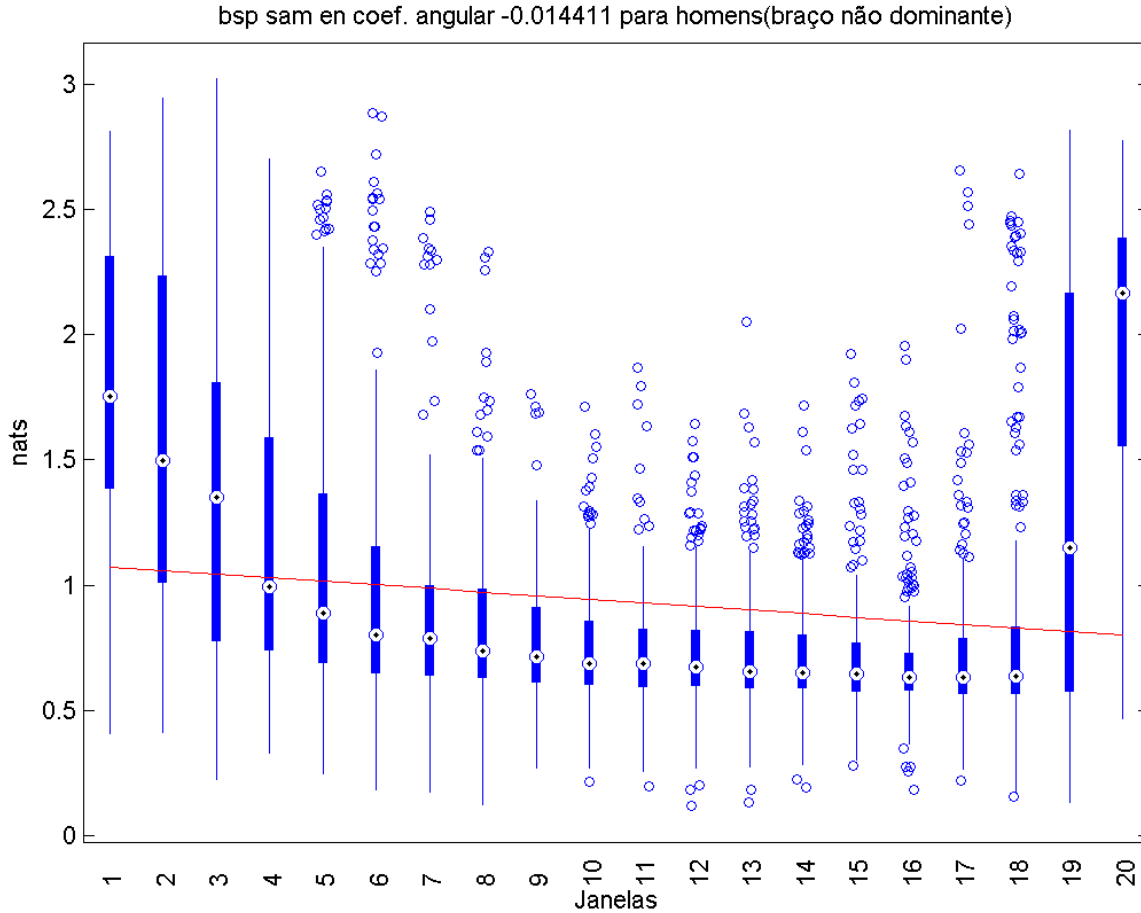


Figura 6.51: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a SampEN do sinal coletado do braço contralateral do grupo de homens.

Observando-se as Figuras 6.52 e 6.53, pode-se inferir que o grupo das mulheres não apresentou diferenças significativas entre os dois braços. Porém, comparando-se os resultados deste grupo com o grupo masculino, a variabilidade dos resultados do grupo feminino não teve tanta alteração durante a coleta. O número de *outliers*, também, foi bem menor e se concentrou acima do terceiro quartil. A entropia amostral diminuiu durante a coleta e apresentou pequeno aumento, no final.

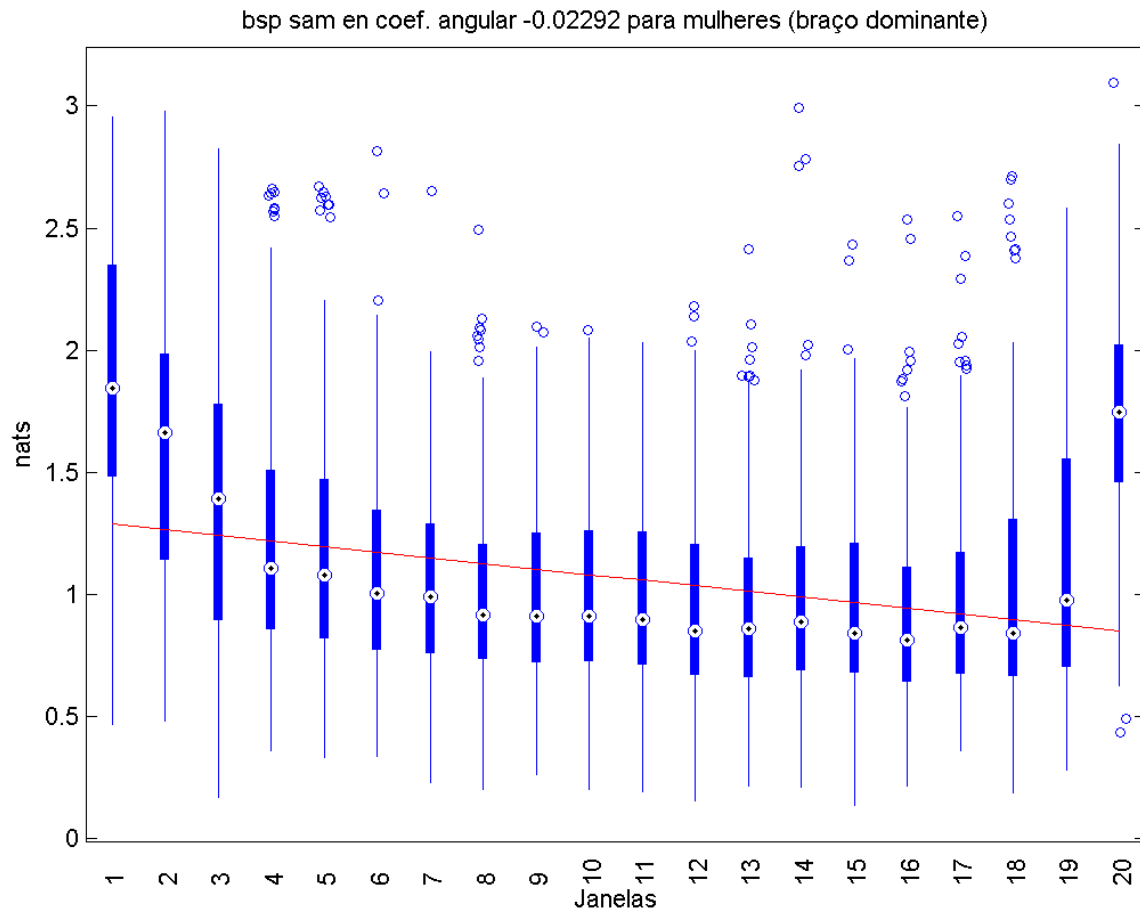


Figura 6.52: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a SampEN do sinal coletado do braço dominante do grupo de mulheres.

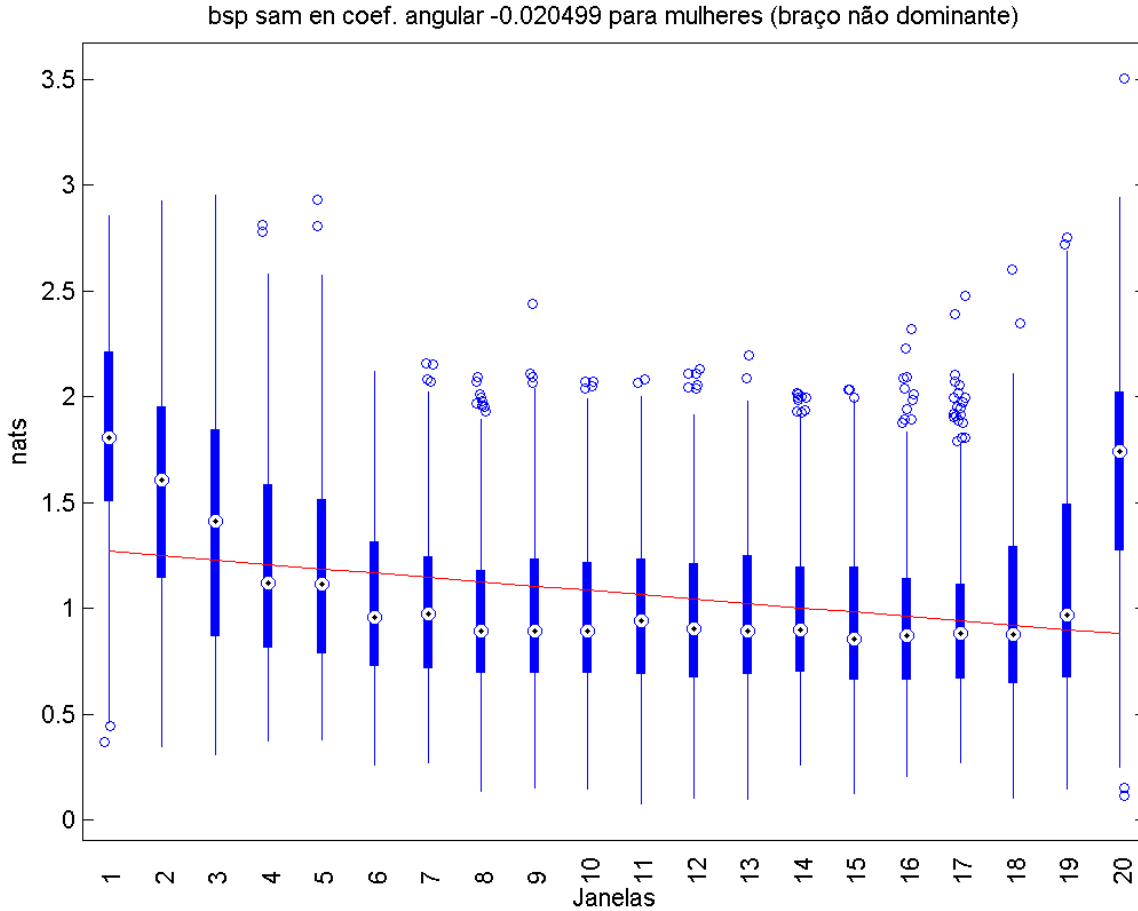


Figura 6.53: Sequência de boxplots (em azul), reta resultante da regressão linear das medianas (em vermelho) para a SampEN do sinal coletado do braço contralateral do grupo de mulheres.

6.4 Agrupamento do sinal EMG

O método de agrupamento, discutido no Capítulo 5, foi desenvolvido e aplicado nos sinais das coletas. O agrupamento foi aplicado somente em coletas consideradas de qualidade e foram usadas, no processamento, apenas características que apresentaram tendências de alteração com a evolução da fadiga. Nos casos dos exemplos a seguir, foram utilizados: MAV, entropia aproximada, frequência mediana, variação da média e função de dependência de defasagem.

A Figura 6.54 mostra o resultado do agrupamento para o sinal do braço dominante apresentado na Figura 6.3. Na Figura 6.54, os grupos se organizam de forma mais relacionada às tendências observadas nas características, com os grupos azul escuro e verde, predominantemente, no começo, enquanto os grupos vermelho e azul claro predominam do meio para o final.

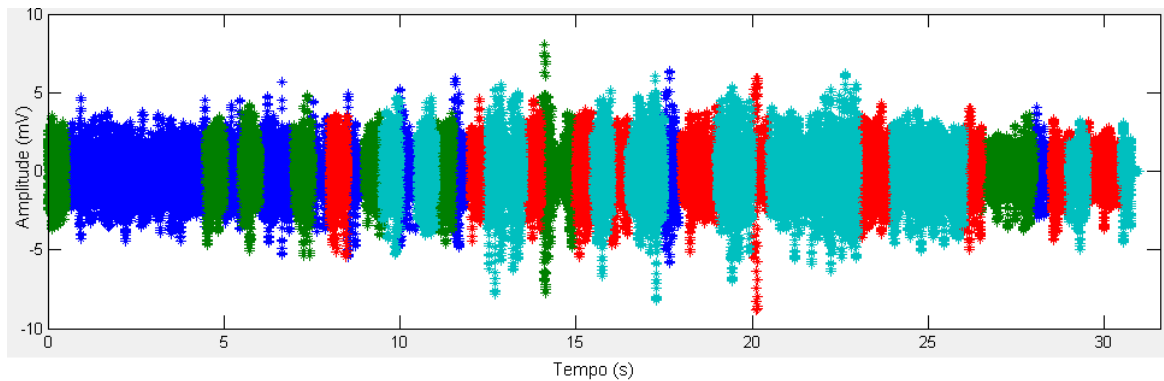


Figura 6.54: Exemplo do agrupamento de janelas do sinal de acordo com os valores de característica calculados.

A Figura 6.55 mostra o resultado do agrupamento para o sinal do braço dominante apresentado na Figura 6.5. Pode-se observar que os grupos ficaram espalhados de forma heterôgenea, sendo que o grupo azul apareceu do meio para o final do sinal.

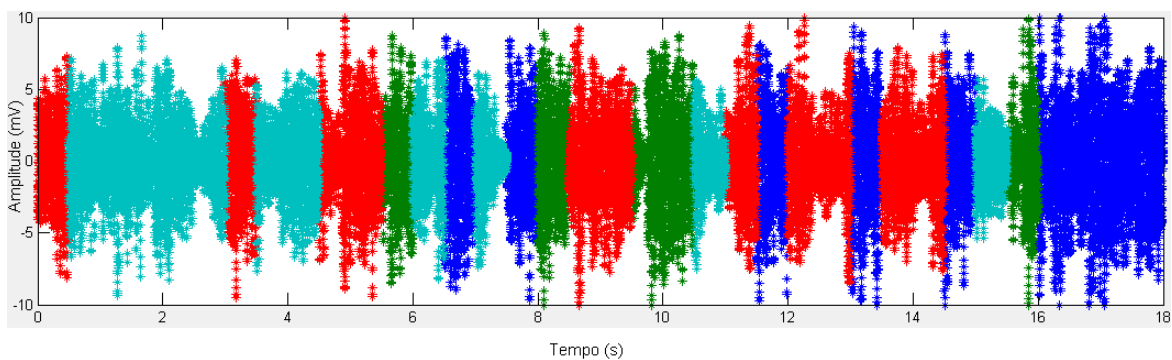


Figura 6.55: Exemplo do agrupamento de janelas do sinal de acordo com os valores de característica calculados.

Infelizmente, os resultados dos agrupamentos foram muito inconclusivos, em virtude disso não é seguro inferir nenhuma relação entre a organização dos grupos e os efeitos da fadiga muscular no sinal EMG. Logo, essa abordagem foi descartada e consta aqui para fins de documentação de um método mal sucedido de análise da fadiga.

Conclusões e estudos futuros

7.1 Introdução

O intuito do presente do trabalho foi o de discutir e apresentar técnicas para análise multi-dimensional da fadiga muscular em contrações dinâmicas do músculo bíceps braquial. Para a realização dessa análise, estudaram-se diferentes características de amplitude, frequência, estacionaridade e entropia. Os parágrafos seguintes resumem o assunto de cada capítulo exposto nessa dissertação.

O Capítulo 1 apresentou os aspectos fisiológicos da fadiga muscular, como acontece a diminuição da capacidade de exercer força e ainda todos os mecanismos bioquímicos que estão envolvidos no processo de indução da fadiga. No mesmo capítulo, foram apresentados, ainda, os meios de detecção e monitoramento da fadiga muscular.

O Capítulo 2 exibiu uma revisão sobre eletromiografia de superfície. Primeiramente, fez-se referência ao histórico do surgimento e avanço dessa técnica de detecção de sinais advindos dos músculos. Posteriormente, foram apresentados conceitos sobre o próprio sinal eletromiográfico, PAUMs e a modelagem matemática que pode ser feita para os TPAUMs. Esse capítulo mostrou ainda as técnicas de aquisição e condicionamento do sinal EMG, que inclui eletrodos e suas possíveis configurações, e analisou, ainda, os processos de amplificação, filtragem e conversão analógico/digital.

O Capítulo 3 apresentou uma revisão bibliográfica de vários métodos de detecção da fadiga muscular, através do sinal EMG, como os estudos foram realizados e quais eram os resultados dos mesmos. Para isso, foram analisadas duas vertentes: métodos tradicionais, que utilizam as características de frequência mediana e amplitude, e métodos recentes, que podem envolver outros tipos de metodologia.

O Capítulo 4 relatou como foi feita a extração das características de amplitude, frequência, estacionaridade e entropia. Para analisar o comportamento de cada característica, sinais sintéticos foram gerados, afim de demonstrar os resultados dos sinais quando se analisava determinada característica.

O Capítulo 5 apresentou toda a metodologia e protocolo utilizados para a coleta de dados de sinal EMG. Além disso, toda a modelagem do *software* MultiData Acq, como proposta do detector de fadiga muscular baseado em sEMG, foi detalhada.

O Capítulo 6 apresentou todos os resultados da análise da extração das características com o processamento de dados dos sEMG coletados, e teve o intuito de fazer um paralelo entre os resultados obtidos e como poderiam ser explicados em aspectos fisiológicos.

7.2 Conclusões

A coleta de dados, para o protocolo definido, foi considerada de difícil realização, pois dependia muito do comprometimento dos voluntários, tanto na assiduidade como na execução do exercício. Para que o processo esperado acontecesse, os voluntários precisavam realizar os movimentos corretos e estarem motivados a continuar as repetições mesmo quando o cansaço incomodava, o que, em alguns casos, era estressante. Dessa forma, nem todos os sinais coletados apresentaram a qualidade esperada e isso influenciou os resultados aumentando a variabilidade e diminuindo a força das tendências.

Através do estudo da evolução temporal das características do sinal EMG, foi possível observar algumas tendências. Nas características de amplitude e frequência, percebeu-se o que previa a literatura, confirmando que o protocolo utilizado para indução foi eficaz. Para as características de amplitude, observou-se um aumento da mesma, quando o músculo se aproximava do estado sob fadiga. No que se trata das características de frequência, o cruzamento por zero se mostrou um bom estimador da frequência dos sinais EMG. Este foi um resultado importante, porque o cálculo dessa característica é feito no domínio do tempo e apresenta custo computacional baixo, o que viabiliza o cálculo em aplicações em tempo real. O uso de IMF aumentou a resolução da estimativa do espectro de potência do sinal, quando comparado com o algoritmo de Burg. Essa observação apresentou-se nos resultados, quando os valores estimados para frequência mediana se mostraram mais próximo dos valores esperados para sinais EMG.

A tendência apresentada na entropia faz entender que essa medida é influenciada pela fadiga e pode ser aplicada na sua detecção. Aliada ao cruzamento por zero, a entropia amostral pode ser usada em uma estratégia em tempo real, pois apresenta resposta rápida para janelas com quantidade de amostras moderada, entre 1000 e 2000. Os resultados observados para a estacionaridade não permitem afirmar que as características são afetadas pela fadiga muscular, mas fazem acreditar que o sinal continua com o mesmo nível de não estacionaridade.

Essas tendências observadas levaram a um melhor entendimento do comportamento do sinal captado no bíceps braquial durante um exercício resistido. No entanto, a tentativa de criar grupos que se relacionem com a fadiga através do uso de mapas auto-organizáveis foi inviabilizada, possivelmente, pela alta variabilidade das características calculadas.

7.3 Trabalhos futuros

Para que se entenda melhor o comportamento do sinal eletromiográfico sob a fadiga, faz-se necessário analisar sinais provenientes de outros músculos. Pode-se testar também outros tipos de protocolos de indução à fadiga, se possível menos dependentes da motivação dos sujeitos envolvidos.

Para que a detecção da fadiga aconteça é necessário que se elabore um classificador de

sinais de acordo com as características estudadas. Vários métodos de classificação podem ser aplicados para encontrar o que proporcione melhores resultados de separação de classes, e, ao mesmo tempo, tenha menor consumo computacional, em termos de memória e tempo de processamento. Assim, um método que permite a detecção, em tempo real, pode ser encontrado e um sistema de *biofeedback* pode ser elaborado.

Bibliografia

- [1] E. R. Kandel, J. H. Schwartz, and T. M. Jessell, *Principles of Neural Science*. McGraw-Hill Medical, 4th ed., July 2000.
- [2] C. J. De Luca, “The use of surface electromyography in biomechanics,” *Journal of Applied Biomechanics*, vol. 13, no. 2, pp. 135–163, 1997.
- [3] C. J. De Luca, *Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation*. John Wiley & Sons, 2006.
- [4] C. J. De Luca, A. Adam, R. Wotiz, L. D. Gilmore, and S. H. Nawab, “Decomposition of surface emg signals,” *Journal of Neurophysiology*, vol. 96, no. 3, pp. 1646–1657, 2006.
- [5] J. Cram, G. Kasman, M. Durie, and J. Holtz, *Cram’s Introduction to Surface Electromyography*. Jones and Bartlett Publishers, 2011.
- [6] J. E. Moore Jr and D. J. Maitland, *Biomedical Technology and Devices*. CRC press, 2013.
- [7] R. Merletti, D. Farina, and H. Hermes, *Electromyography Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications*. John Wiley & Sons, 2004.
- [8] A. d. O. Andrade, *Decomposition and analysis of electromyographic signals*. PhD thesis, University of Reading, 2005.
- [9] J. E. Hall, *Guyton and Hall Textbook of Medical Physiology: Enhanced E-book*. Elsevier Health Sciences, 2010.
- [10] S. K. Hunter, A. Critchlow, I.-S. Shin, and R. M. Enoka, “Fatigability of the elbow flexor muscles for a sustained submaximal contraction is similar in men and women matched for strength,” *Journal of Applied Physiology*, vol. 96, no. 1, pp. 195–202, 2003.
- [11] S. K. Hunter, A. Critchlow, I.-S. Shin, and R. M. Enoka, “Men are more fatigable than strength-matched women when performing intermittent submaximal contractions,” *Journal of Applied Physiology*, vol. 96, no. 6, pp. 2125–2132, 2004.
- [12] S. K. Hunter, J. Duchateau, and R. M. Enoka, “Muscle fatigue and the mechanisms of task failure,” *Exercise and sport sciences reviews*, vol. 32, no. 2, pp. 44–49, 2004.

- [13] S. Baudry, M. Klass, B. Pasquet, and J. Duchateau, "Age-related fatigability of the ankle dorsiflexor muscles during concentric and eccentric contractions," *European Journal of Applied Physiology*, vol. 100, no. 5, pp. 515–525, 2007.
- [14] L. White, S. McCoy, V. Castellano, G. Gutierrez, J. Stevens, G. Walter, and K. Vandenborne, "Resistance training improves strength and functional capacity in persons with multiple sclerosis," *Multiple Sclerosis*, vol. 10, no. 6, pp. 668–674, 2004.
- [15] R. Burke, D. Levine, P. Tsairis, and F. E. Zajac, "Physiological types and histochemical profiles in motor units of the cat gastrocnemius," *The Journal of Physiology*, vol. 234, no. 3, pp. 723–748, 1973.
- [16] R. Burke and P. Tsairis, "The correlation of physiological properties with histochemical characteristics in single muscle units," *Annals of the New York Academy of Sciences*, vol. 228, no. 1, pp. 145–158, 1974.
- [17] B. Bigland-Ritchie and J. Woods, "Changes in muscle contractile properties and neural control during human muscular fatigue," *Muscle & nerve*, vol. 7, no. 9, pp. 691–699, 1984.
- [18] J. L. Dideriksen, D. Farina, M. Baekgaard, and R. M. Enoka, "An integrative model of motor unit activity during sustained submaximal contractions," *Journal of Applied Physiology*, vol. 108, no. 6, pp. 1550–1562, 2010.
- [19] M. Gerard, A. Chaubey, and B. Malhotra, "Application of conducting polymers to biosensors," *Biosensors and Bioelectronics*, vol. 17, no. 5, pp. 345–359, 2002.
- [20] É. N. Coelho, C. R. Graça, and J. A. Kouyoumdjian, "Lactato basal sanguíneo em indivíduos não diabéticos e diabéticos: mensuração por meio de tiras," *Arq. ciênc. saúde*, vol. 18, no. 1, pp. 15–19, 2011.
- [21] X. Cui, C. M. Li, J. Zang, and S. Yu, "Highly sensitive lactate biosensor by engineering chitosan/pvi-os/cnt/lod network nanocomposite," *Biosensors and Bioelectronics*, vol. 22, no. 12, pp. 3288–3292, 2007.
- [22] P. Bonato, S. H. Roy, M. Knaflitz, and C. J. De Luca, "Time-frequency parameters of the surface myoelectric signal for assessing muscle fatigue during cyclic dynamic contractions," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 48, no. 7, pp. 745–753, 2001.
- [23] M. Knaflitz and P. Bonato, "Time-frequency methods applied to muscle fatigue assessment during dynamic contractions," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 9, no. 5, pp. 337–350, 1999.
- [24] V. Martin, G. Y. Millet, A. Martin, G. Deley, and G. Lattier, "Assessment of low-frequency fatigue with two methods of electrical stimulation," *Journal of Applied Physiology*, vol. 97, no. 5, pp. 1923–1929, 2004.
- [25] F. H. Pratt, "The all-or-none principal in graded response of skeletal muscle," *American Journal of Physiology – Legacy Content*, vol. 44, no. 4, pp. 517–542, 1917.

- [26] H. S. Gasser and H. S. Newcomer, "Physiological action currents in the phrenic nerve: an application of the thermionic vacuum tube to nerve physiology," *American Journal of Physiology – Legacy Content*, vol. 57, no. 1, pp. 1–26, 1921.
- [27] J. P. PRICE, M. H. CLARE, and F. H. EWERHARDT, "Studies in low backache with persistent muscle spasm," *Arch Phys Med Rehabil*, vol. 29, pp. 703–709, Nov 1948.
- [28] V. T. Inman, J. B. deC. M. Saunders, and L. C. Abbott, "Observations on the function of the shoulder joint," *The Journal of Bone & Joint Surgery*, vol. 26, no. 1, pp. 1–30, 1944.
- [29] J. V. BASMAJIAN, "Control and training of individual motor units," *Science*, vol. 141, pp. 440–441, Aug 1963.
- [30] M. J. Zwarts and D. F. Stegeman, "Multichannel surface EMG: basic aspects and clinical utility," *Muscle Nerve*, vol. 28, pp. 1–17, Jul 2003.
- [31] C. M. Light, P. H. Chappell, B. Hudgins, and K. Engelhart, "Intelligent multifunction myoelectric control of hand prostheses," *J Med Eng Technol*, vol. 26, no. 4, pp. 139–146, 2002.
- [32] C. J. De Luca, "Use of the surface EMG signal for performance evaluation of back muscles," *Muscle Nerve*, vol. 16, pp. 210–216, Feb 1993.
- [33] J. Blok, S. Van Asselt, J. Van Dijk, and D. Stegeman, "On an optimal pasteless electrode to skin interface in surface emg," *5th Proceedings SENIAM, edited by Hermens HJ and Freriks B. Enschede, The Netherlands: RRD*, pp. 71–76, 1998.
- [34] A. Bottin and P. Rebecchi, "Impedance and noise of the skin-electrode interface in surface emg recordings," in *Proc. XIVth ISEK Congress, Wien*, pp. 246–247, 2002.
- [35] L. Arendt-Nielsen and K. R. Mills, "Muscle fibre conduction velocity, mean power frequency, mean emg voltage and force during submaximal fatiguing contractions of human quadriceps.," *Eur J Appl Physiol Occup Physiol*, vol. 58, pp. 20–25, 1988.
- [36] R. Kadefors, E. Kaiser, and I. Petersen, "Dynamic spectrum analysis of myopotentials and with special reference to muscle fatigue.," *Electromyography*, vol. 8, pp. 39–74.
- [37] A. Moritani T Nagata, M. Nagata A Muro, and M. M, "Electromyographic manifestations of muscular fatigue.," *Med Sci Sports Exerc*, vol. 14, no. 0195-9131 (Linking), pp. 198–202, 1982.
- [38] T. PA, M. R. Dudley GA FAU Duvoisin, B. M. Duvoisin MR FAU Hather, R. T. Hather BM FAU Harris, and H. RT, "Force and emg signal patterns during repeated bouts of concentric or eccentric muscle actions.," *Acta Physiol Scand*, vol. 138, no. 0001-6772 (Linking), pp. 263–271, 1990.

- [39] P. V. Viitasalo JH FAU Komi and K. PV, "Signal characteristics of emg during fatigue.," *Eur J Appl Physiol Occup Physiol*, no. 0301-5548 (Linking), pp. 111–121, 1977.
- [40] J. Potvin and L. Bent, "A validation of techniques using surface emg signals from dynamic contractions to quantify muscle fatigue during repetitive tasks," *J Electromyogr Kinesiol*, vol. 7, pp. 131–139, June 1997.
- [41] L. Arendt-Nielsen and T. SinkjŠr, "Quantification of human dynamic muscle fatigue by electromyography and kinematic profiles," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 1, no. 1, pp. 1 – 8, 1991.
- [42] D. R. Rogers and D. T. MacIsaac, "Emg-based muscle fatigue assessment during dynamic contractions using principal component analysis," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 21, no. 5, pp. 811 – 818, 2011.
- [43] B. Hudgins, P. Parker, and R. Scott, "A new strategy for multifunction myoelectric control," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 40, pp. 82–94, Jan 1993.
- [44] M. Scholz, M. Fraunholz, and J. Selbig, "Nonlinear principal component analysis: Neural network models and applications," in *Principal Manifolds for Data Visualization and Dimension Reduction* (A. Gorban, B. Kégl, D. Wunsch, and A. Zinovyev, eds.), vol. 58 of *Lecture Notes in Computational Science and Engineer*, pp. 44–67, Springer Berlin Heidelberg, 2008.
- [45] M. González-Izal, A. Malanda, I. Navarro-Amézqueta, E. Gorostiaga, F. Mallor, J. I. nez, and M. Izquierdo, "Emg spectral indices and muscle power fatigue during dynamic contractions," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 20, no. 2, pp. 233 – 240, 2010.
- [46] G. V. Dimitrov, T. I. Arabadzhiev, K. N. Mileva, J. L. Bowtell, N. Crichton, and N. A. Dimitrova, "Muscle fatigue during dynamic contractions assessed by new spectral indices," *Med Sci Sports Exerc*, vol. 38, pp. 1971–1979, Nov 2006.
- [47] A. Hof, "Errors in frequency parameters of emg power spectra," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 38, pp. 1077–1088, Nov 1991.
- [48] H.-I. Choi and W. Williams, "Improved time-frequency representation of multicomponent signals using exponential kernels," *Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 37, pp. 862–871, Jun 1989.
- [49] N. Dimitrova, T. Arabadzhiev, J.-Y. Hogrel, and G. Dimitrov, "Fatigue analysis of interference {EMG} signals obtained from biceps brachii during isometric voluntary contraction at various force levels," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 19, no. 2, pp. 252 – 258, 2009.
- [50] G. V. Dimitrov and N. A. Dimitrova, "Fundamentals of power spectra of extracellular potentials produced by a skeletal muscle fibre of finite length: Part i: Effect of fibre anatomy," *Medical Engineering & Physics*, vol. 20, no. 8, pp. 580 – 587, 1998.

- [51] G. V. Dimitrov and N. A. Dimitrova, "Effect of parameters altering with muscle fibre functional state on power spectra of spatially filtered extracellular potentials," *J Med Eng Technol*, vol. 25, no. 2, pp. 74–78, 2001.
- [52] J. Moxham, R. H. Edwards, M. Aubier, A. De Troyer, G. Farkas, P. T. Macklem, and C. Roussos, "Changes in EMG power spectrum (high-to-low ratio) with force fatigue in humans," *J Appl Physiol Respir Environ Exerc Physiol*, vol. 53, pp. 1094–1099, Nov 1982.
- [53] E. A. Clancy and N. Hogan, "Probability density of the surface electromyogram and its relation to amplitude detectors," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 46, no. 6, pp. 730–739, 1999.
- [54] A. R. Martin, "A peak amplitude selector for electrophysiological data analysis," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, no. 2, pp. 152–159, 1969.
- [55] F. Mattioli, D. S. D. Caetano, W. Gomes, E. Lamounier Jr, and A. Cardoso, "Utilização de redes neurais para a classificação de sinais emg aplicados no controle de próteses virtuais de mão," *Proceedings of the WRVA*, pp. 230–235, 2010.
- [56] S. De Waele and P. M. Broersen, "The burg algorithm for segments," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 48, no. 10, pp. 2876–2880, 2000.
- [57] S. M. Kay and S. L. Marple Jr, "Spectrum analysis - a modern perspective," *Proceedings of the IEEE*, vol. 69, no. 11, pp. 1380–1419, 1981.
- [58] C. Cao and S. Slobounov, "Application of a novel measure of {EEG} non-stationarity as shannon entropy of the peak frequency shifting for detecting residual abnormalities in concussed individuals," *Clinical Neurophysiology*, vol. 122, no. 7, pp. 1314 – 1321, 2011.
- [59] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N.-C. Yen, C. C. Tung, and H. H. Liu, "The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis," *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 454, no. 1971, pp. 903–995, 1998.
- [60] R. R. Nunes, M. P. d. Almeida, and J. W. Sleight, "Entropia espectral: um novo método para adequação anestésica," *Revista Brasileira de Anestesiologia*, vol. 54, pp. 404 – 422, 06 2004.
- [61] A. Miranda de Sá, D. Simpson, and A. Infantosi, "Estudo da função de coerência aplicada a sinais eeg," *RBE-Cad. Eng. Bioméd*, vol. 10, no. 2, pp. 39–55, 1994.
- [62] W. Chen, J. Zhuang, W. Yu, and Z. Wang, "Measuring complexity using fuzzyen, apen, and sampen," *Medical Engineering & Physics*, vol. 31, no. 1, pp. 61 – 68, 2009.
- [63] G. L. Cavalleiro, *Análise da postura ereta quieta em diferentes faixas etárias utilizando o discriminante linear*. PhD thesis, 2010.

-
- [64] S. M. Pincus, "Approximate entropy as a measure of system complexity.," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 88, no. 6, pp. 2297–2301, 1991.
 - [65] H. Ritter and T. Kohonen, "Self-organizing semantic maps," *Biological cybernetics*, vol. 61, no. 4, pp. 241–254, 1989.
 - [66] K. Nakano, Y. Ota, H. Ukai, K. Nakamura, and H. Fujita, "Frequency detection method based on recursive dft algorithm,"
 - [67] H.-M. Chen, P. Varshney, and M. Arora, "Performance of mutual information similarity measure for registration of multitemporal remote sensing images," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 41, pp. 2445–2454, Nov 2003.