



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA

FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Lacordaire Kemel Pimenta Cury

**Análise da Correlação dos Sinais Eletromiográficos e da
Acelerometria do Tremor Fisiológico em Diferentes Faixas
Etárias**

UBERLÂNDIA – MINAS GERAIS

2011

LACORDAIRE KEMEL PIMENTA CURY

**Análise da Correlação dos Sinais Eletromiográficos e da
Acelerometria do Tremor Fisiológico em Diferentes Faixas
Etárias**

Proposta de Tese de Doutorado apresentada à
Coordenação do Curso de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica da Universidade Federal de
Uberlândia como parte dos requisitos para
obtenção do grau de **Doutor em Ciências**.

Área de Concentração: Processamento da
Informação

Orientador: Prof. Dr. Adriano Alves Pereira

Co-Orientador: Prof. Dr. Adriano de Oliveira
Andrade

UBERLÂNDIA – MINAS GERAIS

2011

**Análise da Correlação dos Sinais Eletromiográficos e da
Acelerometria do Tremor Fisiológico em Diferentes Faixas
Etárias**

LACORDAIRE KEMEL PIMENTA CURY

Texto da tese apresentada à Universidade Federal de Uberlândia como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Ciências.

Prof. Dr. Adriano Alves Pereira

Orientador

Prof. Dr. Adriano de O. Andrade

Co-Orientador

Prof. Dr. Alexandre Cardoso

Coordenador do curso de Pós-Graduação

Análise da Correlação dos Sinais Eletromiográficos e da Acelerometria do Tremor Fisiológico com a Idade

Esta Tese foi julgada adequada para a obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica e aprovada em sua forma final pelo programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Uberlândia.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Adriano Alves Pereira

Orientador

Prof. Dr. Adriano de Oliveira Andrade

Co-orientador

Prof. Dr. Fábio José Parreira

Universidade Federal de Roraima

Prof. Dr. César Ferreira Amorim

Universidade Cidade de São Paulo

Profa. Dr. Gilmar da Cunha Sousa

Universidade Federal de Uberlândia

Uberlândia, setembro de 2011

Dedicatória

A minha família, a qual foi responsável de forma direta para a conquista deste doutorado.

Agradecimentos

Hoje, chegando ao fim dessa etapa de mais uma caminhada, quero agradecer a todos que direta e indiretamente contribuíram para realização desse momento. Agradecer a Deus, pois sei que não estaria aqui se não tivesse caminhado sempre ao meu lado.

Aos meus pais, dos quais recebi o dom mais precioso do universo: a vida; à minha família, que presenciou intimamente minha vida, acolhendo todos meus momentos de alegria e tristeza, fazendo parte de cada um; à minha esposa, Kelen Cristina, pois ninguém cruza o nosso caminho por acaso, nem tampouco entra na vida de alguém sem nenhuma razão. Um dos principais sentidos da minha existência: a minha filha Maria Eduarda e meu filho, que esta quase chegando, Heitor Kemel.

Ao Doutor, Mestre, professor, amigo, Adriano Alves Pereira, agradeço a paciência, dedicação, humildade e principalmente o seu conhecimento e a sua conduta, que me fez, de forma marcante, chegar a este momento tão importante na minha vida. Fico aqui sem vocabulário para expressar todo o meu sentimento e gratidão a sua pessoa. Termino este doutorado com um enorme enriquecimento acadêmico e profissional.

Ao meu co-orientador, Adriano Andrade, o qual em momento algum deixou de fazer o seu papel de forma brilhante, sempre pronto para as orientações.

Às instituições de trabalho, CESUC e UFG, nas pessoas do diretor Paulo Antonio Lima e do coordenador Márcio Souza Dias, que souberam entender minhas ausências não como simples faltas, mas sim como parte de um processo evolutivo na formação do ser humano.

Agradecer aos meus amigos que contribuíram direta e indiretamente para esta conquista, e em especial ao Paulo Henrique G. Mansur, pelo companheirismo.

Ao Prof. Dr. Alcimar Barbosa Soares, PhD, pelo incentivo e compreensão manifestados no momento inicial de ingresso na pós-graduação da FEELT/UFU, como Coordenador de Programa de Pós-Graduação, bem como pelo constante apoio dispensado, em particular neste momento, como Pró-reitor da UFU.

Aos funcionários da Faculdade de Engenharia Elétrica, aos colegas do laboratório de Engenharia Biomédica da Universidade Federal de Uberlândia.

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG) pelo apoio financeiro.

RESUMO

Cury, L. K. P. C.; Pereira, A. A.; Andrade, A. O. Análise das Alterações dos Sinais Eletromiográficos e da Acelerometria do Tremor Fisiológico com a Idade, FEELT-UFU, Uberlândia, 2011.

Uma das características do envelhecimento humano é a perda de massa muscular e óssea, o que prejudica a qualidade de vida e aumenta a possibilidade do surgimento de patologias neuromusculares, como os tremores. Há diversos estudos que buscam encontrar formas de diagnóstico ou de caracterização dos efeitos dessa perda orgânica. Geralmente utilizam-se ferramentas de medição dos sinais neuromusculares, como é o caso da eletromiografia (EMG) e da acelerometria, cujos registros, depois de coletados e processados, permitem a aplicação de ferramentas estatísticas que facilitam sua análise, correlação e comparação. Neste estudo, utilizou-se uma ferramenta de análise discriminante linear (LDA) para avaliar os sinais coletados por esses dois instrumentos, em repouso e em movimento, procurando encontrar uma correlação que demonstrasse as modificações desses sinais com o envelhecimento. Foram coletados os dados eletromiográficos e da acelerometria de 59 indivíduos (29 homens e 30 mulheres), com idades entre 24 e 87 anos, todos sem sinais clínicos de alterações neuromusculares ou degenerativas. A amostra foi dividida em sete grupos, por décadas de idade (20-29, 30-39, 40-49, 50-59, 60-69, 70-79, 80-89). Foram utilizadas 16 características estatísticas do sinal EMG e da acelerometria, correlacionando-as com a idade dos voluntários e entre si. Não foi encontrada correlação significativa entre esses fatores individuais e a idade para nenhuma das ferramentas de medição. A seguir, utilizou-se uma ferramenta de análise discriminante linear (LDA) para traduzir, de maneira unidimensional, as características de cada indivíduo, para ambas as formas de medição. Com a correlação feita entre os valores LDA e a idade, foi encontrado coeficiente de correlação significativo ($r > 0,8$), demonstrando haver alterações no sinal EMG e na acelerometria do tremor fisiológico com o envelhecimento.

Palavras-Chave: Envelhecimento, Eletromiografia, Acelerometria, Análise Discriminante Linear.

ABSTRACT

Cury, L. K. P. C.; Pereira, A. A.; Andrade, A. O. Analysis of Changes on Electromyographic and Accelerometer of Physiological Tremor Signal with Ageing, FEELT-UFU, Uberlândia, 2011.

One of the Characteristics of human aging is the loss of muscle and bone mass, which jeopardizes quality of life and increases the possibility of emerging neuromuscular diseases, such as quivers. There are several studies that seek to find ways to diagnostics or characterizations of the effects of organic loss. Usually measuring tools of neuromuscular signs are used, such as the electromyography (EMG), and the accelerometry, whose records, after collection and process, allows the application of statistic tools that eases the analyses, correlation and comparison. This study made use of a linear discriminant analysis tool (LDA), to appraise the signs collected by both these instruments, at rest and in motion, seeking to find a correlation which demonstrated the changes of the signs with aging. Accelerometry and EMG data of 59 individuals (29 Men and 30 Women), aged between 24 and 87 years old, where collected, all lacking clinical signs of neuromuscular disorders or degenerative diseases. The sample was separated in seven groups, by age of decades (20-29, 30-39, 40-49, 50-59, 60-69, 70-79, 80-89). 16 statistical characteristics of EMG and accelerometry signs were used, correlating them with the age of the volunteers and with each other. There were no significant correlations found between these individual factors and the age, for any of the measuring tools. Subsequently, a linear discriminant analysis tool (LDA) was used to convert, on an one-dimensional manner, the characteristics of each individual, for both measuring forms. With the correlation being done between the LDA measures and the age, a significant correlation coefficient ($r > 0.8$) was found, which demonstrated changes in the EMG and the accelerometry of physiological quivers with the aging.

Keywords: Ageing, Electromyography, accelerometry, Linear Discriminant Analysis.

LISTA DE ABREVIATURAS

ACC	Acelerometria
AD	Analógico-digital
ADP	Adenosina difosfato
ApEn	Entropia aproximada
ATP	Adenosina trifosfato
DP	Doença de Parkinson
EEG	Eletroencefalografia
EMG	Eletromiografia
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i> (Transformada Rápida de Fourier)
GI	Grupo de idosos
GJ	Grupo de jovens
LDA	<i>Linear Discriminant Analysis</i> (Análise Discriminante Linear)
MUAP	<i>Motor Unit Potential Action</i> (Potencial de Ação da Unidade Motora)
ONU	Organização das Nações Unidas
RMS	Raiz Média Quadrática
TE	Tremor essencial
WHO	<i>World Health Organization</i> (Organização Mundial de Saúde)

Sumário

Capítulo 1 - INTRODUÇÃO

1.1 Motivação	17
1.2 Definição do Problema	18
1.3 Objetivos da Pesquisa	20
1.4 Contribuições da Tese	21
1.5 Estrutura do Trabalho	22
1.6 Publicações	23

Capítulo 2 – ENVELHECIMENTO

2.1 O Envelhecimento do Ser Humano	25
2.2 O Que é Envelhecer - Conceitos e Teorias	27
2.3 Os Efeitos do Envelhecimento sobre o Sistema Neuromuscular	31
2.4 O Tremor e o Envelhecimento	34
2.4.1 Conceitos e Classificação	34
2.4.2 A Origem do Tremor Fisiológico	36
2.4.3 Principais Doenças Associadas ao Tremor	37

Capítulo 3 - ELETROMIOGRAFIA E ACELEROMETRIA

3.1 Os Sinais Neuromusculares	42
3.1.1 A Trajetória do Sinal Neuromotor	47
3.2 O Eletromiógrafo	50
3.3 Acelerômetros	53

Capítulo 4 – PROCESSAMENTO DOS SINAIS TEMPORAIS

4.1 O Sinal Eletromiográfico e a Acelerometria como Séries Temporais	56
4.2 Pré-Processamento dos Sinais	57
4.3 Instrumentação dos Sinais	59
4.4 Utilização do Processamento de Sinais.....	61
4.5 A Utilização da EMG e/ou da Acelerometria para Medição do Tremor.....	62
4.6 A Aplicação da Estatística à Análise dos Sinais	72
4.6.1 Análise no Domínio do Tempo	73
4.6.1.1 Desvio Médio	73
4.6.1.2 Desvio Padrão	74
4.6.1.3 Energia do Sinal	75
4.6.1.4 Cruzamento em Zero (Zero Crossing)	75
4.6.1.5 Skewness	76
4.6.1.6 Curtose	77
4.6.1.7 Deslocamento Total (Total Displacement)	78
4.6.1.8 RMS (Root Mean Square - Raiz Média Quadrática)	78
4.6.1.9 Integração	79
4.6.2 A Análise no Domínio da Frequência	80
4.6.2.1 Frequência Média.....	80
4.6.2.2 Bandas de Frequência (F50, F80, F90 e F95) e Potência Total.....	81
4.6.2.3 Entropia Aproximada	83
4.7 Análise Discriminante Linear.....	84

Capítulo 5 – MATERIAIS E PROTOCOLO DE COLETA DOS DADOS

5.1 Amostra da Coleta	89
5.2 Protocolo de Coleta dos Dados	90
Capítulo 6 – ANÁLISE DOS DADOS E SUA CORRELAÇÃO EM DIFERENTES FAIXAS ETÁRIAS	
6.1 Análise dos Dados	94
6.2 Resultados	95
6.2.1 Eletromiografia	95
6.2.2 Acelerometria	102
6.3 Frequência de Pico do sinal EMG versus Acelerometria	120
6.4 Discussão	121
6.4.1 Eletromiografia	121
6.4.2 Acelerometria	123
Capítulo 7 – CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS	126
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	130

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 3.1 - Esquema da bomba de sódio e potássio e da difusão passiva.....	45
Figura 3.2- Variação da voltagem e da condutância na geração do potencial de ação	46
Figura 3.3 - Trajetória do estímulo neuromotor	48
Figura 3.4 - Esquema com detalhe do sarcômero.....	49
Figura 3.5 - Exemplo de eletrodos para EMG de superfície	51
Figura 3.6 - Exemplo de gráfico gerado pelo eletromiógrafo	53
Figura 3.7 - Representação esquemática de um condicionador de sinais para acelerômetro	54
Figura 3.8- Exemplo de gráficos gerados com os sinais captados pelo acelerômetro.....	55
Figura 4.1 - Esquema simplificado das etapas que antecedem o processamento de sinal em um EMG	58
Figura 4.2 - Representação hipotética de um espectro de frequência para um sinal EMG .	61
Figura 4.3 - Processo de redução dimensional. Pontos projetados sobre eixos pré-definidos.....	85
Figura 4.4 - Processo de redução dimensional. Pontos projetados sobre eixo imaginário..	86
Figura 5.1 - Layout do experimento I.....	91
Figura 5.2 - Layout do experimento II	92
Figura 6.1 - Comparativo das médias dos sinais EMG coletados nas três situações I.....	97
Figura 6.2 - Comparativo das médias dos sinais EMG coletados nas três situações II.....	98
Figura 6.3 - Comparativo das médias dos sinais EMG coletados nas três situações III	99
Figura 6.4 - Correlação dos valores LDA do EMG com a idade dos indivíduos.....	101
Figura 6.5 - Comparativo das médias dos sinais do acelerômetro, entre as frequências 2 e 7 Hz	105

Figura 6.6 - Comparativo das médias dos sinais do acelerômetro, entre as frequências 7 e 17 Hz I.....	106
Figura 6.7 - Comparativo das médias dos sinais do acelerômetro, entre as frequências 7 e 17 Hz II.....	107
Figura 6.8 - Comparativo das médias dos sinais do acelerômetro, entre as frequências 7 e 17 Hz III.	108
Figura 6.9 - Comparativo das médias dos sinais do acelerômetro, entre as frequências 17 e 30 Hz.	108
Figura 6.10 - Comparativo das médias dos sinais do acelerômetro, entre as frequências 30 e 40 Hz I.	109
Figura 6.11 – Comparativo das médias dos sinais do acelerômetro, entre as frequências 30 e 40 Hz II.....	110
Figura 6.12 - Correlação do valor LDA com a idade, para o Eixo X, nas quatro faixas de frequência.....	115
Figura 6.13 - Correlação do valor LDA com a idade, para o Eixo Y, nas quatro faixas de frequência.....	116
Figura 6.14 - Correlação do valor LDA com a idade, para o Eixo Z, nas quatro faixas de frequência.....	117
Figura 6.15 - Correlação do valor LDA com a idade, para o Eixo X.....	118
Figura 6.16 - Correlação do valor LDA com a idade, para o Eixo Y.....	119
Figura 6.17 - Correlação do valor LDA com a idade, para o Eixo Z	119
Figura 6.18 - Comparativo entre as médias do sinal EMG – Frequência de Pico.....	120

LISTA DE QUADROS E TABELAS

Quadro 2.1 - Principais teorias sobre os mecanismos causadores do envelhecimento I.....	29
Quadro 2.2 - Principais teorias sobre os mecanismos causadores do envelhecimento II.....	30
Tabela 2.1 - Frequências características do tremor relatadas na literatura para o tremor essencial e para a doença de Parkinson	40
Tabela 6.1 - Coeficiente de correlação (r) dos dados eletromiográficos coletados e analisados em relação à idade por movimento do ponteiro sobre espiral	96
Tabela 6.2 - Teste Estatístico dos Grupos Jovens e Idosos - ANOVA	100
Tabela 6.3 - Características Relevantes ao LDA.....	100
Tabela 6.4 - Correlação Acelerometria x Eletromiografia - Faixa de Frequência 17-30 Hz	103
Tabela 6.5 - Correlação Acelerometria x Eletromiografia - Faixa de Frequência 30-40 Hz	104
Tabela 6.6 - Teste Estatístico dos Grupos Jovens e Idosos, para os dados do Acelerômetro, na faixa de 2 a 7 Hz - ANOVA	110
Tabela 6.7 - Teste Estatístico dos Grupos Jovens e Idosos, para os dados do Acelerômetro, na faixa de 7 a 17 Hz - ANOVA	111
Tabela 6.8 - Teste Estatístico dos Grupos Jovens e Idosos, para os dados do Acelerômetro, na faixa de 17 a 30 Hz - ANOVA	112
Tabela 6.9 - Teste Estatístico dos Grupos Jovens e Idosos, para os dados do Acelerômetro, na faixa de 30 a 40 Hz - ANOVA	112
Tabela 6.10 - Características Relevantes ao LDA da acelerometria	113
Tabela 6.11 - Valores do coeficiente de correlação linear do LDA com a idade dos voluntários, para a acelerometria.....	114

Capítulo 1

INTRODUÇÃO

1.1 Motivação

Há algumas décadas, as instituições de pesquisa internacionais têm identificado uma tendência de envelhecimento na média da população mundial. Esse envelhecimento se deve a dois motivos: redução na natalidade (número de filhos por mulher) e melhoria das condições de saúde e nutrição, que retarda ou reduz a incidência de doenças crônicas e/ou infectocontagiosas que provocavam uma alta mortalidade em idades mais jovens (WHO, 2005; VIEIRA, 2010). Hoje existem vários programas para as pessoas de 3ª idade, como informática, viagens, entre outros, cujo objetivo é melhorar a qualidade vida dos idosos. Apesar da melhoria das condições de vida em geral, não são eliminados os problemas naturais do envelhecimento.

Ainda não há um consenso sobre o que provoca a decadência orgânica e funcional do ser humano ao longo da idade, porém as teorias mais promissoras apontam para um desgaste acumulado, provocado por fatores internos e externos (ARKING, 2006; GOLDSMITH, 2006). Mesmo sem as doenças tradicionalmente associadas com o envelhecimento, pode haver uma perda de independência e um custo familiar e social que prejudicam não só o indivíduo, mas toda a sociedade (WHO, 2005; VIEIRA, 2010).

O sistema neuromuscular é um dos mais afetados por esse processo. Com o aumento da idade há uma redução na massa muscular e óssea, que influencia os movimentos e os reflexos das pessoas mais idosas (EVANS et al, 2010; HAMERMAN, 1997; LACOURT;

MARINI, 2006). Alguns estudos já detectaram alterações anatômicas no sistema neuromuscular, mas ainda há carência de informações que permitam ampliar esse conhecimento e criar formas de reduzi-lo ou evitá-lo, melhorando a qualidade de vida dos idosos.

A maioria dos trabalhos voltados para as alterações biológicas provocadas pelo envelhecimento foi realizada no exterior. No Brasil, ainda há poucas pesquisas relacionadas ao tema. Apesar dos resultados dessas pesquisas poderem ser aproveitadas, as condições climáticas e alimentares fazem com que seja necessário ampliar-se a literatura brasileira, auxiliando, de alguma forma, a Medicina na busca de soluções voltadas para esse público.

Este trabalho destina-se a pesquisar alterações nos sinais eletromiográficos e da acelerometria do tremor fisiológico associadas ao aumento da idade em um grupo de indivíduos recrutados em Uberlândia, Minas Gerais. Os resultados aqui obtidos poderão ser úteis tanto para estudos comparativos com outras populações como para fornecer parâmetros de diagnóstico e de estudo da evolução nas mudanças neuromusculares provocadas ao longo do processo de envelhecimento.

1.2 Definição do Problema

A maioria dos estudos realizados sobre o sistema neuromuscular de idosos refere-se às diversas formas de tremor, considerados como naturais nessa faixa etária (ALMEIDA, et al, 2004;ELBLE, 2003; MILANOV, 2001; 2002). Pacientes clinicamente saudáveis, que apresentam pouco ou nenhum tremor, raramente são estudados, apesar de apresentarem alterações fisiológicas e funcionais desse sistema.

Há vários métodos utilizados nas pesquisas para mensurar o funcionamento do movimento, como por exemplo a eletroencefalografia (EEG), que está relacionada com a

atividade elétrica produzida pelo disparo dos neurônios no cérebro, captada por meio de eletrodos posicionados no couro cabeludo; a eletromiografia (EMG), que está relacionada com a contração e/ou o relaxamento muscular e capta os sinais mioelétricos na superfície da pele; e a acelerometria, que permite medir a aceleração do movimento nos três eixos do espaço tridimensional. Qualquer deles permite a utilização de recursos para auxiliar na avaliação do mecanismo de funcionamento do sistema neuromuscular.

Entre essas três ferramentas, a EMG e a acelerometria são as que apresentam melhores perspectivas para o estudo dos efeitos do envelhecimento sobre o sistema neuromuscular, especialmente por seu baixo custo. Os estudos que utilizam essas ferramentas, entretanto, concentram-se nas características extraídas do sinal, tais como frequência ou amplitude, o que pode restringir os resultados obtidos (TIMMER et al, 1998; RAETHJEN et al, 2000; WHARRAD; JEFFERSON, 2000; ALMEIDA, 2004; ELBLE, 2003; GERDLE; KARLSSON, 2008; LAMBERTUCCI; PITHON-CURI, 2005; MACHOWSKA-MAJCHRAZAK, 2007; MANSUR et al, 2007).

Seria de se esperar que a medição do tremor fisiológico sofresse alterações inequívocas com a idade, da mesma forma que o sistema neuromuscular, porém os estudos e pesquisas relacionadas ao tema ainda não conseguiram uma medida que avalie o indivíduo ao longo do envelhecimento, sendo as conclusões apresentadas somente entre um grupo de jovens e outro grupo de idosos. Ressalta-se ainda que, a consideração de um indivíduo incluído no grupo de jovens ou de idosos também não possui um padrão definido, variando de estudo para estudo, o que ocasiona uma maior dificuldade quando é realizada a comparação dos resultados obtidos. Assim, com o objetivo de contribuir para o entendimento das alterações neuromusculares relacionadas ao envelhecimento foi proposto o uso de uma ferramenta de avaliação desses sinais pouco utilizada nos estudos desse tema. Neste trabalho utilizou-se a análise discriminante linear (LDA), que permite a redução dimensional dos

fatores e a ampliação das características do sinal, oferecendo uma visão diferente desse conjunto. Em outras palavras, o LDA permite que diversas características de uma mesma medição sejam analisadas em conjunto, o que simplifica e amplia as possibilidades dessa análise.

Utilizando-se essa ferramenta, busca-se contribuir para o conhecimento sobre as alterações neuromusculares associadas ao envelhecimento e não necessariamente patológicas, bem como oferecer um instrumento adicional de análise para as pesquisas similares, que utilizem os sinais bioelétricos como instrumento de medição e estudo dessas mudanças.

1.3 Objetivos da Pesquisa

Esta pesquisa tem como objetivo verificar a correlação entre eventuais alterações dos sinais eletromiográficos e da acelerometria com o avanço da idade, por meio do uso de diversas ferramentas tradicionais de análise de séries temporais e principalmente da ferramenta de análise de sistemas lineares - LDA, menos comum em trabalhos similares. Os sinais foram coletados a partir de indivíduos saudáveis, de diversas idades, evitando-se amostra de patologias ou alterações neuromusculares clínicas que pudessem interferir nos resultados.

Para alcançar esse objetivo, partiu-se das seguintes hipóteses:

Há alterações no sinal eletromiográfico ou na acelerometria que podem ser associadas à idade? E, em caso positivo, quais as características desse sinal que melhor refletem essas alterações?

Para a avaliação dessas hipóteses, o trabalho orientou-se pelos seguintes objetivos específicos:

- Fazer um levantamento dos conceitos e teorias relacionados com o envelhecimento humano especialmente aquelas que se referem às perdas funcionais do sistema neuromuscular;
- Utilizar um protocolo experimental para coletar sinais eletromiográficos e de acelerometria de uma população neurologicamente saudável, com idades variadas, em condições de parado e movimento;
- Analisar as correlações eventualmente existentes entre características desses sinais e a idade dos indivíduos;
- Comparar as características das medições obtidas em grupos de jovens e de idosos;
- Utilizar uma ferramenta de análise discriminante linear (LDA) para verificar a existência de correlação entre os sinais coletados e a idade cronológica dos indivíduos.

1.4 Contribuições da Tese

Diante do que já foi exposto na introdução deste trabalho, especialmente no que se refere ao estudo das alterações funcionais do sistema neuromuscular com o envelhecimento e à utilização da eletromiografia e/ou da acelerometria para a pesquisa dessas alterações, este trabalho apresenta as seguintes contribuições para esta área da ciência:

1. Apresentação e análise comparativa das características dos sinais eletromiográficos e acelerométricos coletados em indivíduos saudáveis de diversas faixas etárias em uma amostra da população brasileira;
2. Foram analisadas eventuais alterações nesses sinais que possam ser associadas com o avanço da idade, por meio da comparação dos resultados obtidos entre os grupos de indivíduos jovens e idosos;

3. Verificação da existência de correlação significativa entre características extraídas das medições, por meio de ferramentas matemáticas e estatísticas, e a idade dos indivíduos;
4. Investigação da utilização da análise discriminante linear (LDA) como técnica válida para a análise dos sinais eletromiográficos ou da acelerometria;
5. Apresentação dos resultados de aplicação da LDA sobre os dados coletados na amostra de indivíduos e sua correlação com a idade.

1.5 Estrutura do Trabalho

Os capítulos foram estruturados de maneira a cumprir os objetivos deste trabalho, detalhando os diversos conceitos necessários para o estudo do tema. Para tanto, foram divididos da seguinte forma:

No Capítulo 2, é realizada uma breve revisão da literatura sobre os conceitos de envelhecimento, as teorias que procuram justificar suas causas e os efeitos do envelhecimento sobre o sistema neuromuscular, incluindo as principais patologias caracterizadas pelo tremor e os estudos a elas relacionados.

No Capítulo 3 são apresentados os conceitos relacionados aos sinais neuromusculares, desde sua origem até seu destino, bem como as estruturas envolvidas nessa trajetória. Também são apresentados os princípios da eletromiografia e da acelerometria e de como esses equipamento captam os sinais neuromotores.

O Capítulo 4 é destinado à apresentação das bases conceituais de análise dos sinais e de seu processamento, por meio de uma breve revisão da literatura relacionada à sua utilização no estudo de tremores e dos efeitos do envelhecimento sobre o sistema neuromuscular. Também são apresentadas as ferramentas matemáticas e estatísticas que

foram utilizadas neste trabalho para a análise dos dados e sua correlação com as características dos sinais coletados.

No Capítulo 5 é apresentada a pesquisa realizada para o desenvolvimento deste trabalho, caracterizando-se a amostra e o protocolo de coleta, apresentando os resultados obtidos e discutindo-se seu significado.

O Capítulo 6 apresenta as considerações finais e as sugestões para desenvolvimento de trabalhos futuros que possam ser beneficiados com os resultados desta pesquisa.

1.6 Publicações

MANSUR, P. H. G.; CURY, L. K. P.; LEITE, J. O. B.; PEREIRA, A. A.; PENHA-SILVA, N.; ANDRADE, A. O.; The Aproximate Entropy of the Eletromyographic Signals of Tremor Correlates With the Osmotic Fragility of Human Erythrocytes, BioMedical Engineering Online, doi: 10.1186/1475-925X-9-29, 2010. (<http://www.biomedical-engineering-online.com/content/9/1/29>).

MANSUR, P. H. G.; CURY, L. K. P.; ANDRADE, A. O.; PEREIRA, A. A.; MIOTTO, G. A. A.; SOARES, A. B.; NAVES, E. L. M.; A Review on Techniques for Tremor Recording and Quatification, Critical Reviews in Biomedical Engineering, v. 35, p. 343-362, 2007.

CURY,L.K.P.; ANDRADE, A. O.; PEREIRA, A. A.; O Tremor em Idosos, V CEEL (Conferência e Estudos em Engenharia Elétrica), Uberlândia – Brasil, 2007. Anais: CD-ROM,2007.

CURY, L. K. P.; MANSUR, P. H. G.; ANDRADE, A. O.; PEREIRA, A. A.; MIOTTO, G. A. A.; SOARES, A. B.; NAVES, E. L. M.; Tremores Patológicos – Métodos de Detecção e Análise, 21º Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, p. 1363-1366, ISBN: 978-85-60064-13-7,2008.

MANSUR, P.H. G.; CURY, L. K. P.; PEREIRA, A. A.; PENHA-SILVA, N.; ANDRADE, A.O.; The Aproximate Entropy of the Eletromyographic Signals of Tremor Correlates With the Osmotic Fragility of Human Erythrocytes, The VIII Congress of the International Society of Eletrophysiology and Kinesiology – ISEK 2010.

CURY, L. K. P.; MANSUR, P.H. G.; PEREIRA, A. A.; PENHA-SILVA, N.; ANDRADE, A.O.; The Aproximate Entropy of Eletromyographic Signals of Correlates With age, The VIII Congress of the International Society of Eletrophysiology and Kinesiology – ISEK 2010.

PAIVA, R. M. LILIA; CURY,L.K.P.; ANDRADE, A. O.; PEREIRA, A. A.; "Análise dos Sinais EMG E EEG para Quantificação e Registro do Tremor, através de diferentes faixas etarias", XXII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica. Publicado nos Anais do congresso,2010.

CALIL, B. C.; PAIVA, L. R. M.; CURY, L. K. P.; ALVES, A. A.; ANDREADE, A. O. Sinais EMG e EEG como ferramenta para quantificação, registro e análise do tremor fisiológico. 1º Congresso Brasileiro de Eletromiografia e Cinesiologia. Publicado nos anais do congresso,2010.

Capítulo 2

ENVELHECIMENTO

2.1 O Envelhecimento do Ser Humano

O envelhecimento é um processo natural e comum a todos os seres vivos. No caso dos seres humanos, fatores sociais e culturais consideram essa etapa da vida como um período especial, pois precede, inevitavelmente, a morte, um dos grandes mistérios ainda a serem desvendados pela ciência e pela filosofia.

Se durante séculos o envelhecimento foi associado à perda de vitalidade e de valor social, ao menos nas sociedades ocidentais, nas últimas décadas esse conceito tem se modificado, pois a idade já não é mais sinônimo de decadência, adoecimento e improdutividade. Cada vez mais é possível encontrar indivíduos nas sexta e sétima décadas de vida ainda produtivos, com boa saúde, independentes, participando ativamente da vida social e familiar e, algumas vezes, até responsáveis por sua própria manutenção.

Mas o processo de envelhecimento ainda é objeto de estudo de diversos ramos da Medicina e da Biologia. Em linhas gerais, sob os pontos de vista biológico e ecológico, cada ser vivo possui uma duração suficiente para crescer, reproduzir-se e ser substituído pela geração seguinte. Daí haver uma expectativa de vida mais ou menos constante para cada espécie (TIMO-IARIA, 2003; ARKING, 2006). Ao longo da linha evolucionária, entretanto, essa expectativa de vida pode se modificar, dependendo de fatores intrínsecos à espécie ou externos, que influenciem os mecanismos biológicos de sua sobrevivência (ARKING, 2006).

Estudos arqueológicos e históricos comprovam que a expectativa de vida do ser humano aumentou significativamente ao longo do tempo. A Organização das Nações Unidas (ONU) relata que, desde 1950, a expectativa média de vida da população mundial aumentou 45,65%, passando de 46 para 67 anos, uma tendência crescente que vem se confirmando nas últimas décadas¹. Por esse motivo, o número de indivíduos com mais de 60 anos irá triplicar entre 2005 e 2050, passando de 673 milhões para 2 bilhões de pessoas. Isso significa que, se atualmente 1 em cada 10 habitantes do planeta possui mais de 60 anos, em 2050 essa proporção será de, pelo menos, 1 para cada 5 (WHO, 2005).

O aumento da média etária da população mundial está associado a dois principais fatores: a redução nos índices de fertilidade (nascimentos) e a melhoria nas condições de vida da população, que permite viver mais tempo em melhores condições (WHO, 2005; ARKING, 2006). Há cada vez menos indivíduos jovens e mais indivíduos idosos.

Obviamente esses indicadores são positivos, pois demonstram que o ser humano, de maneira geral, está vivendo mais e melhor. O aumento no número de idosos, entretanto, apresenta novos desafios para as políticas públicas e para a ciência. Para as primeiras, obriga a reformulação nos programas que envolvam o atendimento à saúde, a assistência social e o trabalho, incluindo as projeções futuras para o financiamento da aposentadoria. Para a ciência, a compreensão das características inerentes ao envelhecimento é de fundamental importância para garantir que essa etapa da vida seja desfrutada com qualidade e saúde, tanto para os indivíduos que já a alcançaram quanto para os que ainda irão atingi-la no futuro (WHO, 2005).

¹ Nos países em desenvolvimento da América Latina, Ásia e África, esse percentual foi ainda mais acentuado: 53,66%, passando a expectativa de vida de 41 para 63 anos (WHO, 2005).

2.2 O Que é Envelhecer - Conceitos e Teorias

É possível encontrar-se diversas definições para envelhecimento na literatura, com algumas variações em sua abrangência e interpretação.

O Envelhecimento se refere a uma deterioração sequencial no tempo, que ocorre na maioria dos animais, incluindo enfraquecimento, aumento da suscetibilidade a doenças e a condições ambientais adversas, perda da mobilidade e da agilidade, e alterações fisiológicas relacionadas à idade. O envelhecimento é geralmente associado à redução da capacidade reprodutiva (GOLDSMITH, 2006).

Envelhecimento é a acumulação progressiva de alterações associadas à passagem do tempo, responsável pelo aumento na suscetibilidade a doenças e à morte que acompanham as idades mais avançadas. (HARMAN, 1981).

O envelhecimento, ou senescência, configura-se como um processo múltiplo e desigual de comprometimento e decadência das funções que caracterizam o organismo vivo em função do tempo de vida. Ao contrário do que se imagina, na senescência não se comprometem todas as funções de modo semelhante e nem todas se iniciam ao mesmo tempo (TIMO-IARIA, 2003).

De maneira mais abrangente, ARKING (2006) reuniu diversos desses conceitos e definiu o envelhecimento como sendo, "uma série de alterações funcionais e estruturais cumulativas, progressivas, intrínsecas e deletérias, independentes do tempo, que geralmente se manifestam na maturidade reprodutiva e eventualmente culminam com a morte."

Nessa definição há um aspecto importante que merece ser destacado, que é a independência temporal das alterações que caracterizam o envelhecimento. Ou seja, apesar dessas mudanças ocorrerem nas idades mais avançadas, iniciando-se com a maturidade sexual, não há um marco temporal preciso que possa ser estabelecido como seu início, podendo variar significativamente entre os indivíduos. Em outras palavras, o organismo não envelhece todo ao mesmo tempo, de maneira uniforme, e os indivíduos de uma mesma espécie também não envelhecem de maneira homogênea a partir de uma mesma idade (TIMO-IARIA, 2003; ARKING, 2006; GOLDSMITH, 2006).

Esse é um dos fatores que torna o estudo sobre o envelhecimento um dos campos mais complexos da Medicina atual. Apesar de ser possível reconhecer os sintomas e/ou as alterações que caracterizam um processo de envelhecimento, não é possível correlacionar esses sinais com um quantitativo temporal uniforme.

Desde o século XIX, estudiosos de diversos ramos da ciência buscaram determinar as causas ou as origens do envelhecimento, com o intuito de compreender melhor esse processo e intervir, na medida do possível, reduzindo ou retardando suas consequências.

Os primeiros trabalhos foram publicados no final do século XIX, influenciados pela divulgação recente da Teoria da Evolução das Espécies, de Darwin. Ao longo do tempo, com o surgimento de novos equipamentos e técnicas e com os avanços no conhecimento do funcionamento biológico e bioquímico dos organismos, as teorias do envelhecimento foram modificando seus conceitos, sem que, contudo, qualquer uma delas tivesse sido totalmente invalidada pelas seguintes (ARKING, 2006; GOLDSMITH, 2006).

As primeiras teorias defendiam que os organismos possuíam um mecanismo genético que determinava sua longevidade, e que esse mecanismo evoluía, ao longo dos tempos, modificando-se a cada geração. Isso explicaria o aumento na expectativa de vida através dos anos, ao menos no caso dos seres humanos (ARKING, 2006; GOLDSMITH, 2006).

Nos últimos anos, os estudos se concentraram nos mecanismos bioquímicos intracelulares, especialmente naqueles relacionados à replicação do DNA e nas mutações eventualmente provocadas pela alimentação, respiração e pelas agressões externas presentes no meio ambiente. O Quadro 2.1 e 2.2 apresenta um resumo das principais teorias sobre os mecanismos do envelhecimento (ARKING, 2006; GOLDSMITH, 2006).

Quadro 2.1 - Principais teorias sobre os mecanismos causadores do envelhecimento I.

Teoria	Conceito geral
Proteínas alteradas	Mudanças pós-translacionais ² nas moléculas provocam alterações na atividade enzimática, influenciando a eficiência celular. Quando essas mudanças ocorrem nas proteínas, reduzem sua elasticidade e sua fisiologia. Importância: alta
Mutação somática	Mutações somáticas alteram a informação genética e reduzem a eficiência celular para níveis subvitais. Uma explicação simplista que pode ser uma aproximação aos danos provocados pelos radicais livres e, conseqüentemente, à ocorrência de neoplasias na velhice e de outros tipos de prejuízos. Está, obviamente, relacionada aos mecanismos de dano/reparação do DNA, descritos adiante. Importância: alta.
Dano e reparação do DNA	As células contêm vários mecanismos para reparar constantemente os danos ocorridos no DNA. A eficiência desses reparos está positivamente correlacionada com a expectativa de vida e decresce com o aumento da idade. Está, obviamente, relacionada à teoria de mutação somática descrita acima. Importância: alta.
Catástrofe de erros	Falhas nos processos transcrpcionais ou translacionais reduzem a eficiência funcional das células. Importância: contestada.
Desdiferenciação ³	Falhas no mecanismo de repressão da ativação dos genes resultam na síntese desnecessária de proteínas nas células, possivelmente alterando seu estado de diferenciação, o que reduz sua eficiência. Importância: baixa.
Radicais livres	A longevidade é inversamente proporcional à extensão do dano oxidativo e diretamente proporcional à atividade de defesa antioxidante. Importância: alta.
Acumulação de danos	Os produtos residuais do metabolismo, quando não eliminados ou diluídos pela divisão celular, se acumulam nas células, reduzindo sua eficiência. Versões mais atuais desta teoria envolvem a acumulação de agregados protéicos que estão mais claramente descritos nas mudanças protéicas pós-translacionais, descritas abaixo.
Alterações protéicas pós-translacionais	Ligações químicas cruzadas de importante macromoléculas, como o colágeno, prejudicam a função tecidual e reduzem a eficiência do organismo. A agregação de importante proteínas possui algum papel em doenças neurodegenerativas relacionadas à idade. Importância: alta e já provada.
Uso-e-desgaste (Wear-and-tear)	Agressões e danos comumente ocorridos no cotidiano se acumulam e provocam uma redução na eficiência funcional do organismo. Já foi demonstrado que possui um papel menos importante em casos restritos, mas reformulações mais recentes são parte de outras teorias.

Fonte: traduzido e adaptado de (ARKING, 2006)

² Transcrição e translação são processos que ocorrem na replicação do DNA durante a divisão celular, garantindo que o conteúdo genético seja idêntico na nova célula gerada.

³ Diferenciação celular é o processo pelo qual as células adquirem funções especializadas no organismo, como por exemplo, células musculares, neurônios, células da pele, etc.

Quadro 2.2 – Principais teorias sobre os mecanismos causadores do envelhecimento II.

Teoria	Conceito geral
Mecanismos metabólicos	A longevidade é inversamente proporcional à taxa metabólica. Não comprovada em sua forma original, mas reformulada para a teoria dos radicais livres mitocondriais, que aparenta estar correta. Importância: alta.
Mecanismos genéticos	Alterações na expressão genética provocam mudanças que envelhecem as células. Foram sugeridos diversos mecanismos. Podem ser alterações gerais ou específicas. Podem ocorrer dentro ou fora do nível celular. Importância: alta.
Mecanismos de sinalização	A falha nos processos de sinalização intracelular é uma parte inextricável de outros mecanismos, particularmente dos mecanismos genéticos e metabólicos citados acima. A apoptose ⁴ , por exemplo, é induzida por sinalizadores intra e extracelulares. A falha nessa sinalização de indução ou repressão da apoptose provavelmente seja responsável por diversas doenças, apesar de seu papel no envelhecimento saudável não esteja bem definido. Essas falhas são o principal componente dos mecanismos neuroendócrinos e imunológicos citados abaixo. Importância: comprovadamente alta, como componente de outros processos
Teoria Neuroendócrina	A falência de células com funções integrantes específicas provoca a falhas no organismo, o que leva ao envelhecimento e à morte. Essa teoria está provada para o envelhecimento reprodutivo feminino e outros casos específicos. O efeito depende do volume de células afetadas. Comprovadamente provoca alterações nas funções imunológicas. Importância: alta.
Teoria Imunológica	A expectativa de vida depende de alguns tipos de genes relacionados ao sistema imunológico, alguns aumentando e outros encurtando a longevidade. Supõe-se que esses genes regulem inúmeros processos básicos, inclusive a fagocitose de organismos estranhos, células infectadas ou danificadas, bem como a regulação do sistema neuroendócrino. A falência desses mecanismos de regeneração reduz a eficiência do organismo. Importância: alta

Fonte: traduzido e adaptado de (ARKING, 2006)

Muitas dessas teorias estão interrelacionadas. Ou seja, uma pode estar ligada como causa e/ou consequência de outra. Daí o motivo pelo qual, até o momento, nenhuma delas se tornou hegemônica entre os estudiosos.

⁴ Apoptose é a morte programada de uma célula e está relacionada ao equilíbrio fisiológico do organismo, para renovação de tecidos, por exemplo. Também pode ser estimulada por outros mecanismos, como por danos ao DNA, pela falta de suprimento sanguíneo ou de oxigênio, etc.

Aparentemente, a teoria dos radicais livres tem recebido maior atenção dos pesquisadores, por apresentar características que podem influenciar todo o funcionamento do organismo, inclusive sua degeneração progressiva, que poderia ser a principal causa do envelhecimento. Isso não significa que as demais também não tenha sido já comprovadas, em um ou outro trabalho, para situações específicas.

É interessante notar que praticamente todas se referem à perda da função celular, que, conseqüentemente, levaria ao decréscimo na eficiência dos tecidos. As divergências maiores encontram-se nas causas dessa perda funcional. De qualquer forma, inúmeros estudos já comprovaram que, com o envelhecimento, ocorre, realmente, a redução no funcionamento de tecidos e órgãos. Mesmo que isso não ocorra de maneira uniforme no organismo, todos os tecidos passam por esse processo após a maturidade reprodutiva.

2.3 Os Efeitos do Envelhecimento sobre o Sistema Neuromuscular

Como este trabalho refere-se às alterações provocadas nos sinais neuromusculares ao longo da idade, é importante compreender as mudanças que ocorrem nesse sistema com o tempo, e a literatura é rica em estudos relacionados ao tema.

As alterações no sistema neuromuscular mais conhecidas da ciência são a sarcopenia e a osteopenia, caracterizadas, respectivamente, pela perda de massa muscular e redução na força da musculatura restante e pela perda de massa óssea. Ambas são consideradas como as principais responsáveis pela incapacitação dos idosos para se movimentarem ou para realizarem as tarefas cotidianas, bem como pelo aumento de quedas, de fraturas, dificuldades de locomoção e de postura que comumente acometem os indivíduos com mais idade (HAMERMAN, 1997; LAURENTANI et al, 2003; DOHERTY, 2003; LAMBERTUCCI; PITHON-CURI, 2005; LACOURT; MARINI, 2006).

Os estudos calculam que por volta da sétima ou oitava década de vida, há uma perda de força muscular entre 20% e 40%, quando comparada aos níveis medidos entre a segunda e a quarta décadas, período em que a massa e a força muscular normalmente alcançam seus valores máximos (DOHERTY, 2003; LAURENTANI et al, 2003). Entre os 20 e os 90 anos, a redução da massa muscular pode chegar a 50% e o número de fibras musculares é 20% menor nos idosos do que nos indivíduos mais jovens (LACOURT; MARINI, 2006). A perda de massa muscular e de força, entretanto, nem sempre provoca um decréscimo funcional suficiente para impedir a movimentação do indivíduo. Daí a falta de consenso entre os autores quanto aos níveis a partir dos quais o diagnóstico de sarcopenia deve ser considerado como natural da idade ou patológico (LAURENTANI et al, 2003). O termo sarcopenia, aqui utilizado de maneira genérica, também está associado à substituição do tecido muscular por tecido conectivo ou por células gordurosas (ARKING, 2006).

A principal causa da sarcopenia é a redução no número de fibras musculares presentes no tecido e em seu tamanho. Mas também ocorre redução no número de neurônios motores e alteração em sua configuração, com aumento no número de sinapses (DOHERTY, 2003; LAMBERTUCCI; PITHON-CURI, 2005; ARKING, 2006; LACOURT; MARINI, 2006). Arking (2006) adverte que durante muito tempo pensou-se que a perda da massa muscular estava relacionada à incapacidade de renovação do número de células do tecido. Hoje é sabido, entretanto, que a renovação celular é contínua, mas reduz de intensidade ao longo dos anos, sendo incapaz de acompanhar a perda.

Essas alterações no tecido muscular podem ser influenciadas por fatores nutricionais e pela prática de exercícios. Uma alimentação equilibrada e a prática regular de atividade física reduzem os efeitos da idade sobre os tecidos, mantendo praticamente inalteradas as funções musculares, apesar de permanecer a perda no número de fibras (HAMERMAN, 1997; LAMBERTUCCI; PITHON-CURI, 2005; LACOURT; MARINI, 2006).

Os tecidos ósseo e cartilaginoso, formadores do sistema esquelético, também sofrem influência da idade e sofrem alterações fisiológicas e funcionais. As cartilagens perdem sua transparência e mudam de cor, apresentando menor elasticidade e a presença de calcificações, além de estarem mais sujeitas à absorção pelo próprio organismo (ARKING, 2006; HAMERMAN, 1997).

O tecido ósseo está constantemente sendo remodelado pela absorção e reposição das células perdidas por novas (ARKING, 2006). Com a idade, esse processo é prejudicado, havendo uma menor reposição em relação às perdas, o que pode gerar a osteoporose, doença caracterizada pela perda de densidade do tecido ósseo e o consequente aumento na suscetibilidade a fraturas. A intensidade dessas alterações depende de fatores hormonais, metabólicos e comportamentais. Também neste caso, a atividade física e a alimentação equilibrada podem reduzir os efeitos da idade sobre o processo de reposição das células ósseas (ARKING, 2006; HAMERMAN, 1997; CLARKE; KOSLA, 2010).

Com relação ao sistema nervoso central e sua ligação com o sistema muscular, os estudos mais recentes demonstram fortes evidências de que há, também, uma perda de massa e de volume do cérebro com o envelhecimento, especialmente no lobo frontal e no hipocampo (ARKING, 2006; LACOURT; MARINI, 2006; AVERSI-FERREIRA et al, 2010). Essa perda de volume deve-se, principalmente, às mudanças ocorridas nos neurônios, já que a redução em seu número não é significativa nem foi totalmente comprovada (MORRISON; HOF, 1997; ARKING, 2006). Alguns trabalhos indicam que há uma redução na eficiência das sinapses e na mielina que recobre os dendritos, o que reduz também a velocidade de transmissão dos impulsos nervosos entre as células (MORRISON; HOF, 1997; ARKING, 2006).

Mattson et al (2002) relatam que há inúmeras alterações morfológicas, bioquímicas e funcionais que provocam o envelhecimento do cérebro e do tecido nervoso, dentre elas

modificações na síntese de proteínas, peroxidação lipídica e desregulação do metabolismo calórico. Para algumas, o organismo consegue encontrar mecanismos de adaptação, como é o caso do aumento dos axônios e dos dendritos e o aumento no número de sinapses. Mas nem sempre essas adaptações são suficientes para superar o dano causado pelo aumento da idade.

Um dos sintomas do envelhecimento do sistema neuromuscular é a maior incidência de tremor entre os idosos. Além dos tremores de origem patológica, como o tremor essencial e o provocado pela Doença de Parkinson, há mudanças nas características do tremor fisiológico, que é considerado normal e está presente em todos os seres humanos (ELBLE, 2003; PARKING, 2006; STURMAN et al, 2005).

Sendo assim, a avaliação do comportamento muscular deve ser passível de ser verificada por meio de instrumentos de medição que permitam captar e quantificar o sinal bioelétrico e seu efeito sobre o tecido muscular, tanto parado quanto em movimento. Tradicionalmente, a medição do sinal neuromuscular é feita através da eletromiografia, que capta a dissipação desse sinal através da pele que recobre a musculatura, permitindo medi-lo de maneira não invasiva e sem riscos para o paciente. Outro instrumento comumente utilizado é o acelerômetro, que mede a movimentação em qualquer dos eixos do espaço tridimensional.

2.4 O Tremor e o Envelhecimento

2.4.1 Conceitos e Classificação

O tremor é um dos distúrbios de movimento mais comuns encontrados na prática clínica. É definido como sendo um movimento involuntário, rítmico e oscilatório de qualquer parte do corpo, mais comumente encontrado nos membros superiores, na cabeça e nos membros inferiores. É provocado por contrações de músculos antagonistas que podem ser

síncronas ou alternantes. No tremor, os movimentos são repetitivos, estereotipados e com frequência e amplitudes regulares (MATOS, 1998; HABIB-UR-REHMAN, 2000; BHAGWATH, 2001; BHIDAYASIRI, 2005; BORGES; FERRAZ, 2006).

Existem mais de 10 tipos diferentes de tremor, com variação de padrões e graus de progressão e comprometimento. Na prática clínica, os mais comumente encontrados são o tremor essencial, a Doença de Parkinson e o tremor fisiológico exacerbado (BHAGWATH, 2001; WYNE, 2005; BORGES; FERRAZ, 2006).

Há diversos sistemas de classificação clínica para os tremores. O mais comum baseia-se em sua forma de ocorrência (em repouso ou em ação) e é utilizado como uma das formas para o diagnóstico diferencial dos tremores, na maioria dos casos (ANOUTI; KOLLER, 1995; HABIB-UR-REHMAN, 2000; BORGES; FERRAZ, 2006).

O tremor em repouso ocorre quando a parte afetada encontra-se parada, relaxada e completamente sustentada pela gravidade. Nesses casos, os músculos não estão voluntariamente contraídos. Sua principal característica é desaparecer quando há a realização de algum movimento. Por esse motivo, na maioria dos casos em que este tipo de tremor é o principal sintoma, não há grande comprometimento para a qualidade de vida do paciente, exceto o constrangimento (HABIB-UR-REHMAN, 2000; WYNE, 2005; BORGES; FERRAZ, 2006).

O tremor em ação ocorre nas situações opostas, ou seja, quando há contração muscular para a realização de algum movimento. Divide-se em postural, isométrico e cinético. Alguns autores incluem os tremores tarefa-específico e o intencional também como subtipos do tremor em ação, enquanto outros preferem classificá-los como divisões do tremor cinético (ANOUTI; KOLLER, 1995; HABIB-UR-REHMAN, 2000; BHAGWATH, 2001; RAO et al, 2003; WYNE, 2005; BORGES; FERRAZ, 2006) .

O tremor postural ocorre quando a parte afetada é mantida em posição, contra a ação da gravidade. O isométrico ocorre quando há contração muscular contra um objeto estático ou quando essa contração ocorre sem que haja movimentação da parte afetada. O tremor cinético ocorre somente durante a realização de algum movimento com a parte afetada (ANOUTI; KOLLER, 1995; WYNE, 2005; BORGES; FERRAZ, 2006).

O tremor tarefa-específico é detectado quando ocorre a execução de alguma tarefa que exija a contração muscular, como a escrita. O tremor intencional é aquele que aumenta de intensidade quando o movimento se aproxima de um determinado alvo, sob observação visual. Este último é característico de algumas lesões (ANOUTI; KOLLER, 1995; HABIB-UR-REHMAN, 2000; BORGES; FERRAZ, 2006).

2.4.2 A Origem do Tremor Fisiológico

O tremor fisiológico é comum em seres humanos e acontece de forma involuntária realizada por alguma atividade involuntária ou não, conduzida pelo Sistema Nervoso Central. Na literatura não existe um consenso para este tipo de análise por conta das dificuldades encontradas para a realização de medições diretas no cérebro (BHAGWATH, 2001; RAO et al, 2003; WYNE, 2005; BORGES; FERRAZ, 2006).

No contexto geral este tipo de atividade, ou seja, o tremor fisiológico pode prejudicar diretamente o controle motor trazendo desconforto para as pessoas como o distúrbio de movimento repetitivo mais acentuado, mostrando que há alterações no Sistema Nervoso Central. Por esse motivo encontram-se mais estudos relacionados ao tremor fisiológico, mas, no entanto não existe uma análise aprofundada sobre este fenômeno que afeta a atividade rítmica central (BHAGWATH, 2001; RAO et al, 2003; WYNE, 2005; BORGES; FERRAZ, 2006) .

Com isso justifica um estudo mais aprofundado sobre o tremor fisiológico contemplando as alterações ocorridas em diferentes faixas etárias dos indivíduos.

2.4.3 Principais Doenças Associadas ao Tremor

O tremor fisiológico é normal e ocorre em todas as pessoas. Suas características são sutis e dificilmente podem ser percebidas a olho nu. Pode tornar-se mais acentuado em determinadas situações (stress, ansiedade, medo, fadiga muscular) ou pela ingestão de algumas substâncias, como na intoxicação alcoólica. A principal característica que distingue o tremor fisiológico acentuado das demais doenças é que, quando cessa sua causa, também cessa o tremor. Por ser comum a todos os indivíduos, não é considerado como doença (WYNE, 2005; BORGES; FERRAZ, 2006).

Se o tremor fisiológico não causa problemas, os tremores contínuos e perceptíveis, de maior intensidade, podem provocar constrangimento social e prejuízos à qualidade de vida do paciente. Geralmente, nesses casos, o tremor é um sintoma de doenças mais complexas.

Algumas doenças que se caracterizam pela presença do tremor podem acometer indivíduos mais jovens (LIMA; NEVES; NORA, 1987; UDDIN; RODNITZKY, 2003), mas esta não é a regra. Na maioria dos casos, o tremor inicia-se na maturidade e progride lentamente, de maneira que só em idades mais avançadas torna-se um problema suficientemente sério para que o paciente procure ajuda médica (BHAGWATH, 2001). No estudo multiétnico realizado por Louiset al (2000), com indivíduos acima dos 55 anos, sem sintomas neurológicos, 98,7% apresentaram sinais de tremor, o que mostra que, mesmo quando não é provocado por doenças, esse distúrbio pode ser importante para a mobilidade do indivíduo. Como o tremor é considerado como um sintoma comum da velhice, muitos

pacientes não se preocupam em relatá-lo para seus médicos, o que pode prejudicar o diagnóstico precoce de doenças mais sérias (BHAGWATH, 2001).

O tremor essencial (TE) é a patologia mais comum entre os idosos. Estima-se que atinja até um milhão de pessoas nos Estados Unidos. Já foi comprovada a existência de componentes genéticos em sua origem e até 50% dos indivíduos portadores de tremor essencial apresentam um ou mais casos da mesma doença entre os parentes diretos (ANOUTI; KOLLER, 1995; BHAGWATH, 2001; WYNE, 2005).

Na literatura, a incidência do tremor essencial varia de acordo com os estudos. Em trabalhos feitos com exames neurológicos em indivíduos acima dos 40 anos, foram encontradas incidências de 4,0% na Finlândia e de 5,6% na Turquia (LOUIS, 2005). Shaded e Jankovic (2007) admitem uma incidência de cerca de 4,0% para populações acima de 40 anos, podendo chegar a 14,0% para os grupos acima de 65 anos. Há autores que relatam uma incidência entre 0,4 e 6,7% entre a população norteamericana (ANOUTI; KOLLER, 1995; BHAGWATH, 2001).

A Doença de Parkinson (DP) foi diagnosticada pela primeira vez em 1817, no artigo publicado pelo médico inglês James Parkinson (1730-1813), que lhe deu o nome de "paralisia agitante" (*shaking palsy*) (TEIVE, 1998).

O tremor é apenas um dos sintomas da DP, composta, também, por rigidez, bradicinesia (lentidão dos movimentos) e instabilidade postural. Cerca de 10% dos pacientes não apresentam tremor, mas em aproximadamente metade deles, o tremor é o principal sintoma visível (ANOUTI; KOLLER, 1995; BHIDAYASIRI, 2005).

Ao contrário do tremor essencial, na DP o tremor aparece predominantemente em repouso, podendo aparecer, mais raramente, em postura ou em ação (ANOUTI; KOLLER, 1995; KRAUS; LEMKE; REICHMANN, 2006). Alguns autores relatam que em até 40% dos pacientes a DP apresenta formas mistas de tremor, o que dificulta seu diagnóstico diferencial

de outros distúrbios (BHIDAYASIRI, 2005). Na maioria dos casos, entretanto, o tremor da DP é assimétrico, afetando mais um dos lados do corpo do que o outro (BHAGWATH, 2001).

Tanto no TE quanto na DP, a incidência aumenta com a idade e ambos podem coexistir em um mesmo paciente. O estudo feito com pacientes em clínicas de distúrbios do movimento, levantou que 19% de 130 pacientes examinados também apresentavam critérios clínicos para a DP. O *Essential Tremor Study Group* encontrou um índice de 6,1% em 678 pacientes estudados na mesma situação (SHADED; JANKOVIC, 2007).

Em ambos os distúrbios, foi observado um aumento da amplitude e uma redução na frequência do tremor com o avanço da idade dos pacientes. No caso do tremor essencial, 50% dos pacientes possuem algum tipo de incapacitação para as atividades cotidianas e cerca de 20% chegam a se aposentar precocemente por esse motivo (LUNDERVOLD; POPPEN, 2004).

Apesar de amplamente estudado pelos especialistas, ainda há diversas controvérsias sobre as causas e as características do tremor. Como não há exames laboratoriais que permitam um diagnóstico definitivo, grande parte dos trabalhos baseia-se na medição de suas características para buscar parâmetros que permitam distinguir precocemente seu aparecimento. Nesses casos, a variação na frequência é o principal fator estudado e comparado, não havendo, também, consenso quanto a esse indicador. Na tabela 2.1 é mostrado um levantamento de alguns desses trabalhos e as frequências encontradas para os dois principais distúrbios caracterizados por tremor, TE e DP, e para o tremor fisiológico.

Tabela 2.1 – Frequências características do tremor relatadas na literatura para o tremor fisiológico, tremor essencial e para a doença de Parkinson

Autor(es)	Tremor fisiológico	Mal de Parkinson	Tremor Essencial
ANOUTI; KOLLER (1995)	8-12 Hz	4-8 Hz	4-8 Hz
BAIN (2002)	7-12 Hz	3-10 Hz	4-12 Hz
BENITO-LÉON; LOUIS (2007)			4-12 Hz
BHIDAYASIRI (2005)		3-6 Hz	5-12 Hz
CHARLES et al (1999)	8-12 Hz	4-6 Hz	4-11 Hz
GONÇALVES; BARBOSA; SCAFF (2003)			4-8 Hz
HABIB-UR-REHMAN (2000)	8-12 Hz		4-8 Hz
HERN (1984)	6-12 Hz	4-5 Hz	
KLOCKGETHER (2004)		4-7 Hz	
KÖSTER et al (1998)	8-12 Hz		
KRAUS; LEMKE; REICHMANN (2006)		3-6 Hz	
LOUIS (2005)			4-12 Hz
MATTOS (1998)	8-13 Hz	3-6 Hz	5-7 Hz
MURRAY (1981)			6-12 Hz
RAO (2003)	8-12 Hz	4-6 Hz	
SMAGA (2003)	8-12 Hz	4-6 Hz	4-10 Hz
TAYLOR; COUNSELL (2006)		3-5 Hz	
WYNE (2005)	7-12 Hz	4-6 Hz	4-12 Hz

Fonte: adaptado de Mansur et al (2007). Observação: os artigos acima relacionados são clínicos e não relatam à parte do corpo considerada nem os protocolos de medição utilizados.

É provável que as diferenças apresentadas pelos estudos citados na Tabela 2.1 estejam relacionadas ao protocolo do experimento ou à metodologia de medição do tremor. Apesar de não serem tão significativos, os pequenos intervalos que distinguem as frequências das três situações comparadas não permitem que esse fator seja utilizado no diagnóstico diferencial.

O comportamento muscular certamente apresenta alterações em sua forma de expressão, provocadas por mudanças fisiológicas, bioquímicas e morfológicas relacionadas com o aumento da idade em todo trajeto do sinal de estímulo, desde o sistema nervoso central até a unidade motora.

Tradicionalmente, análise das alterações do comportamento muscular e do tremor fisiológico deve ser verificada por meio de medição como: eletromiografia e acelerometria.

Capítulo 3

ELETROMIOGRAFIA E ACELEROMETRIA

3.1 Os Sinais Neuromusculares

Toda a contração muscular voluntária é regida pelo sistema nervoso central por intermédio de impulsos elétricos originados no córtex motor que é a área do cérebro responsável pela “ideia” de pensamento. A origem do sinal biológico no córtex motor é transmitida por duas vias, sendo que uma se direciona a medula espinhal e outra aos núcleos da base, responsáveis pela modulação da contração muscular (LENT, 2002; BEAR et al, 2002).

Para que esse impulso nervoso, originado no córtex motor, possa gerar a contração muscular desejada, é necessária uma interligação entre várias estruturas que compõem uma rede complexa de células nervosas excitáveis, os neurônios, por intermédio de eletricidade, gerada por reações bioquímicas. Os neurônios são células com características especiais, pois além de possuírem as funções básicas de uma célula comum, têm a capacidade de processar informação e transmitir impulsos elétricos devido a propriedades específicas de sua membrana, que permite o controle do fluxo de substâncias entre os lados interno e externo da célula, como os íons sódio, cálcio e potássio (BEAR et al, 2002, PARADISO, 2002; GUYTON; HALL, 2006).

A transmissão do impulso nervoso é possível, também, graças às conexões existentes entre os neurônios, que formam grandes cadeias neuronais permitindo que o impulso gerado

no córtex motor possa se conectar a medula espinhal e por sua vez ao nervo que se ligará ao músculo, gerando a contração muscular (GUYTON; HALL, 2006).

O impulso nervoso, também chamado de potencial de ação, é uma alteração elétrica que ocorre ao longo de toda a membrana do neurônio a partir do ponto em que o estímulo ocorreu. Inicialmente, a membrana do neurônio encontra-se polarizada em repouso com um potencial negativo de -70mV . A geração do potencial de ação faz com que haja uma redução drástica desta negatividade até 0 mV seguida da inversão destes valores até aproximadamente $+30\text{ mv}$. Nesse ponto, ocorre a despolarização da membrana que permite a passagem do impulso elétrico do corpo do neurônio para os dendritos e de um neurônio para outro até chegar à placa motora, que é a junção do nervo com o músculo (BEAR et al, 2002).

Após a passagem do impulso nervoso, ocorre o fenômeno de repolarização, em que os valores tornam-se novamente negativos até voltar ao potencial de repouso de -70 mV . Essa alteração elétrica, que permite que o impulso nervoso se desloque do córtex motor até o músculo esquelético, gerando contração muscular, pode ser detectada por meio de equipamentos de eletrodiagnóstico, por meio de eletrodos colocados próximos as placas motoras (FERREIRA, 1999).

Quando se solicita ao voluntário que faça determinado movimento, todo o circuito é ativado para que esse movimento voluntário se realize. O impulso é gerado no córtex motor, transmitido até a medula espinhal, desta para o nervo motor até a placa motora (junção neuromuscular), onde ocorre a liberação de várias substâncias químicas, especialmente a acetilcolina, que provocará a contração muscular (TOYOKURA; ISHIDA, 1999).

A membrana plasmática possui um potencial elétrico de repouso (ou passivo), provocado pela diferença de concentração que ocorre, principalmente, entre os íons de sódio e potássio nos meios intra e extra celular. Como a membrana é permeável aos íons de sódio mas

não aos íons de potássio, em repouso, esse potencial é de cerca de -70 mV^5 , já que há uma maior concentração de sódio (Na^+) do que de potássio (K^+) no interior dos neurônios. Quando há uma mudança nesse potencial de repouso, é gerada uma corrente, denominada potencial de ação. Em outras palavras, como a membrana da célula nervosa normalmente não permite a entrada de potássio, a maior concentração do sódio em seu interior provoca um potencial elétrico que permanece inalterado até que essa concentração seja modificada (KOEPPEN; STANTON, 2009; GUYTON; HALL, 2006).

Uma vez que esse transporte iônico é feito no sentido contrário à permeabilidade da célula, ou seja, na direção inversa ao fluxo que seria normal para compensar a diferença das concentrações de sódio e potássio entre o meio interno e externo, é necessária a utilização de energia para forçá-lo. Essa energia é fornecida pela adenosina trifosfato (ATP), sintetizada dentro das mitocôndrias⁶. A decomposição do ATP (pela enzima ATPase) dá origem a uma molécula de adenosina difosfato (ADP) e um íon de fosfato altamente energético (Pi). Com a energia desse íon, o sódio é bombeado para fora da membrana, enquanto o potássio é bombeado no sentido inverso. Esse processo de transporte ativo é denominado bomba de sódio ou bomba de sódio-potássio (Figura 3.1). Ao atingir um determinado limiar, esse transporte ativo é interrompido e a célula retoma sua polarização original, sem a intervenção do ATP (Figura 3.1-B) (KOEPPEN; STANTON, 2009; GUYTON; HALL, 2006).

Essa rápida variação entre o estado polarizado e despolarizado da célula é denominada potencial de ação e se propaga ao longo da fibra nervosa, transportando o sinal bioelétrico até seu destino.

⁵ Para Guyton e Hall (2006), o potencial é de -90 mV .

⁶ Componentes celulares que processam as substâncias químicas e o oxigênio, convertendo-os em energia.

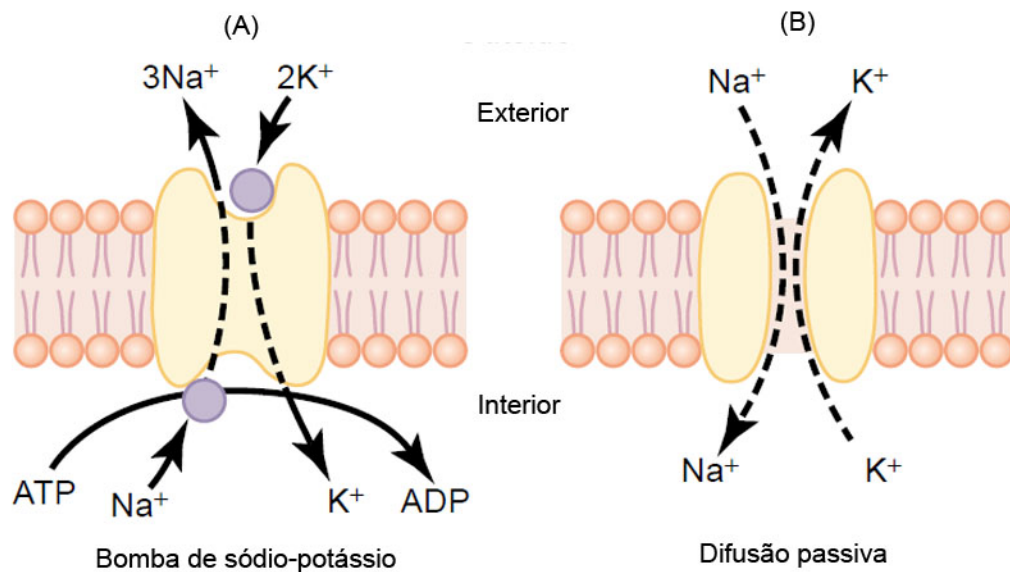


Figura 3.1 - Esquema da bomba de sódio e potássio e da difusão passiva. (A) na bomba de sódio e potássio, são transportados 3 íons de sódio para fora da célula e 2 íons de potássio no sentido inverso. (B) na difusão passiva, não é necessária a intervenção do ATP por causa da permeabilidade da membrana aos íons de sódio. Fonte: adaptado de GUYTON; HALL (2007).

A difusão do potencial de ação se dá em quatro fases (COSTANZO, 2007):

- a) Potencial de Repouso: em repouso, o potencial da membrana é de aproximadamente -70 mV . A condutância ou permeabilidade do potássio é alta e os canais desse íon estão totalmente abertos, permitindo que se difundam para fora da célula, criando um potencial de difusão em direção ao equilíbrio. A condutância do sódio é baixa;
- b) Elevação do potencial de ação: uma corrente de entrada, geralmente resultante da difusão do potencial de zonas próximas, provoca a despolarização da membrana do neurônio, até seu liminar, que se situa aproximadamente a -60 mV . Essa despolarização inicial provoca a abertura rápida dos canais de sódio, aumentando a condutância desse íon e produzindo a entrada de sódio na célula até próximo do potencial de equilíbrio de sódio, em torno de $+65\text{ mV}$;
- c) Repolarização: ao término da elevação do potencial de ação, a membrana retorna aos níveis de repouso, como resultado de dois eventos: primeiro, os canais de

sódio se fecham, mas em ritmo mais lento. Ao mesmo tempo, a despolarização abre os canais de potássio e aumentam sua condutância, a valores superiores aos encontrados em repouso. O resultado é a saída dos íons potássio, repolarizando a membrana;

- d) Hiperpolarização pós-potencial: por um breve período seguinte à repolarização, a condutância do potássio é maior do que em repouso e o potencial da membrana é levado próximo ao potencial de equilíbrio desse íon. Aos poucos, a condutância do potássio retorna aos níveis de repouso, deixando a membrana preparada para gerar novo potencial de ação.

A Figura 3.2 mostra um gráfico com o resultado da voltagem e das condutâncias durante esse processo.

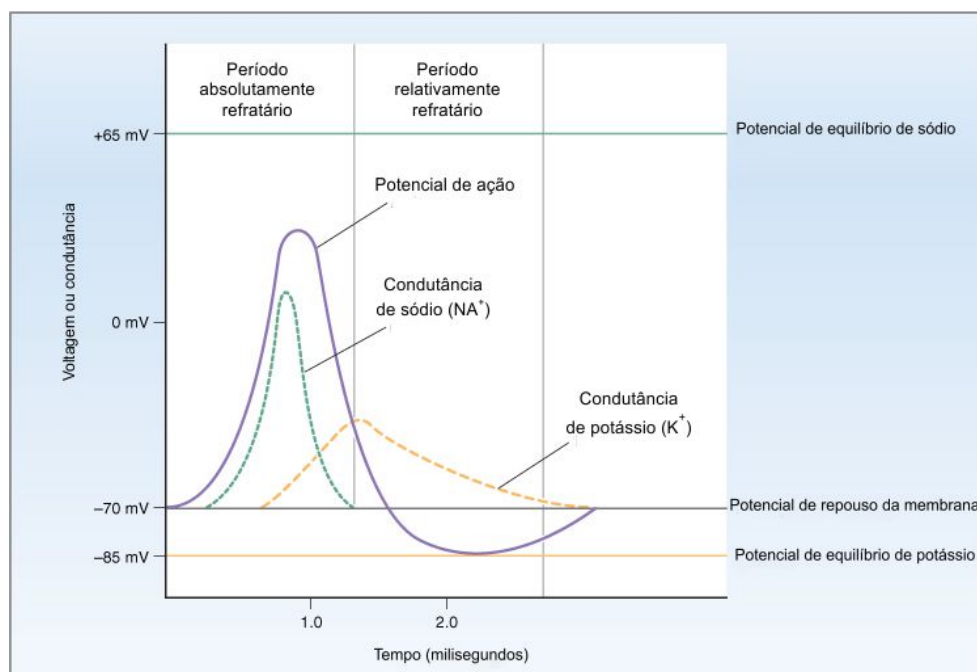


Figura 3.2 - Variação da voltagem e da condutância na geração do potencial de ação. Fonte: adaptado de Costanzo (2007).

3.1.1 A Trajetória do Sinal Neuromotor

Todos os sinais neuromusculares são gerados em resposta a estímulos, provocados por receptores sensoriais espalhados por todo o corpo. No caso do equilíbrio corporal, por exemplo, estão envolvidos receptores relacionados à visão, ao tato e ao sistema vestibular, formado por canais semicirculares situados nos condutos auditivos que detectam qualquer movimentação da cabeça e enviam esses sinais para o cérebro. Portanto, não há como dissociar os movimentos reflexos dos movimentos voluntários, pois todos possuem, com maior ou menor intensidade, a participação do sistema nervoso central e periférico (GUYTON; HALL, 2006; BERNE et al, 2003; COSTANZO, 2007).

De maneira geral, entretanto, admite-se que os movimentos conscientes têm origem no cérebro, mais precisamente no córtex motor e em suas áreas auxiliares. Alguns movimentos que exigem controle mais complexo dos músculos também têm origem nessa região (GUYTON; HALL, 2006; BERNE et al, 2003; COSTANZO, 2007).

A partir do córtex primário e de suas áreas adjacentes, o sinal neuromuscular é transmitido diretamente para a medula espinhal, através do trato corticoespinhal, e indiretamente por outras vias que incluem os núcleos da base, núcleos do tronco cerebral e cerebelo (Figura 3.3) (GUYTON; HALL, 2006; COSTANZO, 2007).

Ao chegar à medula espinhal, em sua parte posterior, o sinal é transmitido aos neurônios motores, situados na parte anterior, por sinapses, por meio dos interneurônios (GUYTON; HALL, 2006; BERNE et al, 2003; COSTANZO, 2007).

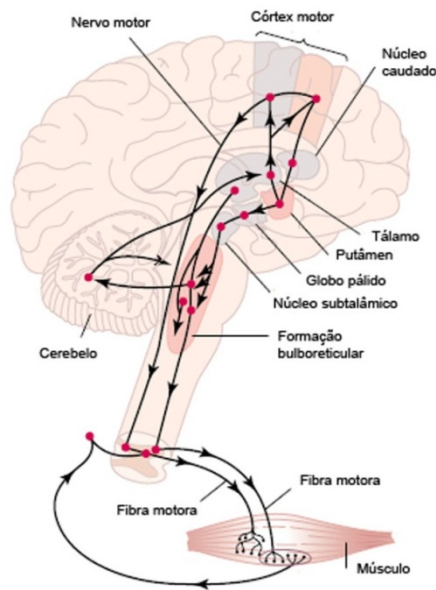


Figura 3.3- Trajetória do estímulo neuromotor. Fonte: traduzido de GUYTON; HALL (2007).

O sinal neuromuscular é gerado na parte do axônio mais próxima do corpo da célula, denominada cone de implantação e se propaga ao longo do axônio, em direção aos ramos e placas motoras. Os axônios dos nervos motores podem atingir até 1 metro de comprimento (JUNQUEIRA; CARNEIRO, 2004; GUYTON; HALL, 2006).

Ao atingir o músculo, a fibra nervosa se ramifica em terminais que se invaginam na superfície da célula muscular, formando, em conjunto com esta, o que é denominado de placa motora.

Os terminais do axônio possuem diversas mitocôndrias, que fornecem ATP para a síntese da acetilcolina, um transmissor excitatório. Ao atingir a parede extracelular das células musculares, a acetilcolina desencadeia a abertura dos canais de cálcio, provocando, o mesmo processo de potencial da membrana, denominado potencial de ação da unidade motora (em inglês, *Motor Unit Potential Action* - MUAP) (GUYTON; HALL, 2006; BERNE et al, 2003; COSTANZO, 2007).

As células musculares motoras são altamente especializadas na conversão de energia química em energia mecânica. O tecido muscular, quando observado sob o microscópio,

apresenta estrias transversais, a intervalos de 2 ou 3 μm , formadas por arranjos organizados de moléculas de actina e miosina dentro das miocélulas. Por esse motivo, a musculatura esquelética é denominada de estriada. Estima-se que até 40% do corpo humano seja composto por esse tipo de musculatura (KOEPPEN; STANTON, 2009; GUYTON; HALL, 2006).

A fibra muscular é formada por miofibrilas, que por sua vez são compostas por miofilamentos intercalados de actina e miosina. Quando recebem um estímulo proveniente do neurônio, esses miofilamentos aumentam sua superposição, reduzindo o tamanho das miofibrilas e, conseqüentemente, de toda a fibra muscular (Figura 3.4). O encurtamento do sarcômero ao longo da extensão do músculo é o responsável pela contração muscular (KOEPPEN; STANTON, 2009; GUYTON; HALL, 2006; HANSEN; KEOPPPEN, 2002).

Ao atingir a fibra muscular, através da placa motora, o potencial de ação provoca nos sarcômeros o mesmo efeito de polarização e despolarização observado ao longo do axônio, o que modifica a disposição dos filamentos de actina e miosina, provocando a contração muscular (Figura 3.4). Nesse processo, é liberada uma pequena porção de energia elétrica, que se propaga ao longo do músculo e atinge as estruturas ao seu redor, inclusive a pele, onde pode ser captada (KOEPPEN; STANTON, 2009; GUYTON; HALL, 2006; HANSEN; KEOPPPEN, 2002).

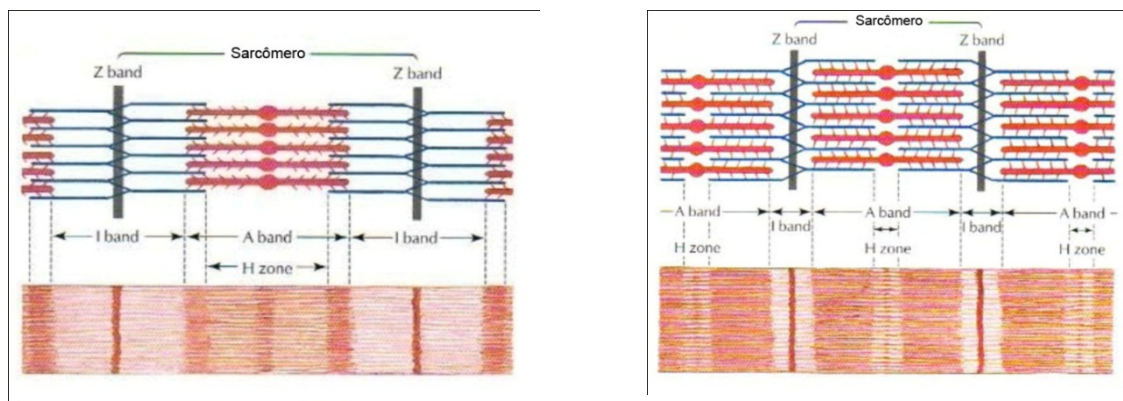


Figura 3.4 - Esquema com detalhe do sarcômero. À esquerda, os miofilamentos de actina e miosina relaxados. À direita, os miofilamentos contraídos, mostrando a sobreposição. Fonte: Hansen e Keoppen (2002).

A força da contração muscular é proporcional ao número de fibras excitadas pelos neurônios motores, processo denominado de recrutamento de MUAP, e que depende das características e do tipo de músculo associado ao movimento. Obviamente, quanto mais MUAPs forem utilizadas para a contração, maior será o sinal dissipado para os tecidos adjacentes.

3.2 O Eletromiógrafo

O eletromiógrafo é um equipamento que permite captar o potencial de ação muscular e registrá-lo em meios físicos ou armazená-lo em meios eletrônicos (LAMB; HOBART, 1992).

A captação se dá através de eletrodos, que são posicionados dentro do músculo (eletrodo de agulha) ou sobre a pele (eletrodo de superfície), a uma distância que permita a medição da diferença de potencial. À medida que o sinal elétrico do potencial de ação se propaga pela fibra, a diferença de potencial entre os eletrodos permite medir o potencial de ação (LAMB; HOBART, 1992).

Os eletrodos de agulha permitem a medição isolada das unidades motoras, mas provocam dor e desconforto ao paciente. Os eletrodos de superfície, apesar de não serem tão precisos, podem ser colocados sobre a pele e praticamente não causam desconforto, além de se tratar de um exame não invasivo. No caso dos eletrodos de superfície, o sinal captado corresponde ao conjunto de todas as unidades motoras situadas sob o local da fixação do eletrodo, incluindo, em menor escala, as unidades adjacentes (LAMB; HOBART, 1992).

Há inúmeros tipos de eletrodos de superfície, variando de formato e material, sendo monopolares ou bipolares (Figura 3.5). O eletrodo monopolar obtém a diferenças de potenciais de ação entre dois pontos, tendo obrigatoriamente um como ponto de referência. O

eletrodo bipolar obtém dois sinais havendo a necessidade de uma referência e logo após estes são subtraídos, havendo a necessidade de utilizar três eletrodos.

Geralmente os eletrodos são constituídos por placas de prata ou cloreto de prata. Os eletrodos são fixados com fitas elásticas ou adesivas que evitem seu deslocamento durante o exame. Para melhorar a captação, é utilizada uma pasta ou gel condutor entre a pele e os eletrodos, contendo íons de cloro com objetivo de reduzir o nível de ruído entre a pele e o próprio eletrodo. Quanto menor a área do eletrodo em contato com a pele, mais seletivo é o sinal captado em relação ao músculo escolhido, recebendo menor reflexo da dispersão do sinal pelos músculos adjacentes, já que o sinal captado pelo eletrodo representa a soma de todos os potenciais de ação das fibras sob este, além do sinal das fibras adjacentes (SODERBERG, 1992).

Os eletrodos de superfície podem ser passivos (reutilizáveis ou descartáveis) ou ativos. Os passivos reutilizáveis normalmente são fixados por fitas ou cintas. Os eletrodos ativos são contemplados com um circuito de amplificação no próprio eletrodo, sendo normalmente bipolares, e trabalhados a seco não havendo necessidade da utilização de gel condutor (SODERBERG, 1992). No contexto deste trabalho durante a coleta de dados do sinal eletromiográfico foram utilizados os eletrodos ativos.

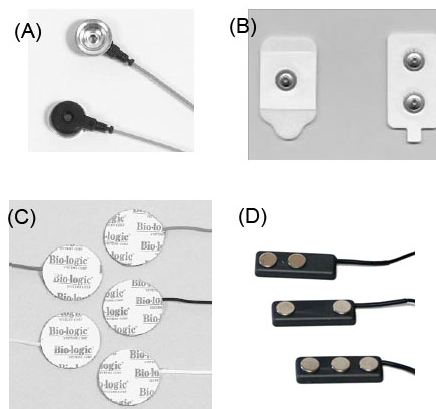


Figura 3.5 - Exemplo de eletrodos para EMG de superfície. (A) monopolar, reutilizável; (B) mono e bipolar, reutilizável; (C) monopolar, descartável, com gel pré-aplicado; (D) em barra, reutilizável. Fontes: Noromed (<http://www.noromed.com/>); B&L Engineering (<http://www.bleng.com/>)

Obviamente, a área do eletrodo e seu posicionamento podem interferir na qualidade do sinal e em sua amplitude. Quanto maior a área, maior será, também, o número de fibras musculares situadas sob o eletrodo e, portanto, mais sinal será captado (LAMB; HOBART, 1992; SODERBERG, 1992).

No caso da eletromiografia de superfície, há algumas sugestões, entretanto, que melhoram a captação do sinal e sua relação com o ruído (SODERBERG, 1992):

- a) Os eletrodos devem ser colocados de forma transversal às fibras musculares para garantir que o sinal captado terá a mesma origem;
- b) A distância entre o centro dos eletrodos deverá ser de 0,2 a 1 cm;
- c) Os eletrodos deverão ser iguais, ou seja, do mesmo material, evitando-se as eventuais variações que possam ser causadas por impedâncias diferentes;
- d) Os eletrodos devem ser fixados à pele da maneira que impeça sua movimentação durante a medição, que poderia interferir, também, no sinal captado e na área coberta;
- e) Deve-se ter o cuidado de limpar bem a pele antes da fixação do eletrodo, para maximizar o contato e a qualidade do sinal;
- f) Antes do início da gravação do sinal deve ser feita uma verificação do ruído e a calibração do equipamento de acordo com a circunstância, estabelecendo-se o melhor limiar que evite a captação de falsos sinais.

Após a captação, o sinal é conduzido, por fios ou pelo ar, até o eletromiógrafo, onde é filtrado, amplificado e transformado em sinal digital (Figura 3.6).

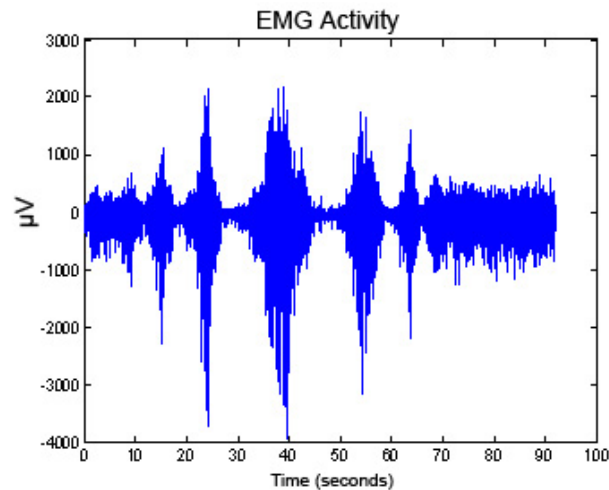


Figura 3.6 - Exemplo de gráfico gerado pelo eletromiógrafo, mostrando a variação de amplitude do sinal neuromuscular ao longo do tempo. Fonte: elaboração do autor.

Os eletromiógrafos digitais possuem softwares que facilitam a análise dos sinais registrados, fornecendo algumas das características mais comumente utilizadas, como espectro de potência, amplitude média, frequência média, entre outras.

3.3 Acelerômetros

A vibração é um fenômeno mecânico que envolve um movimento oscilatório, periódico em torno de um ponto de referência. Em algumas situações, o aspecto oscilatório pode não estar presente, mas a forma de detectar esse fenômeno é a mesma (FRADEN, 2010).

Um acelerômetro é um instrumento que mede a vibração de uma massa, medindo-a a partir de uma estrutura de sustentação e de sensores que captam qualquer variação na posição dessa massa, transformando-a em sinais elétricos que podem ser captados e processados. A movimentação pode ser medida em qualquer dos eixos, dependendo da aplicação, mas os modernos acelerômetros conseguem reunir sensores para os três eixos (X, Y e Z) - acelerômetros triaxiais -, em dispositivos com menos de 1 grama e sensibilidade superior a 99% (FRADEN, 2010).

Os acelerômetros mais comumente utilizados no mercado baseiam-se na propriedade piezoelétrica, que é a capacidade que certos materiais, como o quartzo, possuem de produzir uma carga elétrica quando submetidos à uma pressão direcional. Sua aplicação na indústria vai desde o acionamento de *air bags* até o ajuste da posição da imagem, vertical ou horizontal, em celulares ou *smartphones*.

A Figura 3.7 mostra o condicionador de sinais para o acelerômetro utilizado na aquisição dos sinais durante o protocolo de coleta de dados nesta tese, o qual será descrito posteriormente.

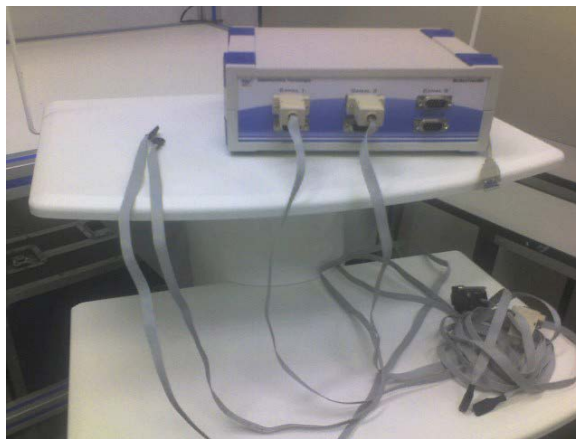


Figura 3.7 - Representação esquemática de um condicionador de sinais para acelerômetro.

Amostra do sinal do acelerômetro é formada por três vetores temporais, onde cada um representa aceleração do sensor em um dos três eixos do plano cartesiano, conforme a figura 3.8. O eixo X captam os movimentos laterais, o eixo Y captam os movimentos perpendiculares e os sinais captados pelos sensores que representam o eixo Z é em função da movimentação vertical.

Os registros da aceleração nos três eixos podem ser plotados em gráficos em função do tempo, como mostra a Figura 3.8, e os dados digitalizados podem ser utilizados para processamento posterior.

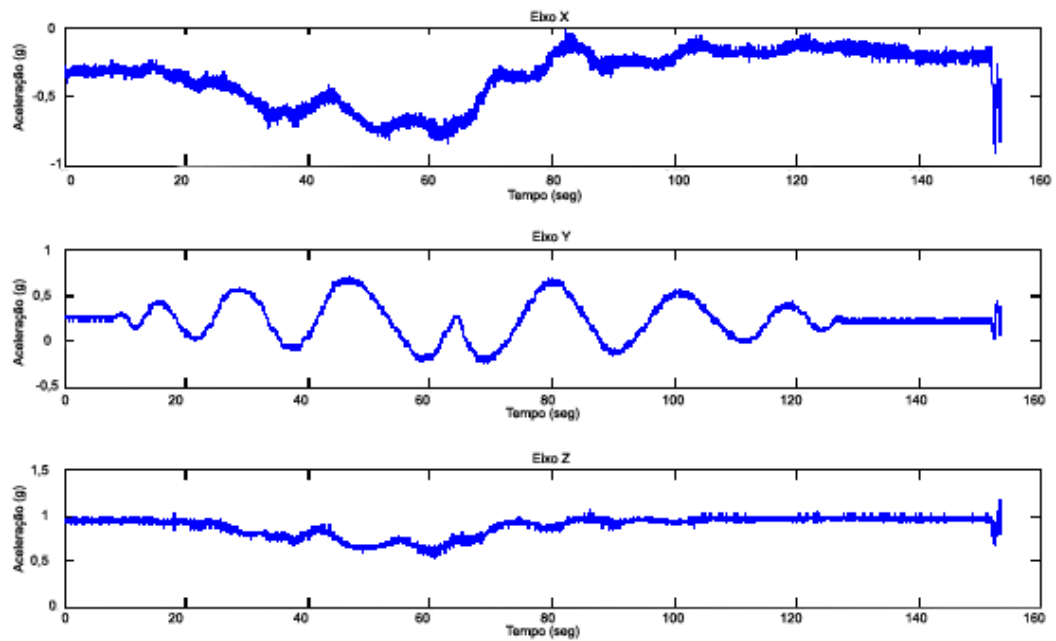


Figura 3.8- Exemplo de gráficos gerados com os sinais captados pelo acelerômetro, mostrando as variações da aceleração em cada eixo, ou seja, a movimentação nos eixos X, Y e Z.

Como sua massa é inexpressiva, para medição dos tremores, os acelerômetros são fixados nos membros que se pretende estudar (dedos, dorso das mãos, entre outros) ou em dispositivos que serão utilizados para o protocolo de pesquisa, como no caso deste estudo, na caneta laser que acompanhará o movimento. Por sua alta sensibilidade, mesmo quando o tremor não é perceptível a olho nu, como ocorre no tremor fisiológico normal, as pequenas variações de posicionamento podem ser detectadas e transformadas em sinais que variam ao longo do tempo. Este sinal gera uma sequência de valores, que é denominada série temporal, a qual representa um valor da aceleração em um determinado momento em relação ao tempo.

Capítulo 4

PROCESSAMENTO DOS SINAIS TEMPORAIS

4.1 O Sinal EMG e a Acelerometria como Séries Temporais

O processamento de sinal, na neurociência inclui uma grande variedade de algoritmos aplicados à medição, tais como as séries temporais unidimensionais, ou conjuntos de dados multidimensionais, ou as séries de imagens. Uma série temporal é uma sequência de dados quantificados que representam um determinado evento ocorrido ao longo do tempo. Ou seja, é uma sequência de números que indicam eventos com intervalos de tempo pré-definidos. A série temporal é chamada de contínua, quando pode ser observada a qualquer momento, sem que haja um intervalo de tempo que a delimite. Quando há um intervalo determinado, a série é chamada de discreta (BEZERRA, 2006).

No caso dos sinais captados pelo eletromiógrafo ou pelo acelerômetro, a série temporal é formada pelos valores captados em um determinado intervalo de tempo, formando uma sequência que representa a variação da intensidade do sinal elétrico, proveniente das fibras musculares captado pelos eletrodos, no caso do eletromiógrafo, ou da aceleração, no caso do acelerômetro em que esses sinais podem ser analisados em qualquer dos três eixos (X, Y ou Z).

Os estudos geralmente estabelecem uma limitação temporal para a gravação, de acordo com a pesquisa que deve ser feita. Quanto maior o intervalo, maior também o volume de informações coletadas e, no caso da análise dos dados, menor a influência de eventuais interferências nos resultados. No passado, a principal desvantagem da gravação de séries

temporais por longos períodos era o espaço para armazenamento da série nos computadores e o tempo necessário para a análise posterior, em razão do volume de dados gerado. Atualmente, entretanto, esse fator já não é tão crítico.

No caso de coleta de dados para estudo dos tremores, o limite de tempo deve ser estabelecido de maneira que o experimento consiga obter o máximo de dados, sem que haja incômodo ou fadiga para o voluntário, o que poderia interferir na qualidade dos sinais.

4.2 Pré-Processamento dos Sinais

A coleta de séries temporais visa o estudo do comportamento do fenômeno, através da análise de seus valores, ou a representação de sua variação na forma de gráficos, que facilitam a observação e a interpretação. No primeiro caso, as características podem ser extraídas a partir da aplicação de ferramentas matemáticas ou estatísticas, que ampliam a compreensão do significado expresso pelos valores da série (BARBOSA, 2006; VAN DRONGELEN, 2006).

A natureza dos sinais coletados nos estudos dos tremores é analógica, ou seja, ocorre de maneira contínua, tanto em amplitude quanto ao longo do tempo. Os sinais analógicos não estão livres da influência de fatores que não interessam para o resultado que se pretenda obter. Dentre esses fatores, os ruídos são os mais prejudiciais. Os ruídos podem ter diversas origens, como a fonte de alimentação ou eventuais sinais anômalos captados pelo ambiente ou na interface entre os eletrodos e a superfície onde estão fixados. Inclusive o material de que são feitos os eletrodos, no caso do sinal eletromiográfico, pode ser um fator de ruído, pois há metais com melhor ou pior condução dos sinais coletados (KONRAD, 2005; VAN DRONGELEN, 2006). Portanto, os sinais sujeitos a ruídos, como o sinal eletromiográfico, devem passar por uma etapa de filtragem para a minimização dessas interferências. Dependendo do equipamento os filtros podem ser analógicos ou digitais, em grande parte dos

equipamentos são utilizados os dois tipos de filtros. Para o acelerômetro, existe uma tendência de obter menos ruídos no período da coleta dos dados.

Após a filtragem do sinal analógico, o mesmo deve passar pela etapa de conversão analógica para digital. Esta etapa é necessária para facilitar o armazenamento e a análise dos sinais coletados. A precisão dessa conversão depende da resolução da amplitude, que é a quantidade de níveis permitidos para essa aproximação, determinada pela quantidade de bits disponíveis para a conversão analógica para digital.

Digitalizados, os sinais bioelétricos podem transferidos e armazenados em um computador e serem analisados e processados para que suas características ou comportamentos se tornem claros e possam ser devidamente analisados nos experimentos.

A Figura 4.1 mostra, de maneira simplificada, as etapas que antecedem o processamento do sinal no caso de um eletromiógrafo.

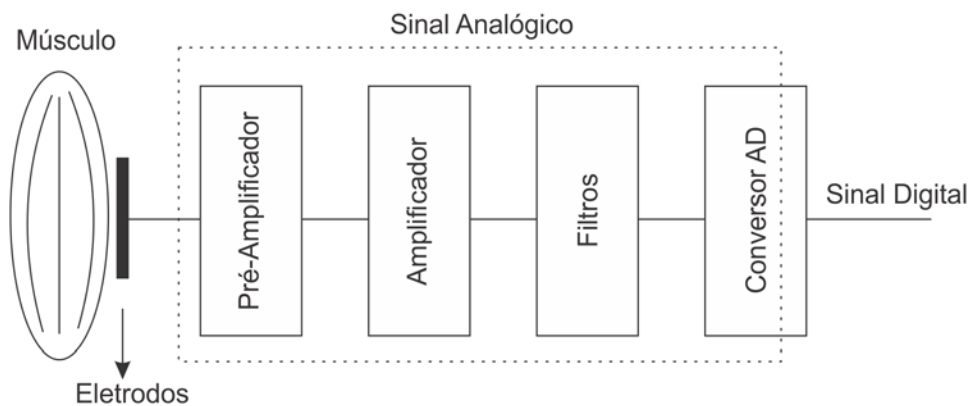


Figura 4.1 - Esquema simplificado das etapas que antecedem o processamento de sinal em um EMG.

Deve-se destacar, aqui, que os sinais captados pelo acelerômetro não podem ser considerados bioelétricos, pois não foram gerados a partir de reações bioquímicas do organismo. Entretanto, a forma de sua análise e interpretação é a mesma, pois esses sinais geram séries temporais representadas pela aceleração instantânea, medida ao longo de um intervalo de tempo.

Não se deve ignorar, também, no caso do EMG, que o sinal coletado pelos eletrodos de superfície representa o somatório dos sinais provenientes de diversas unidades motoras que estão sob sua área ou nas regiões próximas. Como as unidades reagem com intervalos de tempo e intensidade distintos, a sobreposição desses impulsos gera uma onda irregular e heterogênea (KONRAD, 2005).

4.3 Instrumentação

As etapas de pré-processamento e processamento posterior dos sinais bioelétricos são denominadas, por Gerleman e Cook (1992), de instrumentação e têm por objetivo preservar os sinais em sua associação com a atividade de regulação, contração e relaxamento do tecido muscular ou com a movimentação do local onde está fixado o acelerômetro. No caso específico do sinal eletromiográfico, as informações podem ser divididas em três grandes categorias:

- a. O relacionamento dos aspectos temporais com os movimentos anatômicos;
- b. A relação entre o sinal eletromiográfico e a produção de força; e,
- c. A relação entre o sinal eletromiográfico e a fadiga muscular.

Neste trabalho, as características a serem analisadas incluem-se nos dois primeiros grupos, já que a fadiga muscular não foi considerada para associação com o envelhecimento.

Ao longo dos anos, os pesquisadores conseguiram estabelecer modelos matemáticos e estatísticos para a identificação das características desejadas, com base na observação e no aperfeiçoamento dessas ferramentas. Como há inúmeros outros fatores de ordem biofisiológica que podem interferir na produção e na condução do sinal neuromuscular, nem sempre há um consenso sobre a melhor forma de extrair essas características a partir da série temporal obtida na captação do EMG. Algumas dessas características já foram amplamente

estudadas e não abrem dúvidas sobre a melhor forma de sua obtenção. Mas outras ainda estão sujeitas à interpretação dos pesquisadores, o que aumenta seu grau de subjetividade (GERLEMAN; COOK, 1992; COHEN, 2003).

De maneira geral, para o caso do EMG, as características pertencentes ao grupo do relacionamento temporal (domínio do tempo) com a atividade anatômica são mais facilmente compreendidas e não oferecem margem significativa de incerteza, talvez por serem as mais utilizadas. Em síntese, esse tipo de análise visa observar se o músculo está ativado ou inativo em um determinado momento. Para que seja considerado ativo, o sinal deve ultrapassar um limiar pré-estabelecido, que pode ser determinado aleatoriamente, de acordo com o experimento, ou a partir das características do equipamento ou do ruído eventualmente presente no referido sinal. Na prática, a inatividade total é pouco provável, já que dificilmente o músculo está em estado de total relaxamento (GERLEMAN; COOK, 1992; COHEN, 2003).

Na análise dos dados coletados pelo acelerômetro, todas as variações de aceleração são importantes, pois, como já foi visto anteriormente, o tremor é uma característica comum do envelhecimento.

Outra forma de se obter importantes informações a respeito dos sinais coletados é sua conversão do domínio do tempo para o domínio da frequência, ou seja, fazendo-se uma associação entre a amplitude do sinal e a velocidade com que as alterações de magnitude ocorrem ao longo do tempo (frequência). A análise no domínio da frequência pode ser realizada pelo cálculo do espectro de potência, que representa o sinal em termos de frequência (V^2/Hz) x amplitude (dB) (LEVEAU; ANDERSON, 1992; GERLEMAN; COOK, 1992).

Há diversos métodos que permitem a modificação de domínio de uma série temporal. Dentre os mais utilizados estão as transformadas de Fourier (discreta, contínua, janelada, entre outros) e as *wavelets*. Apesar de utilizarem conceitos matemáticos diferentes, ambos fornecem

como resultado o espectro de frequência do sinal (FAVERO; OLIVEIRA, 2003; ARGOUD et al, 2004; RICCIOTTI, 2006).

A transformada de Fourier é o método mais comum e consta da maioria dos softwares de análise de sinais biomédicos (CURY et al, 2009). Como definição, pode-se afirmar que a transformada de Fourier é uma técnica matemática que permite representar qualquer amostra de sinal periódico como uma soma infinita de seus componentes sinusoidais. A Figura 4.2 mostra uma representação hipotética do espectro de frequência de um sinal EMG e três características que podem ser obtidas com esse tipo de conversão.

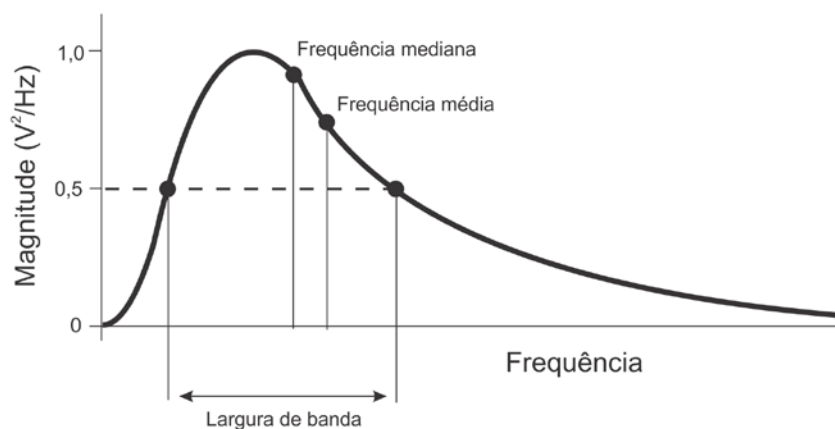


Figura 4.2 - Representação hipotética de um espectro de frequência para um sinal EMG. Estão destacadas a frequência média, a frequência mediana e a largura de banda do sinal. Fonte: elaboração do autor baseada em Gerleman e Cook (1992).

4.4 Utilização do Processamento de Sinais

Como já foi citado anteriormente, o processamento de sinais eletromiográficos visa, principalmente, estudar o comportamento muscular durante a realização de movimentos anômicos e o estudo da produção de força muscular. Para o acelerômetro, o processamento de sinais permite uma análise da forma da variação da aceleração do ponto estudado no espaço tridimensional.

No que se refere ao envelhecimento do sistema neuromuscular, a análise dos sinais eletromiográficos é mais comumente encontrada em estudos sobre o tremor, apesar de haver alguns trabalhos que utilizam essa ferramenta para avaliar outros parâmetros como fadiga muscular dentre outros, comparando-os entre diferentes faixas etárias.

4.5 A Utilização da EMG e/ou da Acelerometria para Medição do Tremor

Os trabalhos publicados na literatura utilizam várias ferramentas como técnicas de medição do tremor em idosos ou para análise dos efeitos do envelhecimento e diferentes ferramentas são utilizadas com o objetivo de analisar o sinal coletado. Em geral, o objetivo dessas pesquisas tem sido encontrar padrões que auxiliem no diagnóstico diferencial dos tremores patológicos ou que ajudem na identificação de eventuais origens dessas doenças, permitindo uma melhor avaliação prognóstica de sua evolução.

Timmer et al (2000) discutiram o uso da análise espectral cruzada para a investigação dos tremores. Foram utilizados os sinais do acelerômetro, do eletromiógrafo e do eletroencefalograma de pacientes saudáveis e portadores de DP (idades não informadas), confortavelmente sentados em poltronas, com os braços apoiados. As medições foram feitas tanto com as mãos estendidas (tremor postural) quanto relaxadas (tremor em repouso). O acelerômetro foi colocado sobre o dorso da mão e os eletrodos do EMG estavam fixados nos músculos flexor e extensor do carpo. A análise espectral cruzada bivariada demonstrou uma alta correlação entre os lados direito e esquerdo no tremor ortostático, o que indica a participação de somente um oscilador para todo o corpo, o que não ocorreu na DP. Os resultados demonstraram que esse tipo de análise pode ser útil na rotina clínica para distinguir, por exemplo, o tremor ortostático do tremor essencial. Matematicamente, o método também se revelou útil, especialmente porque esses tipos de sinais são séries temporais

multivariadas, o que prejudica a avaliação direta dos resultados. A análise espectral permite que sejam comparadas as relações entre dois tipos diferentes de sinais, utilizando intervalos parciais que levam em consideração o restante dos dados obtidos.

Wharrad e Jefferson (2000) utilizaram o acelerômetro para medir o tremor em 20 pacientes clinicamente diagnosticados com tremor essencial (TE) (18 homens e 2 mulheres, com idades entre 22 e 76 anos, todos destros) e 80 voluntários sem alterações neuromusculares (grupo de controle, apenas tremor fisiológico - não foram informados dados sobre idade e gênero). Foram feitas medições com um acelerômetro piezoelétrico triaxial fixado na falange do dedo médio, em duas situações: a) com o antebraço apoiado e as mãos relaxadas; b) com o braço estendido perpendicularmente ao tronco. Em ambos os casos, os indivíduos estavam confortavelmente sentados e foram registradas as atividades por 1 minuto para cada mão. O sinal foi filtrado para retirada dos valores superiores a 50 Hz. Depois de calculado o espectro de frequência (utilizando-se a transformada rápida de Fourier), todos os pacientes com tremor patológico apresentaram RMS da aceleração maiores do que os do grupo de controle. Nos pacientes com tremor fisiológico (controle), os parâmetros medidos para as mãos dominante e não-dominante foram semelhantes, em todas as situações de medição, exceto no caso de postura, onde o tremor da mão não-dominante foi significativamente maior do que da mão dominante. Com o uso de *clusters* e discriminantes, os autores conseguiram identificar diferenças entre os pacientes com TE, sugerindo que possa haver sub-grupos de portadores dessa doença, com características de tremor distintas.

Louis e Pullman (2001) realizaram uma comparação entre os diagnósticos de TE feitos apenas por avaliações clínicas e aqueles baseados na EMG e na acelerometria. Foram selecionados 54 sujeitos, 36 com TE e 22 saudáveis para controle. As idades não foram informadas. Todos foram submetidos a uma entrevista para coleta de dados clínicos sobre o tremor e posteriormente foram gravadas fitas de vídeo registrando 6 situações para cada

paciente: em postura (em pé, com os braços estendidos na frente do corpo), despejando água em um copo, bebendo a água, usando uma colher, levando o dedo à ponta do nariz e desenhando espirais. Para o diagnóstico clínico, as fitas foram avaliadas por um neurologista, que classificou o tremor observado em uma escala de 0 a 3 para cada uma das seis situações. Foram considerados como portadores de tremor essencial aqueles pacientes que obtiveram na escala clínica (0 = sem tremor visível; 1 = tremor de baixa amplitude ou intermitente; 2 = tremor de amplitude moderada, claramente visível e normalmente presente; 3 = tremor de grande amplitude, provocando dificuldade para cumprir a tarefa), tremor postural ≥ 2 , tremor cinético ≥ 2 em pelo menos 4 das 5 atividades ou aqueles cujo histórico indicou que o tremor interferia nas atividades diárias. Os dados eletrofisiológicos foram obtidos durante a gravação das fitas. Os eletrodos foram fixados sobre os músculos extensor e flexor do carpo. O acelerômetro foi posicionado sobre o dorso da mão, na posição mediana do metacarpo. Por meio da EMG obteve-se dados como frequência (espectro de frequência calculado por FFT), amplitude e padrões de *burst*. Por intermédio do exame clínico, 32 pacientes foram diagnosticados como portadores de TE (13 definitivos, 10 prováveis e 9 possíveis). Os registros eletrofisiológicos apontaram 35 pacientes com TE (18 definitivos e 17 possíveis). A concordância geral entre os diagnósticos foi de 94,4%. Os três pacientes que não haviam sido diagnosticados durante o exame visual clínico não aparentavam tremor visualmente perceptível, mas que foi detectado pelos sensores. Mesmo admitindo que os dois métodos de medição utilizados podem ser úteis no diagnóstico do tremor essencial, os autores ressaltaram que esses instrumentos não são totalmente precisos.

Lauk et al (2001) investigaram a atividade eletromiográfica dos músculos extensor e flexor do carpo de pacientes com TE e DP (idades não informadas), procurando por diferenças que estivessem relacionadas com a posição das mãos durante os registros. Os dados foram obtidos com os pacientes confortavelmente sentados em poltronas, com os

antebraços apoiados e presos aos braços da poltrona com fitas adesivas. O sinal eletromiográfico foi coletado com os eletrodos posicionados sobre os músculos extensor e flexor do carpo. O registro do tremor postural foi feito solicitando que os pacientes mantivessem as mãos estendidas, sem movimentos voluntários. Eventuais alterações no tremor foram provocadas por estresse mental provocado por contagens regressivas. Cada sessão de registro teve duração de 30 segundos a fim de evitar a influência da fadiga muscular. Foram feitas três sessões para cada paciente, cada uma com a mão em uma posição distinta: (a) em pronação; (b) com a mão a 90°, em semipronação; (c) em supinação. O espectro de frequência foi calculado com software comercial, utilizando o método de estimativa espectral direta. Os resultados demonstraram que há uma diferença de fase entre os EMG registrados dependendo da postura. Esse fator é importante para a análise de registros de longa duração e que podem ser influenciados pela movimentação do paciente. Em estudos de duração curta, a possibilidade dessa influência também deve ser considerada, seja através do acompanhamento dos registros, seja pela seleção estatística dos dados registrados.

Para tentar elucidar o papel do cerebelo na fisiopatologia do TE, Köster et al (2002) analisaram pacientes em estágio avançado da doença, separando-os em três grupos: o primeiro (ET1) tinha apenas tremor postural (50-84 anos, idade média = 64,3 anos); o segundo (ET2) tinha tremor postural e intencional (49-82 anos, idade média = 71,0 anos); o terceiro, de controle, era saudável (40-90 anos, idade média = 62,5 anos). A análise dos *bursts* foi feita visualmente, por especialista, sendo definidos como o ponto onde a atividade eletromiográfica excede abruptamente o nível da base. Aqueles que não puderam ser determinados visualmente, foram descartados. Por intermédio da EMG, os autores identificaram os parâmetros do padrão trifásico do *burst* dos músculos antagonistas do cotovelo (bíceps e tríceps). Em pessoas saudáveis, há um *burst* agonista que inicia e acelera o movimento. Ao mesmo tempo, o *burst* antagonista desacelera o mesmo movimento, seguido de um segundo

burst agonista que reduz a oscilação causada pelos dois *bursts* anteriores. A análise dos dados descobriu que no grupo ET2 o *burst* antagonista é mais longo e o segundo *burst* agonista é mais atrasado do que no ET1, o mesmo ocorrendo entre o ET1 e o grupo de controle. Também a amplitude do tremor foi maior no ET2 do que no ET1. Os resultados apontam para a existência de um distúrbio na temporização cerebelar, mais pronunciado nos pacientes com tremor intencional associado ao tremor postural do que naqueles que apresentam somente tremor postural.

Milanov (2002) utilizou o sinal da EMG para analisar a correlação entre os parâmetros encontrados em indivíduos com diversos tipos de tremor e de idades variadas. Foram incluídos 525 pacientes, com tremor essencial, Parkinson, tremor rubral, cerebelar, distúrbio de ansiedade e tremor psicogênico, com idades médias entre 39,4 e 63,1 anos. Os sinais eletromiográficos foram coletados em situação de repouso ou movimento, com eletrodos colocados sobre o músculo extensor ulnar do carpo. Para a verificação da correlação, foram considerados a frequência média, a amplitude, a duração do *burst* e o intervalo entre estes. Para a amplitude, foi considerada a média da distância entre os picos do *burst*. A análise do coeficiente de Pearson mostrou uma correlação baixa a moderada para todos os parâmetros e todos os grupos. Os resultados, entretanto, apontaram para uma correlação negativa importante entre a amplitude e a frequência, confirmando que tremores de baixa frequência possuem maior amplitude e maior duração de *bursts*. Também confirmaram que, com o aumento da idade, a frequência do tremor diminui e a amplitude aumenta para todos os casos de tremores patológicos progressivos, já que não foi encontrada essa correlação entre os pacientes com tremor psicogênico ou fisiológico exacerbado. A frequência foi o parâmetro mais constante do tremor. Entretanto, os intervalos de frequência dos diferentes tremores frequentemente se sobrepuseram. Os tremores parkinsoniano e essencial ficaram no meio do

intervalo de frequência (5-7 Hz). Os parkinsonianos na parte inferior da média (4-5 Hz) e o essencial na parte superior (6-7 Hz).

Elble (2003) pesquisou a existência de picos de frequência relacionados ao tremor fisiológico entre dois grupos de voluntários: o primeiro com indivíduos entre 20 e 42 anos e o segundo entre 70 e 92 anos, todos saudáveis e sem sinais de problemas neurológicos. Os sinais foram coletados com o antebraço apoiado e o pulso livre, em situação de repouso (relaxamento) e de postura, com e sem a sustentação de um peso de 300 g. Os eletrodos do EMG foram colocados nos pontos médios dos músculos extensor e flexor radial do carpo. O sinal foi retificado e transformado para o domínio da frequência através da transformada rápida de Fourier (FFT). Para o cálculo da coerência, foi feita a média ponderada, utilizando-se o somatório dos produtos da amplitude espectral e da frequência em cada banda, dividindo-se essa soma pelo total das amplitudes espectrais. Os resultados mostraram a existência de picos de frequência apenas em 8% dos indivíduos, sem distinção de grupos.

Hellwig et al (2003) avaliaram os registros de EMG e EEG de 8 pacientes com TE (44-74 anos, idade média = 60 anos), sem sinais de outras anormalidades neurológicas ou características parkinsonianas. Todos apresentavam tremor postural nos membros superiores, com características diferentes entre os lados direito e esquerdo e sem a presença de tremor de cabeça. Os eletrodos do eletromiógrafo foram ligados aos músculos extensores e flexores de ambos os braços. No EEG, foram considerados apenas 8 eletrodos sobre o córtex frontocentral, sendo 4 do lado direito e 4 do lado esquerdo. Os pacientes foram instruídos para permanecerem sentados em uma poltrona confortável, com ambos os braços sobre os apoios laterais. Os registros foram feitos durante 74 amostras de 60 segundos cada. Os dados eletromiográficos foram retificados e a coerência destes com os registros do EEG foram estimados por métodos espectrais cruzados. Também foi avaliada a coerência entre os registros EMG obtidos dos braços direito e esquerdo de cada paciente. Os resultados

demonstraram uma grande coerência entre os registros EEG e EMG, quando considerados separadamente para cada lado do corpo. Na análise conjunta dos dados bilaterais, entretanto, essa coerência foi cerca de 80% menor. Os autores concluíram que os osciladores cerebrais centrais, responsáveis pelo tremor dos membros superiores, não são totalmente independentes, apesar de produzirem sinais eletrofisiológicos diferentes. Possivelmente há alguma comunicação através do corpo caloso que interfere dinamicamente na sincronia do tremor.

Rathjen et al (2004) compararam os registros de acelerometria e EMG feitos em voluntários saudáveis, realizados em dois centros de referência na Alemanha, sendo 117 no Departamento de Neurologia da Universidade de Kiel (20-94 anos, idade média = 49,6 anos) e 67 no mesmo departamento da Universidade de Freiburg (23-83 anos, idade média = 50,3 anos). O objetivo era verificar a consistência dos dados registrados nesses centros, utilizando o mesmo protocolo. Todos os pacientes foram examinados sentados confortavelmente numa poltrona, com os braços apoiados. Os registros foram feitos em postura (com os braços estendidos para a frente), com e sem a adição de cargas adicionais de 500 g e 1000 g. Sob cada uma dessas três condições o tremor foi registrado durante 30 segundos usando o acelerômetro preso ao dedo médio e os eletrodos do eletromiógrafo foram fixados nos músculos flexor e extensor do antebraço. Apesar das metodologias e equipamentos semelhantes, a frequência média do tremor registrado em Freiburg foi significativamente maior do que o de Kiel. Também foram encontradas diferenças na potência total calculada para cada centro. Segundo os autores, esses resultados devem servir de alerta para os pesquisadores: mesmo diferenças sutis no ajuste da aparelhagem ou no protocolo utilizado para o registro dos sinais podem causar alterações estatisticamente significativas nos resultados, o que pode justificar algumas divergências encontradas nos diversos estudos realizados pelo mundo.

O trabalho de Lundervold e Poppen (2004) baseou-se na intervenção biocomportamental para reduzir a severidade do tremor em idosos diagnosticados com TE. Três pacientes, com idades de 51 a 81 anos, foram treinados para aprender a relaxar com e sem o *biofeedback* baseado nos sinais EMG, tanto sentados quanto em pé. O treinamento foi feito em 10 sessões de 20 minutos cada, durante a execução de atividades comuns ao cotidiano. Os eletrodos do EMG foram colocados sobre os músculos flexor e extensor do carpo e os pacientes foram treinados para aumentar a tensão do bíceps durante execução das atividades. Para medir o resultado do treinamento, nessas sessões também foram colocados eletrodos nos músculos e no bíceps braquial do membro superior. Os resultados demonstraram uma melhora sensível na intensidade do tremor após os treinamentos, mas tiveram uma redução na eficiência nas medições feitas 12 semanas após o treinamento. Os autores acreditam, entretanto, que o *biofeedback* pode ser uma terapia eficiente para a melhora na qualidade de vida de idosos com TE, e sugerem que outras ferramentas sejam pesquisadas.

Sturman et al (2005) utilizou o sinal da eletromiografia advindo da acelerometria para analisar as alterações neuromusculares associadas ao envelhecimento, por meio da análise do tremor fisiológico em indivíduos saudáveis. Quarenta voluntários foram divididos em quatro grupos etários: 20 a 30 anos, 60 a 69 anos, 70 a 79 anos e 80 a 94 anos. Os indivíduos estavam confortavelmente sentados, com o antebraço apoiado até o pulso, e a palma da mão estendida e em pronação. A coleta foi feita em três situações: totalmente em repouso (punho relaxado), com a mão estendida suportando pesos de 100 g, 250 g, 500 g e 1.000 g. Os eletrodos foram colocados sobre o músculo extensor dos dedos. A regularidade do tremor foi analisada com o uso da entropia aproximada. Não foram encontradas diferenças significativas entre os quatro grupos para a situação de repouso, apesar da regularidade do tremor aumentar com a idade para as situações em postura, com e sem carga.

Morrison et al (2006) investigaram o efeito da postura corporal (sentado x em pé) sobre a atividade eletromiográfica coletada no antebraço. Foram analisados sinais de 14 idosos (idade média = 71,1 anos) e 12 jovens (idade média = 21,2 anos), todos saudáveis, com eletrodos posicionados sobre o nervo radial (extensor dos dedos), em ambos os braços estendidos e mantidos em postura por 30 segundos. A coleta foi feita com os indivíduos sentados e em pé. A amplitude média foi calculada através da raiz média quadrática (RMS) do sinal e a média do sinal retificado foi utilizada para avaliar o grau de ativação muscular. Também foi calculado o espectro de potência para quatro bandas distintas (0-7 Hz, 7-17 Hz, 17-30 Hz e 30-40 Hz), utilizando-se o método de periodograma modificado de Welch. Os resultados apontaram para a existência de padrões similares dentro de cada grupo etário, com os mais idosos apresentando uma maior atividade eletromiográfica em todas as situações de postura, especialmente em pé, com predominância de aumento nas frequências entre 8 e 12 Hz.

Machowska-Majchrzak et al (2007) utilizaram a acelerometria para comparar as informações do tremor entre 44 pacientes com DP (idade média = $63,7 \pm 10,6$, 16 homens e 28 mulheres), 39 com TE (idade média = $48,4 \pm 17,4$, 19 mulheres e 20 homens), 13 com tremor cerebelar (idade média = $52,7 \pm 14,0$, 5 mulheres e 8 homens) e 26 saudáveis (idade média = $50,9 \pm 15,6$, 12 mulheres e 14 homens). O diagnóstico dos portadores de patologias responsáveis pelo tremor foi realizado por meio do exame clínico. Foi utilizado um acelerômetro biaxial fixado sobre o dorso da mão dos voluntários. Os dados foram coletados para ambos os membros em três situações: a) em repouso, com mãos e antebraços apoiados; b) na posição de escrita, com a mão segurando uma caneta; c) em posição, com a mão livre, estendida perpendicularmente ao tronco. Cada sessão teve duração de 3 minutos, sendo 1 minuto para cada situação. A análise do sinal foi feita a partir do cálculo do vetor aceleração, composto pelos dois componentes axiais. O sinal foi filtrado entre 1 e 15 Hz e a análise

espectral foi feita utilizando-se a transformada rápida de Fourier (FFT). Foram considerados o formato do espectro (alterações na frequência nos períodos de 10,2 segundos considerados), a frequência de pico, a frequência central e seu desvio padrão. Os resultados mostraram que os indivíduos saudáveis tiveram uma frequência de pico, uma frequência central e um desvio padrão significativamente superiores aos encontrados para os indivíduos com tremores patológicos.

Meigal et al (2009) compararam parâmetros não lineares extraídos de sinais EMG de pacientes com Doença de Parkinson e voluntários saudáveis, jovens e idosos. Foram coletados sinais de 19 pacientes com DP (idades entre 53 e 90 anos), 20 voluntários saudáveis com idade correspondente (53-78 anos) e 20 voluntários saudáveis jovens (17-21 anos), em postura (em pé, com os braços estendidos a 90°, com as mãos na posição de pronação, livres ou sustentando pesos de 1 ou 2 kg), durante 15 segundos. Os eletrodos foram posicionados no bíceps braquial. Para a análise, foram considerados apenas os 7 segundos intermediários de cada coleta. A amplitude foi calculada através da raiz média quadrática (RMS) e o espectro de frequência foi elaborado pelo método do periodograma ponderado de Welch. O desvio padrão e a curtose foram utilizados para a análise da densidade de probabilidade. A complexidade do sinal foi observada por meio do cálculo da entropia amostral (*sample entropy*)⁷, da dimensão de correlação, e da análise de quantificação de recorrência. Apesar dos parâmetros tradicionais (frequência mediana e RMS) não terem apresentado diferenças significativas entre os grupos, foram encontrados menores valores para a dimensão de correlação e maior curtose nos pacientes com Doença de Parkinson, quando comparados aos grupos de voluntários saudáveis. Nesse grupo também foi encontrada uma entropia amostral decrescente, indicando uma maior regularidade no sinal EMG.

⁷ A entropia amostral é uma modificação da entropia aproximada apresentada por Pincus (1991).

Nestes e em outros trabalhos, com públicos e situações similares, o processamento dos sinais é feito para extração de algumas características mais comuns, como a amplitude ou a frequência média. Em geral, as demais informações foram retiradas diretamente de *softwares* que acompanham os equipamentos utilizados para a coleta dos dados e que facilitam a geração do espectro de frequência. A maior ênfase é dada às características diretamente relacionadas ao tremor e que possam ser comparadas, de maneira coerente, com os dados obtidos por outros instrumentos de medição, ou entre os grupos analisados, no caso dos estudos comparativos. A variação maior se dá na caracterização da amostra e no protocolo de coleta, o que dificulta uma análise mais aprofundada entre os resultados.

Neste contexto a pesquisa efetuada mostra que os métodos de avaliação do tremor utilizando o sinal eletromiográfico ou a acelerometria não são capazes de fornecer uma correlação do sinal com o tremor. Com isso fica evidenciado que o sinal eletromiográfico caracteriza atividade muscular podendo ter algum tipo de relação com atividade de tremor. Na maioria das pesquisas não existem resultados de correlações expressivas do tremor com sinal eletromiográfico.

Nos estudos encontrados na literatura, a acelerometria aparece como um dos principais métodos de análise dos tremores, por captar até mesmo movimentos sutis, invisíveis ao olho humano. Neste trabalho, a principal diferença em relação àqueles estudos foi a utilização da acelerometria em movimento. Em geral, para avaliação do tremor, esse instrumento é usado com os membros em repouso.

4.6 A Aplicação da Estatística à Análise dos Sinais

Neste trabalho, optou-se pela utilização de algumas das características que comumente aparecem em trabalhos de medição da atividade neuromuscular ou do tremor em idosos, com

o acréscimo de outras que são mais frequentes em estudos de cinesiologia. O tremor fisiológico (não patológico) foi considerado a partir da acelerometria. O principal objetivo foi buscar ferramentas que conseguissem identificar as mudanças nos sistemas neurológico e musculoesquelético que auxiliassem no acompanhamento dessas alterações ao longo do envelhecimento.

4.6.1 Análise no Domínio do Tempo

Após a coleta dos sinais (aquisição), estes foram processados e analisados utilizando-se técnicas estatísticas que facilitam a compreensão do comportamento do sinal nos diversos tipos de situações.

4.6.1.1 Desvio Médio

O desvio médio, ou desvio médio absoluto, é definido como a média aritmética do valor absoluto entre cada valor e a média do conjunto de valores analisado. Seu valor é obtido pela equação (4.1).

$$d = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - \bar{x}|}{N} \quad (4.1)$$

Onde N é o número total de dados da amostra, x_i é o valor do sinal e $\bar{x}$ é a média aritmética do conjunto de valores (sinais).

O desvio médio é menos utilizado nos estudos de sinais bioelétricos, apesar de ser uma das medidas estatísticas de dispersão mais simples. Pela equação (4.1) é possível deduzir-se que, quanto maior for o valor de d , maior será a variabilidade do sinal em relação à média.

Aplicando-se esse conceito, pode-se afirmar que, quanto maior for o desvio médio, maior será a variabilidade do sinal.

4.6.1.2 Desvio Padrão

O desvio padrão indica a uniformidade da dispersão dos valores do conjunto, ou seja, mostra se os valores de uma determinada amostra estão ou não muito dispersos com relação à sua média. Seu cálculo é realizado pela equação (4.2).

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N}} \quad (4.2)$$

Onde N é o número total de elementos do conjunto, x_i é o valor do sinal e $(\bar{x})$ é a média dos valores do mesmo conjunto de dados.

Segundo De Luca (1979), alguns trabalhos encontraram correlação entre o desvio padrão do sinal eletromiográfico, as taxas de disparo das unidades motoras (*firing rate*) e o intervalo entre esses disparos (*interpulse interval*), mas os resultados não foram consensuais.

Na comparação do EMG de superfície do bíceps braquial de indivíduos com Mal de Parkinson com indivíduos saudáveis jovens e idosos, Meigal et al (2009) encontraram valores de desvio padrão significativamente menores para os primeiros em relação aos grupos saudáveis, apesar de não haver diferença estatisticamente significativa entre estes dois grupos.

4.6.1.3 Energia do Sinal

A energia do sinal é representada pela amplitude. O valor dessa característica é obtido com o somatório do quadrado dos módulos da amplitude, como é mostrado na equação abaixo.

$$E = \sum |s[x]|^2 \quad (4.3)$$

Onde x é o valor do sinal.

4.6.1.4 Cruzamento em Zero (*Zero Crossing*)

A característica cruzamento em zero representa o número de vezes que o sinal cruza o eixo das abcissas e está relacionado ao recrutamento das unidades motoras durante a contração muscular. De acordo com LeVeau e Anderson (2005), quanto maior a atividade muscular, maior a frequência e, conseqüentemente, maior o número de vezes que o sinal cruza o eixo das abcissas ou ocorre a inversão de sinal.

Kaplanis et al (2009), analisando o EMG de superfície do bíceps braquial de indivíduos saudáveis, encontraram uma correlação direta entre o número de *zero crossing* por segundo e a força muscular, contrariando outros estudos, realizados com o uso de eletrodos de agulha, que afirmavam haver um aumento desse valor.

Essa característica é facilmente obtida pela análise sequencial dos valores, considerando como cruzamento cada vez que houver uma inversão na polaridade do sinal, passando de positivo para negativo ou vice-versa.

Dados duas amostras consecutivas x_i e x_{i+1} , incrementa-se a contagem de *zero crossing* se:

$$\begin{aligned}
& \{x_i > 0 \text{ e } x_{i+1} < 0\} \text{ ou } \{x_i < 0 \text{ e } x_{i+1} > 0\} \\
& \text{e} \\
& |x_i - x_{i+1}| \geq \varepsilon
\end{aligned} \tag{4.4}$$

4.6.1.5 Skewness

O *skewness* fornece a medida de assimetria de uma distribuição de frequência em torno de sua média, no caso, a assimetria da distribuição dos valores absolutos do sinal em relação à média desses valores. É calculada pela equação (4.5), sendo N o número total de valores da amostra, e σ o desvio padrão da mesma amostra, já mostrado na equação (4.1) (VAN DE BROEK et al, 2006).

$$v = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left[\frac{x_j - \bar{x}}{\sigma} \right]^3 \tag{4.5}$$

onde N é o número total de dados da amostra, σ o desvio padrão, x_j é o valor do sinal e $\bar{x}$ é a média aritmética dos valores do conjunto.

Valores positivos indicam que a distribuição apresenta formato mais assimétrico em direção ao eixo x positivo e vice-versa.

Van de Broek et al (2006), analisando o eletromiograma dos músculos faciais de voluntários expostos a cenas de filmes que provocavam diversos tipos de emoções, positivas e negativas, encontraram valores maiores de curtose para o corrugador do supercílio e para o zigomático maior nas primeiras (emoções positivas) do que nas negativas ou naquelas que provocavam reações mais neutras.

4.6.1.6 Curtose

Em estatística descritiva, a curtose caracteriza o formato da curva de distribuição de frequência. Quanto maior a curtose maior é a presença de valores que se distanciam da média, tornando o gráfico mais ou menos achatado. Esse valor é dado pela equação a seguir:

$$v = \left\{ \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left[\frac{x_j - \bar{x}}{\sigma} \right]^4 \right\} - 3 \quad (4.6)$$

Onde N é o número total de dados da amostra, σ o desvio padrão, já mostrado na equação (4.1), x_j é o valor do sinal e $\bar{x}$ é a média aritmética dos valores do conjunto.

O valor subtraído de 3 faz com que a curtose assumira valor 0 para distribuições normais (VAN DER BROECK et al, 2006).

Diferentemente da média, do desvio padrão e do desvio médio, que são valores com a mesma unidade da série, a curtose e a *skewness* são valores adimensionais, ou seja, não representam nenhuma unidade.

Rissanen et al (2007), pesquisando a morfologia do sinal eletromiográfico de pacientes com Mal de Parkinson e comparando com de pacientes saudáveis encontraram valores mais altos de curtose para os primeiros, mostrando a presença de mais picos no histograma, o que caracteriza uma maior irregularidade do sinal em relação aos valores médios.

Meigal et al (2009) compararam os sinais EMG de superfície do bíceps braquial de pacientes com Mal de Parkinson e pacientes saudáveis, jovens e adultos. Nas três situações do experimento (sem carga e com cargas de 1 e 2 kg), os pacientes com Parkinson apresentaram curtose mais elevada do que a dos outros dois grupos. Destaque-se que, também no grupo de indivíduos saudáveis, os idosos apresentaram uma maior irregularidade na distribuição quando comparados aos jovens. A maior curtose encontrada no grupo não saudável foi

atribuída, pelos autores, à alteração no padrão de disparos das unidades motoras, que apresentaria um maior sincronismo do que o apresentado pelos indivíduos saudáveis.

4.6.1.7 Deslocamento Total (*Total Displacement*)

O deslocamento total (TD) foi calculado como o somatório das diferenças entre dois pontos consecutivos do conjunto de dados de cada coleta, independentemente de sua polaridade. É calculado pela equação (4.7):

$$TD = \sum_{i=0}^{N-1} |x_{(i+1)} - x_i| \quad (4.7)$$

onde N é o número total de dados da amostra, x_i é o valor do sinal e o deslocamento é dado pela diferença entre o valor do ponto e o valor do ponto imediatamente anterior.

Assim como o desvio médio, o deslocamento total representa a variabilidade do sinal entre dois intervalos de tempo. Quanto maior o TD , maior terá sido a velocidade de mudança de polaridade nas unidades motoras ou do sentido do movimento.

4.6.1.8 RMS (*Root Mean Square* - Raiz Média Quadrática)

A raiz média quadrática, também chamada de média quadrática ou valor eficaz, fornece a potência do sinal. É dada pela equação (4.8):

$$x_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (4.8)$$

onde N é o número total de dados da amostra e x_i o valor do sinal.

Matematicamente, é definida como raiz quadrada da média dos quadrados dos valores instantâneos do sinal. O valor RMS do sinal eletromiográfico depende de diversos fatores, tais como: a quantidade de unidades motoras recrutadas durante a contração; a velocidade de propagação do sinal e a área abrangida pelos eletrodos (LEVEAU; ANDERSON, 1992; RAETHJEN et al, 2004; MILANOV, 2001, 2002; WHARRAD; JEFFERSON, 2000).

No trabalho de Wharrad e Jefferson (2000), o valor RMS de pacientes diagnosticados com tremor patológico (TE, DP e cerebelar) foi significativamente maior do que o valor calculado para os pacientes saudáveis.

4.6.1.9 Integração

A integração do sinal fornece a área sob a curva do gráfico gerado no domínio do tempo, ou seja, a energia total despendida durante movimento. Geralmente a integral do sinal não retificado aproxima-se de zero, como resultado da soma das áreas sob e sobre o eixo temporal. Desta forma, para calcular a integral do sinal é necessário utilizar o módulo do sinal, ou seja, retificá-lo, evitando que amplitudes negativas e positivas se anulem (LEXEL, 1997).

O cálculo da integral do sinal é feito pela equação (4.9):

$$IEMG = \int_{t_2}^{t_1} |e(t)| dt \quad (4.9)$$

Onde $e(t)$ é o valor do sinal no tempo.

4.6.2 A Análise no Domínio da Frequência

A análise no domínio da frequência é feita pelo cálculo do espectro de potência, que representa o sinal em termos de frequência (V^2/Hz) x amplitude (dB) (LEVEAU; ANDERSON, 1992).

Há diversos métodos que permitem a modificação de domínio de uma série temporal. Dentre os mais utilizados estão as transformadas de Fourier (discreta, contínua, janelada, etc) e as *wavelets*⁸. Conforme citado anteriormente, apesar de utilizarem conceitos matemáticos diferentes, ambos fornecem como resultado o espectro de frequência do sinal. Para maiores conhecimentos sobre o processo matemático utilizado por esses métodos, consultar Ricciotti (2006), Fávero e Oliveira (2003) ou Argoud et al (2004), bem como ampla literatura disponível sobre análise e processamento de sinais.

Como definição, pode-se afirmar que a transformada de Fourier é uma técnica matemática que permite representar qualquer amostra de sinal periódica como uma soma infinita de seus componentes sinusoidais. Por meio do espectro de frequência, e do software que o calcula, é possível obter outras informações que auxiliam no estudo comparativo do sinal eletromiográfico. Algumas delas são citadas a seguir.

4.6.2.1 Frequência Média

A frequência média é calculada pelo somatório de todos os valores do sinal, dividido pelo número de elementos, como mostra a equação (4.10):

⁸ Atualmente também são utilizados outros métodos, como a função autorregressiva, a média móvel e a distribuição de Wigner, mas são mais raramente encontrados na literatura.

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N} \quad (4.10)$$

onde N é o número total de dados da amostra e x_i o valor do sinal.

A frequência média foi utilizada, por exemplo, por Piboolnurak et al (2005) para analisar diferenças entre pacientes com tremor psicogênico, ou por Gerdle e Karlsson (2008), para estudar as diferenças de sinal nos extensores dos joelhos em caso de fadiga muscular.

4.6.2.2 Bandas de Frequência (F50, F80, F90 e F95) e Potência Total

Os sinais coletados representam a atividade muscular captada ao longo do tempo (série temporal), seja através da dissipação dos sinais mioelétricos para a pele, seja pelo deslocamento passível de ser medido pelo acelerômetro. No caso da eletromiografia de superfície, o sinal captado não se refere somente a uma unidade motora e sim a todas as que estiverem dentro de uma determinada área e cujo sinal se disperse até a pele. Dessa forma, o sinal eletromiográfico pode sofrer variações que dependem da localização dos eletrodos e de sua área, ou seja, esses sinais podem ser coletados em uma quantidade maior ou menor de unidades, dependendo da velocidade de propagação do sinal nos tecidos, entre outros (LEVEAU; ANDERSON, 1992; RAETHJEN et al, 2004; MILANOV, 2001, 2002; WHARRAD; JEFFERSON, 2000).

Como o modo de captação do sinal EMG registra o comportamento muscular ao longo da realização de uma tarefa e, portanto, o padrão de contração durante um período de tempo, a utilização da frequência média e das bandas de frequência que contém parâmetros da energia total do sinal captado durante o experimento (50%, 80%, 90% e 95%), justifica-se, pois esses parâmetros refletem com maior fidelidade a comparação com a totalidade do movimento

realizado (PETERKA, 2000). O mesmo raciocínio pode ser utilizado para a análise da acelerometria.

Desta forma, $F50$ representa a frequência abaixo da qual situa 50% da energia total do sinal (4.11)

$$F50 = \sum_{i=1}^N S_x(i \times \Delta f) \geq 0,50 \times P_{total} \quad (4.11)$$

onde N é o número total de amostra, S_x a área sob o gráfico do espectro de potência e P_{total} é a potência total do sinal, dada pela equação (4.12):

$$P_{total} = \sum_{i=1}^N S_x(i) \quad (4.12)$$

Analogamente a equação 4.12, o cálculo é efetuado para obter-se $F80$ (frequência abaixo da qual está situada 80% da energia total do sinal), $F90$ (90% da energia total) e $F95$ (95% da energia total do sinal, dadas, respectivamente, pelas equações (4.13), (4.14) e (4.15).

$$F80 = \sum_{i=1}^N S_x(i \times \Delta f) \geq 0,80 \times P_{total} \quad (4.13)$$

$$F90 = \sum_{i=1}^N S_x(i \times \Delta f) \geq 0,90 \times P_{total} \quad (4.14)$$

$$F95 = \sum_{i=1}^N S_x(i \times \Delta f) \geq 0,95 \times P_{total} \quad (4.15)$$

A frequência de Pico foi utilizada para o processamento dos dados da acelerometria e eletromiografia com objetivo de comparar seus respectivos picos, onde S_x é o ponto máximo do sinal.

4.6.2.3 Entropia Aproximada

Uma das características utilizadas para a análise dos dados, e pouco utilizado na literatura, é o cálculo da entropia aproximada (ApEn), descrita por Pincus (1991) para a quantificação da regularidade de séries temporais.

A ApEn é uma medida estatística interessante, pois permite quantificar a variabilidade de um sinal temporal finito. Matematicamente, ApEn é parte de uma evolução, da mesma forma que a taxa de entropia é para uma aproximação das cadeias de Markov com um processo. Em aplicações com batimentos cardíacos (MILANOV, 2001) os resultados da ApEn conseguiram discriminar grupos de sujeitos onde estatísticas clássicas (média, desvio padrão) não apresentaram distinções claras.

A modelagem fisiológica de diversos sistemas biológicos complexos, muitas vezes, é difícil. Pode-se prever que modelos precisos de tais sistemas sejam complicados pela combinação tanto de componentes determinísticos quanto estocásticos e pela interconexão entre as características das diversas redes. A ApEn é aplicável em estatística, pois consegue distinguir diversas classes de sistemas e pode ser significativamente aplicada para análise de sinais com grande quantidade de pontos como os aqui coletados.

Considerando uma sequência de sinais s , com N amostras ($s(1), s(2), \dots, s(N)$), é necessário determinar dois valores para o cálculo da entropia aproximada: o tamanho do padrão (m) e o critério de similaridade ou tolerância (r). Os padrões ($p_m(i)$) são representados por janelas do sinal, compostas por m elementos, iniciando-se pelo elemento i . Assim, considera-se que dois padrões são similares, quando sua diferença for menor que r . Ou seja, $p_m(i)$ e $p_m(j)$ serão similares quando $[s(i+k) - s(j+k)] < r$, para $0 \leq k < m$.

Sendo P_m o conjunto de todos os padrões de tamanho m contidos na sequência s , e $C_{im}(r)$ o número de padrões de P_m similares a $p_m(i)$, é possível obter-se $C_m(r)$, como a média

de todos os valores $C_{im}(r)$ calculados para P_m . Dessa forma, $C_m(r)$ mede a regularidade ou a frequência de padrões similares a um dado padrão em s , com janela igual a m , dentro da tolerância r , permitindo que a entropia aproximada pode ser definida conforme equação (4.16):

$$ApEn(m, r, s) = \ln \left[\frac{C_m(r)}{C_{m+1}(r)} \right] \quad (4.16)$$

A entropia aproximada definida mede a similaridade entre os padrões de tamanho m e $m+1$.

Neste trabalho, o tamanho da janela (m) foi definida como 2 e a tolerância (r) foi definida como sendo $0,2 \times SD(s)$, ou seja, 20% do desvio padrão de s , de acordo com a sugestão oferecida por Pincus (1991).

4.7 Análise Discriminante Linear

A análise discriminante linear é um método já conhecido para classificação de dados e redução de dimensões, maximizando a relação entre a dispersão intragrupal e a dispersão intergrupar dos fatores matriciais. A técnica utilizada neste trabalho foi a descrita por Cavalheiro et al (2009) e Almeida et al (2010).

A LDA assume que as classes são linearmente separáveis e que é possível obter-se uma nova característica a partir do eixo otimizado que maximiza essa separabilidade. Em outras palavras, a LDA busca uma matriz que maximize a relação da dispersão entre as classes e a dispersão intraclasse gerando uma variável unidimensional, definida como a combinação linear da matriz, o que facilita a interpretação e a visualização do resultado. De

modo simplista, pode-se dizer que a LDA apresenta um valor adimensional que sumariza todas as características que se deseja avaliar em conjunto.

A título de exemplo, considere-se dois grupos, representados nas Figuras 4.3 e 4.4 por "x" e "o".

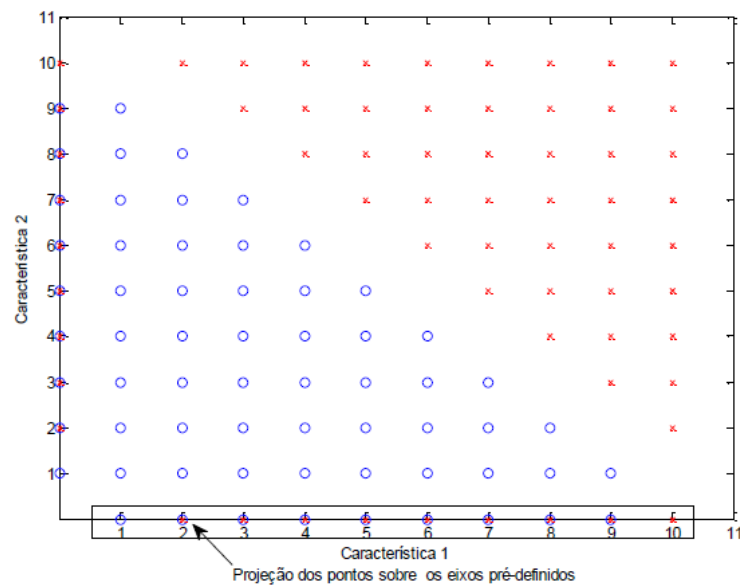


Figura 4.3 - Processo de redução dimensional. Pontos projetados sobre eixos pré-definidos. Fonte: Cavalheiro (2009)

Apesar de visualmente distinguíveis, a projeção dos pontos de ambos os grupos sobre o eixo já existente se sobrepõe, tornando-os inseparáveis. Através da rotação do eixo (Figura 4.4), é possível estabelecer-se um ângulo ideal que permita essa projeção de maneira separável.

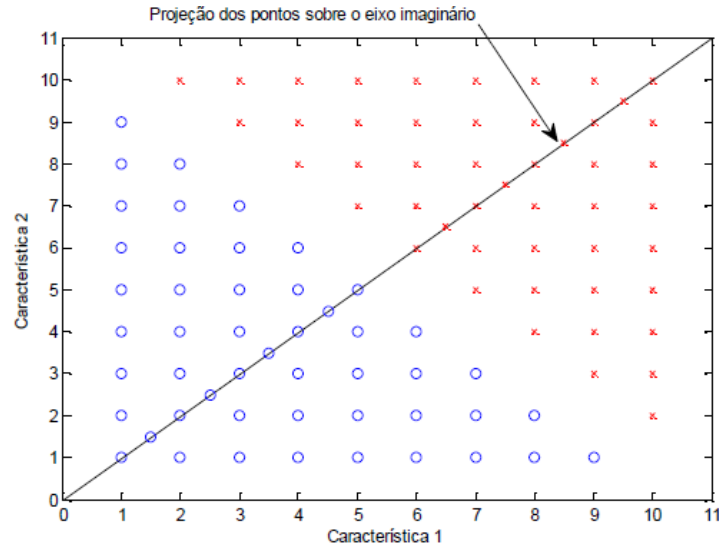


Figura 4.4 - Processo de redução dimensional. Pontos projetados sobre eixo imaginário. Fonte: Cavalheiro (2009)

À medida que o número de grupos aumenta, torna-se mais complexo o cálculo do ângulo para o eixo imaginário. Daí a necessidade de utilização de ferramentas que favoreçam essa separabilidade, como é o caso do algoritmo genético.

A entrada do algoritmo é uma matriz de dimensões $p \times q$, onde p é o número de pontos multidimensionais e q é o número de fatores ou características que serão analisadas.

Após a montagem da matriz C_0 , torna-se necessário normalizá-la para que não haja influência das diferentes escalas das características nas análises. Cada fator, representado pelas colunas da matriz, foi normalizado entre 0 e 1, tendo sido adicionado 0,1 a cada resultado para evitar a divisão por zero nas etapas posteriores.

A segunda etapa consiste na representação da matriz normalizada (C_N) no espaço angular de coordenadas multidimensionais, conforme equações (4.17)-(4.19), onde r é o raio e θ o ângulo. Desta forma, é possível projetar os dados em um eixo particular, como aparece na equação (4.20), produzindo um escalar w , ou uma nova característica, que é a combinação linear das anteriores.

$$r = \sqrt{C_1^2 + C_2^2 + C_3^2 + \dots + C_q^2} \quad (4.17)$$

$$\theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_{q-1}\} \quad (4.18)$$

$$\theta_1 = \tan^{-1}\left(\frac{C_2}{C_1}\right)$$

$$\theta_2 = \tan^{-1}\left(\frac{C_3}{\sqrt{C_1^2 + C_2^2}}\right)$$

$$\theta_3 = \tan^{-1}\left(\frac{C_3}{\sqrt{C_1^2 + C_2^2 + C_3^2}}\right) \quad (4.19)$$

;\dots;

$$\theta_{n-1} = \tan^{-1}\left(\frac{C_n}{\sqrt{C_1^2 + \dots + C_{q-1}^2}}\right)$$

$$w = r * \cos(\theta_1 + \hat{\theta}_1) * \cos(\theta_2 + \hat{\theta}_2) * \dots * \cos(\theta_{q-1} + \hat{\theta}_{q-1}) \quad (4.20)$$

Por meio do algoritmo genético, foi possível encontrar os ângulos de rotação $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_{n-1}$, que caracterizam a máxima separabilidade entre as classes, sendo que as equações (4.17) a (4.19) devem ser aplicadas a cada linha da matriz normalizada para obtenção dos ângulos. Posteriormente, a aplicação da equação (4.20) responsabiliza-se pela produção do valor LDA desejado, a partir desses mesmos ângulos.

A aplicação do algoritmo genético inicia-se pela definição da população inicial $\hat{\theta}_0$, de tamanho s , que é obtida pela amostragem dos eixos imaginários da distribuição uniforme de uma variável aleatória com valores entre 0 e 2π . A matriz $\hat{\theta}_0$ possui dimensão $s \times (q-1)$ e é utilizada somente na primeira passagem do processo iterativo, pois uma nova população, atualizada e otimizada, será utilizada na passagem seguinte. O próximo passo é projetar o conjunto de dados multidimensionais sobre um espaço unidimensional dado pela equação

(4.20), o que produz, ao final, uma matriz de dimensões $s \times p$. Esse conjunto de projeções é utilizado para o cálculo do avaliador de precisão mostrado na equação (4.21).

$$E_z = \sum_{i=1}^{\xi-1} \sum_{j=i+1}^{\xi} \left| \frac{(\bar{x}_i - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sigma_{x_i}^2 + \sigma_{x_j}^2}} \right|, \quad z = 1, 2, \dots, s \quad (4.21)$$

Onde ξ é o número de classes, $\bar{x}_i$ e $\sigma_{x_i}^2$ são a média e a variância da i -ésima classe e $\bar{x}_j$ e $\sigma_{x_j}^2$ são a média e a variância da j -ésima classe.

Quanto maior o valor E_z , melhor será a discriminação entre as classes. Portanto, o objetivo do algoritmo genético é encontrar os ângulos de rotação para os quais esse valor será máximo. Quando esse eixo é encontrado, a relevância de cada fator pode ser verificada calculando-se um novo valor E_z , mas, com o fator ajustado para zero. Considera-se como irrelevante aqueles fatores cujo novo valor seja menor que 1% do valor original.

A análise discriminante linear é utilizada em diversos campos do conhecimento, incluindo economia (IONESCU et al, 2009; MYLONAKIS; DIACOGIANIS, 2010; LUGOVSKAYA, 2010) e diagnóstico e reconhecimento de faces por imagem (LÓPEZ et al, 2009; SATO et al, 2009; BOOSHMAN et al, 2010), dentre outros. Uma das principais vantagens do uso da LDA é a redução dimensional. A partir da determinação de um valor que represente, linearmente, todas as variáveis, é possível correlacioná-lo com outras informações, tendo por base o avaliador de precisão.

Capítulo 5

MATERIAIS E PROTOCOLO DE COLETA DOS DADOS

5.1. Amostra da Coleta

A base de dados para análise foi coletada no laboratório de Engenharia Biomédica e no Hospital das Clínicas, ambos da Universidade Federal de Uberlândia. Para a coleta de dados, utilizou-se um protocolo de coleta, o qual objetivou definir o posicionamento dos sensores e identificar as atividades que acentuavam o tremor, estabelecendo, assim, critérios para inclusão e exclusão de sujeitos. No contexto desta tese, o recrutamento de indivíduos foi feito com base na idade e no fato de serem estes clinicamente saudáveis, ou seja, que não apresentassem problemas neurológicos.

Esta amostra populacional considerada foi constituída por 59 sujeitos, dos quais 29 são homens, com idade entre 44 e 86 anos, e 30 são mulheres, com idade entre 17 e 56 anos. Houve, ainda, dentre os recrutados, alunos, da Universidade Federal de Uberlândia (UFU), e voluntários, do Ambulatório de Geriatria do Hospital das Clínicas da mesma Instituição, entre 24 e 87 anos.

Nesse contexto, a pesquisa foi aprovada pelo Comitê de Ética da UFU, protocolo 3300/06, e todas as pessoas analisadas foram informadas previamente dos detalhes da pesquisa e participaram, voluntariamente, dando o seu consentimento por escrito.

Os indivíduos avaliados foram divididos em sete grupos, separados por faixa etária: G1 - 20-29 anos (n = 10 indivíduos, sendo 8 homens e 2 mulheres); G2 - 30-39 anos (n = 10 indivíduos, sendo 8 homens e 2 mulheres); G3 - 40-49 anos (n = 9, sendo 6 homens e 3

mulheres); G4 - 50-59 anos ($n = 8$ indivíduos, sendo 2 homens e 6 mulheres); G5 - 60-69 anos ($n = 10$ indivíduos, sendo 3 homens e 7 mulheres); G6 - 70-79 anos ($n = 8$ indivíduos, sendo 2 homens e 6 mulheres); G7 - 80-89 anos ($n = 4$ indivíduos, sendo 2 homens e 2 mulheres).

Fica, portanto, evidenciado que o gênero não foi levado em consideração durante o estudo. A diferença entre os grupos se justifica pelos critérios de seleção, que exigiam a ausência de doenças neuromusculares ou degenerativas, comprovada pelo exame clínico dos voluntários.

Para fins de comparação, foram considerados no grupo de jovens (GJ) os componentes dos grupos G1 e G2 (20 a 39 anos, $n = 20$) e no grupo de idosos (GI) os componentes dos grupos G6 e G7 (70 a 89 anos, $n = 12$).

5.2. Protocolo de Coleta dos Dados

Com objetivo de uniformizar os procedimentos de coleta por meio de um protocolo, o qual é de suma importância para não haja divergências na seleção dos dados, foi adotado um único padrão para cada voluntário, o qual foi estabelecido da seguinte forma: o indivíduo foi orientado a sentar-se em uma cadeira com espaldar reto, mantendo os pés totalmente apoiados no chão, com o antebraço estendido, em ângulo reto com o tronco. O voluntário deveria segurar uma caneta laser (*pointer*), apontando para uma tela colocada 80 cm à sua frente. Nessa tela estava desenhada uma espiral de Arquimedes, com o centro alinhado com o antebraço do voluntário.

No contexto desta coleta, o voluntário percorreu toda a espiral com a caneta laser de forma que o mesmo perpassasse por todos os pontos. Os sujeitos foram orientados a iniciar o processo de acordo com a solicitação das pessoas envolvidas na coleta, para que houvesse a sincronização dos equipamentos.

Na aquisição do sinal EMG foi utilizado o eletrodo ativo de superfície do eletromiógrafo, sendo que o mesmo foi posicionado sobre o músculo estensor ulnar do carpo do braço, utilizado para realizar o movimento. Após um período de 20 segundos em repouso, o voluntário foi orientado a utilizar a caneta laser (pointer) para percorrer a espiral na velocidade que fosse mais confortável, indo do centro para a extremidade, aumentando o raio. Antes de retornar para o ponto inicial, os sujeitos ficavam com a caneta apontada para o centro em situação de parado durante 20 segundos. Após esta situação, retornava contornando a espiral para o centro, diminuindo o raio (Figuras 5.1 e 5.2).

O acelerômetro foi fixado na caneta laser, de maneira a não interferir na movimentação. As medições foram feitas no braço em que o indivíduo sentisse mais conforto, seguindo a espiral no sentido do centro para a extremidade e da extremidade para o centro, com intervalos de 20 segundos entre cada medição. Desta forma, os sinais adquiridos em repouso e nas situações de movimento (do centro da espiral para fora e de fora da espiral para o centro da mesma) foram utilizados para correlacionar o envelhecimento e algumas características dos sinais.

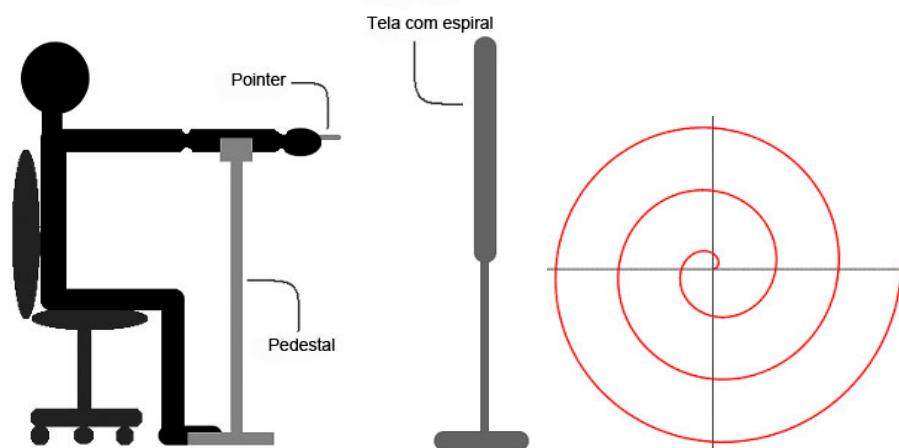


Figura 5.1- Layout do experimento I. À direita, exemplo da espiral de Arquimedes.

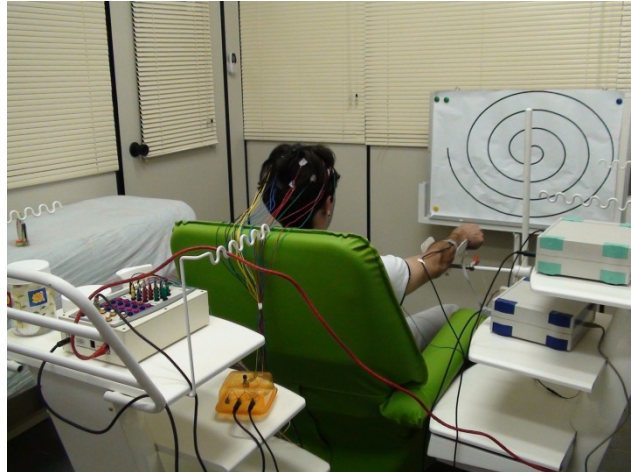


Figura 5.2 - Layout do experimento II. À frente, exemplo da espiral de Arquimedes. Na foto é possível observar-se os diversos instrumentos de medição utilizados no protocolo (EMG, EEG, acelerometria).

Os sinais coletados foram realizados de forma criteriosa, respeitando o protocolo estabelecido, citado anteriormente, incluindo a questão da higienização das mãos e do eletrodo do eletromiógrafo, com a colocação de luvas descartáveis e com organização dos equipamentos.

Cada tarefa foi realizada três vezes, e foram consideradas as médias das características do sinal coletado em cada situação - parado (repouso), com movimento para dentro da espiral (*inwards*) e para fora da espiral (*outwards*). Para fins de cálculo estatístico, foi adotada a amostra bruta dos sinais, já devidamente filtrada pelo equipamento.

Os dados foram coletados por um eletromiógrafo da marca *DataHominis* Tecnologia Ltda, modelo *Myosystem* Br1-P84, sendo utilizado o eletrodo ativo com uma distância de 1cm entre as placas e o eletrodo ativo de superfície. A região em que o eletrodo esteve colocado foi limpa com algodão embebido ao álcool 70% e a remoção dos pelos realizada quando necessária. Os eletrodos ativos diferenciais foram posicionados sobre a pele com uma distância de 1cm entre as placas. Após coletados, os dados são visualizados e armazenados pelo software do equipamento (*Myosystem* Br1 Versão 3.5.2a) e salvos em arquivos .mat implementado por um software em linguagem de programação C++.

Os dados da acelerometria foram coletados por um microacelerômetro triaxial piezoelétrico (MMA2260, Freescale), com sensibilidade de $\pm 1.5g$, fixado na ponta da caneta laser.

Antes da coleta dos dados, foi feita a checagem de ruído do equipamento com a gravação do sinal de EMG, por 30 segundos na posição de repouso de cada voluntário, fazendo-se a correção necessária. Os dados foram coletados a uma frequência de amostragem a 10.000 Hz.

O equipamento utilizado durante a coleta dos sinais eletromiográficos possui em sua entrada um filtro passa-alta em torno de 20 Hz. Por esse motivo, neste trabalho não foi realizada a comparação entre o tremor fisiológico e a eletromiografia na faixa de maior energia do sinal do tremor, localizada na faixa de frequência entre 3 Hz e 12 Hz (ver Tabela 2.1). Porém, a comparação em outras faixas de frequências, nas quais também existem manifestações do tremor fisiológico, mas com a energia do sinal reduzida, será realizada. Para a avaliação do tremor foi utilizada a acelerometria.

Ainda se faz pertinente, a nosso ver, que a coleta dos dados eletromiográficos e acelerométricos foi realizada simultaneamente, nas mesmas condições descritas acima, conforme figura 5.2. Com o término da coleta de dados, os mesmos foram analisados e processados de acordo com a descrição do próximo capítulo.

Capítulo 6

ANÁLISE DOS DADOS E SUA CORRELAÇÃO EM DIFERENTES FAIXAS ETÁRIAS

6.1 Análise dos Dados

Os dados coletados foram submetidos à ferramenta Matlab para cruzamento e verificação da correlação linear entre os elementos analisados (idade, frequência média, entropia, entre outros.), utilizando-se como indicador, o coeficiente de determinação (coeficiente de Pearson), assumindo-se como correlação perfeita o valor 1 e como correlação significativa os valores $> 0,8$. Na primeira etapa foram feitas as correlações de 16 fatores com os dados dos indivíduos de todos os grupos para verificação da coerência entre os valores obtidos e a idade: desvio médio, energia do sinal, skewness, cruzamento em zero, desvio padrão, curtose, *total displacement*, variância, F50, F80, F90, F95, frequência média, integração, RMS e entropia aproximada. Essa primeira etapa foi realizada para os dados EMG e, a seguir, para os dados da acelerometria.

Na segunda etapa, os dados dos indivíduos foram separados em dois grupos etários: grupo de jovens ($GJ = G1 + G2$) e grupo de idosos ($GI = G6 + G7$). Para cada grupo foi calculada a média e o desvio padrão de cada fator, em cada situação de coleta (*inwards*, *outwards*, parado). Os resultados obtidos para cada grupo foram comparados para verificar a existência de diferenças significativas entre os grupos. Para isso foi utilizada a análise da variância (ANOVA) para todas as características analisada dos grupos de jovens e adultos. Um valor de probabilidade menor que 0,05 ($p < 0.05$) foi considerado como limiar para a

análise da significância. A análise de variância, ou mais especificamente ANOVA, está relacionada a um conjunto de situações e procedimentos estatísticos que visa fundamentalmente verificar a existência de uma diferença significativa entre as médias de determinadas populações. Tal análise permite testar como é dada a variabilidade dos dados dentro dos grupos e se esta variabilidade é maior que a existente entre os mesmos, já que a principal aplicação da ANOVA é a comparação de médias oriundas de grupos diferentes, mostrando variações aleatórias de uma amostra para com a outra, ou se os dados vêm de populações onde as médias são verdadeiramente diferentes (DEVORE, 2006).

As análises anteriores foram feitas para avaliação da existência ou não de diferenças significativas no sinal eletromiográfico e no sinal do acelerômetro relacionadas com a idade e, consequentemente, com o envelhecimento.

A terceira etapa consistiu na aplicação das equações (17) a (21) para obtenção do avaliador de precisão (Ez) e do valor LDA das características de cada um dos 59 indivíduos. Obtidos os valores LDA individuais, estes foram novamente aplicados à ferramenta Matlab para cruzamento e verificação da correlação linear com a idade utilizando-se os mesmos critérios anteriores, ou seja, assumindo como correlação perfeita o valor 1 e correlação significativa valores $> 0,8$.

A utilização da ferramenta LDA visou complementar as análises anteriores, que buscaram diferenças significativas nos sinais relacionadas ao envelhecimento.

6.2 Resultados

6.2.1 Eletromiografia

Na primeira etapa, não foram encontradas correlações significativas, conforme é mostrado pela Tabela 6.1.

Tabela 6.1 - Coeficiente de correlação (r) dos dados eletromiográficos coletados e analisados em relação à idade por movimento do ponteiro sobre espiral

Medida	Outward	Inward	Parado
Desvio Médio	0,0846 (-)	0,0191 (-)	0,0547 (-)
Energia do Sinal	0,0132 (+)	0,0178 (-)	0,0941 (-)
Skewness	0,2657 (+)	0,2496 (-)	0,1088 (-)
Zero Crossing	0,0890 (+)	0,0437 (+)	0,0546 (+)
Desvio Padrão	0,0769 (+)	0,0384 (+)	0,0483 (+)
Curtose	0,1167 (-)	0,0727 (-)	0,1506 (-)
Total Displacement	0,1737 (+)	0,1073 (+)	0,0201 (-)
F50	0,0,207 (-)	0,0464 (-)	0,0397 (-)
F80	0,1381 (-)	0,1689 (-)	0,0170 (-)
F90	0,2106 (-)	0,2457 (-)	0,1676 (-)
F95	0,2162 (-)	0,2702 (-)	0,1982 (-)
Frequência média	0,0221 (-)	0,0633 (-)	0,0349 (+)
Integração	0,1544 (+)	0,1079 (+)	0,0552 (+)
RMS	0,0778 (+)	0,0315 (+)	0,0387 (+)
Entropia			
Aproximada	0,2256 (-)	0,2072 (-)	0,2249 (-)

(+) correlação direta / (-) correlação inversa

Na segunda etapa, as médias e desvios padrão calculados para cada fator e sua comparação entre GJ e GI são mostrados nos gráficos das Figuras 6.1 a 6.3. Esses gráficos mostram as médias das características calculadas para os indivíduos, dentro de cada grupo, e as barras de erro mostram o desvio padrão. Como pode ser observado, não houve diferenças entre os dois grupos estudados.

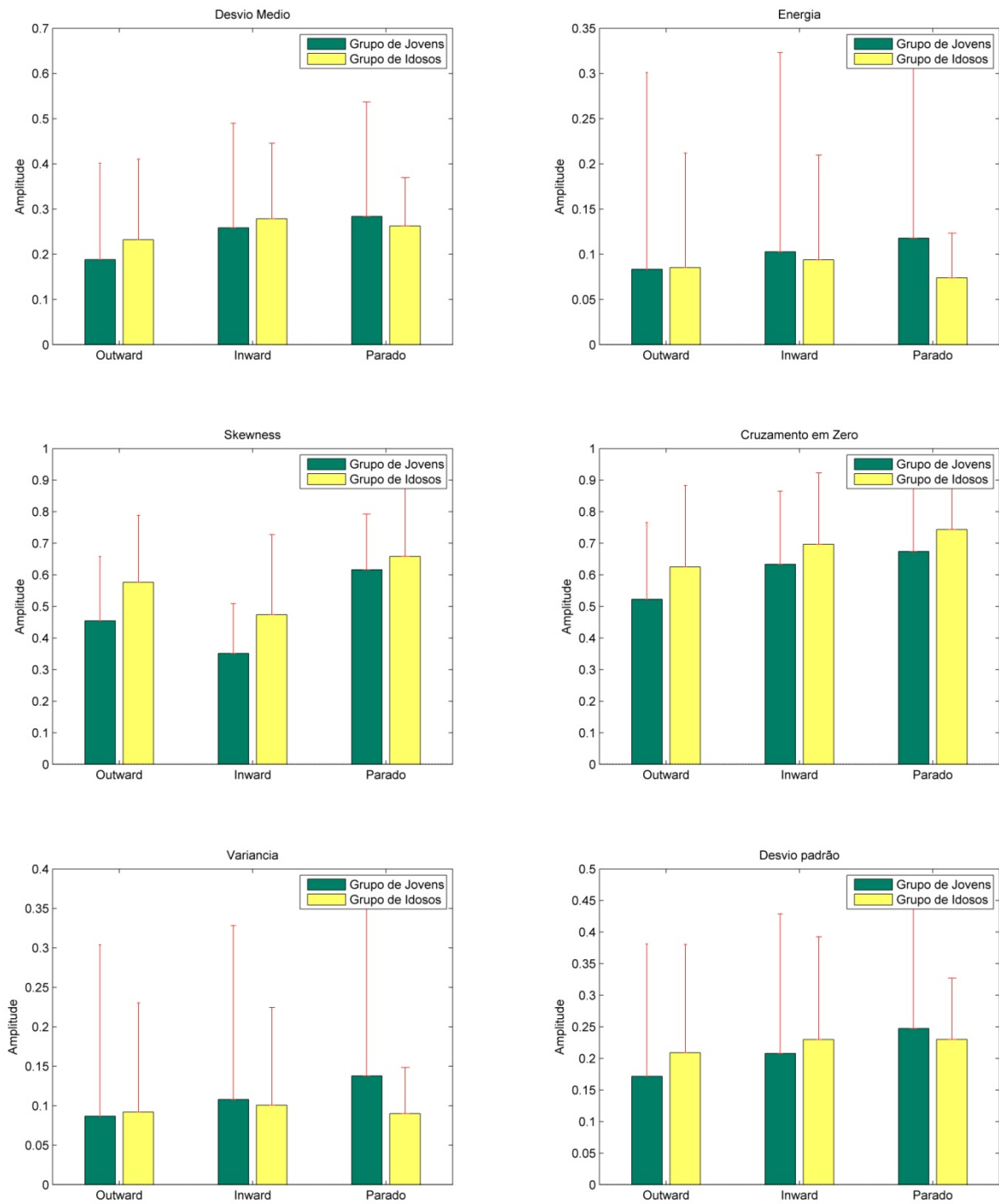


Figura 6.1 - Comparativo das médias dos sinais EMG coletados nas três situações I.

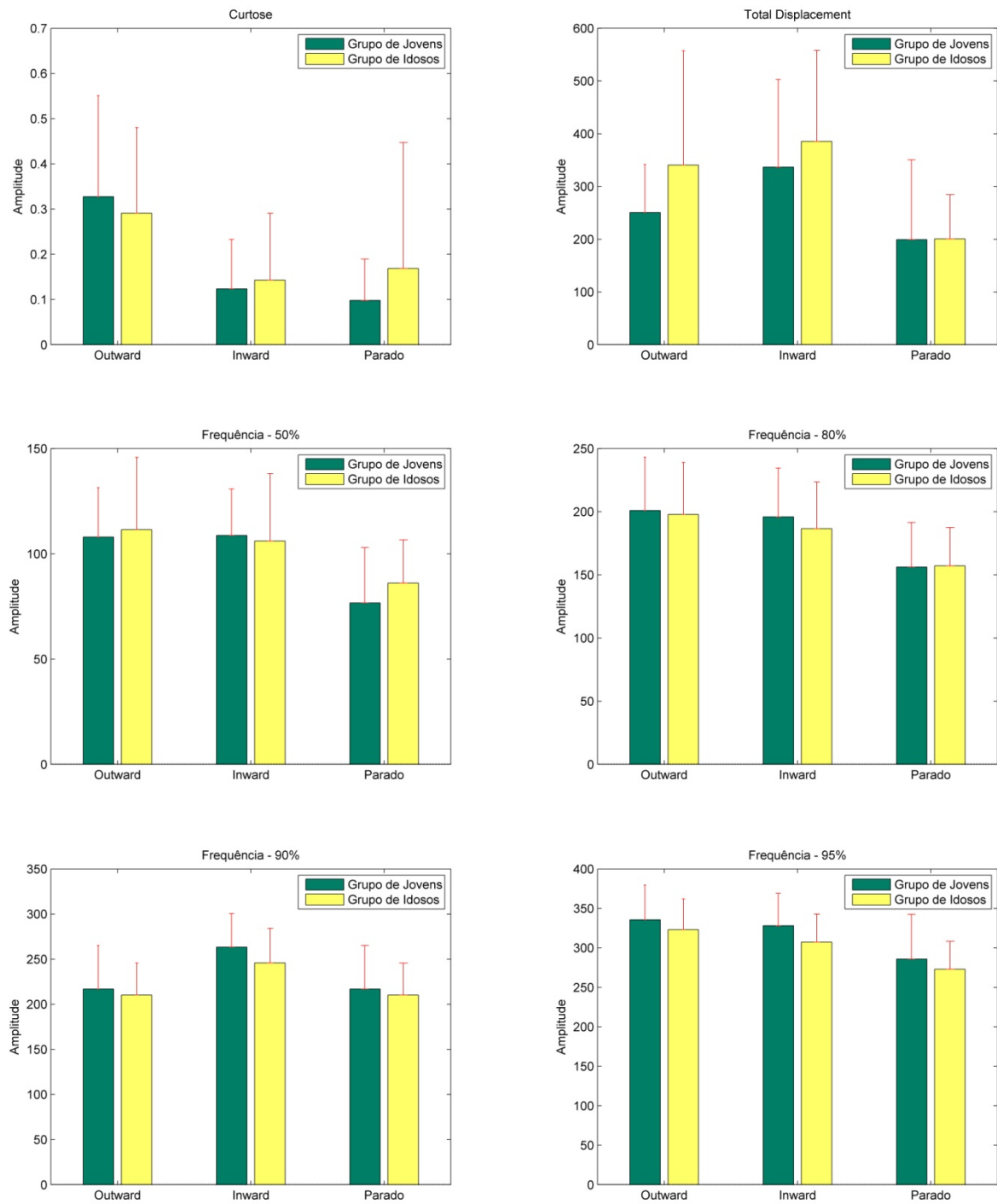


Figura 6.2 - Comparativo das médias dos sinais EMG coletados nas três situações II.

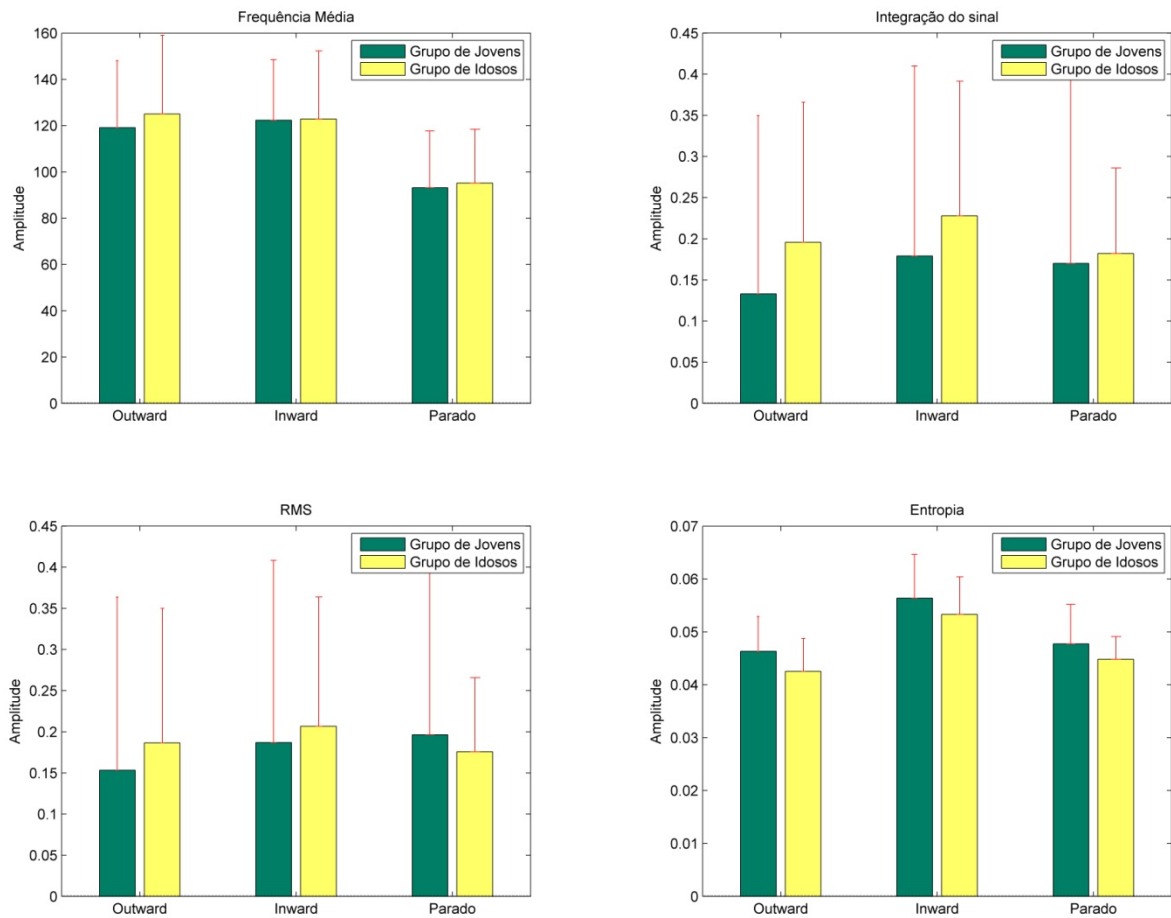


Figura 6.3 – Comparativo das médias dos sinais EMG coletados nas três situações IIII.

Foi aplicada a ANOVA para verificação de diferenças significativas entre os grupos de jovens e idosos. O menor valor para p-value obtido nas séries de testes estatísticos não teve significância dentro dos padrões da ANOVA utilizando-se $p < 0.05$, conforme a tabela 6.2. Apesar das características serem divididas em grupos de jovens e idosos houve diferença significativa, para as características: *Skewness* e F95 na situação *inward*, e entropia aproximada nas condições de parado e *outward*.

Na terceira etapa, foi inserido o cálculo do LDA-*value*, por não conseguir resultados significativos da correlação e da separação entre os dois grupos analisados anteriormente. Após o processamento do LDA dos 48 fatores considerados, 12 não tinham influência sobre o LDA final, como é mostrado na Tabela 6.3.

Tabela 6.2 – Teste Estatístico dos Grupos Jovens e Idosos - ANOVA– p-value< 0.05

Medida	Outward	Inward	Parado
Desvio Médio	0,78	0,74	0,26
Energia do Sinal	0,58	0,59	0,06
Skewness	0,11	0,04	0,22
Zero Crossing	0,67	0,89	0,73
Variância	0,21	0,70	0,07
Desvio Padrão	0,80	0,88	0,29
Curtose	0,05	0,55	0,38
Total Displacement	0,17	0,56	0,05
F50	0,97	0,39	0,81
F80	0,41	0,24	0,27
F90	0,16	0,07	0,10
F95	0,13	0,06	0,07
Frequência média	0,93	0,56	0,32
Integração	0,20	0,47	0,77
RMS	0,81	0,88	0,36
Entropia Aproximada	0,06	0,24	0,05

Tabela 6.3 – Características Relevantes ao LDA

Medida	Outward	Inward	Parado
Desvio Médio	*		*
Energia do Sinal	*	*	*
Skewness	*		*
Zero Crossing	*	*	*
Desvio Padrão			
Curtose	*	*	*
Total Displacement	*	*	
F50	*		*
F80	*	*	*
F90	*	*	*
F95	*	*	
Frequência média	*	*	
Integração	*		*
RMS	*		*
Entropia Aproximada	*	*	

As células em branco representam as características irrelevantes e o *, os fatores relevantes.

A utilização desses fatores ($n = 48$), relevantes ou não, nas equações (19) a (22), resultou no valor LDA final. Esse cálculo foi efetuado para as características de cada um dos 59 indivíduos.

Na análise dos valores LDA calculados para cada indivíduo e suas respectivas idades, foi encontrada uma correlação bastante significativa ($r = 0,89$), conforme é mostrado na Figura 6.4.

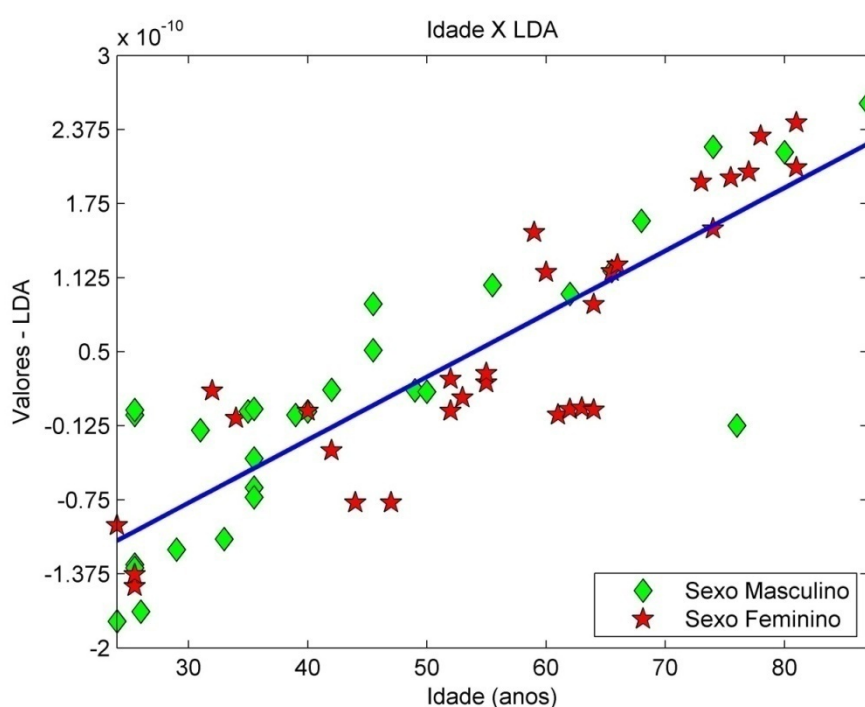


Figura 6.4 - Correlação dos valores LDA do EMG com a idade dos indivíduos ($r = 0,89$).

A figura 6.4 mostra que existe uma correlação linear entre o aumento da idade e o LDA-value.

6.2.2 Acelerometria

A acelerometria é muito utilizada para a medição do tremor em protocolos e amostras semelhantes aos deste estudo (TIMMER, J. et al, 1998; RAETHJEN, J. et al, 2000 ELBLE, 2003; STURMAN et al, 2005) , já que é capaz de detectar todas as variações de movimento nos três eixos, mesmo as mais sensíveis. O mesmo ocorre com o sinal eletromiográfico, que foi o instrumento utilizado em alguns dos estudos que constam da Tabela 2.1.

No caso deste trabalho, entretanto, o estudo dos sinais eletromiográficos não conseguiu detectar o tremor fisiológico existente na faixa de frequência de maior energia do tremor, de acordo com a literatura e o processamento realizado nesta tese. Isso se deve ao fato de que, como visto na Tabela 2.1, esse tipo de tremor ocorre em frequências abaixo de 17Hz, assim o filtro de 20Hz existente no aparelho utilizado atenua a amplitude do sinal nessa faixa de frequência. O acelerômetro não sofre esse tipo de problema e os sinais coletados podem ser atribuídos ao tremor.

Na tentativa de encontrar uma correlação dos dados da acelerometria com o EMG, foram utilizados apenas os sinais nas faixas de frequência compatíveis, ou seja, os dados da acelerometria nas faixas de frequência entre 17 e 30 Hz e entre 30 e 40 Hz, como mostram as Tabelas 6.4 e 6.5, já que nas frequências abaixo desses limites não foram processados os sinais eletromiográficos por motivo do filtro, citado anteriormente.

Podendo observar na tabela 6.4, em nenhum dos casos houve uma correlação significativa, o qual foi proposto neste trabalho considerado valores para a correlação linear acima de 0.8. Por esse motivo, buscou-se a análise da correlação dos dados do acelerômetro com a idade dos voluntários. Em um primeiro momento foi realizado a correlação com todos os indivíduos versus as características para cada eixo de forma separada. Por não ter encontrado resultados significativos para as correlações os indivíduos foram separados nos

mesmos grupos citados anteriormente: jovens (GJ) e idosos (GI). Os dados foram submetidos à mesma ferramenta e às mesmas análises estatísticas aplicadas aos dados do EMG, procurando-se manter a coerência com o restante da tese.

Tabela 6.4 - Correlação Acelerometria x Eletromiografia - Faixa de Frequência 17 – 30 Hz

	Eixo X x EMG			Eixo Y x EMG			Eixo Z x EMG		
	P	I	O	P	I	O	P	I	O
Desvio Padrão	0,01	0,15	0,01	-0,11	0,07	-0,11	-0,02	0,18	0,04
Zero Crossing	0,73	0,61	0,74	0,61	0,59	0,75	0,66	0,69	0,74
Curtose	-0,06	-0,05	0,04	-0,04	-0,05	0,03	-0,03	-0,04	0,18
Skewness	0,09	0,01	0,08	0,19	0,02	-0,26	-0,06	-0,05	-0,18
Total Displacement	0,12	0,08	0,20	-0,05	0,03	-0,01	-0,03	0,16	0,18
RMS	0,01	0,15	0,12	-0,11	0,07	-0,11	-0,02	0,18	0,04
Integral	0,01	0,54	0,55	-0,09	0,63	0,67	0,03	0,59	0,64
Energia	0,11	0,19	0,04	-0,04	0,14	-0,07	0,05	0,18	0,03
FMédia	-0,03	0,05	0,01	-0,21	-0,03	-0,11	0,01	0,12	-0,10
F90	0,05	0,10	0,18	-0,03	0,01	-0,06	-0,06	0,10	-0,07
Fpico	-0,13	0,09	-0,18	0,04	-0,01	-0,09	0,17	0,07	0,02
Entropia	-0,03	-0,08	0,07	-0,03	-0,14	0,02	-0,11	0,03	0,15
P = Parado I = Inward O = Outward									

Morrison et al (2006) mostraram em sua pesquisa uma análise do tremor em diferentes faixas de frequência: entre 2 e 4 Hz, entre 8 e 12 Hz e entre 18 e 30 Hz, tendo encontrado correlações significativas e picos de tremor nas duas primeiras faixas de frequências. Por esse motivo, também foram avaliadas as frequências de pico em intervalos para ambos os grupos. Utilizando critérios conforme consta na literatura, o sinal da acelerometria foi dividido em quatro faixas de frequências: 2 e 7 Hz, 7 e 17 Hz, 17 e 30 Hz, 30 e 40 Hz, nos três eixos: X, Y e Z.

Tabela 6.5 - Correlação Acelerometria x Eletromiografia - Faixa de Frequência 30 – 40 Hz

	Eixo X x EMG			Eixo Y x EMG			Eixo Z x EMG		
	P	I	O	P	I	O	P	I	O
Desvio Padrão	0,01	0,09	-0,02	-0,07	-0,05	-0,10	-0,06	0,09	-0,02
Zero Crossing	0,75	0,69	0,72	0,74	0,71	0,50	0,62	0,54	0,61
Curtose	0,02	-0,06	0,06	-0,01	-0,06	0,08	-0,02	-0,04	0,54
Skewness	-0,11	-0,02	0,20	-0,07	-0,08	-0,42	-0,05	0,02	0,03
Total Displacement	0,18	0,10	0,26	0,01	0,06	0,01	-0,11	0,20	0,30
RMS	0,01	0,09	-0,02	-0,07	-0,05	-0,10	-0,06	0,09	-0,02
Integral	0,03	0,60	0,62	-0,03	0,62	0,69	-0,02	0,64	0,71
Energia	0,12	0,15	0,06	0,01	0,01	-0,06	0,03	0,11	0,03
FMédia	-0,12	0,02	0,22	0,07	0,01	0,13	-0,12	-0,06	0,10
F90	-0,12	-0,08	0,31	-0,07	0,06	-0,03	-0,23	-0,05	0,25
Fpico	0,18	0,01	0,05	-0,09	0,03	-0,26	0,10	-0,05	-0,05
Entropia	-0,05	0,04	0,26	0,04	0,09	0,05	-0,08	-0,07	0,51
P = Parado I = Inward O = Outward									

De acordo com a pesquisa realizada nesta tese o tremor fisiológico é encontrado em frequências mais baixas, e os resultados apresentados nas figuras de 6.6 a 6.8 mostrou que existe uma separação de grupos na faixa de frequência entre 7 a 17Hz mais significativos comparado as outras.

Os resultados são mostrados nos gráficos das Figuras 6.5 a 6.11, para as frequências de pico e demais características que apresentaram, em alguma das três situações, a separação entre grupos. Esses gráficos mostram as médias das características calculadas para os indivíduos, dentro de cada grupo, as barras de erro mostram o desvio padrão e as características que conseguiram mostrar resultados estatísticos de forma significativa estão destacados com um asterisco. Como pode ser observado, em alguns casos houve evidência de diferenças relevantes entre os dois grupos estudados.

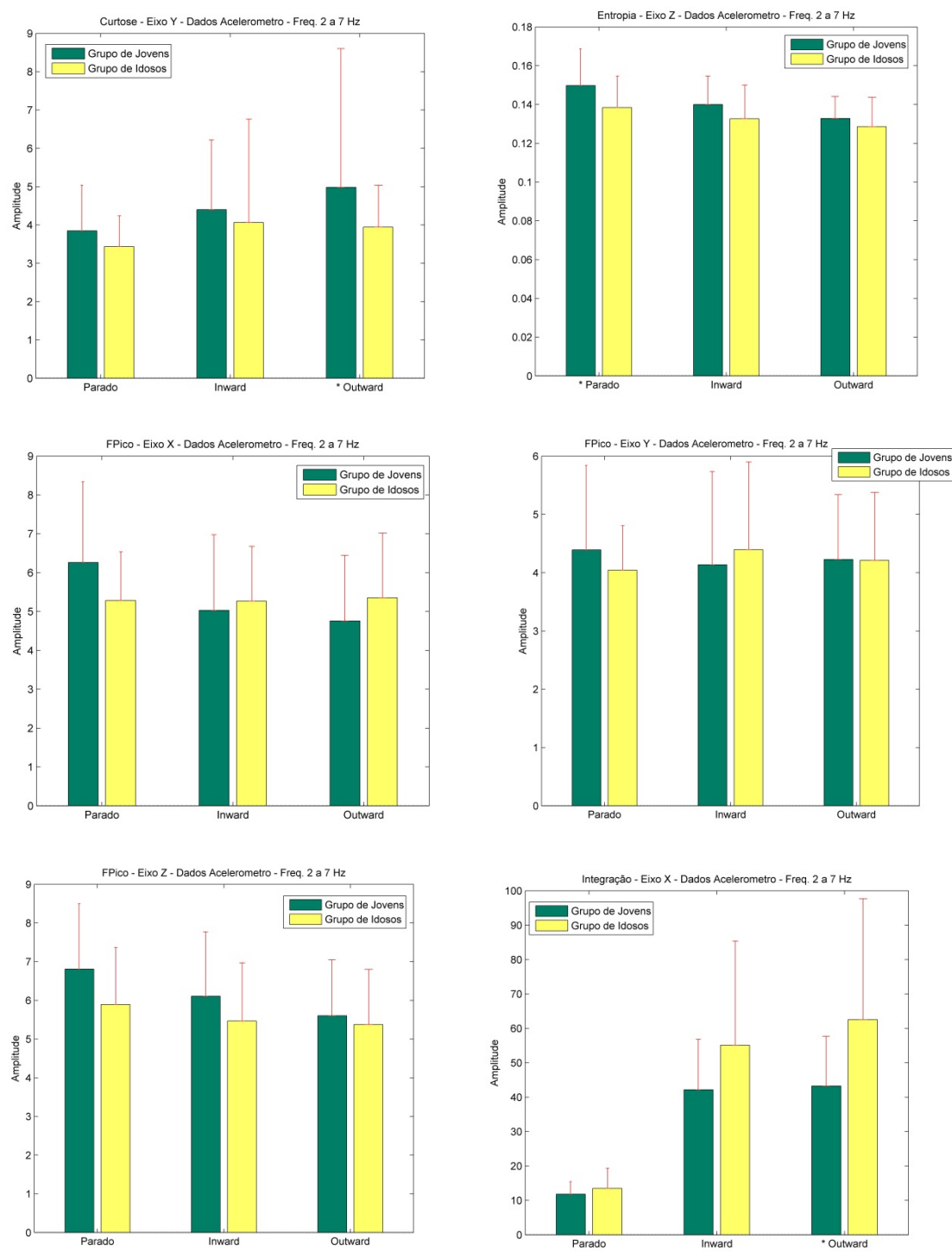


Figura 6.5 - Comparativo das médias dos sinais do acelerômetro, entre as frequências 2 e 7 Hz.

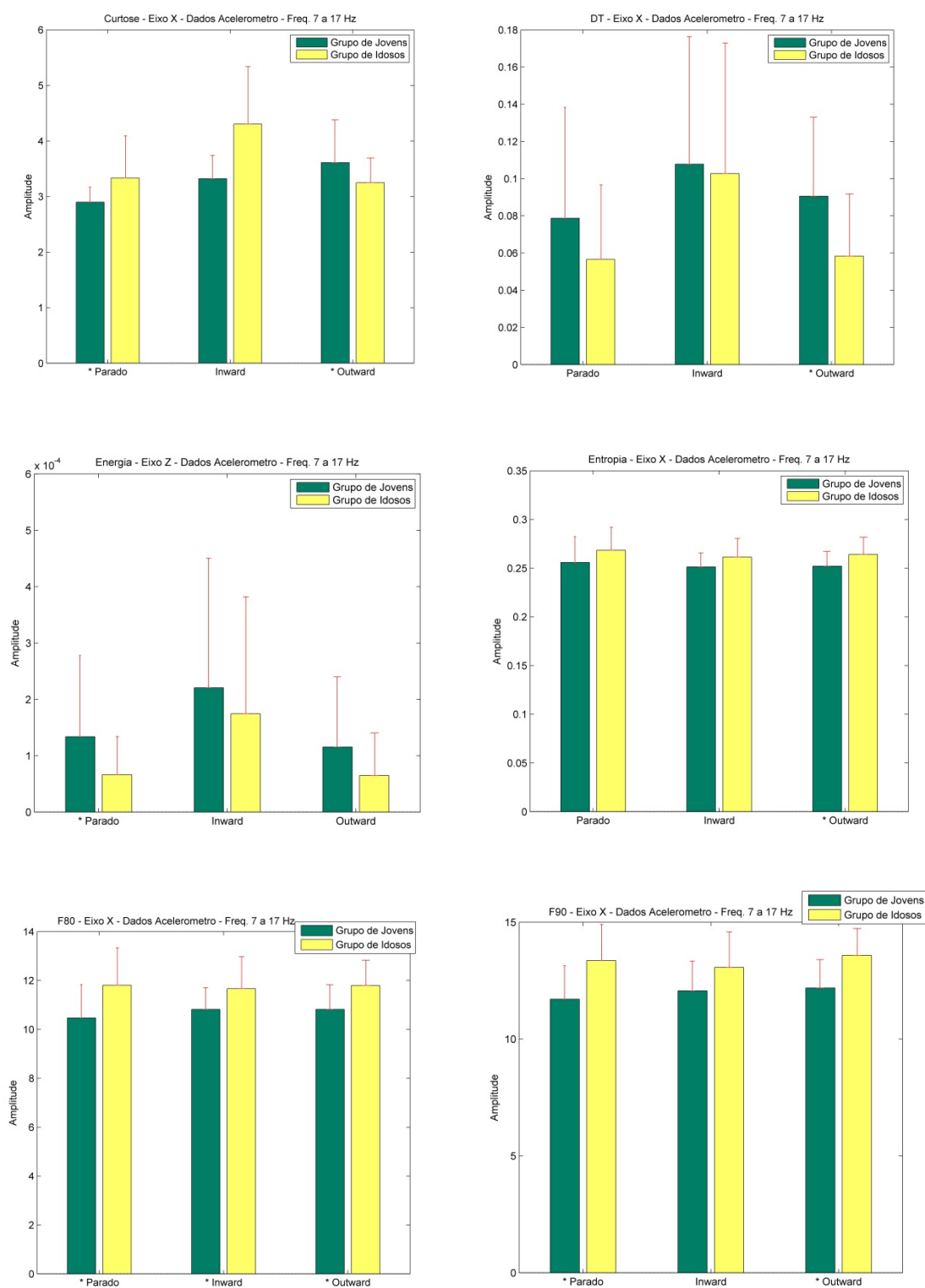


Figura 6.6 - Comparativo das médias dos sinais do acelerômetro, entre as frequências 7 e 17 Hz I.

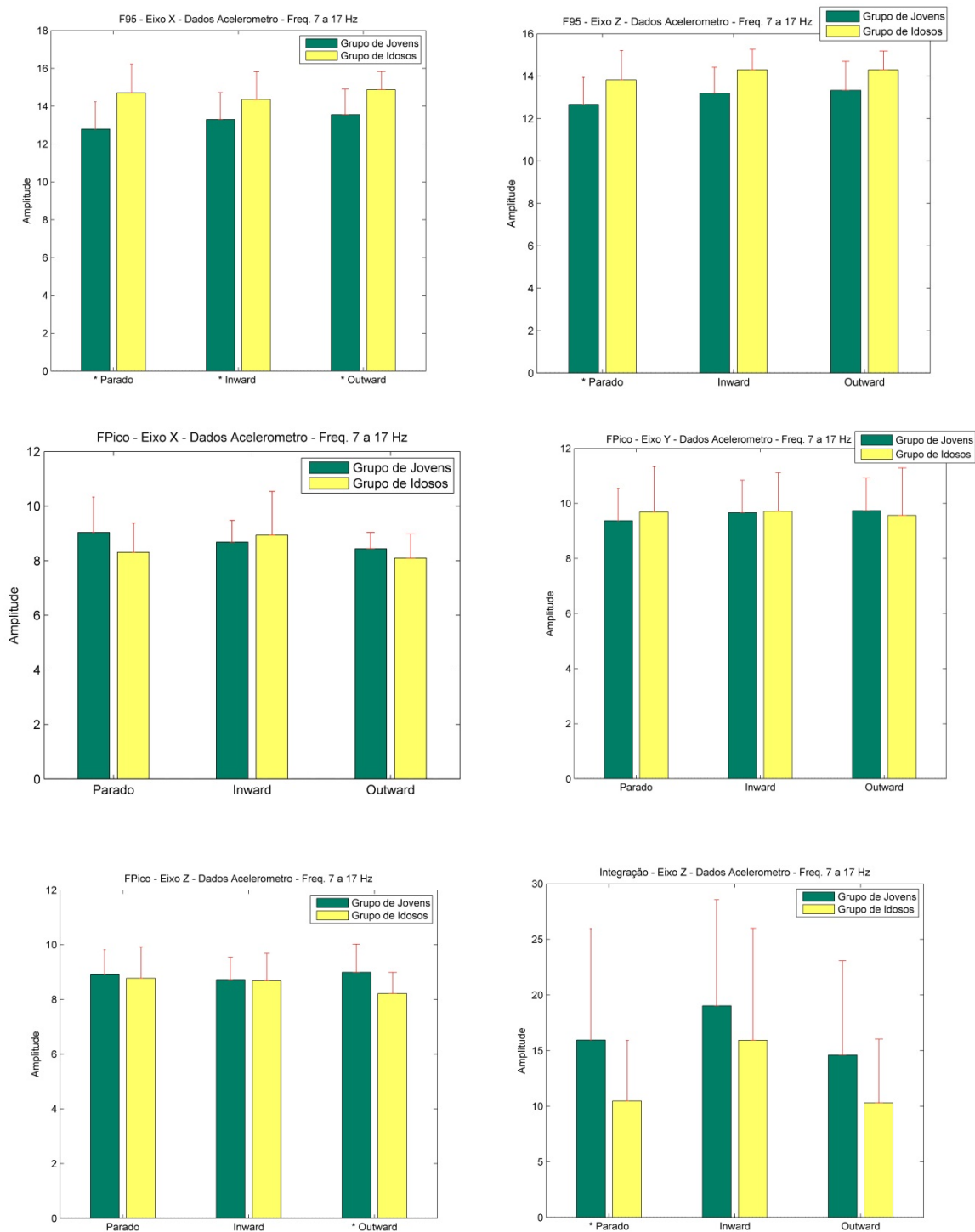


Figura 6.7 - Comparativo das médias dos sinais do acelerômetro, entre as frequências 7 e 17 Hz II.

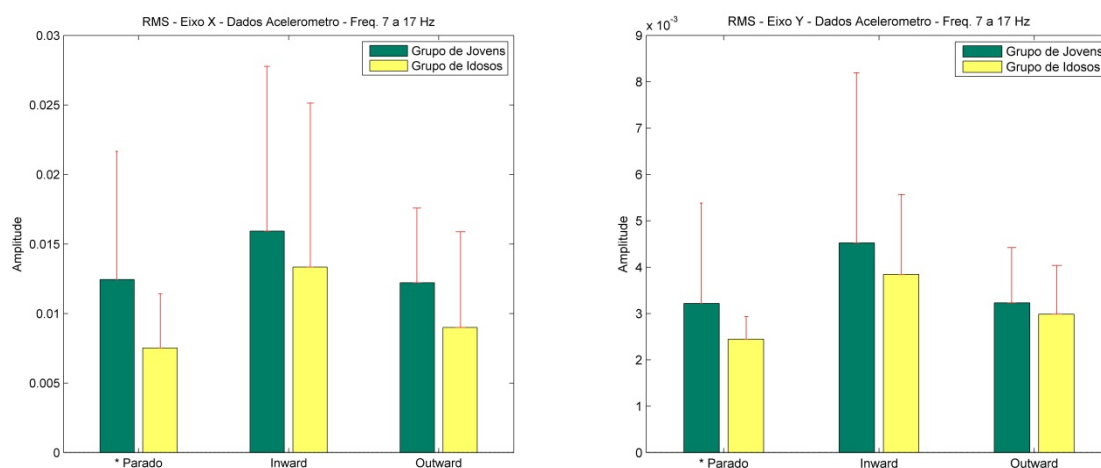


Figura 6.8 – Comparativo das médias dos sinais do acelerômetro, entre as frequências 7 e 17 Hz III.

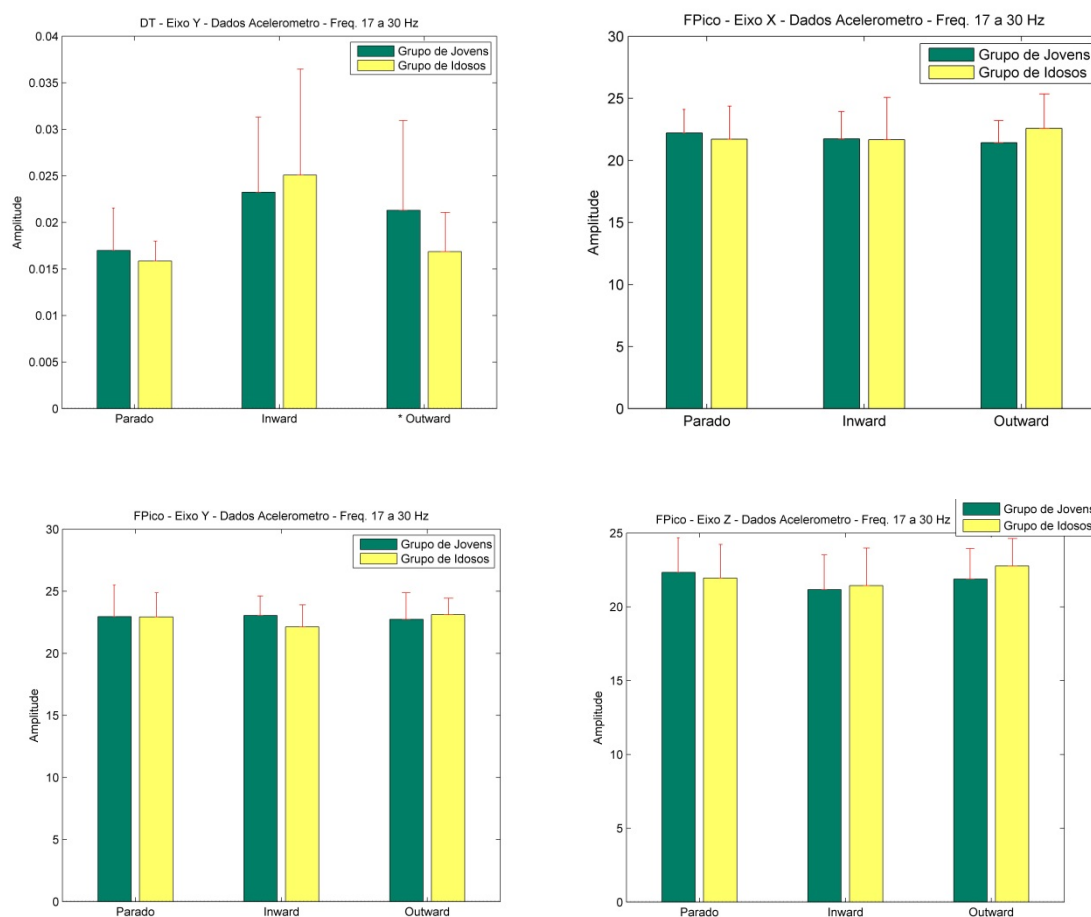


Figura 6.9 - Comparativo das médias dos sinais do acelerômetro, entre as frequências 17 e 30 Hz.

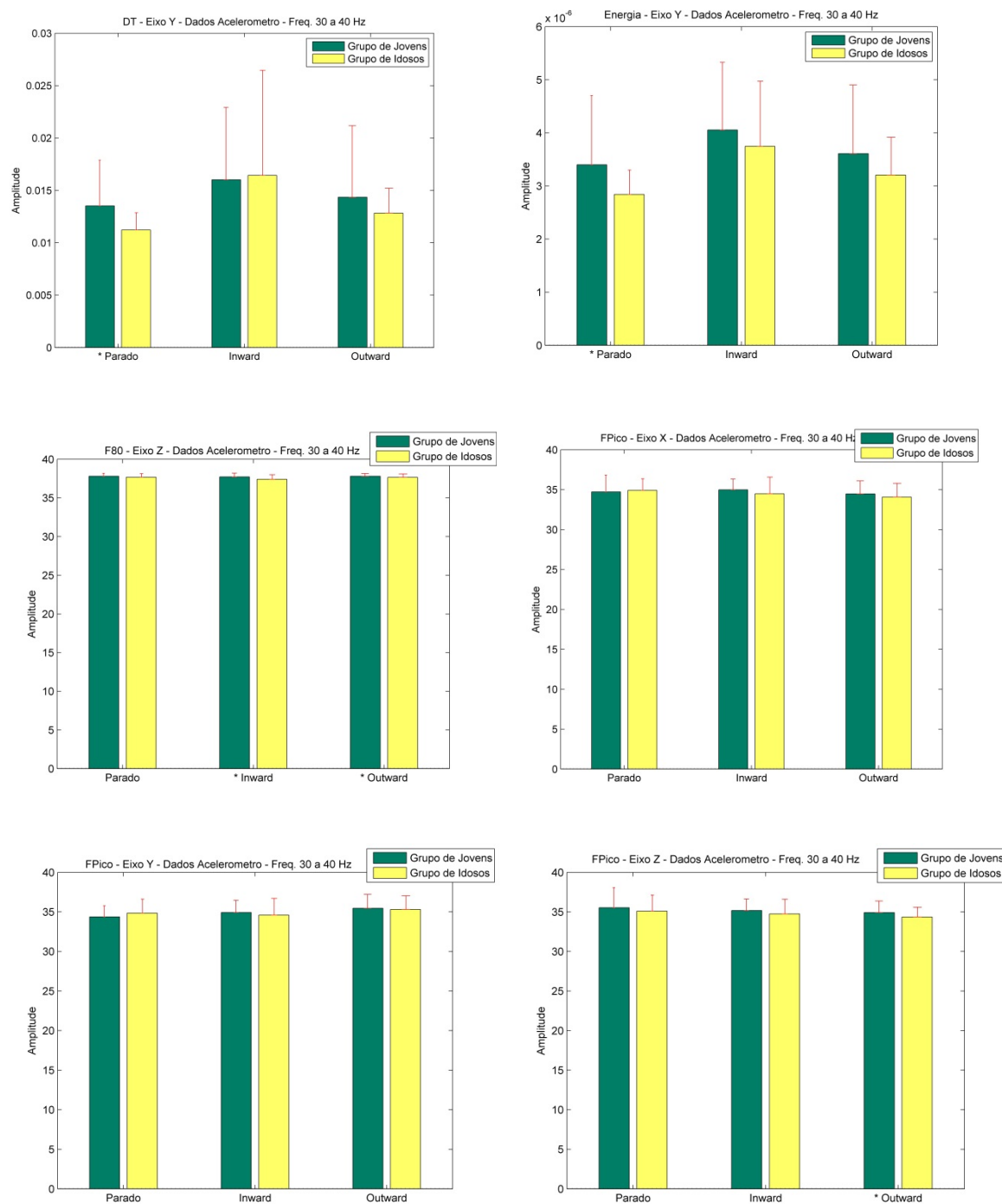


Figura 6.10 - Comparativo das médias dos sinais do acelerômetro, entre as frequências 30 e 40 Hz I.

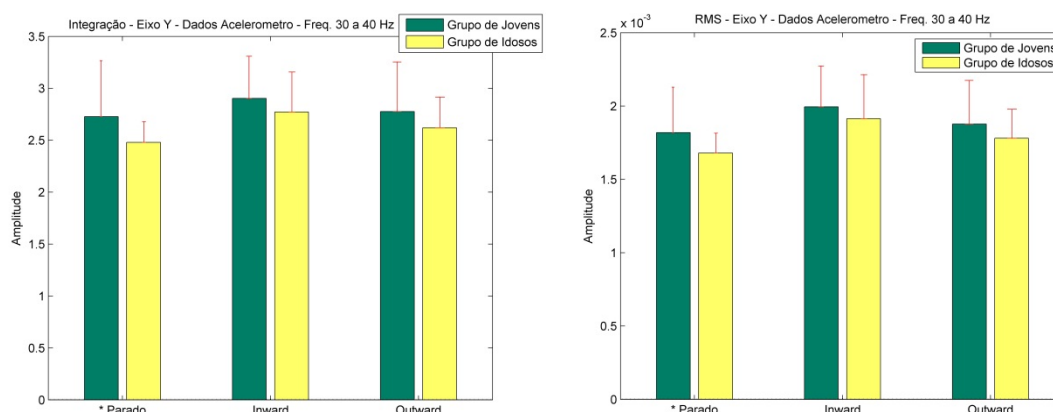


Figura 6.11- Comparativo das médias dos sinais do acelerômetro, entre as frequências 30 e 40 Hz II.

É possível observar-se que, em alguns casos, as médias obtidas em um dos grupos aparenta uma diferença em relação às médias do outro grupo. Mas quando isso ocorreu em um dos eixos, nos outros a tendência não se manteve ou apresentou resultados inversos.

Dessa forma, é possível afirmar que a correlação linear (r) não foi significativa para os cruzamentos entre os dados do acelerômetro e a idade dos indivíduos, independentemente do grupo. Os gráficos acima mostram que em determinadas situações as médias e o desvio padrão apresentam uma separabilidade dos grupos.

Para confirmação dos resultados, foi feita a análise da variância (ANOVA) para todas as características, eixos e faixas de frequência, como mostram as Tabelas 6.6 a 6.9 a seguir.

Tabela 6.6 - Teste Estatístico dos Grupos Jovens e Idosos, para os dados do Acelerômetro, na faixa de 2 a 7 Hz - ANOVA – $p\text{-value} < 0.05$

	Eixo X			Eixo Y			Eixo Z		
	P	I	O	P	I	O	P	I	O
Desvio Padrão	0,4	0,8	0,9	0,8	0,9	0,6	0,9	0,5	0,5
Desvio Médio	0,3	0,1	0,2	0,5	0,7	0,2	0,1	0,3	0,4
Zero Crossing	0,6	0,4	0,2	0,4	0,3	0,1	0,3	0,6	0,3
Curtose	0,2	0,3	0,5	0,06	0,6	0,02	0,07	0,2	0,4
Skewness	0,7	0,7	0,3	0,9	0,5	0,4	0,7	0,5	0,06
Total Displacement	0,9	0,7	0,6	0,4	0,6	0,5	0,6	0,6	0,3
RMS	0,4	0,8	0,9	0,8	0,9	0,5	0,9	0,5	0,4
Integral	0,2	0,06	0,05	0,5	0,2	0,06	0,8	0,2	0,1

Tabela 6.8 - Teste Estatístico dos Grupos Jovens e Idosos, para os dados do Acelerômetro, na faixa de 17 a 30 Hz - ANOVA – p-value< 0.05

	Eixo X			Eixo Y			Eixo Z		
	P	I	O	P	I	O	P	I	O
Desvio Padrão	0,7	0,5	0,9	0,3	0,5	0,9	0,2	0,1	0,4
Desvio Médio	0,7	0,5	0,9	0,4	0,5	0,2	0,2	0,1	0,5
Zero Crossing	0,2	0,09	0,3	0,3	0,2	0,3	0,1	0,8	0,6
Curtose	0,09	0,5	0,1	0,3	0,8	0,1	0,7	0,3	0,9
Skewness	0,3	0,6	0,1	0,9	0,9	0,3	0,1	0,5	0,2
Total Displacement	0,4	0,1	0,5	0,07	0,9	0,01	0,4	0,1	0,6
RMS	0,3	0,5	0,9	0,1	0,4	0,1	0,2	0,1	0,4
Integral	0,4	0,1	0,8	0,2	0,5	0,1	0,4	0,1	0,6
Energia	0,5	0,4	0,7	0,3	0,5	0,1	0,1	0,2	0,3
FMédia	0,3	0,09	0,9	0,9	0,7	0,8	0,2	0,3	0,4
Fpico	0,5	0,3	0,1	0,7	0,1	0,4	0,4	0,8	0,2
F50	0,4	0,1	0,9	0,8	0,9	0,6	0,1	0,1	0,5
F80	0,7	0,2	0,8	0,8	0,3	0,9	0,2	0,1	0,7
F90	0,6	0,4	0,9	0,9	0,7	0,8	0,1	0,08	0,9
F95	0,8	0,4	0,9	0,2	0,4	0,9	0,07	0,1	0,8
Entropia	0,4	0,1	0,8	0,9	0,7	0,5	0,3	0,3	0,5
P = Parado I = Inward O = Outward									

Tabela 6.9 - Teste Estatístico dos Grupos Jovens e Idosos, para os dados do Acelerômetro, na faixa de 30 a 40 Hz - ANOVA – p-value< 0.05

	Eixo X			Eixo Y			Eixo Z		
	P	I	O	P	I	O	P	I	O
Desvio Padrão	0,9	0,8	0,7	0,1	0,3	0,1	0,6	0,4	0,5
Desvio Médio	0,8	0,8	0,7	0,2	0,3	0,2	0,7	0,5	0,4
Zero Crossing	0,2	0,5	0,4	0,3	0,8	0,3	0,2	0,06	0,3
Curtose	0,8	0,5	0,05	0,3	0,7	0,3	0,3	0,9	0,09
Skewness	0,3	0,9	0,4	0,5	0,7	0,4	0,9	0,7	0,6
Total Displacement	0,9	0,9	0,3	0,05	0,7	0,1	0,2	0,6	0,7
RMS	0,8	0,8	0,7	0,02	0,8	0,1	0,6	0,3	0,5
Integral	0,06	0,3	0,4	0,03	0,3	0,1	0,4	0,4	0,7
Energia	0,08	0,8	0,6	0,01	0,3	0,2	0,5	0,3	0,2
FMédia	0,5	0,5	0,9	0,8	0,4	0,6	0,1	0,07	0,2
Fpico	0,2	0,4	0,3	0,6	0,2	0,2	0,1	0,6	0,04

Integral	*	*	*	*	*	*	*	*	*
Energia	*	*	*	*	*	*	*	*	*
FMédia			*	*					*
Fpico	*	*	*	*	*	*	*	*	*
F50	*	*		*	*	*	*	*	*
F80	*	*	*	*	*	*	*	*	*
F90	*	*	*	*	*	*	*	*	*
F95	*	*	*	*	*	*	*	*	*
FPico	*	*		*	*		*	*	*
Entropia	*	*	*	*	*		*	*	*

Obs: as células em branco representam as características irrelevantes e o *, os fatores relevantes.

No segundo momento, utilizando a própria LDA com objetivo de mostrar a correlação entre os grupos de jovens e idosos para cada eixo e faixa de frequência, sendo calculado seu valor para cada um dos sujeitos. Abaixo é mostrada a correlação entre os grupos do LDA-*value* com a idade nas Figuras 6.12 a 6.14.

No contexto desta análise foi calculado o valor da correlação linear dos grupos, da LDA-*value* com o tremor fisiológico, conforme a tabela 6.11. Após correlacionar os valores obtidos foram significativos seguindo o padrão adotado nesta tese com coeficiente linear acima de 0.8.

Tabela 6.11 - Valores do coeficiente de correlação linear do LDA com a idade dos voluntários, para a acelerometria

Faixas de frequência	Eixo X	Eixo Y	Eixo Z
2 a 7 Hz	0,96	-0,92	-0,98
7 a 17 Hz	0,87	-0,88	0,99
17 a 30 Hz	-0,93	0,97	-0,90
30 a 40 Hz	0,96	0,88	-0,82

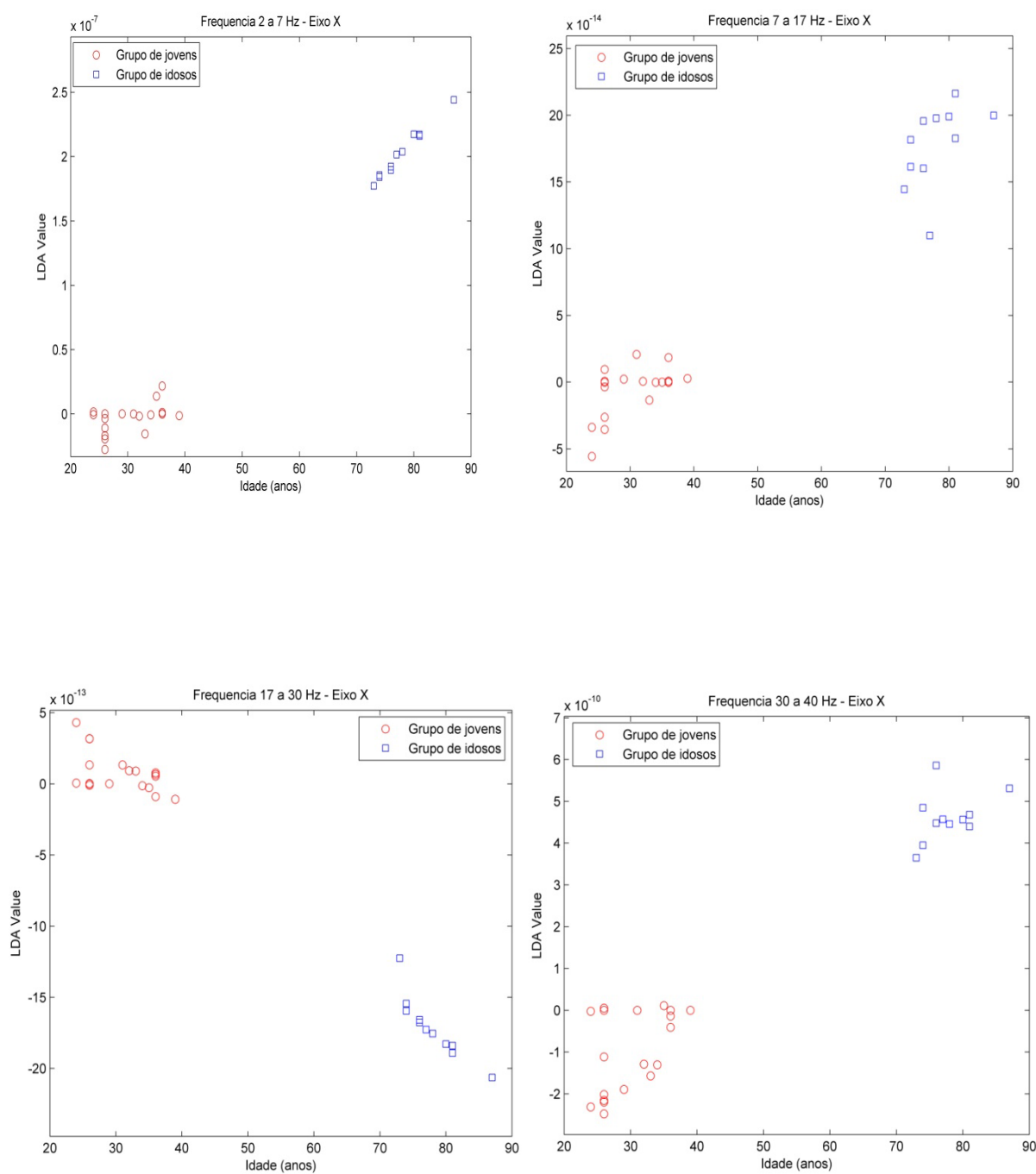


Figura 6.12 - Correlação do valor LDA com a idade, para o Eixo X, nas quatro faixas de frequência utilizadas para estudo.

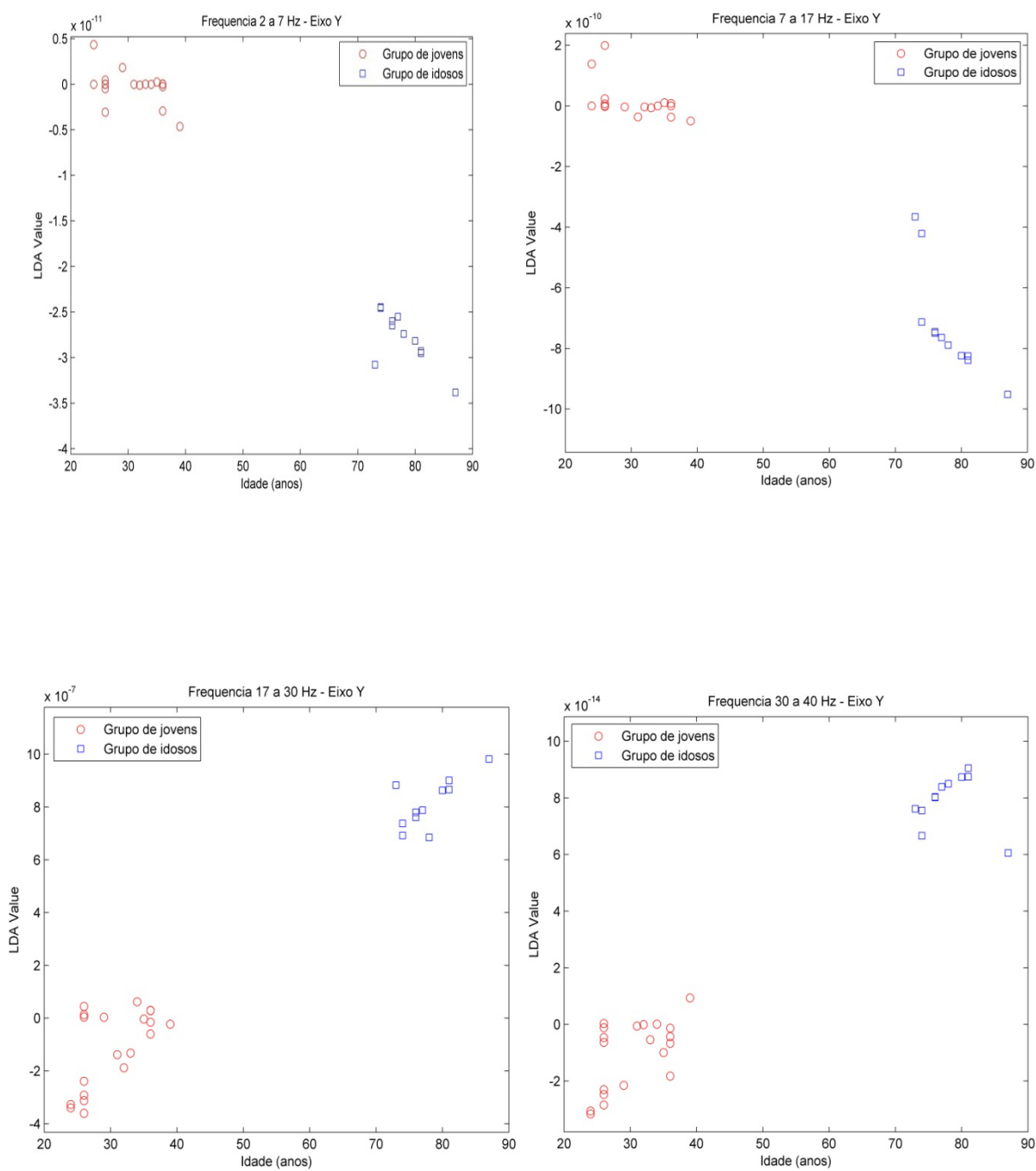


Figura 6.13 - Correlação do valor LDA com a idade, para o Eixo Y, nas quatro faixas de frequência utilizadas para estudo.

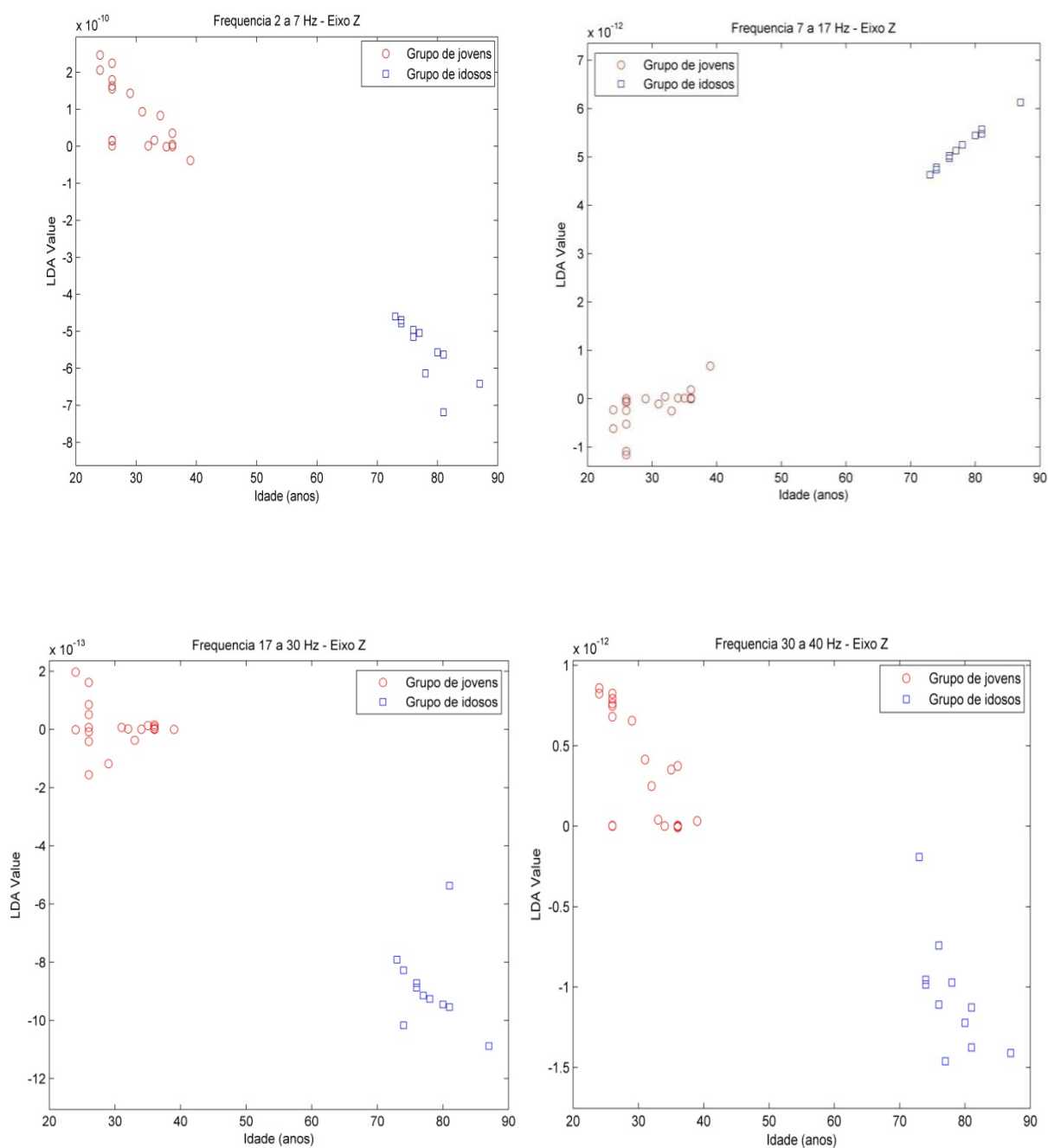


Figura 6.14 - Correlação do valor LDA com a idade, para o Eixo Z, nas quatro faixas de frequência utilizadas para estudo.

As figuras permitem concluir que o LDA possibilita uma total correlação entre os grupos. Para comprovar os resultados obtidos, foi realizado o cálculo do coeficiente da correlação linear, apresentado na Tabela 6.11.

Dentro dos resultados encontrados foi aplicada a ferramenta LDA para o sinal da acelerometria separado por eixos, utilizando todas as características selecionadas para os experimentos anteriores e todos os indivíduos, sem fazer a separação por grupos. Dessa forma, foram obtidos três gráficos, mostrando a evolução do valor LDA com a idade e suas respectivas correlações, de acordo com as figuras 6.15, 6.16 e 6.17:

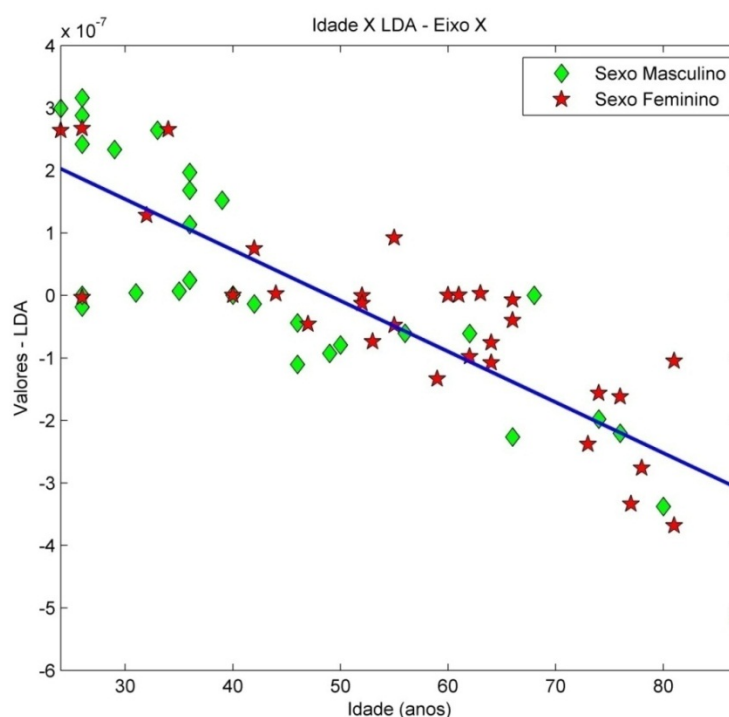


Figura 6.15 - Correlação do valor LDA com a idade, para o Eixo X, considerando todas as faixas de frequência e todos os indivíduos. ($r = -0.84$)

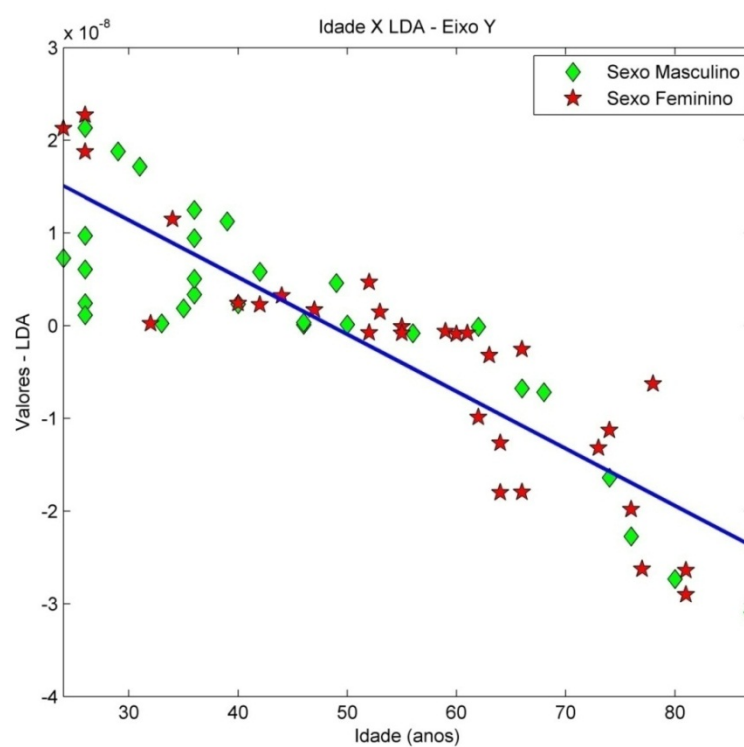


Figura 6.16 - Correlação do valor LDA com a idade, para o Eixo Y, considerando todas as faixas de frequência e todos os indivíduos. ($r = -0.88$)

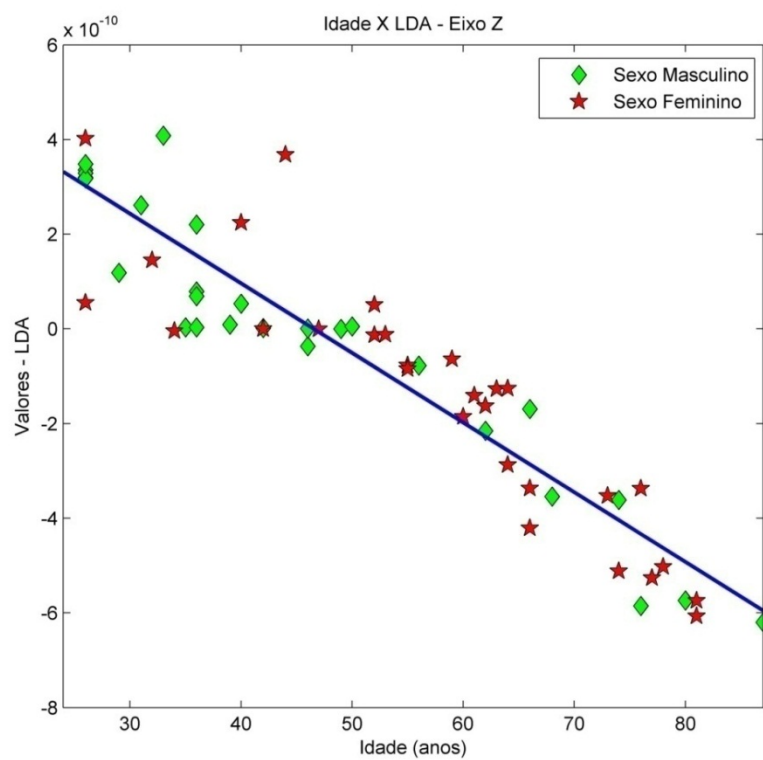


Figura 6.17 - Correlação do valor LDA com a idade, para o Eixo Z, considerando todas as faixas de frequência e todos os indivíduos. ($r = -0.91$)

As figuras 6.15, 6.16 e 6.17 mostram que existe uma correlação linear significativa entre o LDA-*value* calculado para a acelerometria com a idade, mostrando uma tendência do avanço do tremor fisiológico com a idade.

6.3 Frequência de Pico do sinal Eletromiográfico versus Acelerometria

Na Figura 6.18 é possível observar-se que não houve separação entre os grupos de forma significativa entre as frequências de pico do sinal EMG para as faixas de 17-30 Hz e 30-40 Hz, confirmando os resultados anteriores, na separação de grupos do sinal eletromiográfico. No sinal da acelerometria aconteceu praticamente a mesma situação exceto para o movimento outward na faixa de frequência entre 30-40 Hz, conforme mostrado na figura 6.10.

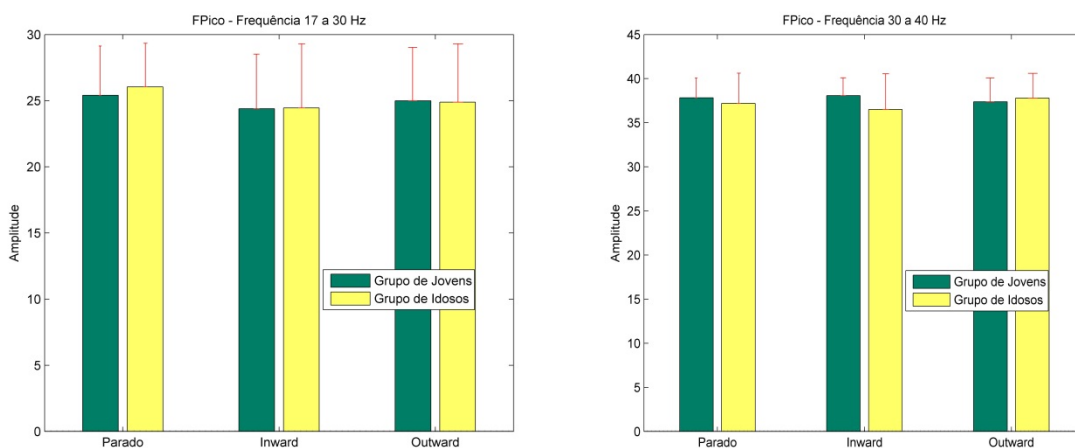


Figura 6.18 - Comparativo entre as médias do sinal eletromiográfico – Frequência de Pico, entre as frequências 17 a 30 e 30 e 40 Hz.

6.4 Discussão

6.4.1 Eletromiografia

A análise das Figuras 6.1 a 6.3 mostra que, as diferenças dos sinais coletados para a EMG entre o grupo de jovens e de idosos foram mais significativas para os fatores RMS, *skewness*, deslocamento total (*total displacement*) e cruzamento em zero.

Considerando as variáveis que podem influenciar o valor RMS, tais como, número de unidades motoras recrutadas na contração e velocidade de propagação do sinal, por exemplo, percebe-se que há diferenças nas características entre os dois grupos, GJ e GI. Em movimento, os valores RMS foram maiores para o GI, enquanto que, na condição parado foram menores. Se esses resultados forem comparados com os obtidos para a integral que representa a potência total despendida pode-se supor que nos idosos, sendo essa potência média mais elevada, é provável que haja um menor número de unidades motoras recebendo um estímulo mais elevado, o que provoca uma maior carga de sinal por unidade nas situações de movimento. Essa hipótese é parcialmente reforçada pelos dados do comparativo do deslocamento total, que foram maiores para o grupo de idosos do que para o grupo de jovens.

É interessante notar que apesar de ter havido maior número de cruzamentos no eixo das abscissas (cruzamento em zero) para os idosos, a *skewness* não refletiu esse mesmo resultado. Destaca-se, entretanto, que elas não possuem a mesma regularidade em ambos os grupos. O comparativo demonstra que a distribuição dos valores absolutos do sinal eletromiográfico é mais assimétrica entre os idosos do que entre os jovens. Todos esses resultados podem indicar uma variação maior no sinal para o GI, tanto que o desvio padrão desse grupo foi superior à média do mesmo fator para o GJ.

Mais importante, porém, é a correlação encontrada entre o LDA-*value* e a idade, que apresentou valor bastante significativo ($r = 0,89$). Sua discriminação linear reforça a existência de um comportamento neuromuscular distinto, que se acentua com a idade.

A principal característica da LDA é exatamente a composição discriminativa, que permite identificar e separar grupos e subgrupos de indivíduos. A unidade gerada pelo cálculo discriminante oferece uma forma de padrão que representa seus componentes, já que procura preservar ao máximo as informações originais. Tanto que essa técnica é utilizada em outras áreas para a análise de situações que envolvam diversas variáveis, que individualmente não conseguem representar o resultado desejado, como ocorre, por exemplo, em Economia, para a previsão da insolvência de empresas com base nos indicadores contábeis (TAFFLER, 1982; CASTRO JÚNIOR, 2003; GUIMARÃES; MOREIRA, 2008), ou no reconhecimento de face, com base em suas diversas características (CHENGJUN; WECHSLER, 2002; JUWEI; PLATANOTIS; VENETSANOPOULOS, 2003; ZHANG; SHEN; ZHOU, 2005).

Da mesma forma, neste estudo, utilizou-se a LDA para identificar padrões nos registros eletromiográficos dos indivíduos, permitindo associar esses padrões à idade cronológica, o que resultou em uma correlação bastante significativa.

Como já foi citado anteriormente, o sinal eletromiográfico é composto pelo sinal neuromuscular que se origina de inúmeras MUAPs, situadas abaixo da área do eletrodo ou nas regiões adjacentes. Para sua análise, o sinal é submetido às diversas ferramentas matemáticas e/ou estatísticas, que permitem avaliar fatores componentes de maneira individual.

Nem sempre esse estudo pormenorizado leva a conclusões definitivas, como pode ser observado em alguns dos trabalhos revisados neste estudo. O trabalho de Elble (2003), apesar de semelhante ao de Raethjen et al (2000), apresentou resultados distintos, especialmente no que se refere à influência da ressonância mecânica no tremor fisiológico.

Em todas essas situações é importante levar em consideração que os protocolos de coleta e as amostras são diferentes. Isso torna complexa a análise comparativa dos resultados, pois diversos fatores podem influenciar nos dados coletados. A grande maioria dos estudos publicados, por exemplo, não se refere ao formato ou tamanho dos eletrodos de superfície utilizados para a coleta dos sinais, fator que, segundo Soderberg (1992) e Gerleman e Cook (1992), pode interferir positiva ou negativamente na qualidade do sinal EMG.

6.4.2 Acelerometria

Ainda mais significativos foram os valores encontrados para a correlação linear da LDA da acelerometria com a idade, conforme mostra a Tabela 6.11 e as figuras 6.15 a 6.17, com os seguintes valores de correlação: $r = 0,84$, $0,88$ e $0,91$ para os eixos X, Y e Z respectivamente. É importante lembrar que, enquanto a EMG está relacionada aos sinais mioelétricos, a acelerometria mede a movimentação nos três eixos, ou seja, o efeito da variação da aceleração dos membros superiores.

Apesar dos dados coletados terem naturezas diferentes, as ferramentas estatísticas utilizadas para extrair características do EMG e do acelerômetro não foram, individualmente, significativas para correlacionar os sinais com a evolução da idade. Quando consideradas em conjunto, entretanto, como ocorrem com a LDA, os resultados apontam para outra conclusão e isso foi comprovado nas análises feitas para as duas formas de medição.

O fato da correlação entre o LDA da acelerometria e a idade dos indivíduos terem sido significativa, dentro dos critérios estabelecidos neste estudo, para os três eixos, comprova que os padrões de contração muscular se alteram com o avanço da idade, provocando um aumento na aceleração dos membros superiores, que pode não ser perceptível a olho nu. As eventuais diferenças nessa correlação entre os eixos, dependendo da faixa de frequência, como

aparecem na Tabela 6.11, podem ser atribuídas à posição ou pressão exercida da mão dos voluntários durante a realização do exercício.

Mesmo realizando análise com todos os indivíduos e não separando por grupos pode-se afirmar que a acelerometria captou o tremor fisiológico de acordo com as correlações encontradas nos três eixos. Com a clareza apresentada nas figuras 6.12 a 6.14 são inegável que houve uma maior variação de movimentação das mãos e/ou dedos utilizados para segurar a caneta laser entre os indivíduos mais idosos, quando comparados com os mais jovens.

Machowska-Majchrzak et al (2007) encontraram diferenças nos registros da acelerometria entre pacientes com tremores patológicos e pacientes saudáveis (tremor fisiológico), o que mostra que o acelerômetro é um instrumento válido para medição do tremor. Já Calzetti et al (1987), analisando pacientes com tremor essencial, não conseguiram estabelecer um padrão nessas diferenças, ao menos no que se refere às características extraídas da acelerometria (frequência e amplitude, membro mais ou menos afetado, frequência de pico, idade, entre outros). Assim como ocorreu com os estudos que utilizam EMG, a análise de características individuais da acelerometria não produziu resultados que fossem inequívocos para esses grupos.

Quando se procura, entretanto, ferramentas que possam ser úteis para um estudo científico de determinada situação, as limitações não podem ser relevantes a ponto de interferir no resultado. Todas as informações disponíveis precisam ser consideradas e acrescentadas ao conhecimento adquirido, permitindo sua ampliação.

Nesse caso, outra vantagem da LDA é sua certa independência da metodologia. Como a redução dimensional visa obter uma diferenciação intra e interclasses, desde que tenha sido utilizado o mesmo protocolo para todos os indivíduos e fatores, o resultado final é coerente com o conjunto de características analisadas individualmente.

Após análise das características utilizando a ferramenta LDA e com o resultado obtido nesse processamento, conforme Figuras 6.4, 6.12 a 6.14 e 6.15 a 6.17, é possível afirmar-se que as alterações no sistema neuromuscular ocorridas com o envelhecimento podem ser responsáveis por mudanças em toda a trajetória do sinal bioelétrico e em seus efeitos. Em outras palavras, o comportamento muscular certamente apresenta alterações em sua forma de expressão, provocadas por mudanças fisiológicas, bioquímicas e morfológicas relacionadas com o aumento da idade em todo o trajeto do sinal de estímulo, desde o sistema nervoso central até a unidade motora.

Ao mesmo tempo, a análise discriminante linear pode superar as eventuais variações de resultados, provocada por interferência de fatores não considerados na coleta dos sinais bioelétricos ou em sinais a eles relacionados, como ocorre com a acelerometria. Como foi observado neste trabalho, independentemente do protocolo, enquanto os fatores individuais não apresentaram resultados conclusivos, o padrão individual formado por estes, e dado pela LDA, mostrou outra realidade. Concluímos nesta análise da acelerometria a existência do tremor fisiológico mais acentuado pesquisado por meio da correlação linear, onde encontrado resultados mais significativos para o eixo Z na faixa de frequência entre 7 a 17Hz e para análise utilizando toda a faixa este mesmo eixo trouxe melhor resultado comparado aos outros.

Capítulo 7

CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS

O envelhecimento da população mundial torna cada vez mais importante a ampliação dos estudos relacionados à saúde dessa faixa etária, visando não só garantir uma melhor qualidade de vida para esses indivíduos mas também compreender melhor os processos relacionados à redução funcional do organismo com o aumento da idade e apresentar novas propostas de conduta preventiva para as gerações mais jovens.

Os distúrbios de movimento fazem parte do conjunto de problemas que afetam os idosos e prejudicam seu cotidiano. A deterioração do sistema neuromotor, provocada pelo envelhecimento não patológico, é uma das áreas que ainda pode ser melhor explorada pela ciência. Há diversos trabalhos que comprovam a perda de massa óssea e muscular, mas o estudo dos sinais neuromotores esbarra nas dificuldades de acesso às estruturas responsáveis por sua geração e condução. A utilização da eletromiografia de superfície e da acelerometria é uma alternativa para esses casos, já que permite captar os sinais mioelétricos dissipados pelas unidades motoras ou pela movimentação dos membros, em repouso, em postura ou em movimento, sem apresentar os incômodos e desvantagens dos métodos mais invasivos.

Os sinais coletados pelo EMG são complexos porque reúnem diversas características que somente podem ser analisadas depois de sua decomposição com o auxílio de ferramentas matemáticas e estatísticas. Como representam o conjunto de sinais dissipados sob a área de coleta e nas regiões adjacentes, muitas vezes cobrindo uma área composta por centenas de unidades motoras, essa análise precisa ser efetuada com cuidado, para evitar conclusões que

não correspondam à realidade. O acelerômetro, entretanto, apresenta sinais mais simples, que expressam apenas a movimentação do membro no espaço tridimensional.

No caso do estudo dos efeitos do envelhecimento sobre o sistema neuromuscular, os trabalhos estão voltados, em grande parte, para a análise dos tremores patológicos, que certamente representam um importante papel na queda de qualidade de vida dos idosos. Apesar de amplamente pesquisados, ainda há alguns aspectos que suscitam dúvidas e resultados conflitantes quando comparados estudos com protocolos semelhantes. Esses trabalhos utilizam-se, geralmente, da análise individual de alguns poucos fatores extraídos dos sinais coletados, mas não conseguem avaliar os fatores como um conjunto de características que podem determinar um padrão individual para cada coleta.

Esses trabalhos, que procuram ampliar as informações sobre as diferenças no comportamento neuromusculares relacionadas à idade, utiliza-se de ferramentas estatísticas que podem não ser suficientes para detectar essas mudanças. É sabido que há alterações morfológicas, fisiológicas e bioquímicas na massa musculoesquelética dos idosos, o que, ao menos em teoria, deveriam influenciar os sinais eletromiográficos para esse grupo, influenciando, também, a movimentação dos membros envolvidos (ELBLE, 2003; SHIGEMOTO, 2010; MENG; YU, 2007; SAKUMA; YAMAGUCHI, 2010; CLARK; MANINI, 2010).

Apesar da ausência de diferenças significativas no comparativo de alguns dos fatores selecionados, quando analisados individualmente, esses mesmos fatores, quando avaliados em conjunto, mostram que há, sim, uma correlação dessas alterações nos sinais coletados e a idade dos indivíduos. Essa conclusão mostra tanto a validade da LDA como ferramenta de análise quanto a necessidade de se utilizarem outras estatísticas para ampliar as possibilidades de observação dos resultados obtidos em cada pesquisa.

Neste estudo, o tremor fisiológico não foi captado pelos sinais eletromiográficos em razão do filtro passa alta utilizado, de 15 Hz, um limite superior às frequências em que esse tipo de tremor normalmente se manifesta (em média, entre 8 e 12 Hz). Sua detecção foi feita através da acelerometria, que mede a movimentação nos três eixos. A análise das características individuais com a idade, entre grupos etários e entre os dois conjuntos de dados coletados não mostrou qualquer correlação entre os sinais eletromiográficos e acelerométricos. Apenas a análise LDA do EMG e da acelerometria mostrou que há uma alteração no sinal com a idade, comprovando que os sinais neuromusculares sofrem mudanças com o envelhecimento.

Com base neste trabalho, podem ser apresentadas outras sugestões para aperfeiçoamento e aplicação da técnica proposta:

1. Ampliação da amostra de indivíduos pesquisados, incluindo-se aqueles que apresentam distúrbios neuromotores já clinicamente diagnosticados, como o tremor essencial e a Doença de Parkinson, para verificar se os resultados obtidos com a LDA são compatíveis com a literatura já publicada sobre o assunto;
2. Aumento no número de características extraídas dos sinais EMG e da acelerometria e aplicação da LDA a esse conjunto ampliado, para verificar se há alguma alteração significativa nos resultados;
3. Análise dos resultados LDA por gênero ou por faixas etárias menores, observando-se eventuais diferenças com essas novas divisões.
4. Buscar novas características ou ferramentas estatísticas para correlacionar com o envelhecimento;
5. Utilizar a ferramenta PCA (Análise Principal Componente) para eliminar características irrelevantes;

6. Fazer um comparativo da acelerometria medida para ambas as mãos, considerando-se, na análise, as diferenças encontradas para os membros dominantes e não-dominantes.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, M. F. S. et al. Investigation of Age-Related Changes in Physiological Kinetic Tremor. **Annals of Biomedical Engineering**, v. 4, n. 2010, p. 1-17, 2010.

ANOUTI, A.; KOLLER, W. C. Tremor Disorders - Diagnosis and Management. **West Journal of Medicine**, n. 162, p. 510-513, 1995.

ARGOUD, F. I. M.; AZEVEDO, F. M.; MARINO NETO, J. Estudo comparativo entre funções wavelet e suas diferentes aplicabilidades em reconhecimento de padrões epileptogênicos em eletroencefalograma. **Revista Brasileira de Engenharia Biomédica**, v. 20, n. 2-3, p. 49-59, 2004.

ARKING, R. **The Biology of Aging**. Oxford: Oxford University Press, 2006.

AVERSI-FERREIRA, T. A.; RODRIGUES, H. G.; PAIVA, L. R. Efeitos do envelhecimento sobre o encéfalo. **RBCEH - Revista Brasileira de Ciências do Envelhecimento Humano**, v. 5, n. 2, p. 46-64, 2008.

BAIN, P. G. The Management of Tremor. **Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry**, n. 72, p. 3-9, 2002.

BEAR, M. F.; CONNORS, B.W.; PARADISO, M. A. **Neurociências - Desvendando o Sistema Nervoso**. Porto Alegre: Artmed, 2002.

BENITO-LÉON, J.; LOUIS, E. D. Clinical update: diagnosis and treatment of essential tremor. **Lancet**, v. 369, n. 9568, p. 1152-1154, apr. 2007.

BERNE, R. M. et al. **Physiology**. Saint Louis: Mosby, 2003.

BEZERRA, M. I. S. **Apostila de Análise de Séries Temporais**. São Paulo: Unesp, 2006.

BHAGWATH, G. Tremors in Elderly Persons: Clinical Features and Management. **Hospital Physician**, n. 49, p. 31-37, dec. 2001.

BHIDAYASIRI, R. Differential Diagnoses of Common Tremor Syndromes. **Postgraduate Medical Journal**, n. 81, p. 756-762, 2005.

BHOOSHAN, N. et al. Cancerous Breast Lesions on Dynamic Contrast-enhanced MR Images: Computerized Characterization for Image-based Prognostic Markers. **Radiology**, v. 257, n. 2, p. 680-690, 2010.

BORGES, V.; FERRAZ, H. B. Tremores. **Revista de Neurociências**, v. 14, n. 1, p. 43-47, jan./mar. 2006.

CALZETTI, S. et al. Frequency/amplitude characteristics of postural tremor of the hands in a population of patients with bilateral essential tremor: implications for the classification and mechanism of essential tremor. **Journal of Neurology, Neurosurgery, and Psychiatry**, n. 50, p. 561-567, 1987.

CASTRO JÚNIOR, F. H. F. **Previsão de insolvência de empresas brasileiras usando análise discriminante, regressão logística e redes neurais**. 2003. 187f. Dissertação (Mestrado). Universidade de São Paulo - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. São Paulo, 2003.

CAVALHEIRO, G. L. **Análise da postura ereta quieta em diferentes faixas etárias utilizando o discriminante linear**. 2010. 98f. Tese (Doutorado). Universidade Federal de Uberlândia - Faculdade de Engenharia Elétrica. Uberlândia: 2010.

CHARLES, P. D. et al. Classification of Tremor and Update on Treatment. **American Family Physician**, v. 59, n. 6, p. 1565-1572, mar. 1999.

CHENGJUN, L.; WECHSLER, H. Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition. **IEEE Transactions on Image Processing**, v. 11, n. 4, p. 467-476, apr. 2002.

CLARK, B. C.; MANINI, T. M. Functional consequences of sarcopenia and dynapenia in the elderly. **Current Opinion in Clinical Nutrition & Metabolic Care**, v. 13, p. 271-276, 2010.

CLARKE, B. L.; KHOSLA, S. Physiology of bone loss. **Radiologic Clinics of North America**, v. 48, n. 3, p. 483-495, 2010.

COHEN, O. et al. Rest tremor in patients with essential tremor: prevalence, clinical correlates and electrophysiologic characteristics. **Archives of Neurology**, v. 60, n. 3, p. 405-410, mar. 2003.

COSTANZO, L. S. **Physiology**. Saint Louis: Elsevier, 2007.

CURY, L. K. P. et al. Análise do Registro Eletromiográfico do Tremor. Fourier ou Wavelets?
In: UFU, III Simpósio em Engenharia Biomédica da Universidade Federal de Uberlândia,
2009. Uberlândia. UFU.

DE LUCA, C. J. Physiology and Mathematics of Myoelectric Signals. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. BME-26, n, 6, p. 313-325, jun. 1979.

DEVORE, J. L. **Probabilidade e Estatística: para Engenharia e Ciências**. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2006.

DOHERTY, T. J. Invited Review: Aging and sarcopenia. **Journal of Applied Physiology**, v. 2003, p. 1717-1727, 2003.

ELBLE, R. J. Characteristics of physiologic tremor in young and elderly adults. **Clinical Neurophysiology**, v. 114, p. 624-635, 2003.

EVANS, W. J. et al. Frailty and muscle metabolism dysregulation in the elderly. **Biogerontology**, v. 11, p. 527-536, 2010.

FÁVERO, L. P. L.; OLIVEIRA, M. A. Uma breve descrição de algumas técnicas para análise de séries temporais: séries de Fourier, wavelets, arima, modelos estruturais para séries de

tempo e redes neurais. In: Semead - Seminários em Administração FEA-USP, 6. **Anais....** Universidade de São Paulo, 2003. São Paulo.

FERREIRA, A. S. **Lesões Nervosas Periféricas – Diagnóstico e Tratamento**. São Paulo: Santos Livraria, 1999.

FRADEN, J. **Handbook of Modern Sensors**. New York: Springerlink, 2010.

GERDLE, B.; KARLSSON, S. The mean frequency of the EMG of the knee extensors is torque dependent both in the unfatigued and the fatigued states. **Clinical Physiology and Functional Imaging**, v. 14, n. 4, p. 419-432, 2008.

GERLEMAN, D. G.; COOK, T. M. Instrumentation. In: SODERBEG, C. L. (Ed.). **Selected Topics in Surface Electromyography for Use in the Occupational Setting: Expert Perspectives**. Washington: U.S. Department of Health and Human Services, 1992. p. 44-69.

GOLDSMITH, T. C. **The Evolution of Aging**. Crownsville (MD): Azinet, 2006.

GONÇALVES, M. R. R.; BARBOSA, E. R.; SCAFF, M. Diagnóstico e Tratamento do Tremor Essencial, **Diagnóstico & Tratamento**, v. 8, n. 1, p. 9-16, 2003.

GUIMARAES, A.; MOREIRA, T. B. S. Previsão de insolvência: um modelo baseado em índices contábeis com utilização da análise discriminante. **Revista de Economia Contemporânea**, v. 12, n. 1, p. 151-178, 2008.

GUYTON, A. C.; HALL, J. E. **Tratado de Fisiologia Médica**. 11. Rio de Janeiro: Elsevier, 2006.

GUYTON, A. C.; HALL, J. E. **Textbook of Medical Physiology**. 11. Philadelphia: Elsevier Saunders, 2007.

HABIB-UR-REHMAN. Diagnosis and management of tremor. **Archives of Internal Medicine**, v. 160, n. 16, p. 2438-2444, sep. 2000.

HAMERMAN, D. Aging and the musculoskeletal system. **Annals of the Rheumatic Diseases**, v. 56, p. 578-585, 1997.

HANSEN, J. T.; KOEPPEN, B. M. **Netter's Atlas of Human Physiology**. Philadelphia: Elsevier Health Sciences, 2002.

HARMAN, D. The Aging Process. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 78, n. 11, p. 7124-7128, 1981.

HELLWIG, B. et al. Dynamic synchronisation of central oscillators in essential tremor. **Clinical Neurophysiology**, n. 114, p. 1462-1467, 2003.

HERN, J. E. C. Tremor. **British Medical Journal (Clinical Research Edition)**, v. 288, n. 6423, p. 1072-1073, apr. 1984.

IONESCU, S. A. et al. Towards Profitability on the Financial Markets; A Discriminant Analysis Approach. **WSeas Transactionson Business and Economics**, v. 6, n. 3, p. 99-111, 2009.

JUNQUEIRA, L. C.; CARNEIRO, J. **Histologia Básica**. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 2004.

JUWEI, L.; PLATANIOTIS, K. N.; VENETSANOPOULOS, A. N. Face recognition using kernel direct discriminant analysis algorithms. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 14, n. 1, p. 117-126, jan. 2003.

KAPLANIS, P. A. et al. Surface EMG analysis on normal subjects based on isometric voluntary contraction. **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 19, p. 157-171, 2009.

KLOCKGETHER, T. Parkinson`s disease: clinical aspects. **Cell & Tissue Research**, n. 318, p. 115-120, 2004.

KOEPPEN, B. M.; STANTON, B. A. **Berne & Levy Physiology**. Philadelphia: Elsevier Health Sciences, 2009.

KONRAD, P. **The ABC of EMG**. Scottsdale: Noraxon Inc., 2005.

KÖSTER, B. et al. Central mechanisms in Human Physiological Tremor. **Neuroscience Letters**, v. 241, n. 2-3, p. 135-138, jan. 1998.

KOSTER, B. et al. Essential tremor and cerebellar dysfunction: abnormal ballistic movements. **Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry with Practical Neurology**, n. 73, p. 400-405, 2002.

KRAUS, P. H.; LEMKE, M. R.; REICHMANN, H. Kinetic tremor in Parkinson's disease - an underrated symptom. **Journal of Neural Transmission**, n. 113, p. 845-853, 2006.

LACOURT, M. X.; MARINI, L. L. Decréscimo da função muscular decorrente do envelhecimento e a influência na qualidade de vida do idoso: uma revisão de literatura. **RBCEH - Revista Brasileira de Ciências do Envelhecimento Humano**, v. 2006, n. 1, p. 114-121, 2005.

LAMB, R.; HOBART, D. Anatomic and Physiologic Basis for Surface Electromyography. In: SODERBEG, C. L. (Ed.). **Selected Topics in Surface Electromyography for Use in the Occupational Setting: Expert Perspectives**. Washington: U.S. Department of Health and Human Services, 1992. p.6-23.

LAMBERTUCCI, R. H.; PITHON-CURI, T. C. Alterações do Sistema Neuromuscular com o Envelhecimento e a Atividade Física. **Saúde em Revista**, v. 7, n. 17, p. 53-56, 2005.

LAUK, M. et al. Variability of Frequency and Phase Between Antagonistic Muscle Pairs in Pathological Human Tremors. **Muscle Nerve**, n. 24, p. 1365-1370, 2001.

LAURETANI, F. et al. Age-associated changes in skeletal muscles and their effect on mobility: an operational diagnosis of sarcopenia. **Journal of Applied Physiology**, v. 95, p. 1851-1860, 2003.

LENT, R. **Cem bilhões de neurônios: conceitos fundamentais**. São Paulo: Atheneu, 2002.

LEVEAU, B.; ANDERSON, G. Output Forms: Data Analysis and Applications - Interpretation of the Electromyographic Signal. In: SODERBEG, C. L. (Ed.). **Selected Topics in Surface Electromyography for Use in the Occupational Setting: Expert Perspectives**. Washington: U.S. Department of Health and Human Services, 2002. p.70-102.

LEXEL, J. Evidence for Nervous System Degeneration with Advancing Age. **The Journal of Nutrition**, n. 1997, p. 1011S-1013S, 1997.

LIMA, B.; NEVES, G.; NORA, M. Juvenile Parkinsonism: clinical and metabolic characteristics. **Journal of Neurology, Neurosurgery, and Psychiatry**, n. 50, p. 345-348, 1987.

LÓPEZ, M. M. et al. SVM-based CAD system for early detection of the Alzheimer's disease using kernel PCA and LDA. **Neuroscience Letters**, v. 464, n. 3, p. 233-238, 2009.

LOUIS, E. D. Essential Tremor. **The Lancet Neurology**, v. 4, n. 2, p. 100-110, feb. 2005.

LOUIS, E. D.; PULLMAN, S. L. Comparison of Clinical vs. Electrophysiological Methods of Diagnosing of Essential Tremor. **Movement Disorders**, v. 16, n. 4, p. 668-673, 2001.

LOUIS, E. C.; WENDT, K. J.; FORD, B. Senile tremor. What is the prevalence and severity of tremor in older adults? **Gerontology**, v. 46, n. 1, p. 12-16, jan./fev. 2000.

LUGOVSKAYA, L. Predicting default of Russian SMEs on the basis of financial and non-financial variables. **Journal of Financial Services Marketing**, v. 14, p. 301-313, 2010.

LUNDERVOLD, D. A.; POPPEN, R. Biobehavioral Intervention for Older Adults Coping With Essential Tremor. **Applied Psychophysiology and Biofeedback**, v. 29, n. 1, p. 63-73, 2004.

MACHOWSKA-MAJCHRAZAK, A.; PIERZCHA, K.; PIETRASZEK, S. Analysis of selected parameters of tremor recorded by a biaxial accelerometer in patients with parkinsonian tremor, essential tremor and cerebellar tremor. **Neurologia i Neurochirurgia Polska**, v. 41, n. 3, p. 241-250, 2007.

MANSUR, P. H. G. et al. A Review on Techniques for Tremor Recording and Quantification. **Critical Reviews in Biomedical Engineering**, v. 35, p. 343-362, 2007.

MATTOS, J. P. Diagnóstico Diferencial dos Tremores. **Arquivos de Neuropsiquiatria**, v. 2, n. 56, p. 320-323, 1998.

MATTSON, M. P.; CHAN, S. L.; DUAN, W. Modification of Brain Aging and Neurodegenerative Disorders by Genes, Diet, and Behavior. **Physiological Reviews**, v. 82, p. 637-672, 2002.

MEIGAL, A. I. et al. Novel Parameters of surface EMG in patients with Parkinson's disease and healthy young and old controls. **Journal of Electromyography and Kinesiology**. v. 19, n. 3, p. e-206-e213, jun 2009. Jun;19(3):e206-13.

MENG, S. J.; YU, L. J. Oxidative stress, molecular inflammation and sarcopenia. **International Journal of Molecular Sciences**, v. 11, p. 1509-1526, 2010.

MILANOV, I. A cross-over clinical and electromyographic assessment of treatment for parkinsonian tremor. **Parkinsonism & Related Disorders**, n. 8, p. 67-73, 2001.

MILANOV, I. Correlation between tremor parameters. **Functional Neurology** n. 2002, p. 19-23, 2002.

MORRISON, J. H.; HOF, P. R. Life and Death of Neurons in the Aging Brain. **Science**, v. 278, p. 412-419, 1997.

MORRISON, S.; MILLS, P.; BARRETT, R. Differences in Multiple Segment Tremor Dynamics Between Young and Elderly Persons. **Journal of Gerontology**, v. 61A, n. 9, p. 982-990, 2006.

MURRAY, T. J. Essential Tremor. **Canadian Medical Association Journal**, v. 124, n. 12, p. 1559-1565, jun. 1981.

MYLONAKIS, J.; DIACOGIANNIS, G. Evaluating the Likelihood of Using Linear Discriminant Analysis as A Commercial Bank Card Owners Credit Scoring Model. **International Business Research**, v. 3, n. 2, p. 9-20,2010.

OKADA, K. Tri-Axial Piezoresistive Accelerometer. **Technical Digest of the 11th Sensor Symposium**, n. I1-11, p. 245-248, 1992.

PETERKA, R. J. Postural control model interpretation of stabilogram diffusion analysis. **Biological Cybernetics**, n. 82, p. 335-343, 2000.

PIBOOLNURAK, P. et al. Psychogenic Tremor Disorders Identified Using Tree-Based Statistical Algorithms and Quantitative Tremor Analysis. **Movement Disorders**, v. 20, n. 12, p. 1543-1549, 2005.

PINCUS, S. M. Approximate entropy as a measure of system complexity. **Proceedings of the National Academy of Science** 1991, n. 1991, p. 2297-2301, 1991.

RAETHJEN, J. et al. Determinants of physiologic tremor in a large normal population. **Clinical Neurophysiology**, n. 111, p. 1825-1837, 2000.

RAETHJEN, J. et al. Tremor analysis in two normal cohorts. **Clinical Neurophysiology**, v. 2004, p. 2151-2156, 2004.

RAO, G. et al. Does this patient have Parkinson disease? **Journal of the American Medical Association**, v. 289, n. 3, p. 347-353, jan. 2003.

RICCIOTTI, A. C. D. **Utilização de Wavelets no Processamento de Sinais EMG**. 2006. 74 Dissertação (Mestrado). Departamento de Engenharia, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2006.

RISSANEN, S. et al. Analysis of Surface EMG signal morphology in Parkinson's disease. **Physiological Measurement**, v. 28, n. 12, p. 1507-1521,.2007.

SAKUMA, K.; YAMAGUCHI, A. Molecular mechanisms in aging and current strategies to counteract sarcopenia. **Current Aging Science**, v. 3, p. 90-101, 2010.

SATO, J. R. et al. Evaluating SVM and MLDA in the extraction of discriminant regions for mental state prediction **Neuroimage**, v. 46, n. 1, p. 105-114, 2009.

SHADED, J.; JANKOVIC, J. Exploring the relationship between essential tremor and Parkinson's disease. **Parkinsonism and Related Disorders**, n. 13, p. 67-76, 2007.

SHIGEMOTO, K. et al. Muscle weakness and neuromuscular junctions in aging and disease. **Geriatrics & Gerontology International**, v. 2010, p. S137-S147, 2010.

SMAGA, S. Tremor. **American Family Physician**, v. 68, n. 8, p. 1545-1552, oct. 2003.

SODERBERG, G. L. Recording Techniques. In: SODERBERG, C. L. (Ed.). **Selected Topics in Surface Electromyography for Use in the Occupational Setting: Expert Perspectives**. Washington: U.S. Department of Health and Human Services, 1992. p.24-43.

STURMAN, M. M.; VAILLANCOURT, D. E.; CORCOS, D. M. Effects of Aging on the Regularity of Physiological Tremor. **Journal of Neurophysiology**, v. 93, p. 3064-3074, 2005.

TAFFLER, R. J. Forecasting Company Failure in the UK using Discriminant Analysis and Financial Ratio Data. **Journal of the Royal Statistical Society**, n. 145, p. 342-358, 1982.

TAYLOR, K. S. M.; COUNSELL, C. Is it Parkinson's disease, and if not, what is it? **Practical Neurology**, n. 6, p. 154-165, 2006

TEIVE, H. A. G. The Charcot's contribution in the Parkinson's disease. **Arquivos de Neuro-Psiquiatria**, v. 56, n. 1, p. 141-145, 1998.

TIMMER, J. et al. Cross-spectral analysis of physiological tremor and muscle activity. **Biological Cybernetics**, n. 78, p. 349-357, 1998.

TIMMER, J. et al. Cross-Spectral Analysis of Tremor Time Series. **International Journal of Bifurcation and Chaos**, v. 10, n. 11, p. 2595-2610, 2000.

TOYOKURA, M.; ISHIDA, A. Clinical significance of the F-wave area in diabetic polyneuropathy. **Electromyography and Clinical Neurophysiology**, n. 39: 93-99, 1999.

TIMO-IARIA, C. O Envelhecimento. **Acta Fisiátrica**, v. 10, n. 3, p. 114-120, 2003.

UDDIN, M. K.; RODNITZKY, R. L. Tremor in Children. **Seminars in Pediatric Neurology**, v. 10. n. 1, p. 26-34, mar. 2003.

VAN DEN BROEK, E. L. et al. Computing Emotion Awareness through facial electromyography. **Lecture Notes in Computer Science**, v. 3979, p. 52-63, 2006.

VAN DRONGELEN, W. **Signal Processing for Neuroscientists: An Introduction to the Analysis of Physiological Signals** Maryland Heights: Academic Press, 2006.

VIEIRA, I. **Cresce expectativa de vida entre brasileiros, constata IBGE**. Brasília: Agência Brasil. 2010.

WHARRAD, H. J.; JEFFERSON, D. Distinguishing between physiological and essential tremor using discriminant and cluster analyses of parameters derived from the frequency spectrum. **Human Movement Science** n. 19, p. 319-339, 2000.

WORLD HEALTH ORGANIZATION (WHO). **Envelhecimento ativo: uma política de saúde**. Brasília: Organização Panamericana de Saúde, 2005.

WYNE, K. T. A Comprehensive Review of Tremor. **Journal of the American Academy of Physician Assistants**, v. 18, n. 2, p. 43-50, 2005.

ZHANG, J.; SHEN, H.; ZHOU, Z. Unified Locally Linear Embedding and Linear Discriminant Analysis Algorithm (ULLELDA) for Face Recognition. **Lecture Notes in Computer Science**, v. 3338, p. 1-16, 2005.