



COPPE/UFRJ

ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS DO ELETROMIOGRAMA NO
DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA EM EXERCÍCIOS CICLOERGOMÉTRICOS

Igor Ramathur Telles de Jesus

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Biomédica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Biomédica.

Orientador: Jurandir Nadal

Rio de Janeiro

Junho de 2010

ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS DO ELETROMIOGRAMA NO
DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA EM EXERCÍCIOS CICLOERGOMÉTRICOS

Igor Ramathur Telles de Jesus

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO
LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA
(COPPE) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE
DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE
EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA BIOMÉDICA.

Examinada por:

Prof. Jurandir Nadal, D.Sc.

Prof. Marcio Nogueira de Souza, D.Sc.

Prof. Roger Gomes Tavares de Mello, D.Sc.

Prof. Luis Aureliano Imbiriba Silva, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL

JUNHO DE 2010

Jesus, Igor Ramathur Telles

Análise de Componentes Principais do Eletromiograma
no Domínio da Frequência em Exercícios Cicloergométricos /
Igor Ramathur Telles de Jesus. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE,
2010.

X, 98 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Jurandir Nadal

Dissertação (mestrado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de
Engenharia Biomédica, 2010.

Referencias Bibliográficas: p. 75-87.

1. Teste de Esforço. 2. Eletromiograma. 3. Análise de
Componentes Principais. I. Nadal, Jurandir II. Universidade
Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia
Biomédica. III. Título.

"Se, a principio a idéia não é absurda, então não há esperança para ela."

Albert Einstein

Dedicatória

Dedico este trabalho a minha mãe Tereza Cristina, ao meu pai Francisco de Jesus, a minha avó Therezinha Telles e ao meu avô Jalsedyr Telles, por sempre acreditarem em mim e me oferecerem toda a atenção, dedicação, paciência, ajuda, carinho e amor, desde meus primeiros instantes de vida.

Principalmente a minha mãe, por toda sua persistência e dedicação em relação à minha educação como pessoa e aos meus estudos.

Agradecimentos

Primeiramente a minha mãe, ao meu pai, a minha avó e ao meu avô.

À minha tia Telma, meu tio Jalsedyr, minha prima Ericka, minha prima Beatriz, a minha madrinha Nadyr e a Rachel.

Ao meu orientador Jurandir Nadal, pela confiança, incentivo, paciência, dedicação e pelo exemplo de inteligência e profissionalismo.

Ao Roger, meu orientador e amigo desde minha graduação, primeiramente por me apresentar o mundo da ciência e a engenharia biomédica, pelo seu exemplo de profissional, inteligência e por todas suas críticas ao longo destes anos que me levam sempre a melhorar.

Aos professores do Programa de Engenharia Biomédica, que me proporcionaram grandes ensinamentos.

Aos meus amigos do LAPIS e de outros laboratórios, que me proporcionaram um período de mestrado gratificante tanto do ponto de vista profissional quanto pessoal, pela sua amizade e companheirismo, em especial ao Felipe meu amigo de laboratório desde a graduação.

A todos meus amigos que além de me incentivarem, também me “aturaram” durante esse período.

À CAPES pelo apoio financeiro.

Resumo da Dissertação apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS DO ELETROMIOGRAMA NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA EM EXERCÍCIOS CICLOERGOMÉTRICOS

Igor Ramathur Telles de Jesus

Junho/2010

Orientador: Jurandir Nadal

Programa: Engenharia Biomédica

O objetivo deste trabalho foi desenvolver uma ferramenta computacional para monitorar a fadiga muscular (FM) em sinais de eletromiografia de superfície durante exercícios cíclicos. Os métodos tradicionalmente utilizados para esse fim, como a frequência média e mediana, apresentam limitações em exercícios de menor intensidade. Esta ferramenta foi desenvolvida utilizando a análise de componentes principais dos espectros de frequência do eletromiograma de cada ciclo de atividade mioelétrica. Os trechos de sinal foram delimitados utilizando-se um limiar fixo de seis desvios padrões da média do sinal em sua fase de atividade reduzida, e os espectros foram estimados com a transformada discreta de Fourier. Utilizando os coeficientes das componentes principais, foi definido um ponto de referência e a partir deste foram calculadas as distâncias Euclidiana e padrão para cada ciclo de atividade mioelétrica. A técnica foi aplicada em sinais coletados do músculo vasto lateral direito de 24 adultos jovens, do sexo masculino, durante testes de esforço progressivo, iniciado em 12,5 W, com incremento de 12,5 W/min. e cadência de 50 rpm, até exaustão voluntária. Para comparação, foram também calculadas as frequências média e mediana dos sinais. Tanto a distância Euclidiana quanto a distância Padrão apresentaram diferenças significativas quando comparados os seus valores médios dos 40 ciclos iniciais com e dos 40 ciclos finais, utilizando o teste *t* de Student ($p \ll 0,001$), o que não ocorreu com os valores médios das frequências média e mediana. Deste modo, propõe-se o emprego do método proposto para a análise da FM durante exercícios cíclicos.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS OF FREQUENCY DOMAIN
ELECTROMIOGRAM IN CICLE ERGOMETER EXERCISES

Igor Ramathur Telles de Jesus

June/2010

Advisor: Jurandir Nadal

Department: Biomedical Engineering

This work aimed at developing a computer tool to monitor the muscular fatigue (MF) in signs of surface electromyography during cyclical exercises. Traditional methods adopted for this purpose, as the mean and median frequency present limitations when used in low intensity exercises. This tool was developed using the principal components analysis of the frequency spectra of each cycle of myoelectric activity. The epochs of myoelectric activation were delimited by a fixed threshold of six standard deviations of the mean signal in its period of reduced activation, and the spectra were estimated used discrete Fourier transform. Using the coefficients of the principal components, a reference point was defined for calculating the Euclidean and standard distances to each cycle of myoelectric activity. The method was applied in signals of right vastus lateralis muscle collected from 24 young male adult subjects during progressive effort test, started in 12.5 W, with 12.5 W/min increments and 50 rpm cadence, until voluntary exhaustion. For comparison were also calculated the mean and median frequencies of the signals. Both Euclidean and standard distances presented a significant difference when compared the average values for the 40 initial cycles with and the 40 final cycles, using Student *t*-test ($p \ll 0.001$), which did not occur with average values of mean and median frequency. Thus, this method is proposed for the analysis of MF during cyclical exercises.

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Objetivos.....	4
1.1.1. Objetivo Geral.....	4
1.1.2. Objetivos Específicos.....	4
1.2 Hipóteses.....	5
CAPÍTULO 2 - REVISÃO DA LITERATURA.....	6
2.1. Fadiga Muscular.....	6
2.2. Fisiologia Muscular.....	9
2.3. Eletromiografia.....	12
2.3.1. Técnica.....	16
2.4. Fadiga e Eletromiografia.....	18
CAPÍTULO 3 – FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	26
3.1. Transformada Discreta de Fourier.....	26
3.2. Análise de Componentes Principais.....	28
3.2.1. Interpretação Geométrica da ACP.....	29
3.2.2. Cálculo das Componentes Principais.....	30
3.2.3. Cálculo dos Coeficientes das Componentes Principais.....	32
3.2.4. Distribuição da Variância pelas Componentes Principais	33
3.2.5. Determinação do Número de Componentes Principais Utilizadas.....	33
3.2.6. Distância Euclidiana e Padrão	35
CAPÍTULO 4 – MATERIAIS E MÉTODOS.....	37
4.1. Casuística.....	37
4.2. Protocolo.....	37
4.3. Aquisição e Digitalização dos Sinais.....	38
4.4 Pré-processamento.....	39
4.4.1. Filtragem e Reamostragem.....	39
4.4.2. Identificação dos Instantes de Atividade Mioelétrica Efetiva.....	40
4.4.3. Separação dos Instantes de Atividade Mioelétrica Efetiva.....	41
4.4.4. Aplicação de Janela Hanning.....	42
4.5 Processamento	43

4.5.1. Obtenção de Espectros de Frequência.....	43
4.5.2. Alisamento Espectral.....	44
4.5.3. Cálculo de Frequência Média e Mediana.....	45
4.5.4. Separação de Faixas de Frequência.....	46
4.5.5. Cálculo de Componentes Principais.....	47
4.5.6. Avaliação do Número de Componentes Principais a Serem Utilizadas....	49
4.5.7. Cálculo de Distâncias Padrão e Euclidiana.....	50
4.5.8. Análise Estatística.....	52
CAPÍTULO 5 – RESULTADOS.....	53
5.1. Frequência Média e Mediana	53
5.2. Faixas de Frequência	55
5.3. Análise de Componentes Principais.....	57
5.4. Distância Euclidiana	59
5.5. Distância Padrão	60
5.6. Comparação dos Gráficos de Distâncias com os Valores de Amplitude dos Sinais	62
5.7. Análise de Diferença Entre o Início e o Final do Exercício	63
CAPÍTULO 6 – DISCUSSÃO	65
6.1. Utilização do Espectro de Frequência e a Transformada de Fourier.....	65
6.2. O Cálculo de Frequências Médias e Medianas.....	67
6.3. Análise do Espectro em Faixas de Frequência.....	69
6.4. A Análise de Componentes Principais e o Cálculo das Distâncias.....	70
CAPÍTULO 7 – CONCLUSÃO	74
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	75
ANEXO I	88
ANEXO II	89
ANEXO III	91
ANEXO IV	93
ANEXO V	95
ANEXO VI	97

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

Atualmente existe uma crescente preocupação com relação à prevenção e ao tratamento de doenças e lesões. Dentre essas doenças e lesões pode-se citar: doenças neurológicas de origem genética ou não, lesões neurológicas centrais e periféricas, doenças e lesões osteomioarticulares, doenças ocupacionais relacionadas ao trabalho (DORTs), lesões relacionadas a esportes (principalmente osteomioarticulares), entre outras. Doenças e lesões, independente de quais sejam, geram sempre um impacto sócio-econômico, mesmo que este seja em pequena escala. Entretanto em casos como as DORTs, o impacto, principalmente econômico, é demasiadamente grande atualmente, tanto para empresas privadas quanto para os governos. Além disso, em algumas doenças ou lesões neurológicas, diversas pessoas são retiradas do convívio social a cada ano, gerando um impacto econômico e principalmente social (FUKUDA *et al.*, 1994; BOUZUBAR, 2003; SURAKKA *et al.*, 2004; SCHILLINGS *et al.*, 2007).

Em grande parte destas doenças e lesões, a fadiga muscular (FM) está envolvida, seja como sintoma ou como uma das causadoras das mesmas. Algumas doenças nas quais a FM está presente entre os sintomas são: distrofia miotônica, distrofia muscular, esclerose lateral amiotrófica, esclerose múltipla, fibromialgia, neuropatia sensorio motora, osteoartrite, síndrome da fadiga crônica, falência renal crônica, insuficiência cardíaca congestiva, câncer, AIDS e doença pulmonar obstrutiva crônica (FUKUDA *et al.*, 1994; BOUZUBAR, 2003; UMPHRED, 2004; SURAKKA *et al.*, 2004; VALKEINEN *et al.*, 2006; SCHILLINGS *et al.*, 2007; EVANS e LAMBERT, 2007). Logo, o estudo da FM tem grande importância na prevenção, no diagnóstico e no

tratamento destas doenças e lesões, visando a minimização dos impactos sociais e econômicos, e conseqüentemente a melhora do bem estar social da população.

A FM vem sendo estudada há décadas, com o intuito de se desvendar seus mecanismos e criar métodos de identificação e mensuração da mesma. Para KAMEN e CALDWELL (1996), a FM pode ser descrita como o ponto de exaustão, no qual não é possível sustentar a força ou a potência requerida. Entretanto a FM é melhor conceituada como um fenômeno progressivo: durante exercícios intensos ou prolongados é imperceptível no início, se acentua após um determinado momento e atinge seu clímax no ponto de exaustão, quando o sujeito não consegue prosseguir. Diversos autores dividem a origem da FM em central e periférica, porém alguns estudos mostram a ocorrência destas em concomitância. Segundo THEOU *et al.* (2008), a distinção entre central e periférica pode ser feita por meio da determinação do mecanismo que predomina durante a ocorrência da FM. Alguns autores procuraram analisar a FM através da identificação de limiares metabólicos, como o limiar anaeróbio. Isto foi possível por ambos estarem intimamente ligados, fazendo com que ocorram simultaneamente (MERTON, 1954; THEOU *et al.*, 2008).

A eletromiografia de superfície (SEMG) é uma técnica de registro da atividade elétrica de um ou mais músculos. O eletromiograma (EMG) é gerado a partir da somação dos potenciais de ação de diversas unidades motoras (UMs), a qual pode ser explicada pelo princípio da sobreposição, fazendo com que ocorra um efeito cumulativo sobre a tensão elétrica resultante das UMs, captada pelos eletrodos (DE LUCA, 1997). Logo, as variações no EMG têm forte relação com a ocorrência da FM. Como a FM tem componentes centrais e periféricos, a análise do EMG de um músculo para identificação e mensuração da FM tem ainda maior importância, uma vez que a SEMG sofre influências centrais e periféricas. Por exemplo, os potenciais de ação que promovem a

ativação neuromuscular têm origem central, porém sua propagação e as respostas das UMs dependem de fatores periféricos (ASMUSSEN, 1979; THEOU *et al.*, 2008).

Os estudos sobre a ocorrência de FM são, em alguns casos, pouco aprofundados do ponto de vista das técnicas de processamento e análise. O desenvolvimento de ferramentas para identificação e mensuração da FM, é de grande importância para a proposição de métodos de diagnósticos e para desenvolver e aperfeiçoar de técnicas de tratamento e treinamento. Para alcançar estes objetivos, são de extrema importância o estudo, desenvolvimento e a implementação de métodos de processamento de sinais de SEMG.

Para a análise da FM por meio de SEMG, análises no domínio do tempo e da frequência são realizadas. No domínio do tempo o fenômeno mais utilizado é o aumento da energia do sinal, comumente medido pela magnitude do valor eficaz (*root mean square* – RMS) ou do valor médio retificado (*average values rectified* – AVR). Quando o domínio da frequência é analisado, os parâmetros mais utilizados são a frequência média ($F_{\text{média}}$) e a frequência mediana (F_{mediana}), a FM é identificada pela diminuição no valor destes índices. Apesar destes métodos de identificação da FM serem amplamente estudados, estes parâmetros são criticados e em muitos casos apresentam baixa especificidade e acurácia. Devido a isso outros métodos de identificação e mensuração da FM são estudados, utilizando diferentes ferramentas de processamento e análise estatística, tais como: redes neurais artificiais, análise de componentes independentes, análise de componentes principais (ACP) e análise da velocidade de condução do potencial de ação (PA) (BASMAJIAN e DE LUCA, 1985; GEORGAKS *et al.*, 2003; KARLSSON *et al.*, 2003; DIMITROV *et al.*, 2008).

O tipo de exercício executado, aparentemente, apresenta grande importância para a eficácia do método de identificação da FM. Na maioria dos estudos que utilizaram a

$F_{média}$ e a $F_{mediana}$, o protocolo envolveu exercícios intensos, nos quais a FM foi alcançada rapidamente (PINCIVERO, 2001 e 2006). Quando a FM foi analisada em exercícios progressivos, em esteiras ou em cicloergômetros, estes índices não foram eficazes (KNAFLITZ, 2003).

Diante do apresentado, se torna explícita a necessidade do estudo e desenvolvimento, de ferramentas mais eficazes para a identificação e mensuração da FM.

1.1 – Objetivos

1.1.1 – OBJETIVO GERAL

Este trabalho tem por objetivo desenvolver uma ferramenta computacional para análise da FM a partir da SEMG, durante testes de esforço com aumento progressivo da intensidade até a exaustão.

1.1.2 – OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Identificar e separar cada intervalo de atividade mioelétrica efetiva (IAME)
- Testar a aplicação de índices tradicionalmente utilizados para identificar a FM a partir da SEMG.
- Verificar a variação da energia do sinal em diferentes faixas de frequência, durante a execução do exercício.
- Verificar a variabilidade do sinal de SEMG ao longo do exercício através da ACP e do cálculo das distâncias padrão (DP) e Euclidiana (DE).

1.2 – Hipóteses

- Os espectros de frequência dos EMGs coletados durante a execução de determinado exercício possuem uma variabilidade associada. À medida que a FM se acentua durante a execução do exercício, a variabilidade entre os espectros de frequência aumenta. A monitorização desta variabilidade pode ser utilizada para observar a ocorrência da FM durante o exercício.
- A ACP pode ser utilizada como um método de analisar a variação entre os espectros de frequência. Neste método cada IAME será representado por um ponto num espaço N-dimensional, facilitando assim a análise. Este ponto, correspondente aos coeficientes de N componentes principais, leva em conta a variância de todo o espectro. As DP e DE podem ser usadas após o cálculo das componentes principais (CPs), como uma forma de quantificar a variabilidade dos espectros em relação a uma medida central.
- Um método de análise da variação dos espectros de frequência, levando em consideração todo o espectro, pode ser uma técnica mais precisa do que as atualmente utilizadas, as quais são realizadas apenas pela monitorização do comportamento de um único parâmetro extraído do espectro, como a $F_{média}$ e a $F_{mediana}$.
- A análise da FM em exercícios progressivos, nos quais a FM ocorre de maneira mais lenta e progressiva, e onde possivelmente outras variáveis estão presentes em seu mecanismo, não pode ser realizada a partir das técnicas tradicionais, na maioria dos casos. Entretanto, utilizando a ACP esta dificuldade pode vir a ser superada.

CAPÍTULO 2

REVISÃO DA LITERATURA

2.1 – Fadiga Muscular

A FM vem sendo pesquisada há décadas e discutida por diversos pesquisadores de todo o mundo. Atualmente estas pesquisas se intensificam a cada vez mais, visto que a necessidade de um melhor entendimento de seus mecanismos de ação e o desenvolvimento de métodos para sua identificação e mensuração é essencial. Apesar dos anos e do grande volume de pesquisas na área, ainda não existe um consenso nem mesmo em relação à definição do que é a FM. Além disso, alguns mecanismos de ocorrência da FM ainda não estão totalmente esclarecidos.

BIGLAND-RITCHIE *et al.*(1986) e FITTS e HOLLOSZY(1976) definiram a FM como sendo apenas uma redução na capacidade de desenvolver força. Por sua vez, ASMUSSEN (1979), considerou que a FM está presente quando a resposta contrátil está abaixo da resposta esperada ou antecipada, para determinada estimulação. JONES *et al.* (1982), consideraram que a ocorrência de fadiga em baixa frequência é reconhecida quando a resposta contrátil para estimulações de baixa frequência está diminuída, enquanto concomitantemente a resposta para estimulações de alta frequência não é afetada. SERGEANT (1994) definiu a FM como sendo simplesmente uma queda na capacidade de geração de força máxima. Segundo KAMEN e CALDWELL, em 1996, a FM pode ser descrita como o ponto no qual não é possível sustentar a força ou a potência requerida. A FM também pode ser expressa como sendo um declínio da força ou do tempo que a força pode ser requerida e mantida durante determinado exercício, segundo SCHWENDNER *et al.* (1997) e SMOLANDER *et al.* (1998). Mais

recentemente, em 2002, MACINTOSH e RASSIER afirmaram que a FM pode ser identificada quando a resposta contrátil está diminuída para determinada contração. Estas são algumas das definições da FM, que foram criadas ao longo dos anos de pesquisa na área. Devido ao grande número de definições, ABBISS e LAURSEN, em 2005, definiram que a FM é uma construção hipotética que possui vários significados, os quais são baseados no contexto em que são utilizados. No presente estudo, será considerada como FM a perda progressiva da capacidade de geração de força, durante a execução de um determinado exercício.

A FM é geralmente dividida, em relação à sua origem, como: central e periférica. Os mecanismos centrais estão relacionados com a presença de fenômenos envolvendo comandos encefálicos e medulares (ENOKA, 1995; GANDEVIA, 2001).

Quando a FM é induzida e um estímulo elétrico externo é capaz de evocar um aumento da força, a origem da fadiga é central (MERTON, 1954; GANDEVIA, 2001). Um dos primeiros relatos sobre a fadiga central foi apresentado em 1904, por Alessandro Mosso (GANDEVIA, 2001). Entre as causas de fadiga central estão o acúmulo de amônia, a qual pode causar ataxia cerebelar (BANISTER e CAMERON, 1990), o estímulo hipotalâmico pela serotonina (NEWSHOLME, 1986; BLOMSTRAND, 2001), o que pode diminuir a motivação durante o esforço (NEWSHOLME, 1986; GUYTON e HALL, 2002), e a presença de doenças que afetam o sistema nervoso central, como a esclerose múltipla e a esclerose lateral amiotrófica (SURAKKA *et al.*, 2004; UMPHRED, 2004).

Quando o mecanismo de fadiga tem origem no neurônio motor alfa ou em regiões distais, esta é considerada de origem periférica. Estes mecanismos incluem diversas alterações como reações químicas locais, alterações nas estruturas periféricas como as unidades motoras, além de vários outros tipos de reações no meio intracelular

(MERTON, 1954; ENOKA, 1995; GANDVEIA, 2001). Entretanto esta separação entre as origens da FM é frequentemente questionada, sendo geralmente aceito que a fadiga seja um processo complexo, no qual estão presentes fatores de origem tanto central, quanto periférica (THEOU *et al.*, 2008).

O mecanismo de ocorrência da FM, como citado anteriormente, sofre influência de diversas alterações químicas. Estas alterações incluem a formação e o acúmulo de metabólitos, a alteração na concentração e na absorção de determinados elementos como o Ca^{++} , entre outras. A diminuição da liberação de Ca^{++} pelo retículo sarcoplasmático pode causar prejuízo na transmissão neuromuscular, atenuação dos potenciais de membrana, prejuízo dos sensores de voltagem, descontinuidade da comunicação entre o receptor de dihidropiridina e o receptor de rianodina, e a diminuição da concentração de Ca^{++} nas cisternas terminais (MACINTOSH e RASSIER, 2002). Além disso, outros fatores ligados ao Ca^{++} estão envolvidos no mecanismo da FM, como o aumento do acúmulo de fosfato inorgânico e íons H^+ , que leva à redução da sensibilidade ao Ca^{++} , além de diminuir a concentração de Ca^{++} livre (FRYER *et al.*, 1995; KABBARA e ALLEN, 1999). Outros mecanismos responsáveis por esta diminuição da concentração de Ca^{++} nas cisternas terminais podem ser: deslocamento de Ca^{++} para as mitocôndrias ou retículo sarcoplasmático longitudinal, perda de Ca^{++} a partir das células e a precipitação do Ca^{++} com o fosfato inorgânico dentro do retículo sarcoplasmático. Esta redução de concentração gera uma diminuição do Ca^{++} ligado à troponina, o que leva à diminuição da força desenvolvida (MACINTOSH e RASSIER, 2002). Outros estudos mostraram que a depleção do glicogênio muscular e de intermediários do ciclo do ácido tricarbóxico também apresentam forte ligação com a ocorrência da FM (LEE e DAVES, 1979; SPENCER *et al.*, 1991; WELTAN *et al.*, 1998). A concentração de íon H^+ é também um fator de

grande importância na ocorrência da FM. O aumento da concentração deste íon altera o pH intracelular, o que altera o mecanismo da contração muscular. Entretanto autores como MCCURLY *et al.* (2002) e PATE *et al.* (1995), identificaram que esta influência do pH na FM ocorre com mais intensidade em baixas temperaturas e que em temperatura fisiológica é bem reduzida (50 % em estudos a 10 °C e de apenas 18% a 30 °C) (PATE *et al.*, 1995).

2.2 – Fisiologia Muscular

Os movimentos e a estabilidade do corpo humano dependem diretamente dos músculos estriados esqueléticos. Para tal, existem mais de 600 destes músculos em todo corpo. Uma das características que distinguem este tipo de musculatura das demais é o fato de ter células multinucleadas (MC ARDLE *et al.*, 2006; SILVERTON, 2003).

Os músculos são organizados em vários níveis: inicialmente todo o músculo é envolto pelo epimísio. O músculo se divide em fascículos, os quais são feixes de até 150 fibras musculares, sendo cada fascículo envolto pelo perimísio. Cada fascículo, por sua vez, pode ser dividido em fibras musculares, as quais são recobertas pelo endomísio. As estruturas que envolvem cada nível de organização (ex. epimísio) são camadas formadas por tecido conjuntivo. Nas fibras musculares, diferentemente das outras estruturas, em torno da fibra e abaixo do endomísio existe uma estrutura denominada sarcolema. O sarcolema contém uma membrana plasmática e uma basal. Esta membrana plasmática é responsável pela condução da onda eletroquímica de despolarização pela fibra muscular (MC ARDLE *et al.*, 2006).

Cada fibra muscular contém vários sarcômeros, que são as unidades funcionais responsáveis pela contração muscular. Cada sarcômero compreende diversas estruturas, dentre estas se destacam as proteínas actina e miosina. O deslocamento da actina sobre a

miosina, depois a um processo complexo que envolve outras estruturas, promove a contração muscular (MC ARDLE *et al.*, 2006).

A contração muscular é o resultado do deslizamento dos filamentos de actina em direção ao centro do sarcômero, causado pela tração mecânica gerada pelos filamentos de miosina. Esta junção entra os filamentos de miosina e actina, onde ocorre a tração, é chamada de ponte cruzada.

Para que ocorra a contração muscular, é necessário inicialmente que chegue um PA. O PA é de origem nervosa, conseqüentemente este chega à fibra muscular por meio de fibras nervosas. As fibras nervosas que inervam as fibras musculares são calibrosas e mielinizadas, e se originam de grandes motoneurônios, localizados nas pontas anteriores da medula espinhal. Cada uma destas fibras nervosas inerva um número determinado de fibras musculares, podendo variar de poucas unidades até centenas. A junção entre as fibras musculares e nervosas é chamada de junção neuromuscular. As fibras nervosas, após se ramificarem e penetrarem no músculo, ficam situadas sobre a membrana plasmática da mesma, sendo este local denominado placa motora. Quando o PA chega à sinapse da placa motora, ele libera acetilcolina, que por sua vez regula a abertura dos canais de Na^{++} “voltagem dependentes”, promovendo a entrada de íons Na^{++} para o interior da fibra. Este processo altera o potencial da placa motora e desencadeia a propagação do PA nas fibras musculares.

O aumento da concentração de Ca^{++} no meio intracelular provoca uma liberação adicional de Ca^{++} pelo retículo sarcoplasmático. A entrada dos íons Ca^{++} na miofibrila promove a ativação da força de tração dos filamentos de miosina em relação aos de actina, como anteriormente citado, promovendo assim a contração muscular. Entretanto o PA se propaga apenas na superfície da fibra muscular, não alcançando todas as miofibrilas existentes no músculo. Para que este PA chegue a todas as miofibrilas

existentes no músculo, este é transmitido através dos túbulos transversos, os quais atravessam toda a fibra muscular.

Um fator importante para a contração muscular e consequente produção de força é a orientação das fibras musculares. As fibras fusiformes se encontram paralelas ao eixo longitudinal do músculo, enquanto as fibras peniformes possuem um “ângulo de penação”, o qual tem grande importância na produção de força, no comprimento das fibras e consequentemente na capacidade do músculo de se encurtar (MC ARDLE *et al.*, 2006).

Existem diferentes tipos de fibras musculares; a principal divisão distingue entre as fibras de contração rápida e as fibras de contração lenta. Porém, existem diversos outros tipos de subdivisões. As fibras de contração lenta, como o nome diz, se contraem mais lentamente e produzem menor força, quando comparadas ao outro tipo de fibra, entretanto apresentam uma maior capacidade de resistência. As fibras de contração rápida, por sua vez, apesar de sua alta velocidade de contração e capacidade de produção de força, entram em exaustão rapidamente. O controle da qual tipo de fibra será acionado funciona como um tipo de modulação de frequência. A frequência de disparo de um neurônio motor varia de 8 Hz, em contrações que requerem uma força reduzida, a 25 Hz, em exercícios de força máxima. Esta variação é responsável pelo controle e pelo recrutamento de diferentes tipos de fibras musculares (KANDEL *et al.*, 1997).

Como descrito anteriormente cada neurônio motor controla um determinado número de fibras musculares. Este número de fibras, aparentemente, tem ligação direta com a função de cada músculo. Músculos que são responsáveis por movimentos menos complexos, como a extensão de joelho, possuem neurônios motores controlando um grande número de fibras, enquanto em músculos responsáveis por movimentos mais

complexos, como os músculos das mãos, possuem neurônios motores que controlam um número restrito de fibras musculares (LAMB e HOBART, 1992; GUYTON e HALL, 2002; MC ARDLE *et al.*, 2006).

A contração muscular é responsável por produzir a força necessária para determinado movimento. Porém o mesmo movimento necessita de graus diferentes de força dependendo da tarefa que se pretende realizar. Este controle da gradação de força é realizado pelo sistema nervoso através do controle do número de UMs recrutadas e da frequência dos estímulos enviados para estas UMs. O aumento, tanto do número de UMs recrutadas, como da frequência dos estímulos enviados para cada UM, gera um aumento da força produzida pela contração muscular (LAMB e HOBART, 1992; MC ARDLE *et al.*, 2006).

2.3 – Eletromiografia

A SMEG é utilizada para o registro da atividade elétrica de um ou mais músculos. O termo eletromiografia foi proposto por Maley em 1890 para o registro da atividade elétrica muscular. Atualmente a SEMG é amplamente utilizada em diversas áreas de conhecimento, como na anatomia, fisiologia, biomecânica e em diversas subáreas relacionadas (KLESSEN *et al.*, 1998).

O EMG é gerado a partir da somação dos potenciais elétricos de diversas UMs, a qual pode ser explicada pelo princípio da superposição, fazendo com que ocorra um efeito cumulativo sobre a tensão elétrica resultante das UMs, captada pelos eletrodos. Algumas aplicações desta técnica são a estimação da força muscular, a determinação do início e fim da atividade mioelétrica e a mensuração e identificação da FM (DE LUCA, 1997).

A somação de potenciais elétricos é diretamente afetada pela musculatura estudada, fatores como volume muscular (número de UMs), tipo de músculo, tipo de fibra muscular, entre outros. Em musculaturas de grande volume e, conseqüentemente, grande número de UMs, além dos efeitos ocasionados pelo número de potenciais de ação somados, ocorre um efeito denominado filtragem espacial. Esta filtragem ocorre devido à atenuação do potencial elétrico de UMs mais profundas ao passar pelos tecidos acima até chegar à superfície da pele (JENSEN *et al.*, 2000; MERLETTI e PARKER, 2004).

Quando analisado o espectro de frequência de um EMG, verifica-se que 95% de sua energia se concentra na faixa de frequência entre 10 e 400 Hz, sendo os outros 5% da energia do sinal fortemente relacionados à presença de ruídos e interferências. Devido a isto, para obedecer ao critério de Nyquist é preciso amostrar um sinal de SEMG em no mínimo 800 Hz. Adicionalmente, para evitar a ocorrência do fenômeno de *aliasing*, é fundamental a utilização de um filtro passa-baixas com frequência de corte igual ou inferior à metade da frequência de amostragem (BASMAJIAN e DE LUCA, 1985; HERMENS *et al.*, 1999; MERLETTI e PARKER, 2004).

O EMG pode ser classificado como um sinal estocástico e não estacionário. Logo, ao se calcular qualquer parâmetro a partir deste sinal, esta será uma variável aleatória correspondente a uma estimativa do valor real, com variância e tendência associadas, e dependente do tipo de estimador e da duração do sinal considerada. Estes sinais são classificados como não estacionários não apenas em exercícios dinâmicos, mas também em contrações isométricas. Entretanto, a não estacionariedade nesses dois casos pode ser gerada por eventos distintos. No caso da contração isométrica ela frequentemente é gerada pela ocorrência de fadiga durante a execução do exercício. Em exercícios dinâmicos a não estacionariedade é causada, não apenas pela fadiga decorrente do

exercício, mas principalmente pela variabilidade do próprio sinal, quer pela própria dinâmica do movimento, quer pela presença de artefatos de movimento no sinal (BASMAJIAN e DE LUCA, 1985; MERLETTI e PARKER, 2004).

A análise do EMG pode ser realizada de diversas maneiras e com diversas ferramentas, porém os métodos mais utilizados são o processamento no domínio do tempo e da frequência. No domínio do tempo são mais utilizados os estimadores de amplitude, destacando-se o RMS e o AVR. Na figura 2.1 é mostrado um sinal de SEMG de uma contração durante exercício em cicloergômetro, e seu respectivo sinal RMS, calculado a cada cinco amostras.

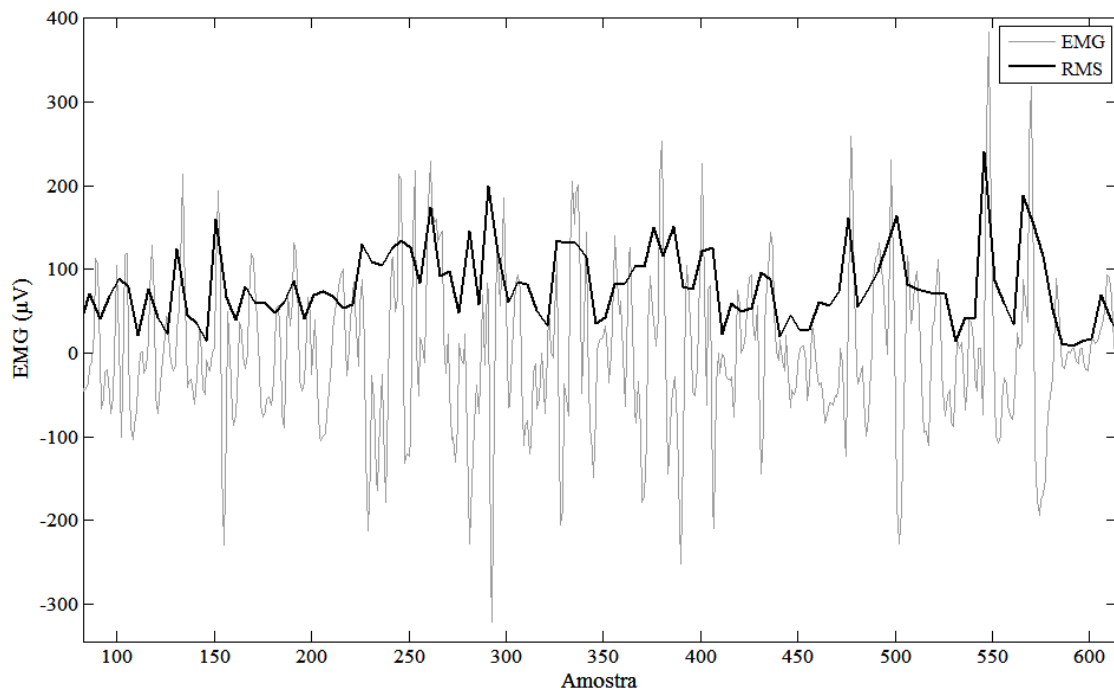


Figura 2.1: EMG de uma contração durante exercício de cicloergômetro e seu respectivo sinal RMS.

No domínio da frequência, inicialmente, algumas transformadas são utilizadas para obter o espectro de frequência do sinal, sendo mais utilizada a transformada de Fourier. Recentemente, têm sido propostas transformadas que visam descrever os dados

no domínio tempo-frequência, tais como as transformadas de Wigner-Ville e Choi-Williams, ou tempo-escala, com o emprego de wavelets. Para a representação tempo-frequência, tem sido também usada a *Short Time Fourier Transform*, nesta o sinal é dividido em trechos consecutivos, superpostos ou não, nos quais a transformada é aplicada. Este é o método de tempo-frequência mais aplicado em sinais de SEMG. Obtido o espectro de frequência, este passa a ser analisado e processado, particularmente para a determinação da $F_{\text{média}}$ e da F_{mediana} (BONATO *et al.*, 2001; MACISAAC *et al.*, 2001; KARLSSON *et al.*, 2003; GEORGAKS *et al.*, 2003; DIMITROV *et al.*, 2008). Além destes índices diversos outros têm sido propostos e testados, porém, até os dias atuais nenhum apresentou destaque significativo no meio científico. Dentre outros métodos de análise do espectro de frequência existem a análise de componentes independentes, aplicações de redes neurais para verificar variações, ACP, entre outros. A ACP tem sido utilizada de diferentes formas pelos pesquisadores, contudo sempre procurando identificar um padrão de sinal e a variação dos demais sinais em relação a este padrão. Na figura 2.2 é apresentado o espectro de frequência de uma contração, durante exercício em cicloergômetro e seus respectivos valores de $F_{\text{média}}$ e F_{mediana} .

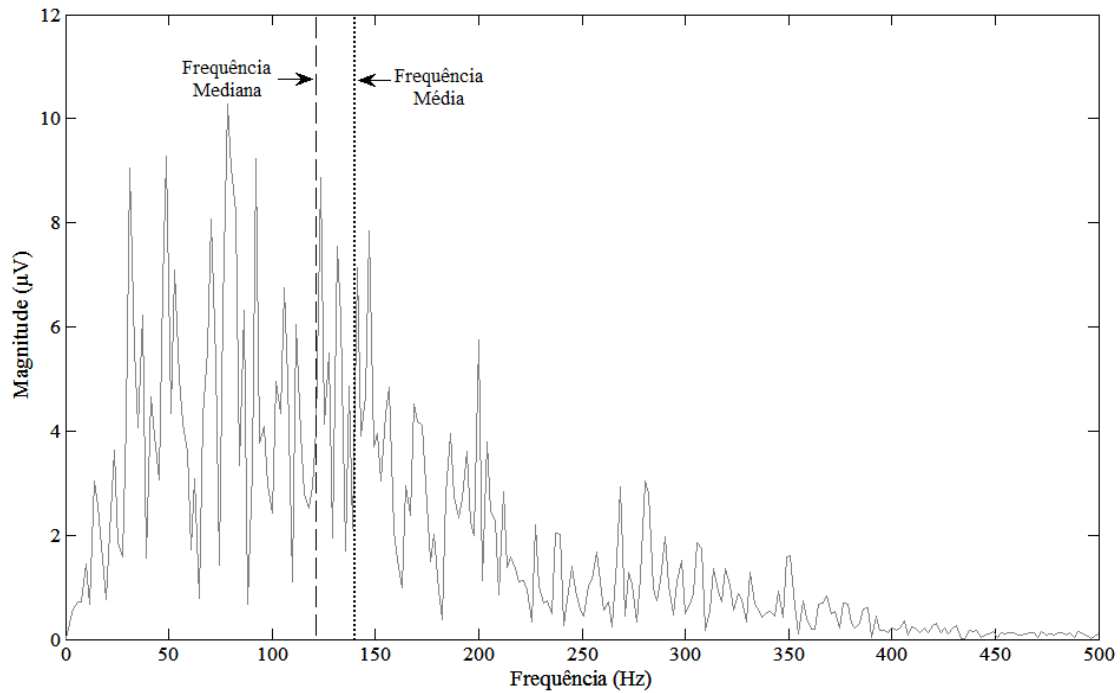


Figura 2.2: Espectro de frequência do EMG durante uma contração e seus respectivos valores de $F_{\text{média}}$ e F_{mediana} .

2.3.1 – TÉCNICA

Ao longo dos anos foram desenvolvidos diversos equipamentos para aquisição de SEMG, utilizando diferentes técnicas para aquisição dos sinais. Estas técnicas foram desenvolvidas com o propósito de minimizar a presença de ruído nos sinais coletados, evitar a perda ou modificação do sinal original devido à interface eletrodo-pele e durante a transformação de energia iônica em energia elétrica, ou melhorar a resolução espacial dos sinais, entre outros fatores que afetam a qualidade dos sinais. Para tal, tipos diferentes de metal têm sido testados para compor os eletrodos, são adicionados diferentes tipos de gel condutor, os sinais passaram a ser pré-amplificados utilizando um amplificador próximo aos eletrodos, o método de arranjo diferencial dos eletrodos passou a ser usado, entre outras mudanças na forma de coleta. Mais recentemente, visando uma melhor resolução espacial e permitir a análise de outros parâmetros, como

a velocidade de condução do potencial de ação, se passou a utilizar arranjos lineares e até mesmo matrizes de eletrodos (MERLETTI e PARKER, 2004; MERLETTI *et al.*, 2009).

Atualmente o método mais comum de captura de SEMG utiliza dois eletrodos em arranjo diferencial (Figura 2.3), porém este método apresenta problemas, como uma baixa resolução espacial, e a colocação destes eletrodos geralmente segue medidas padronizadas para qualquer sujeito, o que não leva em consideração as individualidades anatômicas (MERLETTI e PARKER, 2004).

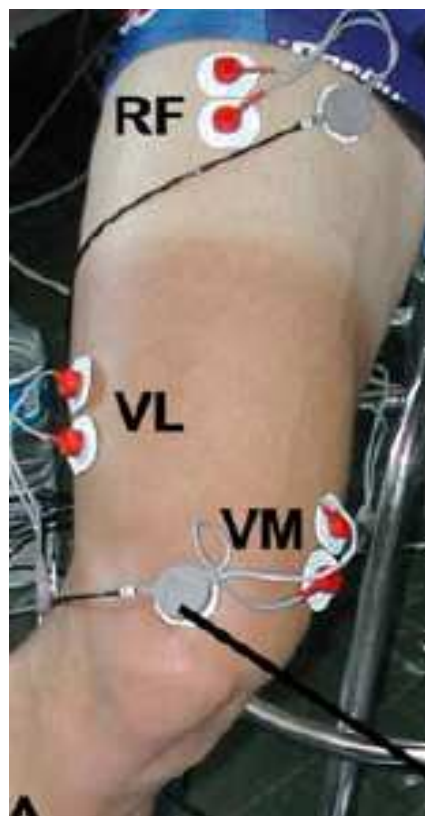


Figura 2.3: Exemplo de utilização prática da técnica de dois eletrodos em arranjo diferencial com pré amplificação do sinal. Eletrodos posicionados para aquisição da SEMG de vasto lateral (VL), vasto medial (VM) e reto femoral (RF). (Fonte: HUG e DOREL, 2009)

2.4 – Fadiga e Eletromiografia

Assim como descrito anteriormente é possível identificar e analisar o processo de FM com a utilização da SEMG. A identificação e a análise são realizadas por meio de técnicas de processamento, no domínio do tempo e da frequência, algumas das quais já foram anteriormente citadas. Entretanto, esta questão será abordada de maneira mais aprofundada nesta sessão.

Atualmente existem diversos métodos e índices, os quais são utilizados com o intuito de se extrair o máximo de informação possível dos sinais de SEMG. Alguns autores, como Merletti (MERLETTI e LO CONTE, 1995; MERLETTI LO CONTE, 1997; MERLETTI *et al.*, 2001; MERLETTI e PARKER, 2004; MERLETTI, 2008a; MERLETTI, 2008b; MERLETTI *et al.*, 2009) e De Luca (DE LUCA, 1979; DE LUCA, 1984; DE LUCA, 1985; DE LUCA, 1993; DE LUCA 1997; DE LUCA *et al.*, 2006), se destacam no estudo deste tipo de sinal e de suas aplicabilidades para identificação e quantificação de diversos fenômenos. A SEMG é descrita como sendo uma importante fonte de informação para análise da FM, isso devido à presença de informações tanto de origem central como periférica (DIMITROV *et al.*, 2008).

Os principais índices utilizados na monitorização e quantificação da FM são a $F_{\text{média}}$ e F_{mediana} , estes já foram utilizados em um grande número de trabalhos e em grande parte apresentaram bons resultados (POTVIN e BENT, 1997; EBENBICHLER *et al.*, 1998; LINDEMAN *et al.*, 1999; GEORGAKIS *et al.*, 2003; HOSTENS *et al.*, 2004; TROIANO *et al.*, 2008; TUCKER *et al.*, 2009). Entretanto, outros índices vêm sendo propostos, com o objetivo de criar um índice com alta sensibilidade a ocorrência da FM, e com baixa sensibilidade a alterações não desejáveis como ruídos provenientes

do movimento de eletrodo em relação à pele (GEORGAKIS *et al.* 2003; ARABADZHIEV *et al.*, 2005; DIMITROV *et al.*, 2008).

GEORGAKIS *et al.* (2003) propuseram um índice denominado frequência instantânea média (*Average Instantaneous Frequency*), para monitorar a ocorrência da FM durante o exercício. Neste estudo cada sujeito realizou uma contração isométrica a 60% da contração voluntária máxima (CVM), durante 60 s. Para avaliar o método proposto foram calculados os índices de $F_{\text{média}}$ e F_{mediana} , e posteriormente os resultados dos três métodos foram comparados. Estes dois índices foram escolhidos por serem, segundo os autores, os mais utilizados na literatura. Os resultados de todos os métodos apresentaram queda ao longo do exercício. Entretanto a confiabilidade e a acurácia foram testados e comparados com os índices tradicionais, e os resultados indicaram o índice proposto como a melhor opção para estimação da ocorrência da FM e para o ajuste de reta, aos valores obtidos, através de regressão linear.

Em 2005 outro índice foi apresentado por ARABADZHIEV *et al.*, o qual foi testado para avaliar sua sensibilidade para quantificar as mudanças na onda M ocorridas devido a FM. O cálculo deste índice seguiu a seguinte equação:

$$FI = \frac{\int_{f_1}^{f_2} f^{-1} PS(f) df}{\int_{f_1}^{f_2} f^k PS(f) df} \quad (2.1)$$

onde FI é o novo índice, PS é a densidade de potência para a frequência f , $f_1 = 2$ Hz e $f_2 = 1$ ou 0,5 kHz, e k é a ordem do momento espectral. Este índice foi comparado com a de índices tradicionais como a $F_{\text{média}}$ e F_{mediana} , apresentando uma sensibilidade significativamente maior. Apesar disso, foi observado que esta sensibilidade era

diretamente afetada pelo posicionamento dos eletrodos, e também pelo comprimento das fibras musculares.

Posteriormente, este mesmo índice foi utilizado por DIMITROV *et al.* (2008) com o intuito de analisar as mudanças da amplitude do sinal e de suas características espectrais, durante a ocorrência de FM utilizando SEMG e eletromiografia invasiva. Neste trabalho foram utilizados sinais simulados, seguindo o protocolo de DIMITROV *et al.* (2006). A análise da amplitude dos sinais foi baseada no fato de que o aumento na amplitude do sinal já foi relacionado por outros pesquisadores, como JENSEN *et al.* (2000), ao recrutamento de mais UMs em resposta à FM. Entretanto, seria necessário um índice mais sensível e eficaz para a quantificação da modificação ocorrida no EMG durante a ocorrência de FM. Os resultados indicaram que o índice *FI*, também pode ser aplicado para quantificar as variações do EMG decorrentes da FM durante a execução de contrações voluntárias isométricas. Além disso, em contrações a 50% da CVM, os fatores periféricos pareceram ser os principais responsáveis pelas mudanças ocorridas no EMG durante os estágios finais da FM. Os índices de $F_{média}$ e $F_{mediana}$, utilizados para comparação se apresentaram menos sensíveis a estas alterações, e os valores de amplitude não se mostraram eficazes na quantização de alterações neurais nos sinais analisados.

Algumas teorias levantam a hipótese da ocorrência de mudanças no espectro de frequência dos sinais de SEMG. Isto ocorreria por uma alteração na taxa de disparo das UMs e pelo recrutamento de diferentes tipos de fibras musculares. Estas hipóteses incentivaram diversos pesquisadores a estudar os sinais de SEMG no domínio da frequência. Uma séria crítica feita a alguns trabalhos decorre do fato destes utilizarem a transformada de Fourier para obterem as informações de frequência, isto porque o sinal

de SEMG é um sinal, em geral, não estacionário, o que inviabilizaria a utilização da transformada de Fourier.

Para superar esta limitação KARLSSON *et al.*, em 2000, estudaram a aplicação de diferentes transformadas tempofrequência na análise de EMGs coletados durante exercícios dinâmicos. As transformadas utilizadas foram a *short time Fourier transform* (STFT), Wigner-Ville, *wavelet* e Choi-Williams. Neste estudo foram utilizados sinais simulados e sinais coletados durante a execução de exercícios. Os resultados com ambos os sinais mostraram que a transformada de Choi-Williams foi mais eficiente. Os valores estimados de F_{mediana} foram similares em todas as transformadas. Entretanto, na transformada de Choi-Williams os valores apresentaram variações mais suaves e aparentemente menos “ruidosas”. Contudo apesar desta transformada apresentar os melhores resultados, esta apresentou um alto custo computacional, sendo classificada pelos autores como “computacionalmente ineficiente”.

Posteriormente, KARLSSON *et al.* (2003) avaliaram a influência da diminuição de força em exercícios dinâmicos, devido a ocorrência da FM. Foram realizados dois tipos de exercícios, um denominado “experimento de rampa” e outro denominado “teste de endurance”. O “experimento de rampa” foi realizado antes e depois do “teste de endurance”. Para avaliar a ocorrência da FM foi utilizado o índice de F_{mediana} e a transformada *wavelet*. Além disso, foram realizados testes de regressão linear nos dados de antes e depois do “teste de endurance” para avaliar a variação da inclinação da reta. O teste t de Student foi utilizado para testar a significância estatística das diferenças de inclinação. Não foram observadas diferenças significativas na relação da F_{mediana} com a força exercida, nos “experimentos de rampa” antes e depois do “teste de endurance”. Além disso, se ressaltou a dificuldade de se analisar sinais de SEMG em contrações dinâmicas devido à não estacionariedade observada, e também devido à considerável

variabilidade da F_{mediana} por fatores como a posição de eletrodos e a variação da força muscular. Entretanto, durante o “teste de endurance” foi observada uma diminuição significativa da força e da F_{mediana} , quando comparadas as três primeiras e as vinte últimas contrações, o que seria esperado segundo a literatura. Apesar deste estudo utilizar um exercício descrito como de “endurance”, é importante ressaltar que estes exercícios tinham uma duração inferior a quatro minutos, o que pode levar a um questionamento quanto à sua classificação como tal.

COOREVITS *et al.*(2008), aplicaram e compararam as transformadas STFT e *wavelet* em sinais de SEMG, utilizando os valores de F_{mediana} instantânea. Este estudo concluiu que quando utilizada a inclinação da reta de regressão, calculada a partir dos valores de F_{mediana} instantânea, ambas as transformadas forneceram resultados semelhantes. Este resultado possui grande importância, visto que diversos autores criticam a utilização da STFT em sinais de SEMG (KARLSSON, 2000).

OLIVEIRA e GONÇALVES (2009) avaliaram o efeito do treinamento de resistência baseado no limiar de SEMG (SEMG_{lim}). Os sujeitos realizaram doze semanas de treinamento, durante as quais foram submetidos a exercícios contra resistência, isométricos e dinâmicos, de flexão de cotovelo. Para a determinação do SEMG_{lim} foram utilizados os índices de F_{mediana} e também os valores RMS do sinal. Os resultados indicaram uma diminuição significativa da inclinação da reta de regressão dos valores RMS, nos músculos bíceps braquial, braquiorradial e tríceps braquial, mudança a qual não foi observada nos valores de F_{mediana} . Entretanto, nos músculos multífidos, que possuem uma função estabilizadora durante o exercício, ocorreu uma diminuição significativa da inclinação de regressão dos valores de F_{mediana} . Estas variações foram observadas apenas durante os exercícios dinâmicos. Nos exercícios isométricos nenhuma alteração foi observada antes e depois do treinamento. Com base

nestes resultados, esses autores concluíram que a especificidade de treinamento causa diferentes respostas entre as contrações isométricas e dinâmicas, devido aos efeitos relacionados ao tipo de contração utilizada no treinamento, neste caso contrações dinâmicas. Além disso, sugeriram que os parâmetros de amplitude, no caso o valor RMS, podem ser mais eficientes para avaliação das mudanças decorrentes do treinamento, quando comparados com parâmetros espectrais, como a F_{mediana} .

Em 2009 um novo modelo matemático para determinação do SEMG_{lim} foi proposto por HENDRIX *et al.*. Este método já havia sido aplicado em sinais de amplitude do sinal de SEMG, entretanto estes autores propuseram sua aplicação utilizando sinais no parâmetros espectrais. Para comparação foram utilizados os valores de torque durante o exercício. O protocolo utilizado consistiu na execução de exercícios isométricos, com cargas correspondentes a 30, 45, 60 e 75% da CVM. Os resultados mostraram que este método de determinação do SEMG_{lim} pode ser aplicado em sinais no domínio da frequência, e que não foram observadas diferenças nos valores de torque associados aos valores de SEMG_{lim} .

Mais recentemente HUG e HENDRIX (2010) discutiram a validade da utilização do SEMG_{lim} e das técnicas utilizadas para sua determinação. Segundo esses autores, utilidade do SEMG_{lim} como ferramenta para monitorizar mudanças ocorridas durante programas de treinamento ou reabilitação, foi tomada como um consenso e um fato indiscutível. Entretanto, ainda não foi definido na literatura um método consistente para a determinação do SEMG_{lim} , o qual possa ser utilizado em qualquer grupamento muscular e durante qualquer tipo de exercício. Os autores mostraram que em alguns casos a identificação do ponto de SEMG_{lim} é fortemente afetada pelo tipo de método escolhido, e que isto pode levar a variações deste ponto. Os fatores citados como responsáveis pela dificuldade de determinação de um método único de identificação do

SEMG_{lim} foram a relação não linear entre o aumento da amplitude do EMG no tempo, uma suposta compensação entre os músculos e a distribuição não homogênea do EMG pelo músculo. Além disso, questionaram o fato de os estudos que utilizaram SEMG_{lim} não apresentarem valores de erro em seus resultados.

Outra técnica utilizada na análise de sinais de SEMG é a ACP. Diversos estudos utilizaram esta técnica com o objetivo de classificar sinais de SEMG, entretanto de formas diferentes. O cálculo utilizado na ACP foi semelhante na maioria dos estudos, porém a matriz utilizada neste cálculo variava entre os trabalhos. Alguns tinham por objetivo classificar os sinais ou os sujeitos através da ACP, contudo outros apenas objetivaram reduzir a dimensionalidade dos sinais (PERES e NUSSBAUM, 2003).

KIRYU *et al.* (1997) analisaram a FM durante exercício em cicloergometro, utilizando a ACP com dois objetivos: reduzir a dimensionalidade dos sinais e identificar os parâmetros mioelétricos mais adequados para análise da FM. A redução de dimensionalidade justifica-se pela grande redundância de informações, pois a coleta utilizou um grande número de canais. Entretanto, o estudo não apontou nenhum índice apropriado ao objetivo.

Em 2003, PERES e NUSSBAUM utilizaram a ACP como ferramenta de redução de dimensionalidade dos sinais e identificação de diferenças entre os sujeitos analisados. Para representação dos sinais foram utilizadas apenas as duas primeiras CPs, as quais continham aproximadamente 70% da informação dos sinais originais, o que foi considerado como suficiente pelos autores. Na classificação, a ACP conseguiu identificar os sujeitos que apresentavam resultados discrepantes dos demais. Entretanto, o critério utilizado para classificar os sujeitos como discrepantes foi totalmente subjetivo e pouco descrito pelos autores. Esta crítica foi apresentada na própria conclusão do estudo, que considerou a técnica de ACP eficiente quando aplicada em

sinais multidimensionais, porém que necessitava de pesquisadores experientes para analisar os resultados.

Nos estudos apresentados a ACP foi aplicada durante a análise da FM. Entretanto esta técnica não foi efetivamente utilizada para a identificação ou quantificação da FM. Além disso, em nenhum caso a ACP foi aplicada em sinais no domínio da frequência. Esta abordagem será objeto do presente estudo.

CAPÍTULO 3

FUNDAMENTOS TEÓRICOS

Neste capítulo serão apresentadas as bases teóricas das técnicas utilizadas para a análise do espectro de frequência de EMGs durante teste de esforço progressivo. Para realização desta análise inicialmente se faz necessário a obtenção do espectro de frequência de cada EMG, através da transformada discreta de Fourier. Estes espectros diferem conforme a distribuição da energia do sinal varia. Para verificar esta dispersão em torno de uma condição basal e sem a ocorrência de FM, será utilizada a ACP com diferentes métricas de distâncias. A partir da ACP cada espectro será representado em um espaço N-dimensional e a dispersão deles em torno de um ponto centróide, irá representar a variação da distribuição de energia em todo o espectro de frequência.

3.1 – Transformada Discreta de Fourier

O desenvolvimento formal da análise de Fourier remonta ao início do século dezoito a partir dos trabalhos de Jean Fourier, o qual desenvolveu uma teoria matemática pioneira que possibilita a decomposição de qualquer função periódica com representação matemática em funções senoidais de diferentes frequências (SHIAVI, 1999).

A representação do espectro de frequência de um sinal foi realizada inicialmente pela série de Fourier, porém esta tem como pré-requisito que o sinal deve ser periódico. Para superar esta limitação foi criada a transformada de Fourier, na qual um sinal não periódico de duração limitada pode ser decomposto em componentes de frequência. Para isto ser possível é necessário fazer o período (T) tender ao infinito (LATHI, 2005). Esta transformada é dada pela expressão:

$$\mathfrak{F}[f(t)] \equiv F(w) = \int_{-T}^T f(t) e^{-j\omega t} dt \quad (3.1)$$

onde $f(t)$ é o sinal no domínio do tempo e $F(w)$ o sinal no domínio da frequência.

Esta transformada foi concebida para variáveis contínuas, porém em muitos casos uma ou ambas variáveis são discretas. Para tais casos foram desenvolvidas a transformada de Fourier discreta no tempo e a transformada discreta de Fourier (SHIAVI, 1999).

A transformada de Fourier discreta no tempo é utilizada quando o sinal analisado é discreto no tempo, entretanto se mantém contínuo no domínio da frequência. Contudo para realizar a análise computacional de sinais é necessário que estes sejam discretizados no tempo e na frequência. Para analisar estes sinais é necessário utilizar a transformada discreta de Fourier (SHIAVI, 1999).

$$F_{DFT}(m) = T \sum_{n=0}^{N-1} f(n) e^{\frac{j2\pi mn}{N}} \quad (3.2)$$

onde T é o intervalo de amostragem, n é a n -ésima amostra do sinal $f(t)$, correspondente a nT , e m é o m -ésimo valor do espectro, correspondente à frequência $m2\pi$

Esta transformada é estimada pela maioria dos autores através da transformada rápida de Fourier (FFT – *fast Fourier transform*), um algoritmo implementado visando um menor custo computacional e conseqüentemente um menor tempo de processamento (LYNN, 1973).

Para a obtenção de um espectro discreto, esse estimador assume que o sinal em análise corresponde a um ciclo completo de um sinal periódico. Deste modo, a estimativa direta a partir de um segmento limitado de sinal apresenta um espectro com

vazamento espectral, tecnicamente chamado de *leakage*, devido à descontinuidade existente entre a primeira e a última amostra em análise. Para atenuar este problema podem ser utilizadas, por exemplo, janelas do tipo *Hanning* (LYNN, 1973). Além disso, o estimador direto é inconsistente, pois sua variância é proporcional ao quadrado da função de densidade espectral de potência. O método mais simples para melhorar a consistência é chamado periodograma de Bartlett (SHIAVI, 1999).

No periodograma de Bartlett é realizada a média de cada k espectros, diminuindo assim a variância espectral (SHIAVI, 1999). Para cada frequência discreta m , obtém-se:

$$X_k(m) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k X_i(m) \quad (3.3)$$

3.2 – Análise de Componentes Principais

A ACP é uma das técnicas mais antigas e conhecidas de análise multivariada, criada por Pearson em 1901 e desenvolvida independentemente por Hotelling em 1933 (JOLLIFFE, 2002). Esta técnica consiste em realizar combinações lineares, de forma que a variância total dos dados originais se concentre em um número reduzido de componentes, ortogonais entre si. Estas componentes são denominadas CPs e são organizadas de maneira decrescente, de forma que a primeira CP é aquela que representa a maior fração de variância dos dados originais, a segunda CP possui a segunda maior representação de variância e assim sucessivamente. Desta forma a ACP visa reduzir a dimensionalidade preservando ao máximo a informação dos dados originais (MORRISON, 1976; PEREIRA, 1983; NADAL, 1991).

Em sinais biológicos, a utilização da ACP baseia-se na interpretação de uma sequência de N amostras consecutivas, como sendo um único ponto no espaço N -

dimensional (NADAL, 1991). Neste trabalho cada sequência de amostras consecutivas corresponde a um espectro de frequência de um IAME, na qual cada amostra corresponde à magnitude em determinada frequência, durante a execução de determinado exercício.

Assim, cada espectro corresponde a um vetor no espaço N-dimensional, onde cada harmônico corresponde à projeção do vetor nos eixos deste espaço. Através da combinação linear anteriormente citada é realizada uma rotação e uma translação de eixos, para desta maneira concentrar a variância em determinados eixos (CPs) (MORRISON, 1976; PEREIRA, 1983; NADAL, 1991).

3.2.1 – INTERPRETAÇÃO GEOMÉTRICA DA ACP

Considerando um experimento de T observações ($b(i)$, $i = 1, 2, 3, 4, \dots, T$) com três variáveis (X_1, X_2, X_3). Na figura 3.1 pode-se verificar que a dispersão das observações se concentra prioritariamente no eixo x_1 , porém o erro decorrente da representação apenas por este eixo é consideravelmente grande. Consequentemente a partir da representação dos dados originais no plano cartesiano, não é possível reduzir o número de variáveis (NADAL, 1991).

Entretanto, admitindo um novo sistema de coordenadas (y_1, y_2), resultante da rotação e translação de eixos, é possível representar uma parcela considerável da variância total no eixo y_1 , com um erro mínimo. A partir deste novo sistema de coordenadas se torna possível representar cada observação apenas por uma variável, sem incorrer em um erro significativo. Assim, a variância desprezada do eixo y_2 , em diversos casos pode representar a ocorrência de fenômenos considerados desprezíveis como ruídos, por exemplo, fazendo com que esta mudança de eixos e redução de variáveis funcione como um tipo de “filtro” (NADAL, 1991).

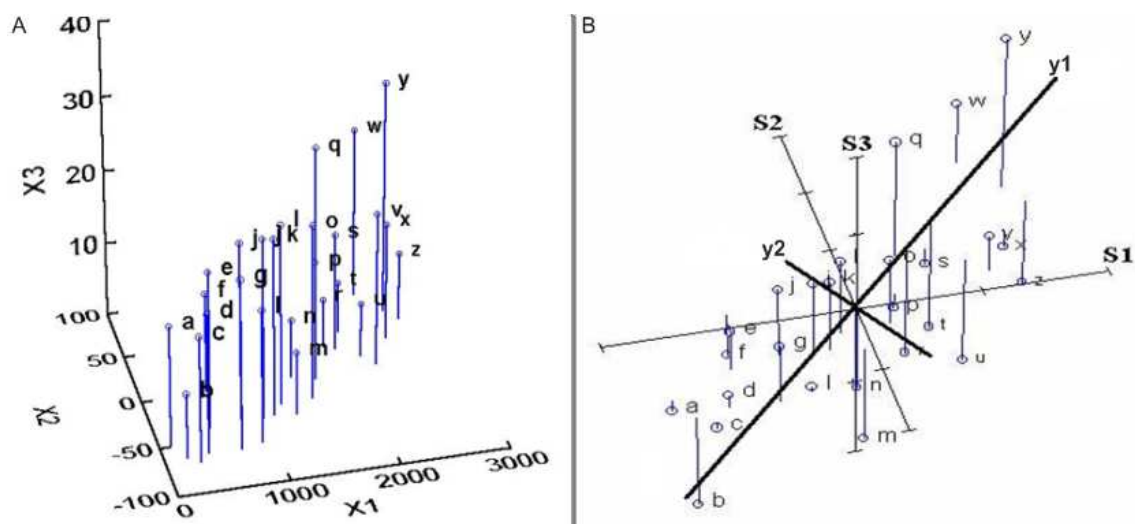


Figura 3.1 – Dados originais representados tridimensionalmente (A); Dados representados com o eixo deslocado para o centro (eixos S1, S2, S3) e após rotação e translação do eixo (y1, y2)

É possível notar que este método realiza uma compressão dos dados originais. A partir da ACP são obtidas N CPs, porém para sua representação são utilizadas apenas M componentes, $M \ll N$. Estas M componentes podem representar 99,5% da variância total, por exemplo, fazendo com que as componentes desprezadas não afetem significativamente a representação dos dados. Este procedimento é de grande utilidade quando o número de variáveis se torna demasiadamente grande para representação gráfica ou até mesmo para armazenamento e processamento dos dados.

3.2.2 – CÁLCULO DAS COMPONENTES PRINCIPAIS

O cálculo das CPs é realizado inicialmente com a obtenção da matriz de covariância ou correlação. Esta última é utilizada apenas quando é necessária a padronização das escalas de valores. A matriz de covariância é dada por:

$$S_{jk} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_{ij} - \bar{x}_j)(x_{ik} - \bar{x}_k) \quad (3.4)$$

onde N corresponde ao número de observações, \bar{x}_j e \bar{x}_k são respectivamente a média dos valores correspondentes as amostras j e k .

A partir da matriz \mathbf{S} a obtenção das componentes principais é possível através da decomposição de valores singulares (JOLLIFFE, 2002). Dada a matriz de dados \mathbf{D} , com N observações e K variáveis, pode-se escrever:

$$\mathbf{D} = \mathbf{U} \mathbf{L} \mathbf{\Omega}' \quad (3.5)$$

onde \mathbf{U} e $\mathbf{\Omega}$ são matrizes $(N \times R)$, $(K \times R)$ respectivamente, \mathbf{L} é uma matriz diagonal $(R \times R)$ com elementos $\lambda_k^{1/2}$, correspondentes aos autovalores, e R é a ordem de \mathbf{D} .

Para provar este resultado, pode-se considerar a decomposição do produto $\mathbf{D}'\mathbf{D}$.

$$(N-1)\mathbf{S} = \mathbf{D}'\mathbf{D} = \lambda_1 \boldsymbol{\omega}_1 \boldsymbol{\omega}_1' + \lambda_2 \boldsymbol{\omega}_2 \boldsymbol{\omega}_2' + \dots + \lambda_k \boldsymbol{\omega}_k \boldsymbol{\omega}_k' \quad (3.6)$$

Assim $\mathbf{\Omega}$ é definido como uma matriz $(K \times R)$ com colunas $\boldsymbol{\omega}_k$ e \mathbf{U} como uma matriz $(N \times R)$ onde a k -ésima coluna é dada por:

$$\mathbf{u}_k = \lambda_k^{-1/2} \mathbf{D} \boldsymbol{\omega}_k, k=1,2,\dots,R \quad (3.7)$$

Portanto \mathbf{U} , \mathbf{L} e $\mathbf{\Omega}$ satisfazem as condições necessárias tendo:

$$\mathbf{U}\mathbf{L}\mathbf{\Omega} = \mathbf{D} \sum_{k=1}^R \boldsymbol{\omega}_k \boldsymbol{\omega}_k' = \mathbf{D} \quad (3.8)$$

como esperado, a matriz cuja k -ésima coluna é $\boldsymbol{\omega}_k$, é ortogonal e portanto, tem linhas ortonormais (JOLLIFFE, 2002; MUNIZ, 2008).

Deste modo $\mathbf{\Omega}$, \mathbf{L} e \mathbf{U} conterão respectivamente os autovetores, a raiz quadrada dos autovalores de $\mathbf{D}'\mathbf{D}$ e os coeficientes dos CPs para a matriz de covariância \mathbf{S} . Deste modo, o maior valor de \mathbf{L} corresponde à primeira CP, o segundo maior valor à segunda CP, e assim sucessivamente.

3.2.3 – CÁLCULO DOS COEFICIENTES DAS COMPONENTES PRINCIPAIS

O cálculo dos coeficientes das CP de determinado vetor \mathbf{x} , pode ser realizado a partir da equação:

$$a_m = \mathbf{x}\boldsymbol{\omega}_m = \sum_{n=1}^N x_n \omega_{nm} \quad (3.9)$$

onde $m = 1, 2, 3, 4, \dots, M$, ω_{nm} é o n -ésimo elemento do autovetor $\boldsymbol{\omega}_m$ e M é o número de CP suficiente para representar os sinais com erro mínimo, no processo de reconstrução:

$$\hat{\mathbf{x}} = \bar{\mathbf{x}} + \sum_{m=1}^M a_m \boldsymbol{\omega}_m \quad (3.10)$$

onde $\bar{\mathbf{x}}$ é a média do sinal \mathbf{x} e $\hat{\mathbf{x}}$ é o sinal reconstruído a partir do autovetor e do respectivo coeficiente.

Assim cada padrão temporal, dado por um conjunto de amostras, passa a ser representado por um número limitado de parâmetros, coeficientes dos CPs, os quais possuem as características de todo o padrão, correspondentes a projeções em eixos ortogonais. Adicionalmente é possível aplicar diferentes técnicas de análise e processamento sobre estes coeficientes (NADAL, 1991).

3.2.4 – DISTRIBUIÇÃO DA VARIÂNCIA PELAS COMPONENTES PRINCIPAIS

Na ACP cada autovalor representa a fração da variância total representada pela respectiva CP. Quando o método de decomposição por valores singulares é realizado, os autovalores são ordenados de maneira decrescente. Portanto, a proporção da variância total explicada (V) pelo k -ésimo componente principal é:

$$V = \frac{\lambda_k}{\lambda_1 + \dots + \lambda_k + \dots + \lambda_K}, k= 1, 2, \dots, K \quad (3.11)$$

A partir desta propriedade é possível avaliar a perda de informação decorrente da utilização de um número reduzido de CPs. Desta forma é possível determinar o número de CPs que devem ser utilizados e quanto o conjunto de variáveis (ou amostras) pode ser reduzido.

3.2.5 – DETERMINAÇÃO DO NÚMERO DE COMPONENTES PRINCIPAIS UTILIZADAS

Como descrito anteriormente um dos objetivos da ACP é a redução da dimensionalidade dos dados, facilitando seu processamento e análise. Desta forma se faz necessária a aplicação de um método de determinação do número de componentes a serem utilizadas. Esta determinação consiste em identificar as componentes que

concentrem uma parte suficiente da variância total, fazendo com que seja possível descartar as outras componentes com erro não significativo.

Alguns métodos têm sido utilizados com o intuito de determinar da melhor forma o número de componentes a serem utilizados. Dentre estes métodos podem se citados: *broken stick test*, *scree test* e a proporção da variância total (JACKSON, 1993).

No presente estudo será utilizado o *scree test*. Este é um método subjetivo, no qual é identificado o ponto de inflexão do gráfico das variâncias, o qual pode ser representado em escala normal ou logarítmica. O número de componentes é definido como o número da componente em que ocorre a inflexão mais 1 (Figura 3.2A) (JACKSON, 1993). Adicionalmente foi utilizado um método adaptado do *scree test*, no qual são representadas as variâncias de cada componente em percentuais da variância total (Figura 3.2B).

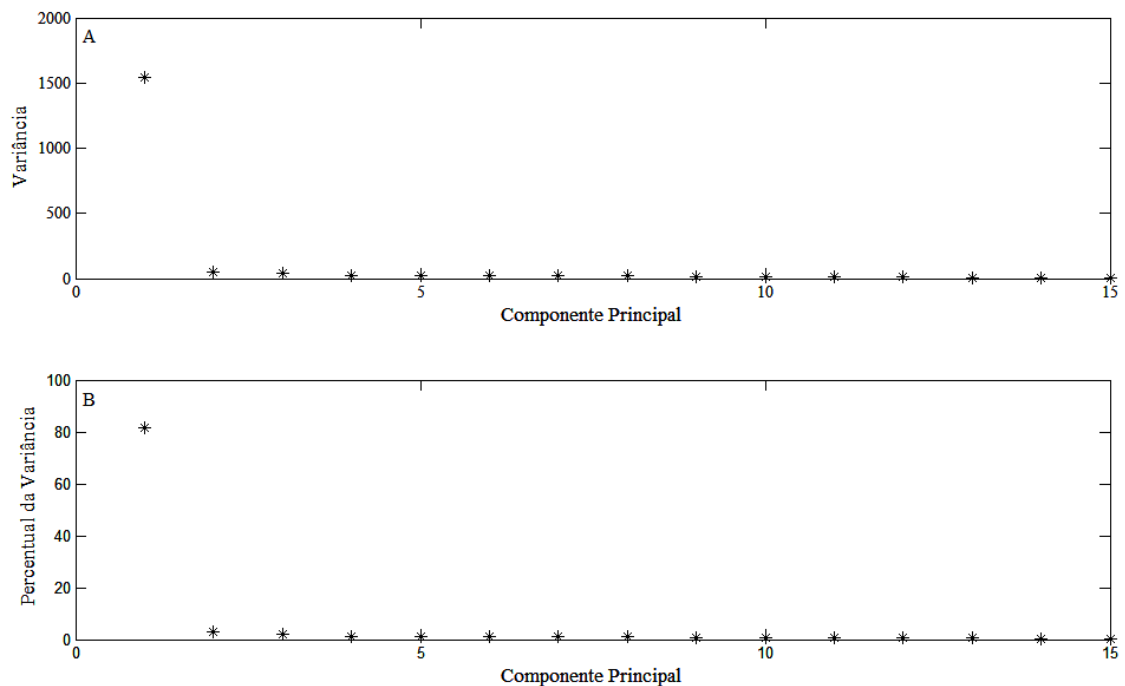


Figura 3.2 – Gráfico *scree* (A) e gráfico *scree* adaptado com percentuais (B).

3.2.6 – DISTÂNCIA EUCLIDIANA E PADRÃO

O cálculo da DE é tradicionalmente utilizado para mensurar a dispersão de determinados pontos em relação a uma referência. Este cálculo pode ser realizado a partir da seguinte equação (DE MAESSCHALCK *et al.*, 2000):

$$DE = \sqrt{(x_1 - pr_1)^2 + (x_2 - pr_2)^2 + \dots + (x_k - pr_k)^2} \quad (3.12)$$

onde x_k é o valor da variável x no eixo k e pr_k é o valor do ponto de referência (PR) no eixo k .

Entretanto, quando uma das variáveis apresenta uma variabilidade significativamente maior do que as demais, esta recebe maior peso no cálculo da DE, fazendo com que a informação contida nas demais variáveis contribua com menor peso.

Em 1986, FLURY e RIEDWYL propuseram o cálculo da DP, a qual leva em consideração a variância de cada eixo. A DP foi inicialmente descrita para dados univariados:

$$DP = |x_1 - x_2| / \sigma \quad (3.13)$$

onde x_1 e x_2 são os pontos que se deseja verificar a diferença e σ é a raiz quadrada da variância dos dados.

Em seguida este cálculo foi expandido para ser utilizado em dados multivariados:

$$DP = \sqrt{\sum \frac{(y_i - pr_i)^2}{\sigma_i^2}} \quad (3.14)$$

onde y_i é o valor do sinal no eixo i , pr_i é o valor do PR no eixo i e σ_i^2 é a variância no eixo i .

Quando realizada esta expansão, nota-se que a DP representa a raiz quadrada da distância Mahalanobis (DM), dada pela seguinte equação (MOGHADDAM e PENTLAND, 1997; JOLLIFFE, 2002):

$$DM = (x - \bar{x})' \mathbf{S}^{-1} (x - \bar{x}) \quad (3.15)$$

onde x é a coordenada do sinal, \bar{x} é a médias dos valores de x e \mathbf{S}^{-1} é a matriz inversa da matriz de covariância dos sinais. A DM também pode ser expressa através da simplificação (MOGHADDAM e PENTLAND, 1997):

$$DM = \sum_{i=1}^N \frac{y_i^2}{\sigma_i} = DP^2 \quad (3.16)$$

onde y_i^2 é o quadrado da variável y no eixo i e σ_i é a raiz quadrada da variância dos valores de y .

No presente estudo os dados de cada eixo correspondem aos coeficientes de cada CP e as variâncias são as variâncias de cada CP. Desta forma a DP e a DE correspondente a cada IAME podem ser calculadas, em relação a um PR.

CAPÍTULO 4

MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 – Casuística

Participaram do estudo 24 sujeitos, todos do sexo masculino, com idade 25 ± 7 anos, massa corporal $77,9 \pm 14,5$ kg (média \pm desvio padrão) e estatura $175,3 \pm 7,2$ cm. Todos eram estudantes de Educação Física, praticantes de atividade física regular e não apresentavam nenhum distúrbio neurológico ou osteomioarticular que comprometesse os resultados dos testes. Para avaliar o risco de problemas cardiovasculares durante a execução dos testes, foi aplicada uma anamnese antes do início dos mesmos. Previamente os sujeitos foram orientados para que não realizassem atividades físicas nas 24 horas anteriores ao teste e que não consumissem nenhuma refeição, álcool e não fumassem pelo menos nas 2 horas anteriores ao teste. O protocolo experimental foi aprovado pelo comitê de ética em pesquisa local [aprovação CAAE – 0013.0.197.000.05] (ANEXO I) e todos os sujeitos assinaram um termo de consentimento livre e esclarecido (ANEXO II).

4.2 – Protocolo

Os sujeitos foram inicialmente submetidos a uma anamnese e a medições antropométricas. Em seguida, foram orientados sobre o objetivo e protocolo de teste, para que posteriormente fossem realizados o preparo da pele e a fixação dos eletrodos.

O preparo da pele foi realizado por meio de tricotomia, abrasão, lavagem com sabão neutro e limpeza com álcool. Posteriormente os eletrodos foram fixados, seguindo o sentido das fibras musculares, no vasto lateral direito a dois terços da distância entre a

espinha íliaca ântero-superior e a borda lateral da patela, seguindo o protocolo de SENIAM (HERMENS *et al.*, 1999). O eletrodo de referência foi colocado sobre o processo estilóide da ulna direita. Para abrasão e tricotomia foram utilizados respectivamente lixas e barbeadores descartáveis.

Cada o indivíduo realizou um teste de esforço progressivo em cicloergômetro de frenagem mecânica (Monark, Varberg, Suíça). Os testes iniciaram com potência de 12,5 W, com incremento de 12,5 W/min. e cadência de 50 rotações por minuto (rpm), até a exaustão voluntária. Para evitar problemas de desconforto os indivíduos realizaram o teste calçados.

4.3 – Aquisição e Digitalização dos Sinais

Para a coleta do EMG do vasto lateral direito, foram utilizados dois eletromiógrafos: um EMG1000 (LYNX, São Paulo, Brasil) e um eletromiógrafo Biovision (Biovision, Wehrheim, Alemanha). O primeiro é composto por um conversor analógico-digital (A/D) de 16 bits com faixa dinâmica de ± 5 V, um amplificador diferencial com ganho 50, impedância de entrada $10\text{ G}\Omega$, banda passante de 1 Hz a 1 kHz e fator de rejeição de modo comum 100 dB. Para este eletromiógrafo foram utilizados eletrodos ativos AE1010 (LYNX, São Paulo, Brasil) de prata com ganho 20 (ganho total igual a 1000), em arranjo diferencial com comprimento 10 mm, largura de 1 mm e distância intereletrodo 10 mm. No segundo eletromiógrafo foi utilizado um conversor A/D de 12 bits com faixa dinâmica de ± 5 V, um amplificador diferencial com ganho 2500, impedância de entrada $1\text{ T}\Omega$, banda passante de 10 Hz a 1 kHz e fator de rejeição de modo comum de 120 dB. Neste eletromiógrafo foram utilizados eletrodos de Ag/AgCl Kendall MEDI-TRACE 2000 (The Ludlow, Chicopee, EUA), com distância intereletrodo de 35 mm. Os sinais foram digitalizados a 2 kHz, seguindo o

critério de *Nyquist*, e posteriormente exportados no formato ASCII, para o processamento, o qual foi feito por meio do programa MATLAB versão 7.4 (The Mathworks, Natick, EUA).

4.4 – Pré-processamento

4.4.1 – FILTRAGEM E REAMOSTRAGEM

Durante a cicloergometria, os sinais de eletromiografia coletados são contaminados por ruídos, como por exemplo, da rede elétrica, e artefatos de movimento. Para reduzir estas interferências nos sinais coletados, estes foram submetidos a um filtro, conforme proposto por MELLO *et al.* (2007) cujos coeficientes do numerador e do denominador da transformada z foram obtidos por convolução de dois filtros Butterworth e seis filtros *notch*, classificados da seguinte forma:

- Butterworth passa-altas de 2^a ordem com frequência de corte igual a 10 Hz, para atenuar artefatos de movimento, visto que harmônicos abaixo desta frequência são decorrentes desta fonte de ruído (HERMENS *et al.*, 1999).
- Butterworth passa-baixas de 8^a ordem com frequência de corte igual a 400 Hz. Considera-se que aproximadamente 95% da potência do EMG estão abaixo de 400 Hz, e os 5% restantes são fortemente contaminados por ruídos do equipamento (HERMENS *et al.*, 1999).
- Seis filtros notch de 2^a ordem, com bandas de rejeição de 59 a 61 Hz, 119 a 121 Hz, 179 a 181 Hz, 239 a 241 Hz, 299 a 301 Hz e 359 a 361 Hz, para atenuar os harmônicos de 60 Hz

Todos os filtros foram aplicados no sentido direto e reverso para evitar atraso de fase. Com isso o EMG filtrado possui distorção de fase igual a zero, banda de 10 a

500 Hz e a magnitude foi modificada pelo quadrado da resposta em magnitude do filtro (MELLO *et al.*, 2007). Posteriormente os sinais coletados foram subamostrados de 2 para 1 kHz com o objetivo de diminuir o custo computacional.

4.4.2 – IDENTIFICAÇÃO DE INTERVALOS DE ATIVIDADE MIOELÉTRICA EFETIVA

Para identificação automática dos IAMEs foi seguido o método adotado por MELLO (2009). Inicialmente, foi selecionado um intervalo de ruído de linha de base e em seguida foi definido um limite para início e fim de cada IAME como o sêxtuplo do desvio padrão deste ruído de linha de base. Para identificar os IAMEs, foram calculados valores RMS a cada 20 amostras e estes valores foram comparados com o limite definido. Os momentos em que os valores RMS superaram o limite foram armazenados em um vetor correspondente ao início dos IAMEs, e o momento em que os valores voltaram a estar abaixo do limite foram armazenados em um vetor correspondente aos finais dos IAMEs. Para que os IAMEs fossem reconhecidos como válidos, foi necessário que existissem pelo menos 10 amostras entre o início e o fim destes. Após identificados os IAMEs, para verificar a presença de falhas de identificação, foi realizada uma inspeção visual de cada sinal. Na figura 4.1 é apresentado um sinal de SEMG com seus respectivos valores RMS, o limiar de detecção de IAMEs e a delimitação de cada IAME.

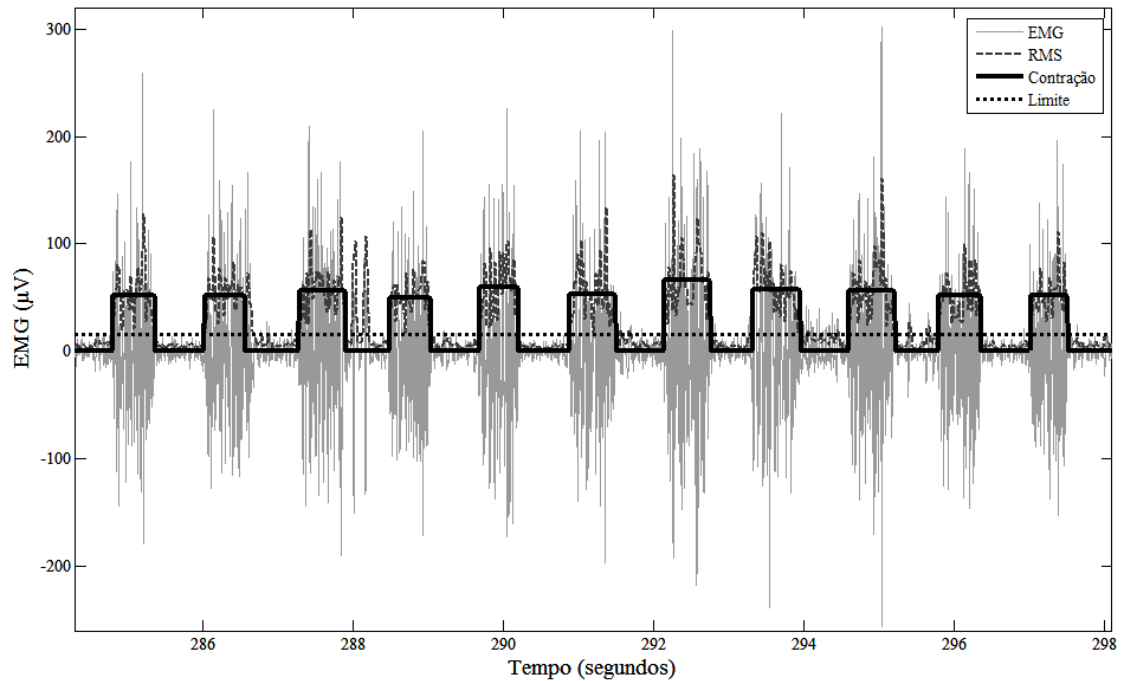


Figura 4.1 – Identificação dos IAMEs.

4.4.3 – SEPARAÇÃO DOS INTERVALOS DE ATIVIDADE MIOELÉTRICA EFETIVA

Obtidos os vetores das posições de início e fim de cada IAME, estes foram utilizados para separar os IAMEs. Depois de separados os IAMEs, todos os intervalos foram armazenados em uma matriz na qual cada linha correspondia a um IAME.

Para remover a transição entre IAMEs e intervalos de linha de base, foram utilizados apenas os 200 pontos centrais de cada IAME (Figura 4.2). Este tamanho de trecho foi determinado heurísticamente e corresponde a intervalos em que a não estacionariedade é reduzida. Este trecho foi denominado intervalo central de atividade mioelétrica efetiva (ICAME).

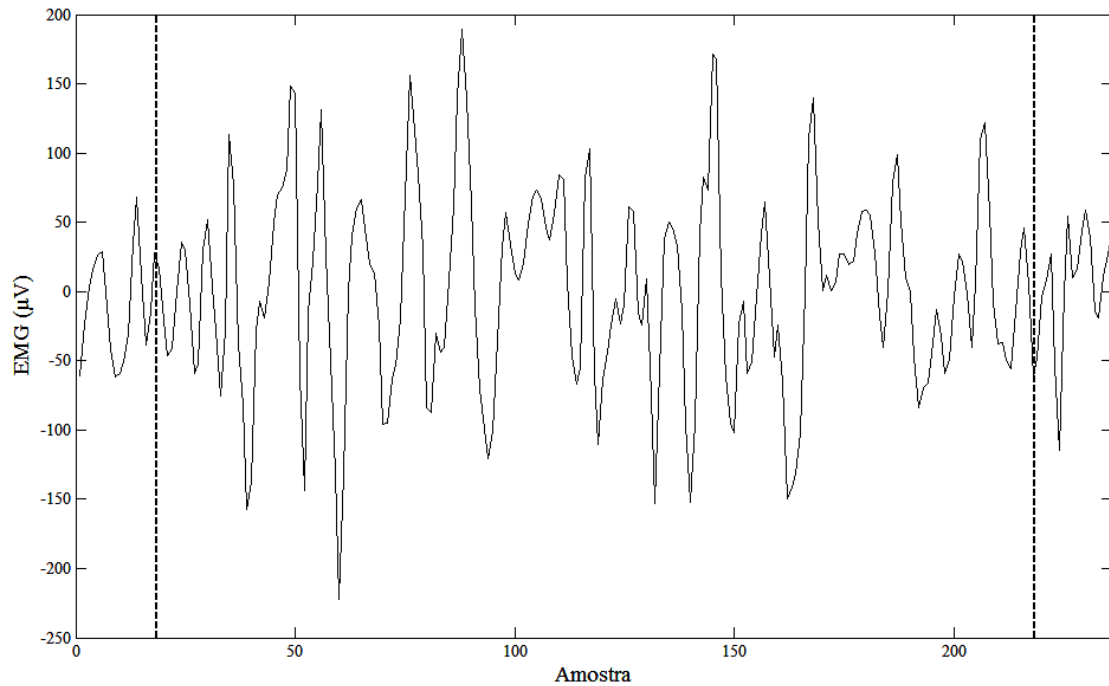


Figura 4.2 – Delimitação para corte dos 200 pontos centrais de cada ICAME.

4.4.4 – APLICAÇÃO DE JANELA *HANNING*

Para obtenção do espectro de magnitude do EMG de cada ICAME, foi utilizado um método direto, por meio da transformada discreta de Fourier. Este estimador tem como característica a presença de vazamento espectral. Para atenuar este problema foi aplicada uma janela *Hanning* $[h(n)]$ em cada ICAME (LYNN, 1973). Para tal, foi criada uma janela *Hanning* com o mesmo número de pontos contidos no ICAME e, em seguida, o EMG foi multiplicado pela janela *Hanning* (Figura 4.3).

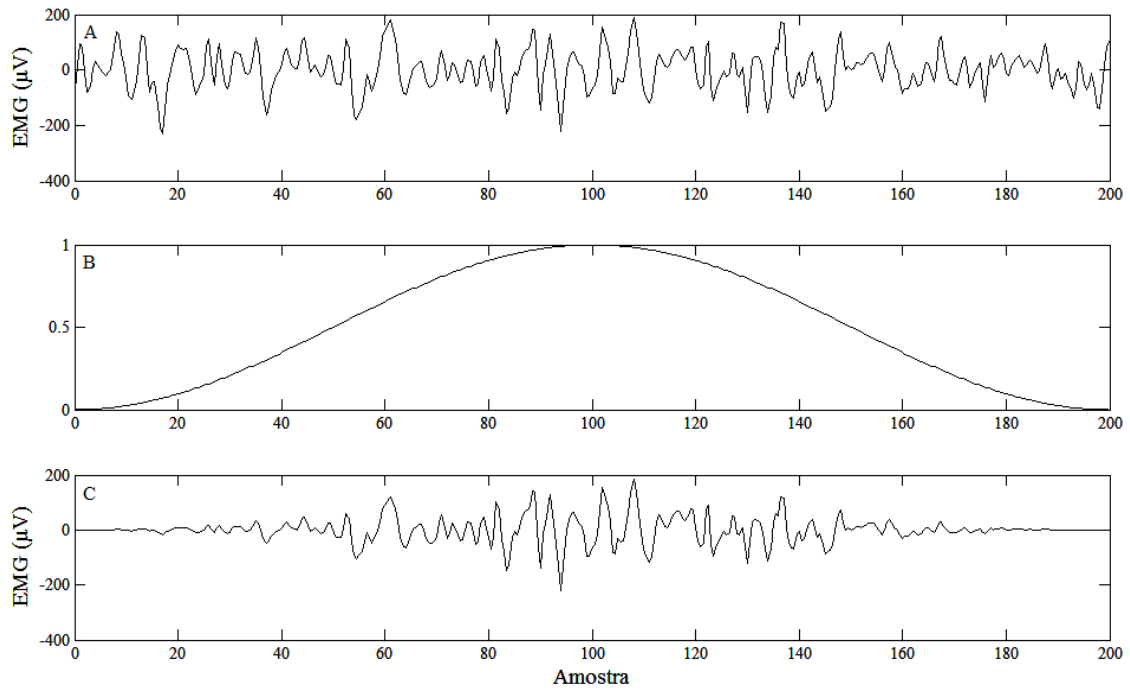


Figura 4.3 – EMG (A), janela *Hanning* (B) e sinal após aplicação de janela *Hanning* (C).

4.5 – Processamento

4.5.1 – OBTENÇÃO DE ESPECTROS DE FREQUÊNCIA

Para obtenção da magnitude do espectro de frequência de cada ICAME, foi calculada a transformada discreta de Fourier (*discrete Fourier transform* - DFT) de cada trecho, definida por (SHIAVI, 1999):

$$X_{DFT}(m) = T \sum_{n=0}^{N-1} x(n) h(n) e^{-\frac{j 2 \pi m n}{N}} \quad (4.1)$$

Em seguida os valores de magnitude de todos os espectros de cada sujeito foram armazenados em uma matriz (**ME**). Na figura 4.4 pode ser observado um exemplo de EMG e seu respectivo espectro de frequência.

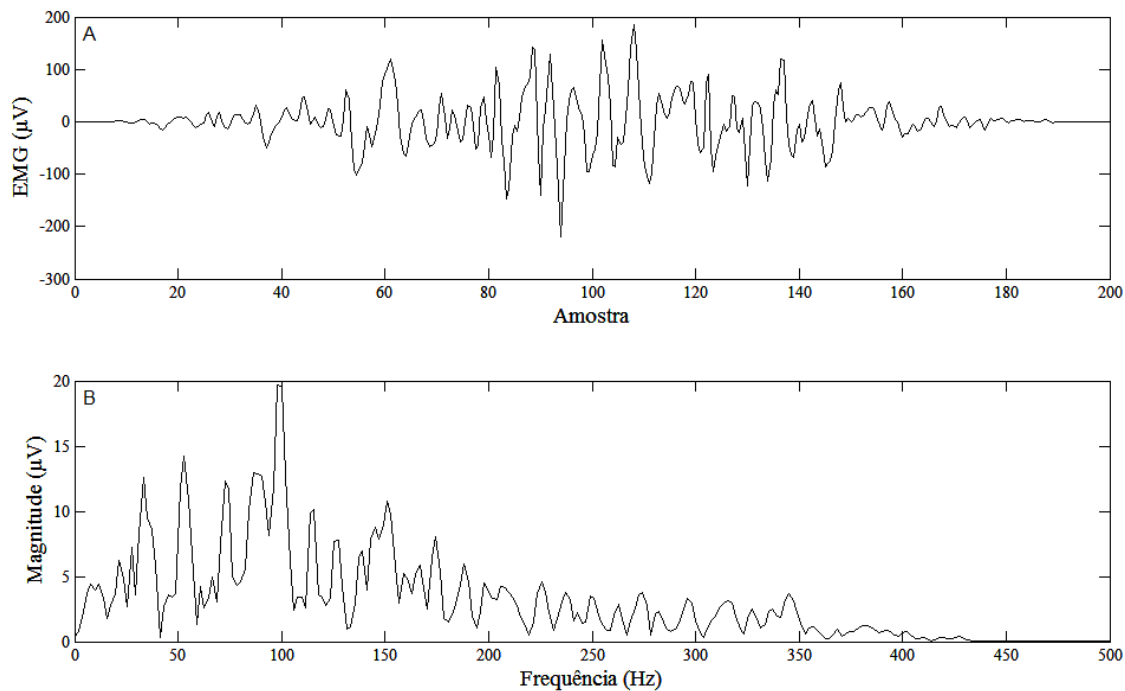


Figura 4.4 – EMG de um ICAME (A) e espectro de frequência do mesmo (B).

4.5.2 – ALISAMENTO ESPECTRAL

Os espectros de magnitude dos sinais de SEMG são sinais com uma grande variabilidade. Devido a isto, a representação dos espectros por um número reduzido de CPs acarreta um maior erro. Para melhorar esta representação antes de realizar a ACP, foi realizado um alisamento espectral. Este alisamento se baseou no método de Bartlett, no qual é realizada uma promediação entre determinado número de espectros, como descrito abaixo (SHIAVI, 1999):

$$X_k(m) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k X_i(m) \quad (4.2)$$

Este método de promediação reduz o número de espectros, o que conseqüentemente diminuiria o número de observações na ACP. Para evitar esta

redução, foi utilizada a teoria do filtro média-móvel, no qual é calculada inicialmente uma média entre amostras da primeira até a amostra X , em seguida da segunda amostra até a amostra $X+1$ e assim sucessivamente, assim como descrito abaixo (SHIAVI, 1999):

$$y(n) = \frac{x(n) + x(n + 1) + \dots + x(n + J - 1)}{J} \quad (4.3)$$

Este método de alisamento espectral baseado nestas duas teorias foi realizado através da seguinte equação:

$$EA_m = \frac{1}{k} \sum_{i=m}^{k+(m-1)} X_i, m=1,2,3,4,\dots,TE-(k-1) \quad (4.4)$$

onde EA_m é o m -ésimo espectro alisado, k o tamanho da janela de espectros utilizada no alisamento, X_i o i -ésimo espectro e TE o total de espectros. Neste trabalho foi utilizado um k de 5, de modo a diminuir a variância do estimador espectral a 1/5 de seu valor original (SHIAVI, 1999)

4.5.3 – CÁLCULO DE FREQUÊNCIA MÉDIA E MEDIANA

A partir do espectro de cada ICAME foram calculadas as $F_{médias}$ e as $F_{medianas}$. Posteriormente os valores de frequência média e mediana de cada espectro foram representados graficamente em ordem temporal, para ver o comportamento ao longo do tempo.

A $F_{média}$ e a $F_{mediana}$ de cada espectro foram calculadas respectivamente pelas equações:

$$F_{\text{m\u00e9dia}} = \frac{\sum_{i=1}^M f_i EA(i)}{\sum_{i=1}^M EA(i)} \quad (4.5)$$

$$\sum_{i=1}^{F_{\text{mediana}}} EA(i) = \sum_{i=F_{\text{mediana}}}^M EA(i) \quad (4.6)$$

onde $EA(i)$ \u00e9 a i -\u00e9sima raia espectral do espectro de frequ\u00eancia e M \u00e9 o maior harm\u00f4nico considerado.

4.5.4 – SEPARA\u00c7\u00c3O DE FAIXAS DE FREQU\u00caNCIA

Cada espectro de magnitude de frequ\u00eancia foi dividido em nove faixas de frequ\u00eancia de 1 Hz at\u00e9 495 Hz. A energia em cada faixa foi calculada como a soma das amplitudes e em seguida representada graficamente ao longo do tempo. Adicionalmente foi calculado o percentual da energia de cada faixa em rela\u00e7\u00e3o \u00e0 energia total do espectro (Eq.4.7) e este percentual foi representado graficamente ao longo do tempo.

$$M_{\%} = \frac{100 \sum_{f_1}^{f_2} M(j)}{\sum_{i=1}^{495} M(i)} \quad (4.7)$$

onde $M_{\%}$ \u00e9 o percentual da magnitude de determinada faixa em rela\u00e7\u00e3o a magnitude total do espectro, M \u00e9 a magnitude em determinada frequ\u00eancia, e f_1 e f_2 s\u00e3o os limites de cada faixa de frequ\u00eancia, correspondentes respectivamente aos valores $F_{\text{in\u00edcio}}$ e F_{final} na tabela 4.1.

Tabela 4.1 – Frequência inicial e final de cada respectiva faixa

	$F_{início}$ (Hz)	F_{final} (Hz)
Faixa 1	1	55
Faixa 2	56	110
Faixa 3	111	165
Faixa 4	166	220
Faixa 5	221	275
Faixa 6	276	330
Faixa 7	331	385
Faixa 8	386	440
Faixa 9	441	495

4.5.5 – CÁLCULO DOS COMPONENTES PRINCIPAIS

Obtidas as matrizes de espectros, foi realizado o cálculo dos CPs de cada uma destas. Este cálculo foi realizado de forma matricial, tendo como padrão cada linha da matriz sendo uma observação e cada coluna sendo uma dimensão. Cada observação correspondia ao espectro de um ICAME de N pontos, correspondentes a N dimensões.

Inicialmente a partir da matriz de espectros **ME**, formada por A espectros e B dimensões, foi calculada sua matriz de covariância **S** seguindo a equação:

$$\mathbf{S} = \frac{1}{A - 1} \sum_{i=1}^A (ME_{ij} - \overline{ME}_j)(ME_{ib} - \overline{ME}_b) \quad (4.8)$$

sendo $1 \leq i \leq A$ e $1 \leq j \leq B$ e onde \overline{ME}_j corresponde ao valor médio da j-ésima dimensão:

$$\overline{ME}_j = \frac{1}{A} \sum_{i=1}^A ME_{ij} \quad (4.9)$$

Para se obter os CPs foi realizada uma decomposição espectral de **S**, pelo método de decomposição por valores singulares (DVS). A partir da matriz **ME**, pode-se escrever:

$$\mathbf{ME} = \mathbf{ULX}' \quad (4.10)$$

onde **U** é formado pelos coeficientes dos CPs para a matriz de covariância, **L** é formado pela raiz quadrada da variância de cada CP e **X** é formado pelos CPs.

Os coeficientes dos componentes principais foram obtidos através da relação:

$$\mathbf{U} = \mathbf{DX} \quad (4.11)$$

onde **D** é a matriz de espectros, após a remoção das médias de cada dimensão.

Os coeficientes foram utilizados para representar cada espectro como um ponto em um espaço N-dimensional, como exemplificado na figura 4.5 para o caso de duas CPs. Adicionalmente, os coeficientes podem ser utilizados para reconstrução dos sinais e possíveis compressões dos mesmos.

$$PV_x = \frac{V_x}{\sum_{i=1}^N V_i} \quad (4.12)$$

onde PV_x é o percentual da variância da CP x , V_x é a variância da CP x , N é o número de CPs e V_i é a variância da i -ésima CP.

4.5.7 – CÁLCULO DE DISTÂNCIAS PADRÃO E EUCLIDIANA

Como descrito anteriormente a ACP se baseia na interpretação de uma sequência de N amostras como sendo um único ponto no espaço N -dimensional (NADAL, 1991). Neste estudo cada ponto correspondeu ao espectro de um ICAME, durante o exercício executado.

A distância entre cada ponto variou à medida que a diferença entre os espectros dos mesmos foi maior ou menor. Quanto mais diferentes foram os espectros, mais distantes foram os pontos que os representaram.

Para avaliar esta mudança nos espectros ao longo do tempo foram utilizados os cálculos de DP e DE (FLURY e REIDWYL, 1986; JOLLIFFE, 2002). A DP é um índice que corresponde a raiz quadrada da DM, que por sua vez é uma distância quadrática.

Para realizar estes cálculos, inicialmente os coeficientes correspondentes aos 20 primeiros IAMEs foram excluídos por conterem características específicas, decorrentes da transição entre o repouso e o início da atividade, desta forma o vigésimo primeiro coeficiente passou a ser considerado como primeiro. Em seguida, foi definido o PR para o cálculo das distâncias. Este ponto foi calculado pela média dos 20 primeiros coeficientes, do vigésimo primeiro ao quadragésimo devido à exclusão dos coeficientes iniciais. Estes foram utilizados para o cálculo do PR por ocorrerem antes que a FM se

acentuasse, devido à baixa carga e ao reduzido tempo de exercício. Após definido o PR, foram calculadas as distâncias utilizando o número de CPs determinado pelos testes *scree plot* e *scree plot* adaptado.

As DPs foram calculadas a partir da seguinte equação:

$$DP = \sqrt{\sum_{i=1}^P \frac{(ccp_i - pr_i)^2}{\sigma_i^2}} \quad (4.13)$$

onde P é o número de CPs, ccp_i é o coeficiente da i -ésima CP, σ_i^2 é a respectiva variância e pr_i é a i -ésima dimensão do PR. Em seguida as DEs foram calculadas a partir da seguinte equação:

$$DE = \sqrt{\sum_{i=1}^P (ccp_i - pr_i)^2} \quad (4.14)$$

Depois de calculadas, ambas as distâncias foram representadas graficamente, em ordem temporal (Figura 4.6).

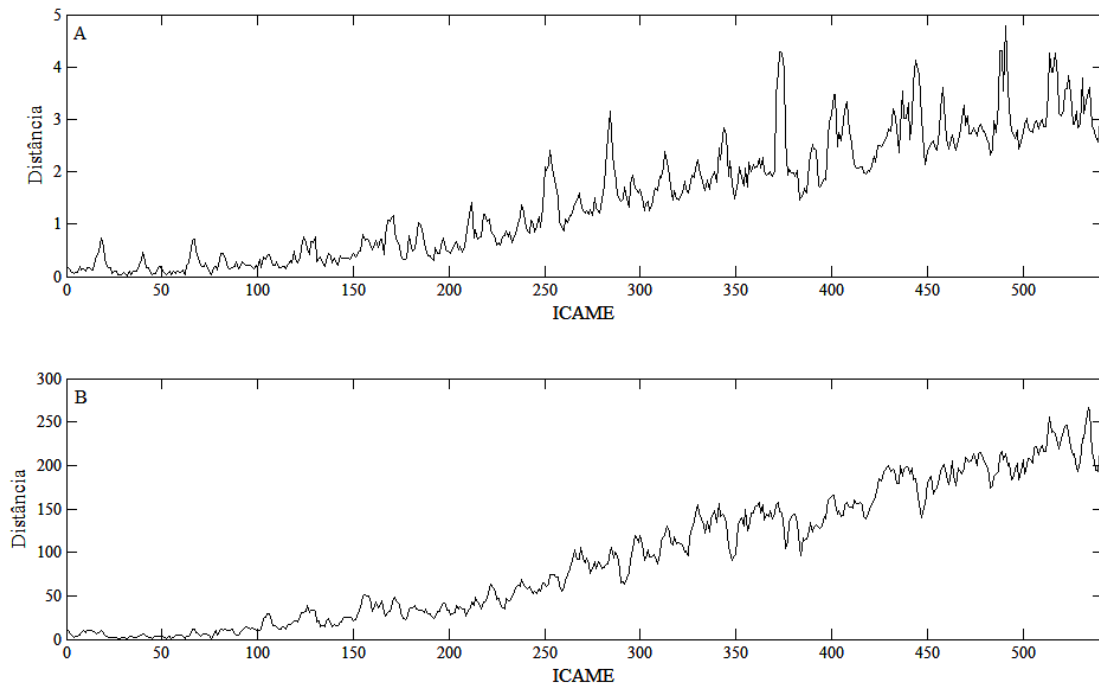


Figura 4.6 – Valores de DP (A) e DE (B) ao longo do teste.

4.5.8 – ANÁLISE ESTATÍSTICA

Para testar a diferença entre o início e o final dos exercícios foi calculada inicialmente a média dos primeiros e dos últimos 40 valores de distância. Após calculadas estas médias de cada sujeito, foi realizada a média entre os valores iniciais de cada sujeito e em seguida entre os valores finais de cada um dos mesmos. A partir destes últimos valores foi verificada a significância estatística da diferença entre a média dos valores iniciais e a média dos valores finais, através do teste t de Student ($\alpha = 0,05$).

Este teste foi realizado para os valores de $F_{média}$, $F_{mediana}$, DE e DP, dos sinais com e sem a utilização do alisamento espectral.

CAPÍTULO 5

RESULTADOS

5.1 – Frequência Média e Mediana

Calculados os valores de $F_{média}$ e de $F_{mediana}$ do espectro de frequência de cada ICAME, estes foram representados graficamente. Como mostrado nas figuras 5.1 a 5.4, os valores de $F_{média}$ e $F_{mediana}$ não apresentaram nenhum padrão que pudesse identificar a ocorrência de FM, ou qualquer outro tipo de fenômeno ocorrido durante a execução dos testes.

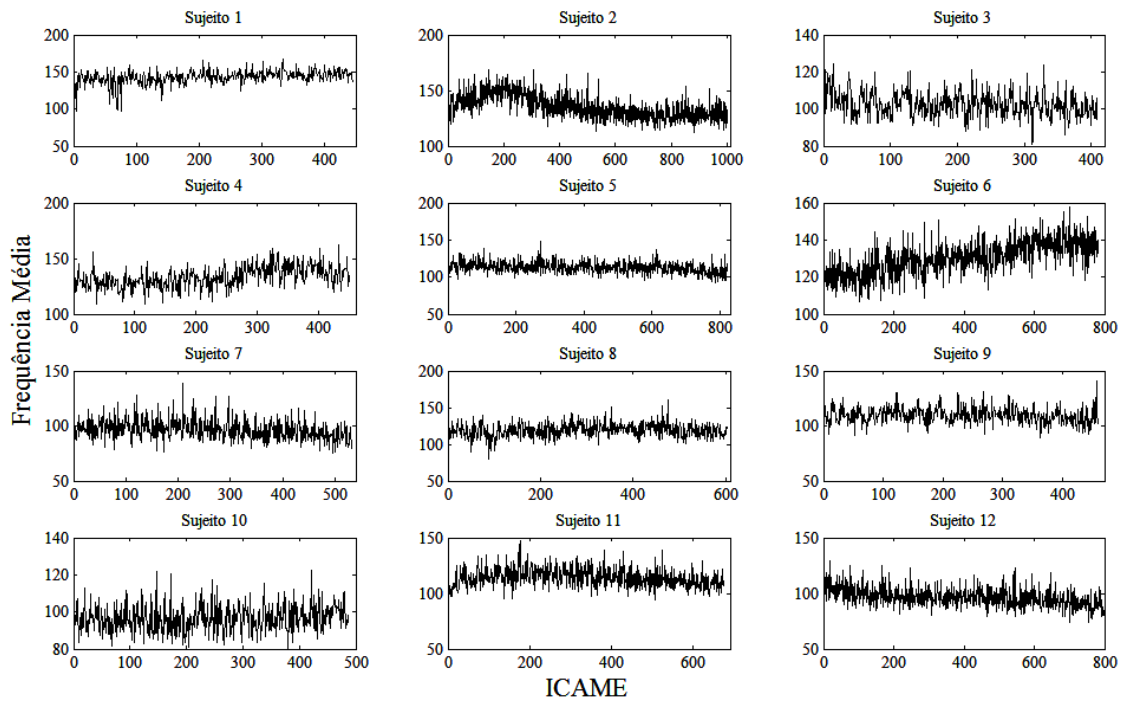


Figura 5.1: Valores de $F_{média}$ dos sujeitos 1 ao 12.

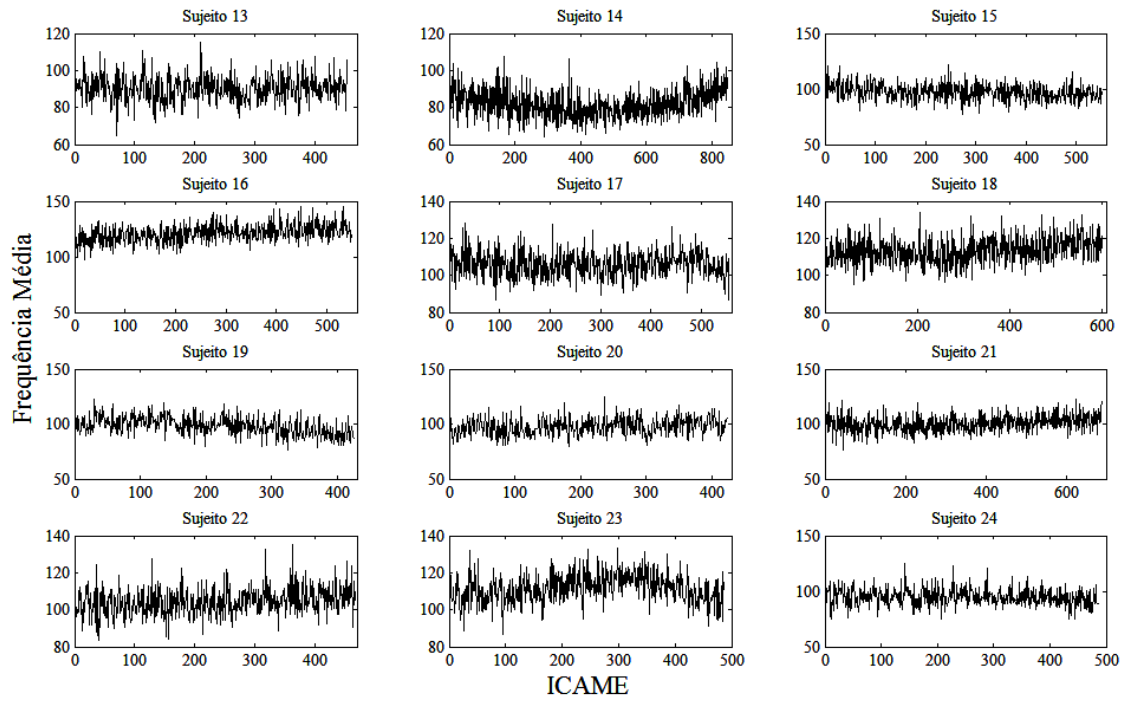


Figura 5.2: Valores de $F_{\text{média}}$ dos sujeitos 13 ao 24.

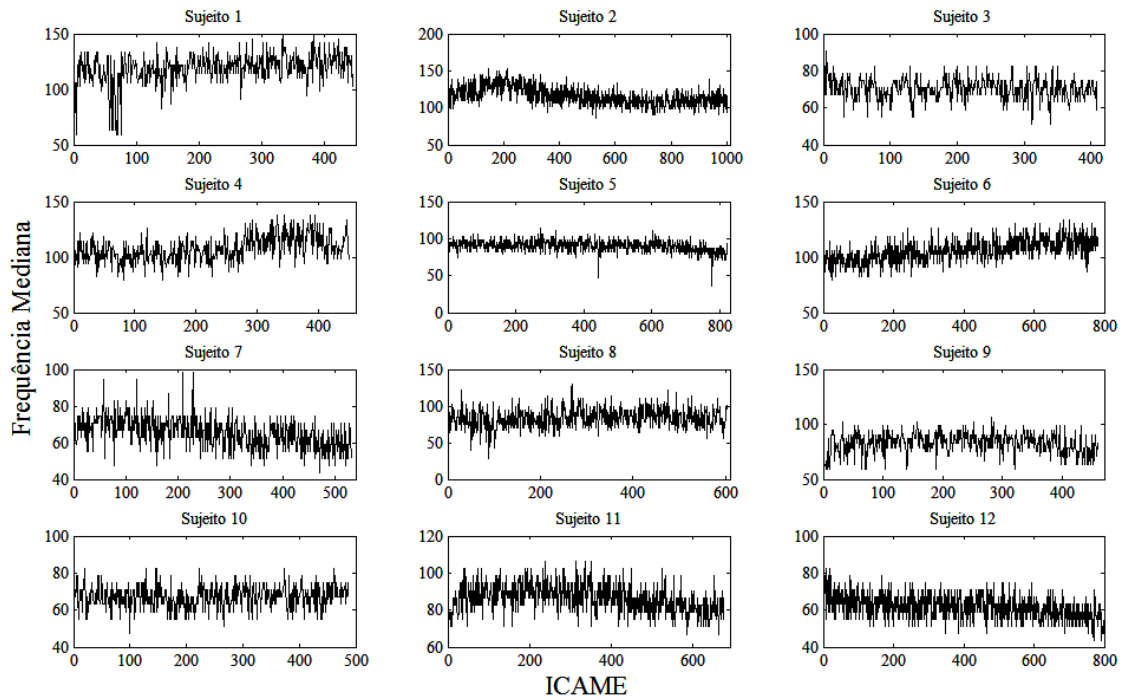


Figura 5.3: Valores de F_{mediana} dos sujeitos 1 ao 12.

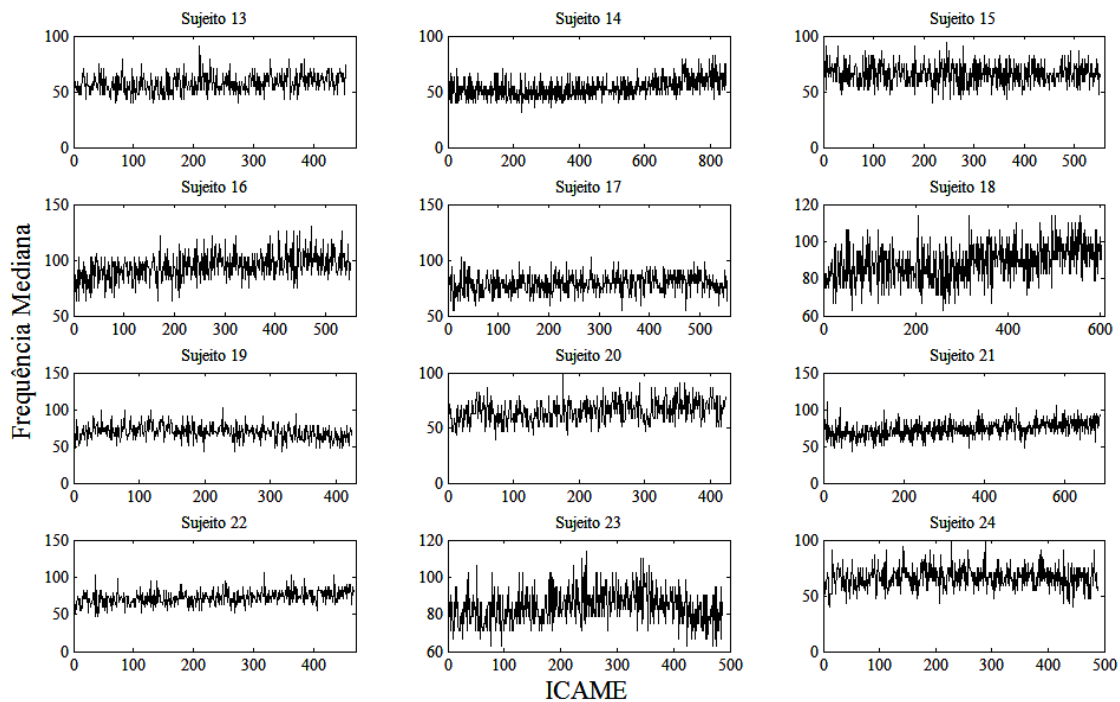


Figura 5.4: Valores de F_{mediana} dos sujeitos 13 ao 24.

Estes resultados mostram que a ocorrência da FM não é identificável em todos os sujeitos, utilizando estes métodos. Em alguns sujeitos, percebe-se que ocorreram alterações ao longo do tempo. Porém, estas alterações foram distintas em cada um destes sujeitos e inconsistentes para serem assumidas como um demonstrativo da FM.

5.2 – Faixas de Frequência

Para observar mais detalhadamente o motivo pelo qual os valores de $F_{\text{média}}$ e F_{mediana} não variaram durante a ocorrência da FM, como a literatura prevê, efetuou-se a análise da variação temporal da energia de cada faixa de frequência. Na figura 5.5, pode-se observar a variação da energia em cada faixa de frequência do sinal de um dos sujeitos. Nota-se que a energia aumentou ao longo do tempo em todas as faixas de frequência. Este aumento ocorreu em alguns casos, entretanto em todos estes casos o aumento se deu de forma proporcional em todas as faixas de frequência. Para avaliar se

esse aumento aconteceu de maneira uniforme em todo o sinal, a figura 5.6 apresenta o percentual da energia de cada faixa de frequência em relação à energia total do espectro de frequência. Pode-se observar que cada faixa de frequência possui aproximadamente o mesmo percentual da energia total durante todo o exercício.

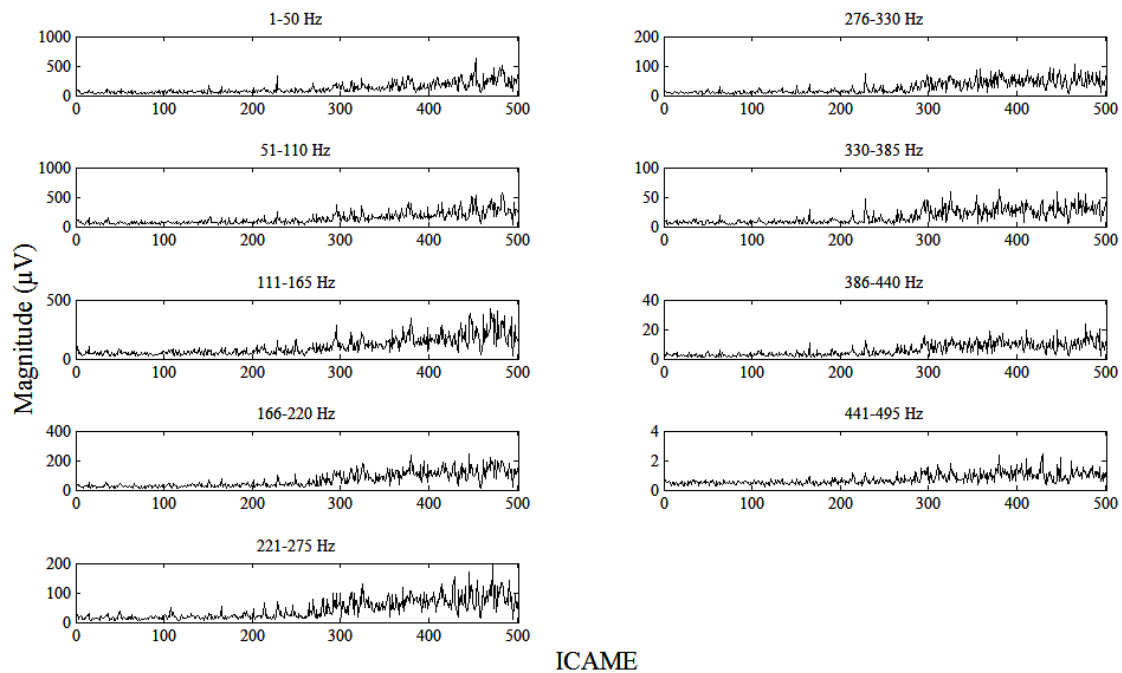


Figura 5.5: Magnitude de cada faixa de frequência, em cada instante de tempo (Sujeito 4).

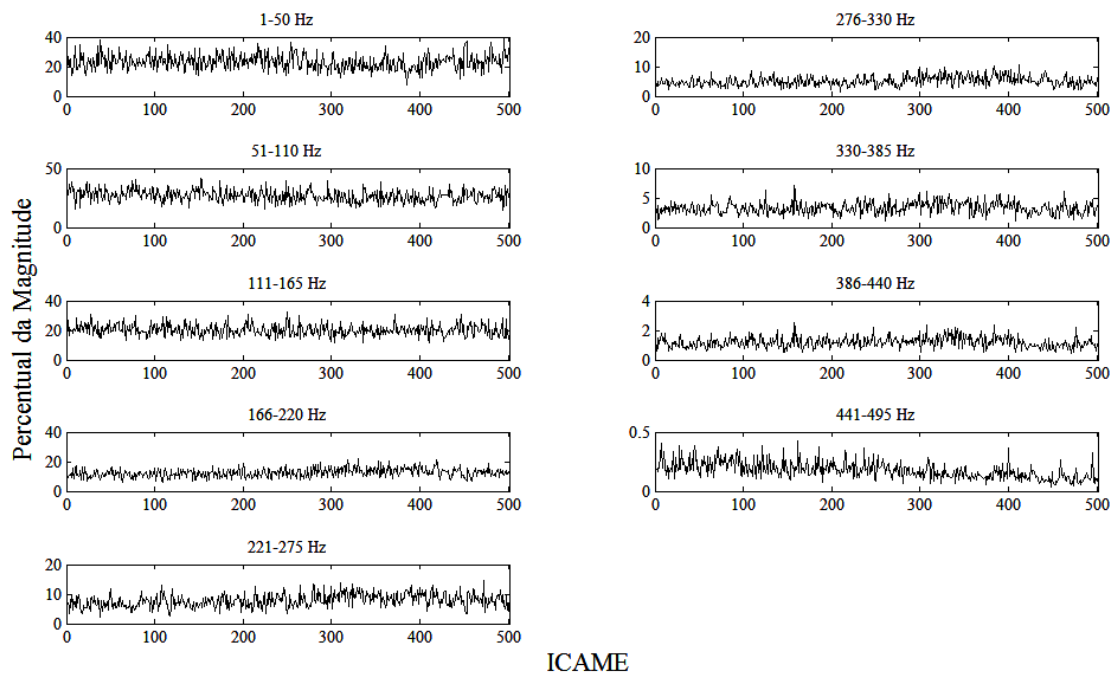


Figura 5.6: Percentual da magnitude de cada faixa de frequência em relação à magnitude total do espectro de frequência (Sujeito 4).

5.3 – Análise de Componentes Principais

As médias de todos os espectros de cada sujeito, removidas para o cálculo da matriz de covariância, são apresentadas no ANEXO III. No ANEXO IV é possível observar que o alisamento espectral não afetou o formato da primeira componente.

O *scree test* realizado após o cálculo das CPs determinou, em todos os sujeitos, que deveriam ser utilizadas três CPs. Este resultado ocorreu tanto utilizando o alisamento espectral, quanto utilizando os espectros originais, como observado nas figuras 5.7 e 5.8.

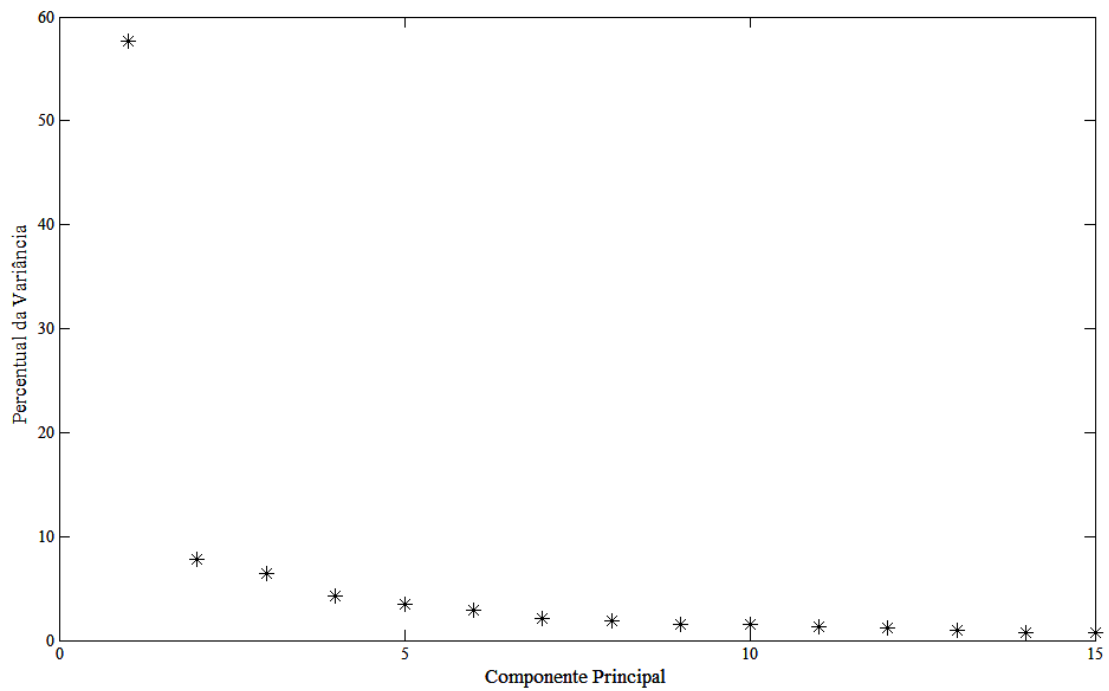


Figura 5.7 – Gráfico *scree* modificado, sem aplicar alisamento espectral, das primeiras quinze CPs. (Sujeito 4).

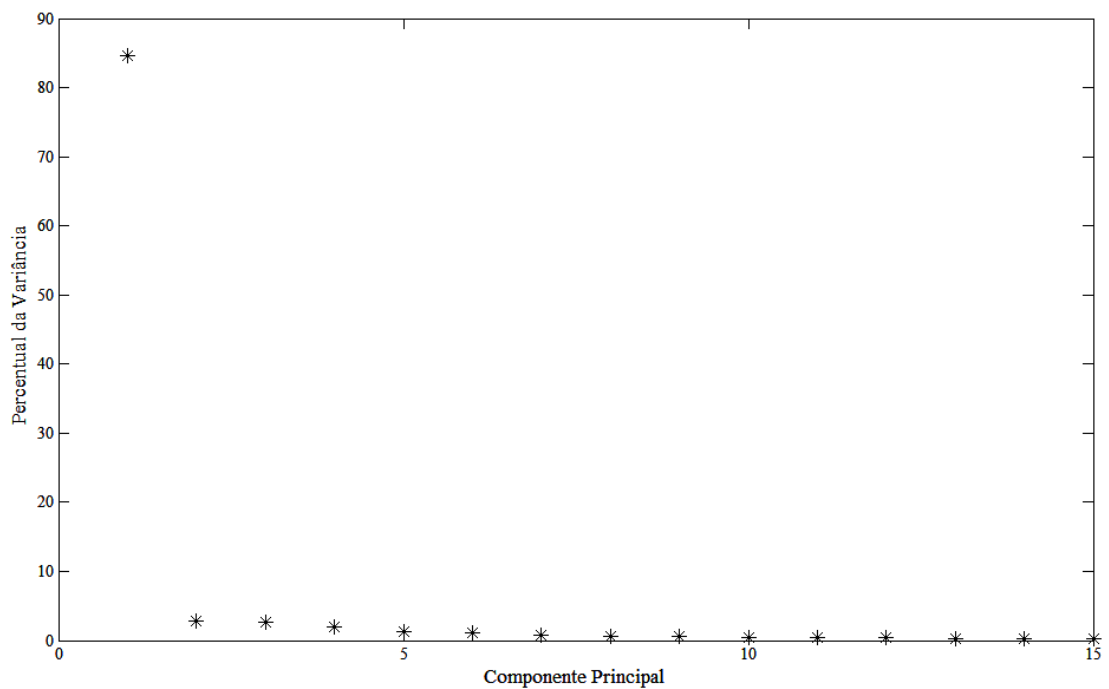


Figura 5.8 – Gráfico *scree* modificado, aplicando alisamento espectral, das primeiras quinze CPs. (Sujeito 4).

5.4 – Distância Euclidiana

A partir das CPs determinadas pelo *scree test*, foi calculada a DE de cada ICAME, tendo como referência o ponto médio calculado a partir dos 20 primeiros ICAMEs. Quando as distâncias de cada sujeito foram representadas graficamente (Figuras 5.9 e 5.10, ANEXO V), foi observado um aumento progressivo das distâncias em todos os sujeitos, o qual se acentuou nos últimos ICAMEs.

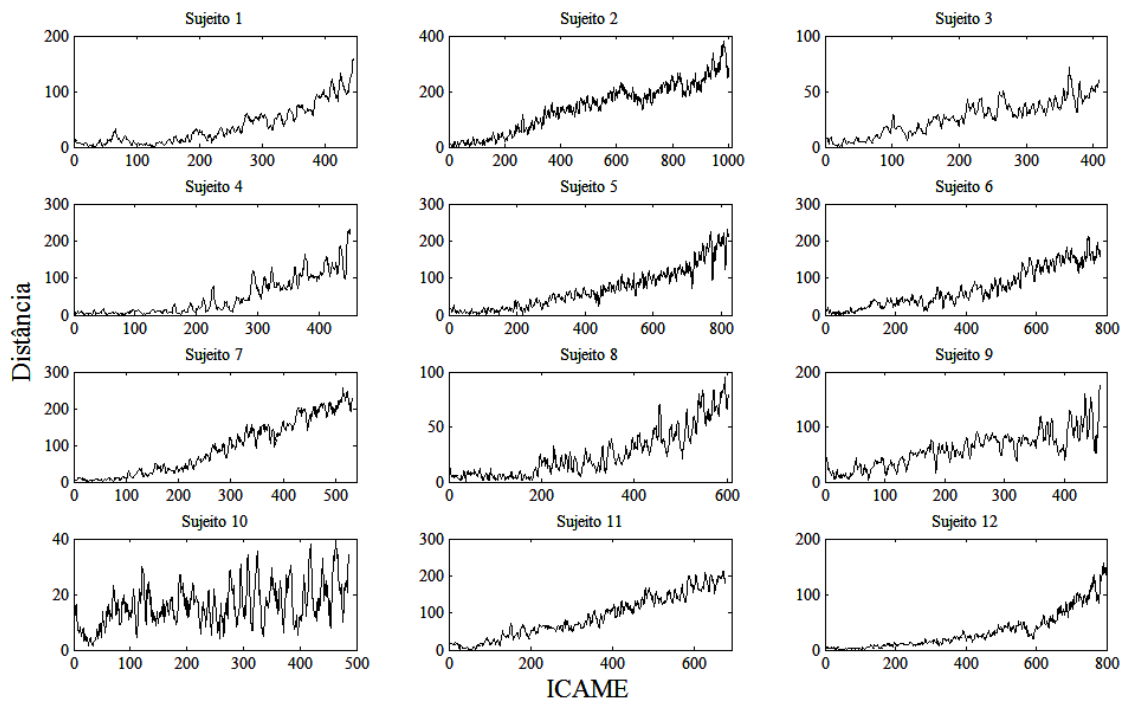


Figura 5.9: Valores de DE de cada ICAME, após alisamento espectral (sujeito 1 ao 12).

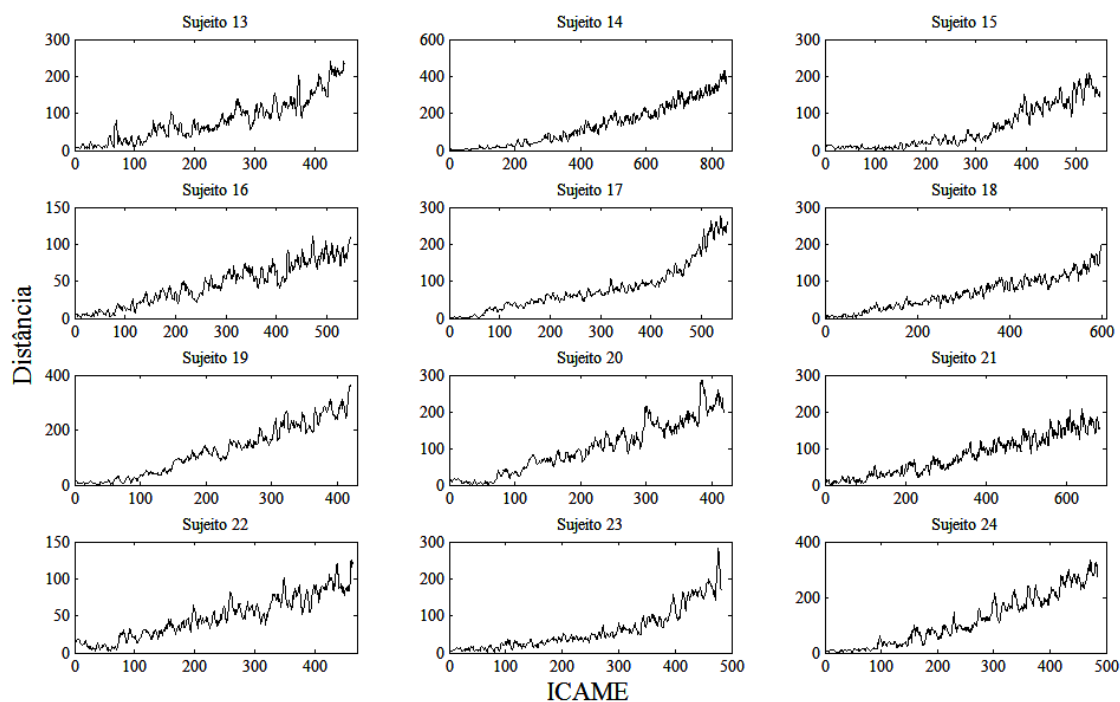


Figura 5.10: Valores de DE de cada ICAME, após alisamento espectral (sujeito 13 ao 24).

5.5 – Distância Padrão

A partir das CPs determinadas pelo *scree test* e suas respectivas variâncias, foi calculada a DP de cada ICAME, tendo como referência o ponto médio calculado a partir dos 20 primeiros ICAMEs. Quando as distâncias de cada sujeito foram representadas graficamente (Figuras 5.11 e 5.12, ANEXO VI), foi observado um comportamento semelhante ao das DEs, mostrando um aumento progressivo que se acentuou no final do exercício.

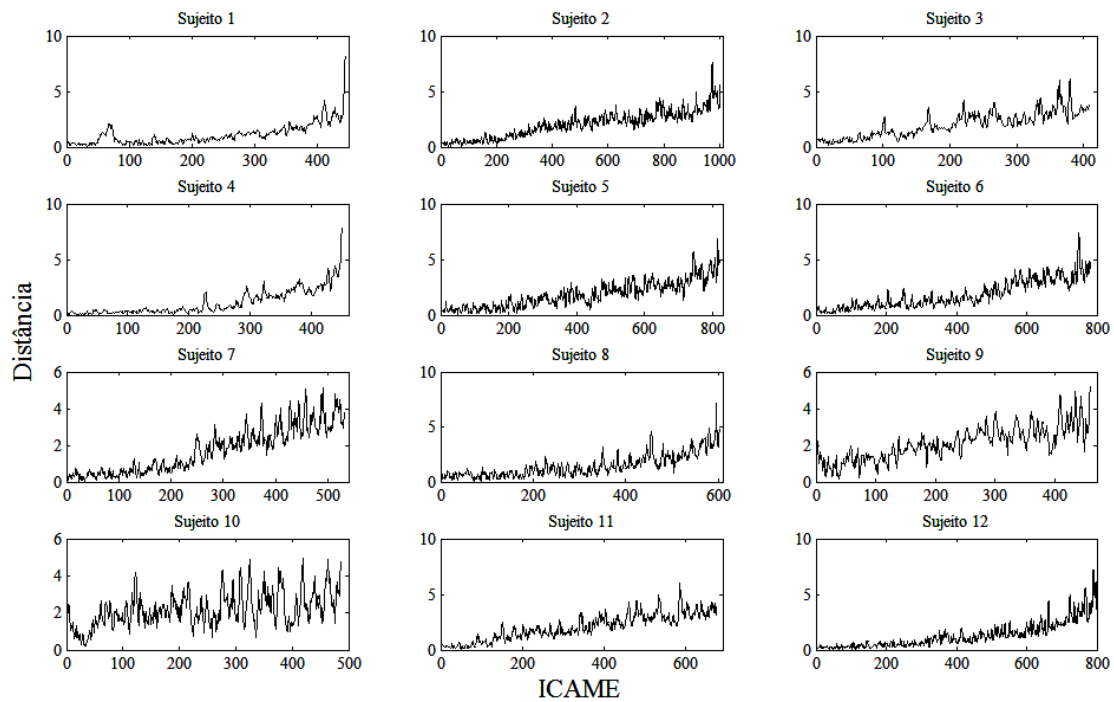


Figura 5.11: Valores de DP de cada ICAME, após alisamento espectral (sujeito 1 ao 12).

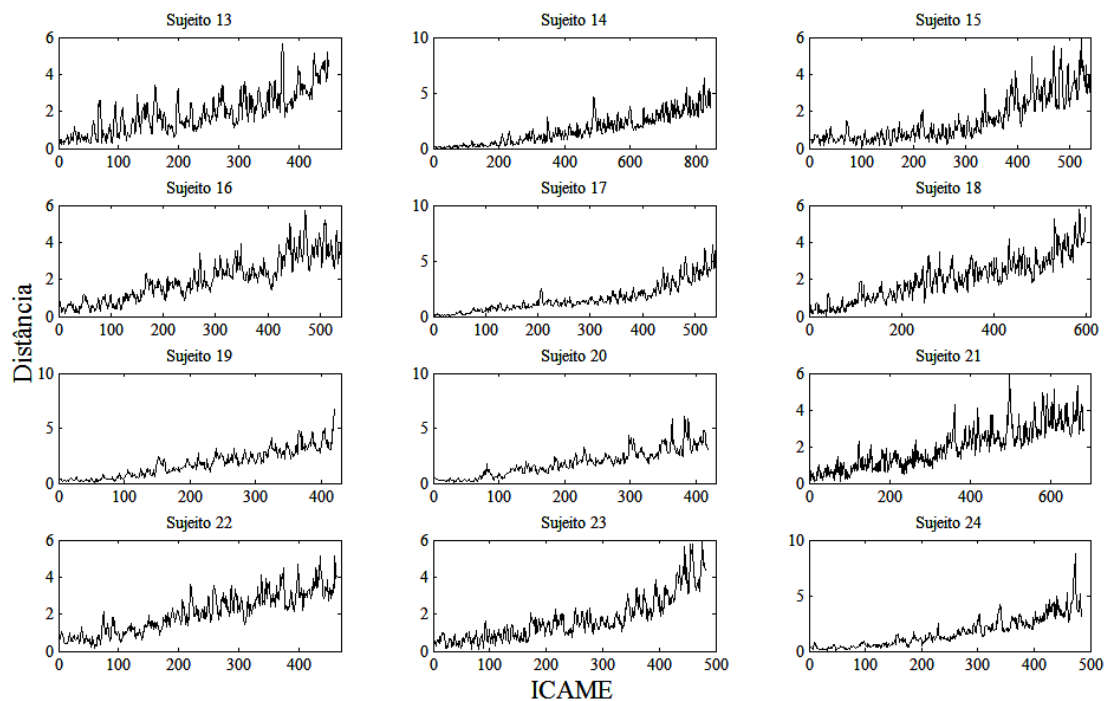


Figura 5.12: Valores de DP de cada ICAME, após alisamento espectral (sujeito 13 ao 24).

5.6 – Comparação dos Gráficos de Distâncias com os Valores de Amplitude do Sinal

Quando analisados os EMGs, no domínio do tempo, foram observados comportamentos distintos em cada sujeito. Alguns sujeitos apresentaram um aumento considerável da amplitude do sinal, entretanto este comportamento não se repetiu em todos os casos. Como mostrado nas figuras 5.13 e 5.14, os valores de DE e DP crescem ao longo do tempo independente da amplitude do sinal aumentar. Isto mostra que apesar destes índices serem sensíveis à variação de amplitude do sinal, são também sensíveis a outras mudanças ocorridas nos espectros de frequência.

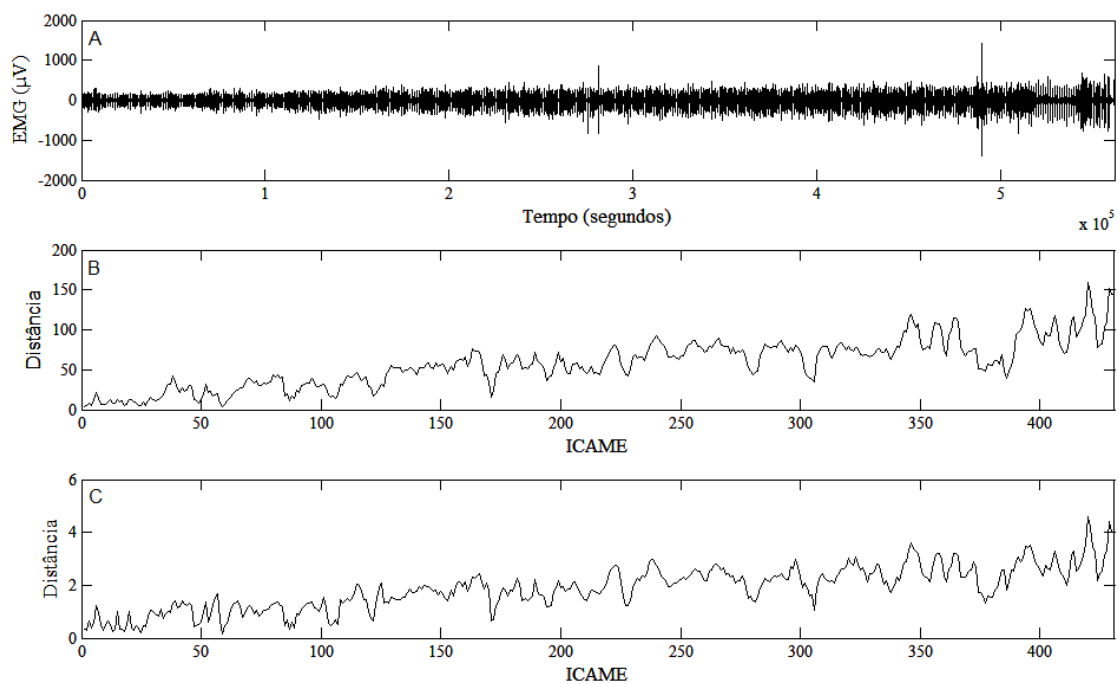


Figura 5.13 – Exemplo de um sinal no qual a amplitude aumenta pouco com o tempo (A); DEs (B) e DP (C) do mesmo sujeito, em ordem temporal

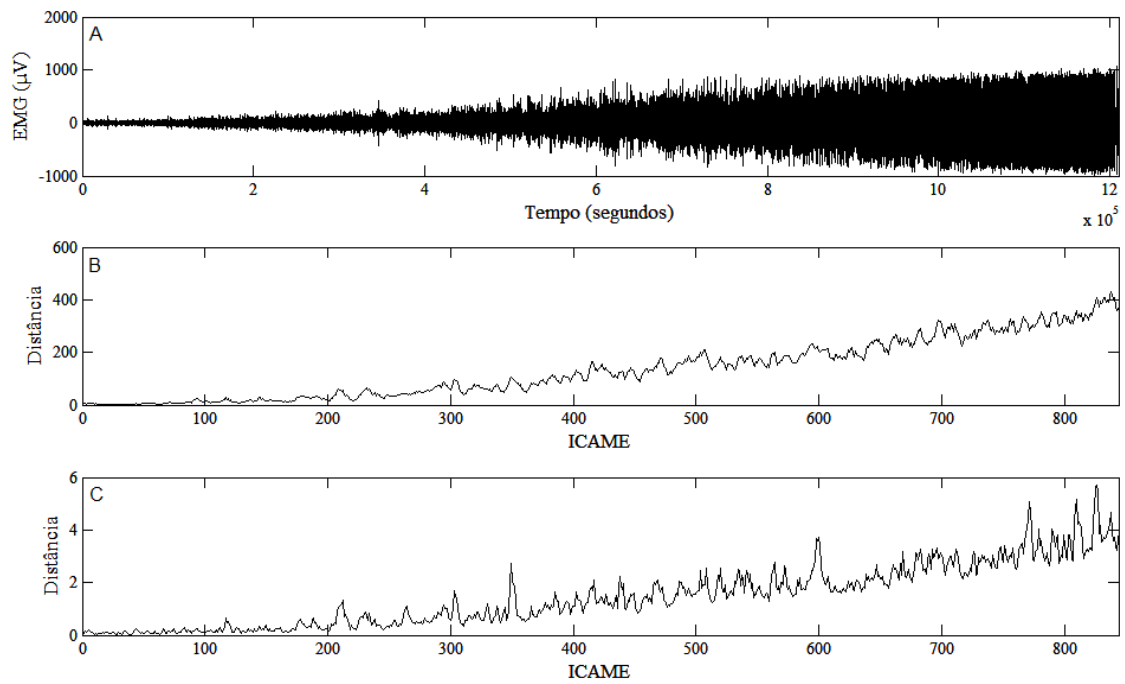


Figura 5.14 – Exemplo de um sinal no qual a amplitude aumenta com o tempo (A); DEs (B) e DPs (C) do mesmo sujeito, em ordem temporal

5.7 – Diferença entre o Início e o Final do Exercício

Os resultados da análise estatística, que comparou a média dos valores do início e final do exercício de cada sujeito, mostraram que os parâmetros de $F_{médica}$ e $F_{mediana}$ não apresentaram diferença significativa, enquanto os parâmetros DE e DP apresentaram aumento significativo no final. Isto ocorreu em ambos os sinais, submetidos ou não ao alisamento espectral. Nas tabelas 5.1 são apresentadas as respectivas médias, desvios padrão e valores p.

Tabela 5.1 – Média, desvio padrão e valor p dos índices de $F_{média}$, $F_{mediana}$, DE e DP
(sem alisamento (SA) e após alisamento (AA))

Parâmetro	Início	Final	Valor p
$F_{média}$	108,5 ± 13,4	107,5 ± 15,8	0,807
$F_{mediana}$	77,91 ± 17,11	79,85 ± 18,25	0,706
Distância Euclidiana (SA)	12,24 ± 5,449	177,4 ± 86,02	2,896.10 ⁻¹²
Distância Euclidiana (AA)	7,132 ± 3,309	173,9 ± 84,60	1,484.10 ⁻¹²
Distância padrão (SA)	0,363 ± 0,199	3,170 ± 0,526	5,289.10 ⁻²⁸
Distância padrão (AA)	0,310 ± 0,182	3,479 ± 0,451	5,072.10 ⁻³³

CAPÍTULO 6

DISCUSSÃO

6.1 – Utilização do Espectro de Frequência e a Transformada de Fourier

As variações observadas nos sinais de SEMG podem ocorrer por diversos motivos, como a FM (HÄGG *et al.*, 1992; GEORGAKIS *et al.* 2003; ARABADZHIEV *et al.*, 2005; DIMITROV *et al.*, 2008). Estas variações ocorrem devido a fatores como: a mudanças da frequência de disparo de PAs, o recrutamento de diferentes números e tipos de fibras musculares, o aumento da força requerida e a alterações químicas locais (HÄGG *et al.*, 1992; GANDVEIA, 2001). Algumas relações entre o aumento do número de fibras recrutadas com o aumento da amplitude do sinal, e entre a mudança da frequência de disparos de PAs com as mudanças na distribuição da energia do sinal em seu espectro de frequências, são exemplos de hipóteses levantadas para explicar estas variações nos sinais de SEMG (BASMAJIAN e DE LUCA, 1985; HÄGG *et al.*, 1992; CAO *et al.*, 2007). A utilização de sinais de SEMG já foi citada como de grande importância, pelo fato de que este sinal possui informações de respostas periféricas e centrais (DIMITROV *et al.*, 2008). A utilização do espectro de frequência na análise é fundamental, por aumentar a quantidade de informações possíveis de serem extraídas. Entretanto, para realizar este tipo de análise é preciso fazer uso de ferramentas adequadas de matemática e processamento de sinais (SILVA *et al.*, 2008).

No presente estudo e em outros publicados previamente (PINCIVERO, 2001), os espectros de frequência foram obtidos por meio da teoria desenvolvida por Fourier. Contudo esta teoria requer que os sinais respeitem alguns requisitos, em particular a estacionariedade (LATHI, 2005).

Os sinais de SEMG, principalmente de contrações dinâmicas, são classificados como altamente não estacionários (BASMAJIAN e DE LUCA, 1985). Devido a isso, severas críticas têm sido feitas aos estudos que utilizam a transformada de Fourier em sinais de SEMG (SILVA *et al.*, 2008). Alguns autores, com o objetivo de superar esta limitação, aplicaram outras teorias classificadas como transformadas tempo-frequência (KNAFLITZ e BONATO, 1999; KARLSSON *et al.*, 2000; BONATO *et al.*, 2001). Entretanto, estas transformadas apresentaram outros tipos de limitações como o alto custo computacional (COOREVITS *et al.*, 2008) e a presença de artefatos na forma de termos cruzados. Em particular, o emprego da transformada de Choi-Willians torna-se proibitivo para sinais EMG amostrados a 1 kHz com durações superiores a 1 ou 2 s, impondo a necessidade de segmentação do sinal para análise (PEREIRA, 2010)

A STFT representa também uma transformada tempo-frequência, a qual foi concebida para avaliar a evolução do conteúdo espectral de um dado sinal ao longo do tempo. Portanto, a STFT pode ser utilizada para processos não estacionários. Esta transformada, não apresenta termos cruzados e tem um custo computacional muito menor que as demais transformadas da classe de Cohen (PEREIRA, 2010). Entretanto, o cálculo de cada estimativa espectral da STFT requer um número razoável de amostras de sinal, de modo a fornecer uma resolução em frequência aceitável, e, a rigor, este segmento de sinal usado para a estimação espectral deve ser estacionário.

COOVERITS *et al.* (2008), mostraram que a aplicação da transformada de Fourier na análise da progressão da FM ao longo do tempo apresenta resultados semelhantes aos encontrados quando utilizado o método de *wavelet*, o qual apresentou os melhores resultados em outros trabalhos. Segundo SILVA *et al.* (2008), apesar das preocupações com a não estacionariedade dos sinais, os espectros gerados pelas

transformadas de Fourier e *wavelet* possuem as mesmas informações no que diz respeito a ocorrência da FM.

Apesar dos estudos que mostraram a aplicabilidade da transformada de Fourier em sinais de SEMG, mesmo com os problemas de não estacionariedade, no presente trabalho foram aplicados métodos para reduzir a não estacionariedade. Os métodos visavam retirar os momentos de silêncio entre as contrações e os instantes de transição entre estes momentos e o início das contrações, utilizando assim apenas os sinais contendo a atividade mioelétrica efetiva. Além disso, foi aplicado um alisamento espectral, que segundo SILVA *et al.* (2008) reduz os efeitos gerados pela não estacionariedade. Desta forma, as críticas com respeito à utilização da transformada de Fourier não se aplicam ao presente trabalho.

6.2 – O Cálculo de Frequências Médias e Medianas

Os presentes resultados mostraram que os valores de frequência média e mediana de cada ICAME, não apresentaram nenhum tipo de padrão que pudesse identificar qualquer fenômeno fisiológico. Ocorreram alguns aumentos e diminuições destes valores ao longo do tempo, no entanto como foram comportamentos distintos em cada sujeito, não podem ser classificados como um padrão, e nem correlacionados com fenômenos fisiológicos. Além disso, quando analisada a média dos primeiros e dos últimos 40 valores, não foi observada uma diferença significativa.

Se comparados estes resultado com os apresentados em vários artigos publicados anteriormente, uma contradição é observada. Os resultados esperados segundo estudos prévios, seria uma queda acentuada dos valores de $F_{média}$ e de $F_{mediana}$ na medida que a FM se instalasse (PINCIVERO *et al.*, 2006). Isto ocorreria segundo estes estudos, devido a uma compressão do espectro de frequência, concentrando assim a energia em

frequências mais baixas (HÄGG *et al.*, 1992). Apesar de diversos estudos que vêm comprovando a eficiência destes índices, outros estudos também têm apontado limitações dos mesmos. Algumas destas limitações apresentadas foram a alta sensibilidade a ruídos como os gerados pelo movimento do eletrodo e até mesmo por movimentos articulares e a baixa sensibilidade a algumas variações ocorridas no sinal de SEMG (KARLSSON *et al.*, 2003). PINCIVERO *et al.* (2001) relataram, que em musculaturas compostas predominantemente por fibras tipo 1 a F_{mediana} não se altera, apesar do aumento do recrutamento de UMs em decorrência da FM ou do aumento da força aplicada. Na tentativa de superar estas limitações alguns autores propuseram o cálculo de novos índices. Entretanto, apesar de alguns destes índices terem apresentado resultados que demonstravam superar algumas limitações, estes também apresentaram outros tipos de falhas ou limitações (GEORGAKIS *et al.*, 2003; ARABADZHIEV *et al.*, 2005).

KNAFLITZ e BONATO (1999) concluíram que sinais coletados durante diferentes tipos de exercícios requerem métodos de processamento específicos. Assim os métodos utilizados com sucesso em exercícios que provocam rapidamente a ocorrência da FM não seriam necessariamente eficazes em outros tipos de exercícios.

Os protocolos adotados nos trabalhos que encontraram a queda acentuada da $F_{\text{média}}$ e da F_{mediana} continham em sua grande maioria exercícios isométricos ou isotônicos de alta intensidade, o que levaria rapidamente à ocorrência da FM (PINCIVERO *et al.*, 2006; SILVA *et al.*, 2008). Entretanto, no presente estudo foram realizados exercícios cíclicos, nos quais a FM é alcançada de maneira progressiva e mais lentamente. Isto é facilmente demonstrado pela duração dos exercícios, a qual sempre foi superior a dez minutos. CAO *et al.* (2007) relataram a influência do protocolo adotado na análise da FM através de sinais de SEMG. Assim, é possível notar

a limitação destes índices para analisar sinais coletados durante a execução de exercícios cíclicos.

6.3 – A análise do Espectro em Faixas de Frequência

HÄGG *et al.* (1992) indicaram que durante a instalação da FM ocorre uma diminuição da velocidade de condução dos PAs. Esta diminuição de velocidade causaria uma compressão do espectro de frequência, aumentando a energia em frequências mais baixas. Esta mudança espectral seria responsável pela variação dos valores de alguns índices espectrais como a $F_{média}$ e a $F_{mediana}$.

Em outro estudo SPARTO *et al.* (2000) utilizou um protocolo de processamento dos sinais no qual separou os sinais em faixas de frequência. Consequentemente, assim como concluído por HÄGG *et al.* (1992), foi observado um aumento da energia nas faixas de frequência que correspondem às frequências de 13 a 88 Hz.

O fato dos presentes resultados não apresentarem uma variação dos índices de $F_{média}$ e $F_{mediana}$, indica que a compressão espectral observada em outros exercícios não ocorre durante a prova de esforço com cicloergômetro. Para verificar esta hipótese foi realizado um procedimento semelhante ao de SPARTO *et al.* (2000), no qual os sinais foram divididos em faixas de frequência.

Quando analisadas as energias absolutas e relativas por faixas de frequência, à medida que a FM se instalava, foi possível identificar que em alguns casos ocorre realmente um aumento da energia do sinal, no entanto este aumento se dá de forma proporcional em todas as faixas de frequência. Assim, estes resultados justificam o motivo pelo qual os valores de $F_{média}$ e $F_{mediana}$ não apresentaram uma queda uniforme, como relatado em outros estudos, com outros protocolos e tipos de exercícios.

6.4 – A Análise de Componentes Principais e o Cálculo das Distâncias

A utilização da ACP em estudos que tinham por objetivo identificar ou mensurar a FM através de sinais de SEMG já foi descrita anteriormente por outros autores (KUMARAVEL e KAVITHA, 1994; TSCHARNER, 2002; PEREZ e NUSSBAUM, 2003). Entretanto, como descrito anteriormente, a utilização de ACP nestes estudos não seguiu o mesmo protocolo de processamento, e tinha por fim diferentes objetivos. Em nenhum dos casos a ACP foi utilizada com o intuito de criar um índice, através do qual a FM pudesse ser analisada.

No trabalho de PEREZ e NUSSBAUM (2003) uma das aplicações da ACP foi para a redução de dimensionalidade dos sinais. Os sinais foram reduzidos a três dimensões mantendo um mínimo de 70% da variância total dos sinais, valor o qual foi suficiente para preservar as informações, segundo estes autores. No presente trabalho foram utilizadas apenas três dimensões para representação dos sinais, entretanto foi preservado em todos os casos no mínimo 80% da variância total, o que segundo os autores anteriormente citados é suficiente para uma representação satisfatória.

O diagnóstico de doenças neuromusculares através da ACP foi realizado por KUMARAVEL e KAVITHA (1994), através da classificação dos sujeitos como portadores ou não destas doenças. Para a classificação, a ACP foi aplicada aos sinais de grupos de sujeitos saudáveis e com a doença, de modo a enfatizar as características anormais dos sinais (que refletem um aumento da variância). Por outro lado, no presente estudo a análise da FM foi efetuada a cada ciclo de sinal, sujeito a sujeito, de modo a identificar as alterações ocorridas nos sinais ao longo do exercício, comparando os valores obtidos ao longo do tempo com os da fase inicial, onde há ausência de FM.

Os momentos de ausência de FM utilizados neste estudo foram assumidos como os IAMEs ocorridos no início do exercício e em cargas baixas. A total ausência de FM segundo os conceitos atuais, não pode ser identificada em sinais coletados durante a execução de qualquer tipo de atividade, visto que a FM é classificada como um processo progressivo que se inicia desde o início do exercício (MACINTOSH e RASSIER, 2002). Entretanto, nestes momentos a FM ainda estaria em níveis bastante reduzidos, não causando ainda a alteração dos sinais coletados.

Utilizando a média dos valores deste trecho inicial como indicativo da ausência de FM, foi estabelecido um PR para avaliar a ocorrência e a progressão da FM ao longo do tempo. As DEs e DPs foram calculadas em relação a este PR, possibilitando assim verificar o quanto os coeficientes da ACP se distanciavam deste ponto ao longo do exercício. Este distanciamento ocorreu devido à variação de todo o espectro de frequência à medida que a FM se acentuava.

Diferentemente do observado nos índices de $F_{média}$ e $F_{mediana}$, os valores de DE e DP apresentaram um aumento significativo durante a execução dos exercícios, podendo assim identificar um padrão de comportamento ao longo do tempo. Este aumento pode ser correlacionado com a ocorrência da FM, por corresponder a mudanças no espectro de frequência, segundo o mesmo raciocínio adotado em estudos anteriores (HÄGG *et al.*, 1992), e levando-se em conta o fato de que as provas de esforço foram conduzidas até o limite de resistência de cada sujeito.

Em estudos prévios, que analisaram a ocorrência de FM, diversas mudanças nos sinais de SEMG foram identificadas, tanto no domínio da frequência, aumento da energia em baixas frequências, quanto no domínio do tempo, aumento da energia do sinal (HÄGG *et al.*, 1992; MACDONALD *et al.*, 2008; OLIVEIRA e GONSALVES, 2009). Entretanto, os índices propostos tinham a capacidade de as variações em apenas

um destes domínios. O aumento da amplitude do sinal foi identificado com sucesso através dos valores RMS do EMG e do EMG integrado (IEMG), enquanto as variações de frequência foram analisadas utilizando índices como a $F_{média}$, $F_{mediana}$, frequência instantânea média, entre outros (GEORGAKIS *et al.*, 2003; ARABADZHIEV *et al.*, 2005). Todos os métodos apontados, entretanto, utilizam parâmetros discretos, que não consideram adequadamente a complexidade de todo o sinal, ou de todo o espectro. Recentemente, PEREIRA (2010) mostrou que o aumento de amplitude não corresponde, necessariamente, à instalação da FM no caso do músculo sóleo na manutenção de torque de tornozelo com o joelho estendido.

Resumindo esses achados, a literatura especializada tem mostrado que a $F_{média}$ e $F_{mediana}$ são eficazes na análise dos sinais coletados em alguns tipos de protocolos de exercício, enquanto o RMS e o IEMG podem ser sensíveis a variações ocorridas em outros tipos de exercícios. Porém nenhum parâmetro, até o presente, pode ser aplicado indiscriminadamente a todo tipo de exercício físico. Esta limitação foi apontada por KNAFLITZ e BONATO (1999), quando concluíram que protocolos contendo diferentes tipos de contrações requerem diferentes métodos de processamento. CAO *et al.* (2007) também fizeram alusão a esta necessidade, quando concluíram que o protocolo de exercício pode influenciar de maneira importante os resultados da análise, quando analisados sinais SEMG em exercícios dinâmicos fatigantes. A aplicação da ACP ao espectro de frequência do EMG obtido a partir de cada ciclo de ativação mioelétrica do vasto lateral mostrou-se efetiva para a monitoração do processo de fadiga durante a prova de esforço com cicloergômetro. Como os parâmetros obtidos pela ACP levam em conta as variações de todo o espectro de frequência, acredita-se que este método seja sensível a mudanças do sinal, mesmo quando estas não implicam em mudanças

significativas da $F_{\text{média}}$ e F_{mediana} . A generalização deste método, entretanto, depende do sucesso de sua aplicação em outros protocolos experimentais.

CAPÍTULO 7

CONCLUSÃO

A partir dos resultados obtidos foi possível concluir que os índices tradicionalmente utilizados de $F_{\text{média}}$ e F_{mediana} não são eficazes quando utilizados com o intuito de analisar a FM durante exercícios cíclicos, diferentemente dos resultados apresentados na literatura em outros tipos de exercícios. Isto pode ocorrer devido a fatores como a baixa sensibilidade destes índices as alterações ocorridas, mostrando que estas alterações do sinal de SEMG são dependentes do protocolo de exercício adotado. Foi também observado que não é possível restringir a análise da FM apenas ao domínio do tempo ou da frequência, visto que em alguns casos ocorrem mudanças em ambos os domínios.

A utilização da ACP e do cálculo de DE ou DP se mostrou eficaz no intento de monitorar a ocorrência da FM durante a execução de exercícios cíclicos em teste de esforço progressivo. Além disso, a escolha entre a utilização da DE ou da DP não se mostrou importante, visto que ambos os índices foram igualmente eficazes. Apesar de a DP ter a suposta vantagem de conferir o mesmo peso a cada CP.

Além de o método proposto se mostrar mais sensível às variações ocorridas no sinal de SEMG durante a ocorrência da FM, deve-se destacar que a ACP leva em consideração as alterações ocorridas em todo o espectro de frequência, não refletindo apenas o aumento de energia devido às alterações na amplitude do sinal.

A redução de dimensionalidade dos sinais foi possível, visto que estes puderam ser representados em todos os casos por apenas três CPs, preservando a maior parte da informação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABBISS, C.R., LAURSEN, P.B., 2005, “Models to explain fatigue during prolonged endurance cycling”, *Sports Medicine*, v.35, pp.865-898.
- ARABADZHIEV, T.I., DMITROV, G.V., DIMITROVA, N.A., 2005, “Simulation analysis of the performance of a novel high sensitive spectral index for quantifying M-wave changes during fatigue”, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v.15, pp.149-158.
- ASMUSSEN, E., 1979, “Muscle fatigue”, *Medicine and Science in Sport and Exercise*, v.11, n .4, pp. 313-321.
- BANISTER, E.W., CAMERON, B.J.C., 1990, “Exercise-induced hyperammonemia: peripheral and central effects”, *International Journal of Sports Medicine*, v. 11, Supl. 2, pp. S129-S142.
- BASMAJIAN J. e DE LUCA, C., 1985, *Muscle Alive: Their Function Revealed by Electromyography*. 5 ed. Baltimore, Willians & Wilkins.
- BIGLAND-RITCHIE, B., FURBUSH, F., WOODS, J.J., 1986, “Fatigue of intermittent submaximal voluntary contractions: central and peripheral factors”, *Journal of Applied Physiology*, v. 61, n. 2, pp. 421-429.
- BLOMSTRAND, E., 2001, “Amino acids and central fatigue”, *Amino Acids*, v. 20, pp. 25-34.
- BONATO, P., HOY, S., KNAFLITZ, M., DE LUCA, C., 2001, “Time frequency parameters of the surface myoelectric signal for assessing muscle fatigue during cyclic dynamic contractions”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v.48, n.7, pp. 745-753.

- BOUZUBAR, F.F., 2003, *Self-reported fatigue in individuals with knee osteoarthritis*.
Ph.D. Thesis, University of Pittsburgh, Pittsburgh, Pa.
- CAO, H., DIB, I., ANTONI, J., e MARQUE, C., 2007, "Analysis of muscular fatigue during cyclic dynamic movement". In: Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE/EMBS, pp. 23-26, Lyon, France, Aug.
- COOREVITS, P., DANNEELS, L., CAMBIER, D., RAMON, H., DRUYTS, H., KARLSSON, J., MOOR, G., VANDERSTRAETEN, G., 2008, "Correlations between short-time Fourier and continuous wavelet transforms in the analysis of localized back and hip muscles fatigue during isometric contractions", *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v.18, n. 4, pp. 637-644.
- DE LUCA, C.J., 1979, "Physiology and mathematics of myoelectric signals", *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, v.26, pp.313-325.
- DE LUCA, C.J., 1984, "Myoelectric manifestations of localized muscular fatigue", *CRC Critical Reviews in Biomedical Engineering*, v.11, pp.251-279.
- DE LUCA, C.J., 1985, "Control properties of motor units", *Journal of Experimental Biology*, v.115, pp. 125-136.
- DE LUCA, C.J., 1993, "Use of the surface EMG signal for performance evaluation of back muscles", *Muscle and Nerve*, v.16, pp.210-216.
- DE LUCA, C., 1997, "The Use of Electromyography in Biomechanics", *Journal of Applied Biomechanics*, v.13, n.2, pp. 135-163.
- DE LUCA, C.J., ADAM, A., WOTIZ, R., GILMORE, L.D., NAWAB, S.H., 2006, "Decomposition of surface EMG signals", *Journal of Neurophysiology*, v.96, pp.1646-1657.

- DE MAESSCHALCK, R., JOUAN-RIMBAUD, D., MASSART, D.L., 2000, “The Mahalanobis distance”, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, vol. 50, pp. 1-18.
- DIMITROV, G.V., ARABADZHIEV, T.I., HOGREL, J.Y., DIMITROVA, N.A., 2008, “Simulation analysis of interference EMG during fatiguing voluntary contractions. Part II – Change in amplitude and characteristics”, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v.18, pp.35-43.
- DIMITROV, G.V., ARABADZHIEV, T.I., MILENA, K.N., BOWTELL, J.L., CRICHTON, N., DIMITROVA, N.A., 2006, “Muscle Fatigue During Dynamic Contractions Assessed by New Spectral Indices”, *Medicine and Science in Sports and Exercise*, v.38, n.11, pp.1971-1979
- EBENBICHLER, G., KOLLMITZER, J., QUITTAN, M.; U.H.L., F.; KIRTLEY, C., FIALKA, V., 1998, “EMG fatigue patterns accompanying isometric fatiguing knee-extensions are different in mono- and bi-articular muscles”, *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, v.109, pp. 256–262.
- ENOKA, R., 1995, “Mechanisms of muscle fatigue: central factors and task dependency”, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v.5, n.3, pp. 141-149.
- EVANS, W., LAMBERT, C., 2007, “Physiological basis of fatigue”, *American Journal of Physical Medicine and Rehabilitation*, v. 86, n. 1, pp. S29-S46.
- FITTS, R.H., HOLLOSZY, J.O., 1976, “Lactate and contractile force in frog muscle during development of fatigue and recovery”, *American Journal of Physiology*, v. 231, n. 2, pp. 430-433.
- FLURY, B.K., RIEDWYL, H., 1986, “Standard distance in univariate and multivariate analysis”, *American Statistician*, v.40(3), p.249–251.

- FRYER, M., OWEN, V., LAMB, G., STEPHENSON, D., 1995, "Effects of creatine phosphate and Pi on Ca²⁺ movements and tension development in rat skinned skeletal muscle fibres", *Journal of Applied Physiology*, v.87, pp.1662-1667.
- FUKUDA, K., STRAUS, S.E., HICKIE, I., SHARPE, M.C., DOBBINS, J.G., KOMAROFF, A., 1994, "The chronic fatigue syndrome: a comprehensive approach to its definition and study", *Annals of Internal Medicine*, v.121, pp.953-959.
- GANDEVIA, S.C., 2001, "Spinal and supraspinal factors in human muscle fatigue", *Physiological Reviews*, v. 81, n. 4, pp. 1725-1789.
- GEORGAKIS, A., STERGIOULAS, L.K., GIAKAS, G., 2003, "Fatigue Analysis of the Surface EMG Signal in Isometric Constant Force Contractions Using the Averaged Instantaneous Frequency", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v.50, n.2, pp.262-265.
- GUYTON, A.C., HALL, J.E., 2002, *Tratado de Fisiologia Médica*. 10 ed., Rio de Janeiro, Guanabara Koogan.
- HÄGG, M.G., 1992, "Interpretation of EMG spectral alterations and alteration indexes at sustained contraction", *Journal of Applied Physiology*, v.73, n.4, pp.1211-1217.
- HENDRIX, C.R., HOUSH, T.J., JOHNSON, G.O., MIELKE, M., CAMIC, C.L., ZUNIGA, J.M., SCHMIDT, R.J., 2009, "A new EMG frequency-based fatigue threshold test", *Journal of Neuroscience Methods*, v. 181, pp. 45-51.
- HERMENS, H.J., FRERIKS, B., MERLETTI, R., STEGEMAN, D., BLOK, J., RAU, G., DISSELHORST-KLUG, C., HÄGG, G., 1999, *SENIAM 8: European 182 Recommendations for Surface Electromyography*, Enschede, Roessingh Research and Development.

- HOSTENS, I., SEGHERS, J., SPAEPEN, A., RAMON, H., 2004, "Validation of the wavelet spectral estimation technique in biceps brachii and brachioradialis fatigue assessment during prolonged low-level static and dynamic contractions", *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v.14, n.2, pp.205–215.
- HUG, F., DOREL, S., 2009, "Electromyographic analysis of pedaling", *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v.19, n.2, pp.182-198.
- HUG, F., HENDRIX, C.R., 2010, "Is the EMG fatigue threshold a valid tool to assess muscle function", *Medicine and Science in Sports and Exercise*, v.42, n.3, pp.629-630.
- JACKSON, D.A., 1993, "Stopping rules in principal components analysis: a comparison of heuristical and statistical approaches", *Ecology*, v.74, n.8, p. 2204-2214.
- JENSEN, B., LAURSEN, B., SJØGAARD, G., 2000, "Aspects of shoulder function in relation to exposure demands and fatigue - A mini review", *Clinical Biomechanics*, v. 15, Suppl. n.1, pp. S17-20.
- JOLLIFFE, I. T., 2002, *Principal Component Analysis*. 2^a ed, New York, Springer.
- JONES, D.A., HOWEL, S., ROUSSOS, C., EDWARDS, R.H.T., 1982, "Low-frequency fatigue in isolated skeletal muscles and the effects of methylxanthines", *Clinical Science*, v.63, pp.161-167.
- KABBARA, A., ALLEN, D., 1999, "The role of calcium stores in fatigue of isolated single muscle fibres from the cane toad", *Journal of Physiology (London)*, v.519, pp.169-176.
- KAMEN, G., CALDWELL, G.E., 1996, "Physiology and interpretation of the electromyogram", *Journal of Clinical Neurophysiology*, v.13, n.5, pp.366-384.

- KANDEL, E.R., SCHWARTZ, J.H., JESSEL, T.M., 1997, *Fundamentos da Neurociência e do Comportamento*. Rio de Janeiro, Guanabara Koogan.
- KARLSSON, J.S., ÖSTLUND, N., LARSSON, B., GERDLE, B., 2003, “An estimation of the influence of force decrease on the mean power spectral frequency shift of the EMG during repetitive maximum dynamic knee extensions”, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v.13, pp.461-468.
- KARLSSON, S., YU, J., AKAY, M., 2000, “Time-Frequency Analysis of Myoelectric Signals During Dynamic Contractions: A Comparative Study”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v.47, n.2, pp.228-238.
- KIRYU, T., TAKAHASHI, K., OGAWA, K., 1997, “Multivariate Analysis of Muscular Fatigue During Bicycle Ergometer Exercise”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v.44, n.8, pp.665-672.
- KLESSEN, R.F.M., BUURKE, J.H., HARLAAR, J., ZILVOLD, G., 1998, “Electromyography in the biomechanical analysis of human movement and its clinical application”, *Gait and Posture*, v. 8, pp. 143-158.
- KNAFLITZ, M., BONATO, P., 1999, “Time-Frequency methods applied to muscle fatigue assessment during dynamic contractions”, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v.9, pp.337-350.
- KNAFLITZ, M., MOLINARI, F., 2003, “Assessment of Muscle Fatigue During Biking”. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, v.11, n.1, pp.17-23.
- KUMARAVEL, N., KAVITHA, V., 1994, “Automatic diagnosis of neuro-muscular diseases using neural network”, *Biomedical Sciences Instrumentation*, v.30, pp. 245-250.

- LAMB, R., HOBART, D., 1992, "Anatomic and physiologic basis for surface electromyography". In: *Selected Topics in Surface Electromyography for Use in the Occupational Setting Expert Perspectives MIOSH 6-23*, Department of Health and Human Services, U.S.A.
- LATHI, B.P., 2005, *Linear Systems and Signals*. Nova York, Oxford University.
- LEE, S., DAVIS, E., 1979, "Carboxylation and decarboxylation reactions: anaplerotic flux and removal of citrate cycle intermediates in skeletal muscle", *Journal of Biological Chemistry*, v.254, pp.420-430.
- LINDEMAN, E., SPAANS, F., REULEN, J.P., LEFFERS, P., DRUKKER, J., 1999, "Surface EMG of proximal leg muscles in neuromuscular patients and in healthy controls. Relations to force and fatigue", *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v.9, n.5, pp.299-307.
- LYNN, P.A., 1973, *An Introduction to the Analysis and Processing of Signals*. 1^a ed. London, The Macmillan Press.
- MACDONALD, J.H., FARINA, D., 2008, "Response of electromyographic variables during incremental and fatiguing cycling", *Medicine and Science in Sport and Exercise*, v.40, n.2, pp.335-344.
- MACINTOSH, B., RASSIER, D., 2002, "What is fatigue?", *Canadian Journal of Applied Physiology*, v. 27, n. 1, pp. 42-55.
- MACISAAC, D., PARKER, P.A, SCOTT, R.N., 2001, "The short-time Fourier transform and muscle fatigue assessment in dynamic contractions", *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v. 11, n. 6, pp. 439-49.
- MCARDLE, W.D., KATCH, F.I., KATCH, V.L., 2006, *Exercise Physiology: Energy, Nutrition, and Human Performance*. 5^a ed., Philadelphia, Lippincott Williams & Wilkins.

- MCCULLY, K.K., AUTHIER, B., OLIVE, J., CLARK, B.J., 2002, “Muscle Fatigue: The Role of Metabolism”, v.27, n.1, pp.70-82.
- MELLO, R.G.T., OLIVEIRA, L., NADAL, J., 2007, “Digital Butterworth filter for subtracting noise from low magnitude surface electromyogram”, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, v. 87, n. 1, pp. 28–35.
- MELLO, R.G.T., 2009, *Mecanismo de antecipação do controle do equilíbrio postural ortostático e influência do exercício intenso ou prolongado*. Tese de D. Sc., Programa de Engenharia Biomédica, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil
- MERTON, P.A., 1954, “Voluntary strength and fatigue”. *Journal of Physiology (Lond)*, v. 123, pp. 553-564.
- MERLETTI, R., 2008a, “Spectral variables do not necessarily reflect histological types of recruited motor units”, *Journal of Applied Physiology*, v.105, n.5, pp.1679-1680.
- MERLETTI, R., 2008b, “Motor units in cranial and caudal regions of the upper trapezius muscle have different discharge rates during brief static contractions”, *Acta Physiologica (Oxford, England)*, v.192, n.4, pp.453.
- MERLETTI, R., BOTTER, A., TROIANO, A., MERLO, E., MINETTO, M. A., 2009, “Technology and instrumentation for detection and conditioning of the surface electromyographic signal: State of the art.” *Clinical Biomechanics*, v.24, pp.122-134.
- MERLETTI, R., LO CONTE, L.R., 1995, “Advances in processing of surface myoelectric signals: Part 1”, *Medical and Biological Engineering and Computing*, v.33, n.3, pp.362-372.

- MERLETTI, R., LO CONTE, L.R., 1997, “Surface EMG signal processing during isometric contractions”, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v.7, n.4, pp.241-250.
- MERLETTI, R., PARKER, P., 2004, *Electromyography: Physiology, Engineering and Noninvasive Applications*. 1^a ed. New York, Wiley-IEEE Engineering in Medical and Biology Society.
- MERLETTI, R., RAINOLD, A., FARINA, D., 2001, “Surface electromyography for noninvasive characterization of muscle”, *Exercise and Sport Sciences Reviews*, v.29, n.1, pp.20-25.
- MOGHDDAM, B., PETLAND, A., 1997, “Probabilistic Visual Learning for Object Representation”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, n. 7, pp. 696-710.
- MORRISON, D.F., 1976, *Multivariate Statistical Methods*, New York, McGraw-Hill Book Company.
- MUNIZ, A. M. S., 2008, *Quantificação da marcha humana utilizando análise de componentes principais para avaliação de procedimentos terapêuticos*. Tese de D. Sc., Programa de Engenharia Biomédica, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
- NADAL, J., 1991, *Classificação de arritmias cardíacas baseada em análise de componentes principais e árvores de decisão*. Tese de D.Sc., Programa de Engenharia Biomédica, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
- NEWSHOLME, E.A., 1986, “Application of knowledge of metabolic integration to the problem of metabolic limitations in middle distance and marathon running”, *Acta Physiologica Scandinavica*, v. 128, pp. 93-97.

- OLIVEIRA, A.S., GONÇALVES, M., 2009, “EMG amplitude and frequency parameters of muscular activity: Effect of resistance training based on electromyographic fatigue threshold”, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v. 19, n. 2, pp. 295–303.
- PATE, E., BHIMANI, M., FRANKS-SKIBA, K., COOKE, R., 1995, “Reduced effect of pH on skinned rabbit psoas muscle mechanics at high temperatures: Implications for fatigue”, *Journal of Physiology*, v.486, pp.689-694.
- PEREIRA, G. R., 2010, *Análise da fadiga muscular por meio de duas transformadas tempo-frequência*. Dissertação de M. Sc., Programa de Engenharia Biomédica, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil
- PEREIRA, W. C. A., *Análise do sinal doppler ultra-sônico de fluxo sanguíneo através da técnica de componentes principais*. Dissertação de M. Sc., Programa de Engenharia Biomédica, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
- PERES, M.A., NUSSBAUM, M.A., 2003, “Principal componentes analysis as an evaluation and classification tool for lower torso sEMG data”, *Journal of Biomechanics*, v.36, pp.1225-1229.
- PINCIVERO, D.M., CAMPY, R.M., SALFETNIKOV, Y., BRIGHT, A., COELHO, A.J., 2001, “Influence of contraction intensity, muscle, and gender on median frequency of the quadriceps femoris”, *Journal of Applied Physiology*, v.90, pp.804-810.
- PINCIVERO, D.M., GANDHI, V., TIMMONS, M.K., COELHO, A.J., 2006, “Quadriceps femoris electromyogram during concentric, isometric and eccentric phases of fatiguing dynamic knee extensions”, *Journal of Biomechanics*, v.39, pp.246-254.

- POTVIN, J., BENT, L., 1997, "A validation of techniques: using surface electromyography signals from dynamic contractions to quantify muscle fatigue during repetitive tasks", *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v. 82, n. 2, pp.131-139.
- SCHILLINGS, M.L., KALKMAN, J.S., JANSSEN, H.M.H.A., VAN ENGELEN, B.G.M., BLEIJENBERG, G., ZWARTS, M.J., 2007, "Experienced and physiological fatigue in neuromuscular disorders", *Clinical Neurophysiology*, v.118, pp.292-300.
- SCHWENDNER, K.I., MIKESKY, A.E., HOLT, W.S., PEACOCK, M., BURR, D.B., 1997, "Differences in muscle endurance and recovery between fallers and nonfallers, and between young and older women", *The Journals of Gerontology*, v.52, n.3, pp.155-160.
- SERGEANT, A.J., 1994, "Human power output and fatigue", *International Journal of Sports Medicine*, v.15, pp.116-121.
- SHIAVI, R., 1999, *Introduction to Applied Statistical Signal Analysis*. San Diego: Academic Press.
- SILVA, R.A., LATIVIÈVE, C., ARSENAULT, A.B., NADEAU, S., PLAMONDON, A., 2008, "The comparison of wavelet- and Fourier-based electromyographic indices of back muscle fatigue during dynamic contractions: validity and reliability results", *Electromyography and Clinical Neurophysiology*, v. 48, pp.1-16.
- SILVERTON, D.U., 2003, *Fisiologia Humana: uma abordagem integrada*. 2^a ed. São Paulo, Manole.
- SMOLANDER, J., AMINOFF, T., KORHONEN, I., TEVRO, M. SHEN, N., KORHNEN, O., LOUHEVAARA, V., 1998, "Heart rate and blood pressure

responses to isometric exercise in young and older men”, *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, v.77, pp.439-444.

SPARTO, P., PARNIANPOR, M., BARRIA, E., JAGADEESH, J., 2000, “Wavelet and short time Fourier transform analysis of electromyography for detection of back muscle fatigue”, *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, v. 8, n. 3, pp. 433-436.

SPENCER, M., YAN, Z., KATZ, A., 1991, “Carbohydrate supplementation attenuates IMP accumulation in human muscle during prolonged exercise”, *American Journal of Physiology*, v.30, pp. C71-C76.

SURAKKA, J., ROMBERG, A., RUUTIAINEN, J., AUNOLA, S., VIRTANEN, A., KARPPI, S.L., MÄENTAKA, K., 2004, “Effects of aerobic and strength exercise on motor fatigue in men and women with multiple sclerosis: a randomized controlled trial”, *Clinical Rehabilitation*, v.18, pp.737-746.

THEOU, O., JONES G.R., OVEREND, T.J., KLOSECK, M., VANDERVOORT, A.A., 2008, “An exploration of the association between frailty and muscle fatigue”, *Applied Physiology, Nutrition, and Metabolism*, v.33, pp.651-665.

TROIANO, A., NADDEO, F., SOSSO, E., CAMAROTA, G., MERLETTI, R., MESIN, L., 2008, “Assessment of force and fatigue in isometric contractions of the upper trapezius muscle by surface EMG signal and perceived exertion scale”, *Gait and Posture*, v. 28, n. 2, pp. 179-186.

TSCHARNER, V.V., 2002, “Time-frequency and principal-component methods for the analysis of EMGs recorded during a mildly fatiguing exercise on a cycle ergometer”, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v.12, pp.479-492.

TUCKER, K., FALLA, D., GRAVEN-NIELSEN, T., FARINA, D., 2009, “Electromyographic mapping of the erector spinae muscle with varying load and

during sustained contraction”, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v. 19, n. 3, pp. 373–379.

UMPHRED, D.A., 2004, *Reabilitação Neurológica*. 4^a ed. São Paulo, Manole.

VALKEINEN, H., HAKKINEN, A., HANNONEM, P., HAKKINEN, K., ALEN, M., 2006, “Acute heavy-resistance exercise-induced pain and neuromuscular fatigue in elderly women with fibromyalgia and in healthy controls”, *Arthritis and Rheumatism*, v.54, pp.1334-1339.

WELTAN, S., BOSCH, A., DENNIS, S., NOAKES, T., 1998, “Influence of muscle glycogen content on metabolic regulation”, *American Journal of Physiology: Endocrinology and Metabolism*, v.37, pp.72-82.

ANEXO I

APROVAÇÃO DO PROJETO DE PESQUISA PELO COMITÊ DE ÉTICA EM PESQUISA DO HOSPITAL CLEMENTINO FRAGA FILHO DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO

Andamento do projeto - CAAE - 0013.0.197.000-05				
Título do Projeto de Pesquisa				
Efeito da Fadiga Central e Periférica no Controle do Equilíbrio Postural				
Situação	Data Inicial no CEP	Data Final no CEP	Data Inicial na CONEP	Data Final na CONEP
Aprovado no CEP	01/04/2005 00:00:00	01/04/2005 00:00:00	01/04/2005 00:00:00	01/04/2005 00:00:00
Descrição	Data	Documento	Nº do Doc	Origem
2 - Recebimento de Protocolo pelo CEP (Check-List)	03/02/2005 11:02:20	Folha de Rosto	0013.0.197.000-05	CEP
1 - Envio da Folha de Rosto pela Internet	14/01/2005 15:35:43	Folha de Rosto	FR-55408	Pesquisador
3 - Protocolo Aprovado no CEP	01/04/2005 11:34:45	Folha de Rosto	091/05	CEP

ANEXO II

Termo de Consentimento Livre e Esclarecido para Participação em Pesquisa Científica

Você está sendo convidado a participar de um estudo intitulado “Efeito da fadiga central e periférica no controle do equilíbrio postural”.

O objetivo desta pesquisa é identificar padrões de equilíbrio consequentes da fadiga central ou periférica. Entende-se por fadiga central aquela de origem no sistema nervoso central (encéfalo ou medula espinhal), ao passo que a periférica tem origem em qualquer local fora do sistema nervoso central, por exemplo no músculo esquelético. A identificação do local específico da fadiga a partir de um método versátil e não-invasivo terá grande importância tanto na prática clínica quanto no meio desportivo.

O estudo consiste em dois dias de teste, com um intervalo de dois dias a uma semana entre os mesmos. Primeiramente, será feito um teste de esforço em uma bicicleta estacionária com carga progressiva até a máxima intensidade suportada, para encontrar o limiar anaeróbio de cada indivíduo. O limiar anaeróbio corresponde a uma intensidade do exercício na qual há transição entre a predominância aeróbia e anaeróbia. Neste teste, o voluntário irá respirar pela boca através de um instrumento chamado pneumotacômetro, para que os gases oriundos da respiração sejam monitorados. Além disto, serão colocados eletrodos sobre a pele para registro do eletrocardiograma e de sinais elétricos da musculatura adjacente (eletromiografia). Todos os registros aqui citados são não-invasivos, indolores e não representarão desconforto adicional ao teste de esforço. Antes e após este exercício, será retirada uma gota de sangue do dedo anular, com o propósito de dosagem de lactato, que será utilizado como marcador de fadiga periférica. Além disso, também antes e depois do esforço, os voluntários serão submetidos a um exame de equilíbrio postural sobre uma plataforma de força, e, novamente serão colocados eletrodos sobre a pele para a eletromiografia.

No segundo dia de teste, os voluntários irão pedalar sobre a mesma bicicleta, com intensidade moderada, porém com duração de 75 min. Igualmente, antes e após este teste será feito o exame de equilíbrio postural juntamente com a monitoração dos sinais elétricos musculares.

Antes dos testes de esforço, deverá ser preenchido um questionário completo que avalia o histórico médico do voluntário, além de questionamento verbal sobre saúde e as respostas fornecidas no questionário. Admitindo que o indivíduo está apto para realizar o exercício até a exaustão, ocorrerá a preparação para o teste. Durante os testes de esforço, haverá percepções de aumento de fadiga muscular e deve haver um aumento da dificuldade para inspirar ou expirar, sendo estas respostas normais às demandas do teste de esforço. O teste poderá ser finalizado por decisão do avaliador, quando o eletrocardiograma não funcionar corretamente ou se os eventos durante o teste indicarem riscos aumentados para a função cardíaca e para a minha vida do sujeito. Entretanto, quanto mais tempo de exercício, mais próximo do esforço máximo real se chegará e melhor será o teste para a obtenção das informações desejadas.

A realização de um teste de esforço não elimina o risco. Contudo, todos os esforços são realizados para a minimização destes riscos através de questões e avaliações pré-testes e do uso de pessoal apropriadamente treinado e qualificado. Pro exemplo, pode-se experimentar grandes aumentos da pressão arterial, além de função cardíaca anormal que poderia levar a vertigens, dores no peito ou morte súbita. Entretanto, a probabilidade para esses eventos é extremamente rara (< 1 morte em 10.000 testes para indivíduos com alto risco para doenças cardíacas) e os procedimentos pré-teste e a avaliação do eletrocardiograma durante o exercício auxiliam na detecção de eventos, então o exercício pode ser interrompido antes de os eventos progredirem.

Estão garantidas todas as informações que você queira, antes, durante e depois do estudo. A sua participação neste estudo é voluntária e você tem a liberdade de recusar participar do estudo, ou se aceitar participar, desistir a qualquer momento, sem prejuízo de qualquer tipo.

As informações relacionadas ao estudo poderão ser inspecionadas pelos envolvidos na pesquisa e pelas autoridades legais. No entanto, se qualquer informação for divulgada em relatório ou publicação, isto será feito sob forma codificada, para que a confidencialidade seja mantida. O pesquisador responsável assume a responsabilidade de dar assistência integral às complicações e danos decorrentes dos testes, se houver. Todas as despesas necessárias para a realização da pesquisa (relacionadas aos testes e à instrumentação) não são da responsabilidade do participante. Pela sua participação no estudo, você não receberá qualquer valor em dinheiro.

Rio de Janeiro, ___/___/____. Eu, _____ li o texto acima e compreendi a natureza e o objetivo do estudo do qual fui convidado a participar. A explicação que recebi menciona os riscos e benefícios do estudo. Eu entendi que sou livre para interromper minha participação no estudo a qualquer momento sem justificar minha decisão, e sei que qualquer problema relacionado será livre de custos para mim. Eu concordo voluntariamente em participar deste estudo,

Assinatura do voluntário _____

Assinatura _____ do _____ pesquisador responsável _____

Para maiores esclarecimentos, o voluntário está convidado a contatar o pesquisador responsável: Roger Gomes Tavares de Mello, tel. 9682-7282 ou e-mail roger@peb.ufrj.br

ANEXO III

GRÁFICOS DOS ESPECTROS MÉDIOS DE CADA SUJEITO

As figuras III.1 e III.2 apresentam os espectros obtidos pela média de todos os espectros.

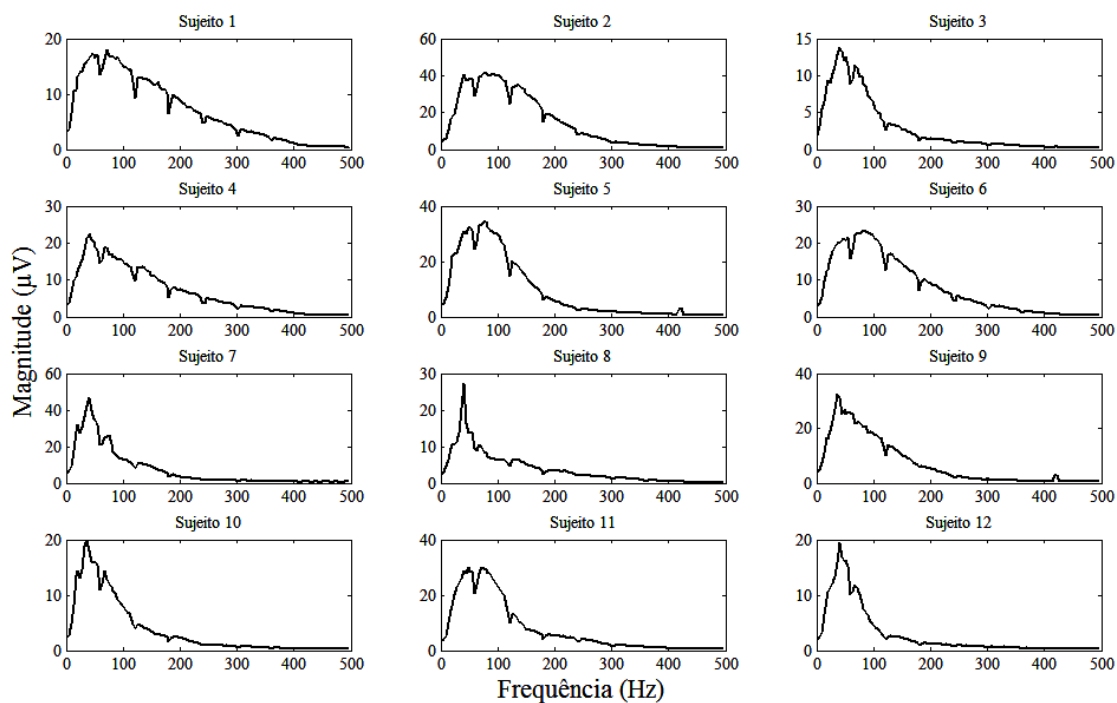


Figura III.1: Espectro médio do sujeito 1 ao 12.

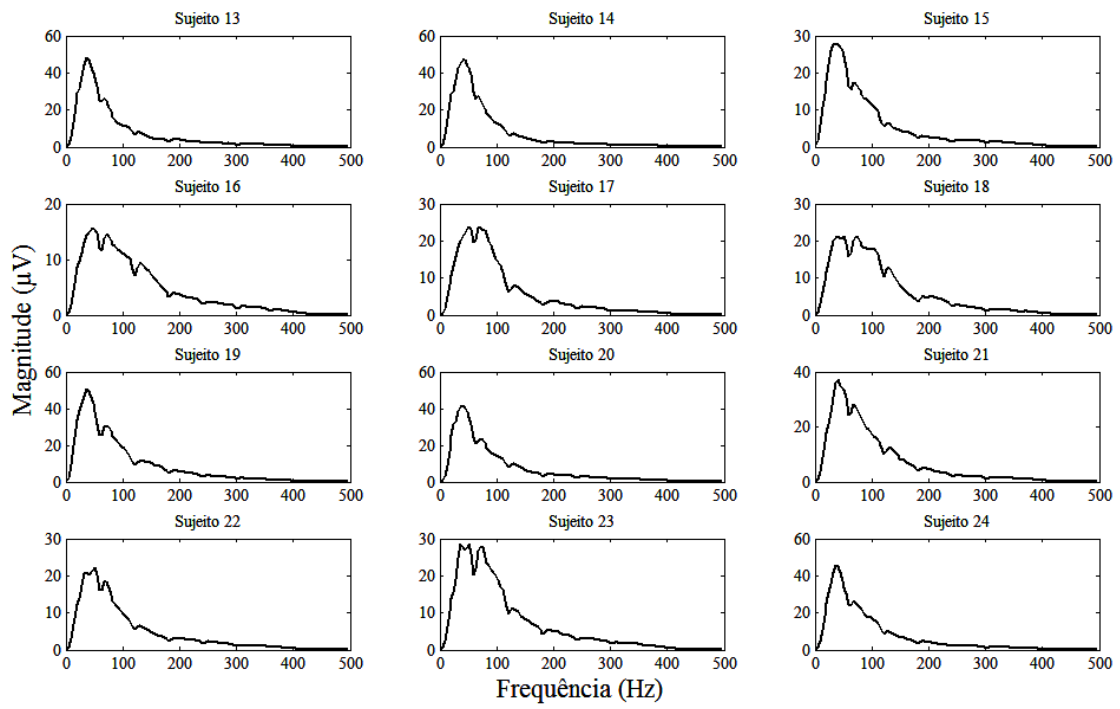


Figura III.2: Espectro médio do sujeito 13 ao 24.

ANEXO IV

PRIMEIRA COMPONENTE PRINCIPAL COM E SEM ALISAMENTO ESPECTRAL

Gráficos comparativos das primeiras componentes com alisamento espectral e sem o mesmo, obtidas através ACP de cada sujeito (Figura IV.1 e IV.2).

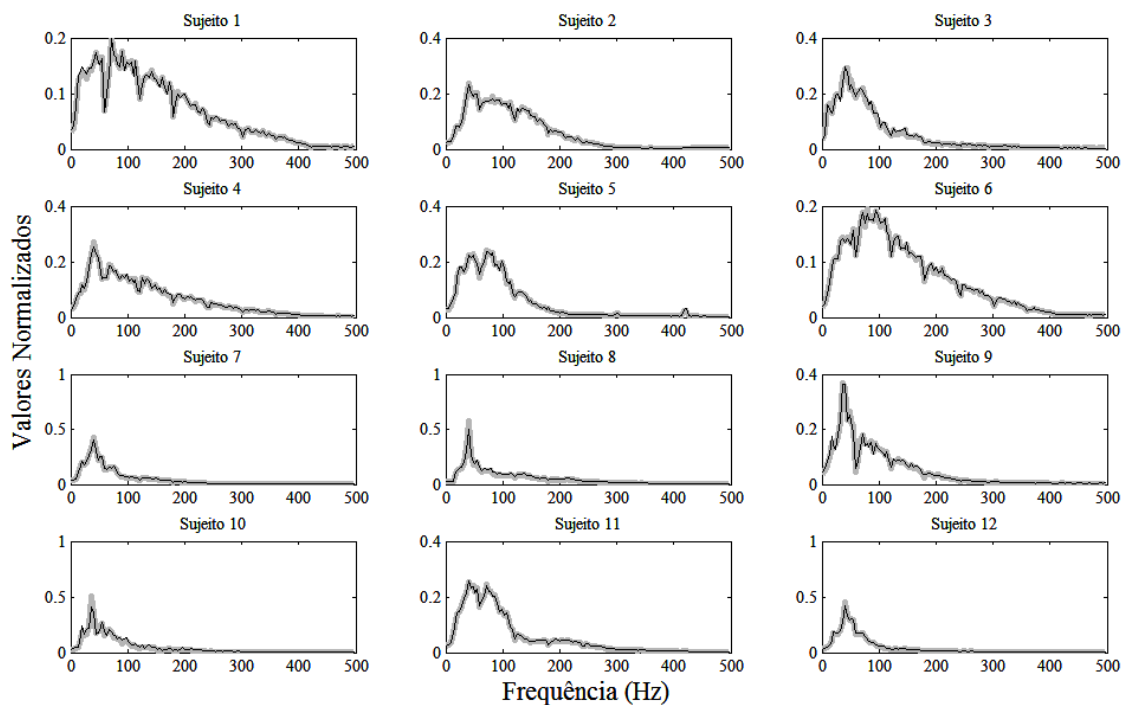


Figura IV.1: Primeira componente com alisamento espectral (cinza) e sem alisamento espectral (preto), do sujeito 1 ao 12.

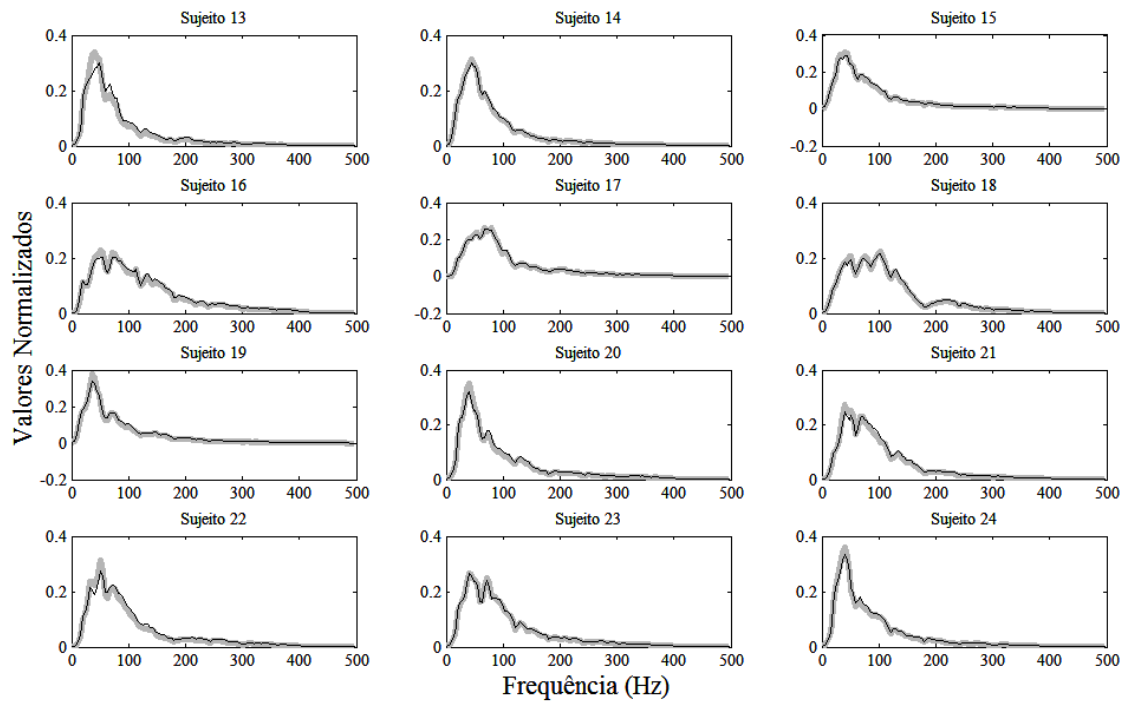


Figura IV.2: Primeira componente com alisamento espectral (cinza) e sem alisamento espectral (preto), do sujeito 13 ao 24.

ANEXO V

GRÁFICOS DE DISTÂNCIAS EUCLIDIANAS SEM A REALIZAÇÃO DE ALISAMENTO ESPECTRAL

As figuras V.1 e V.2 apresentam os valores de DE de cada ICAME, sem a realização de alisamento espectral.

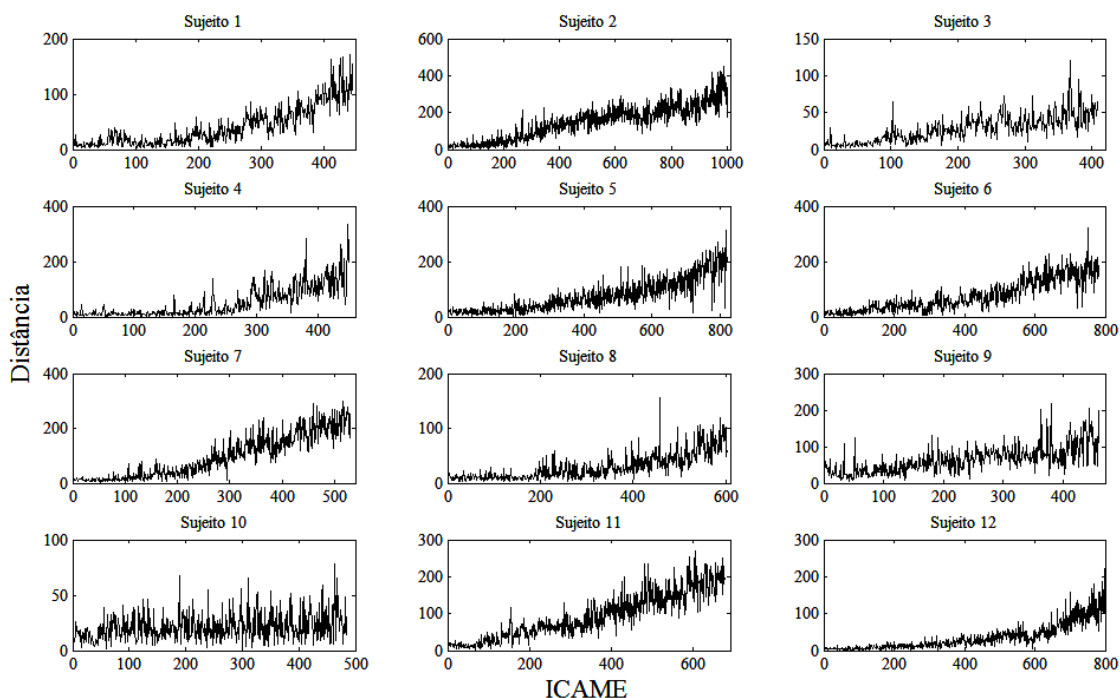


Figura V.1: Sujeito 1 ao 12.

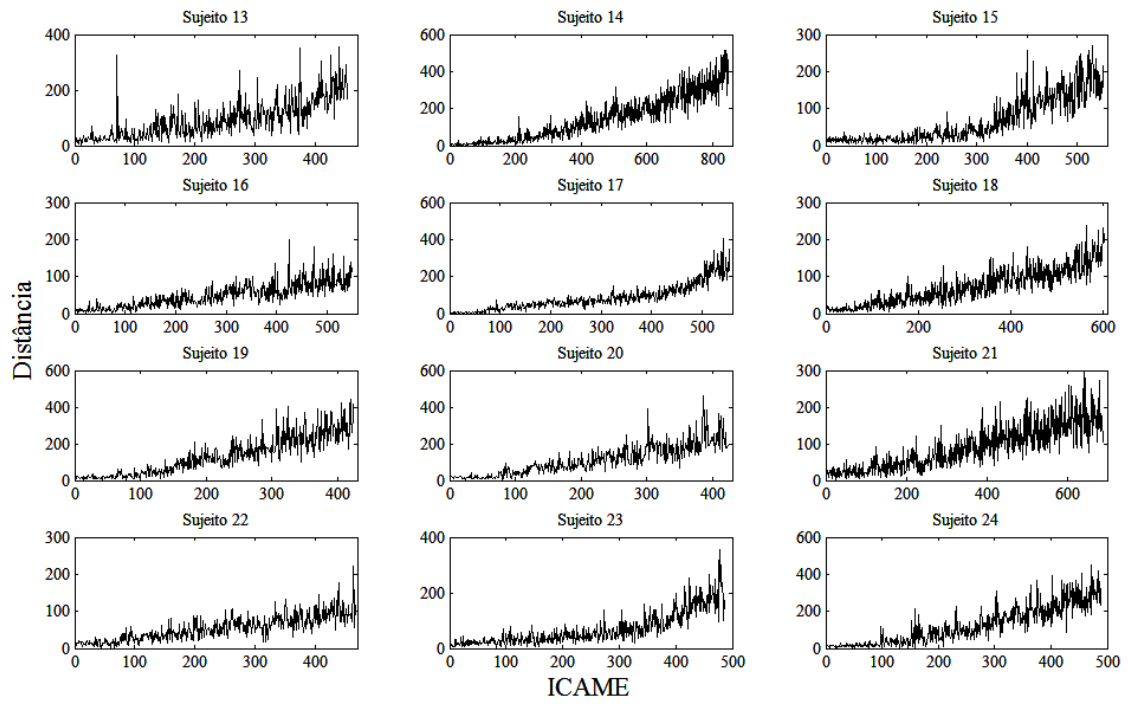


Figura V.2: Sujeito 13 ao 24.

ANEXO VI

GRÁFICOS DE DISTÂNCIAS PADRÃO SEM A REALIZAÇÃO DE ALISAMENTO ESPECTRAL

As figuras VI.1 e VI.2 apresentam os valores de DP de cada ICAME, sem a realização de alisamento espectral.

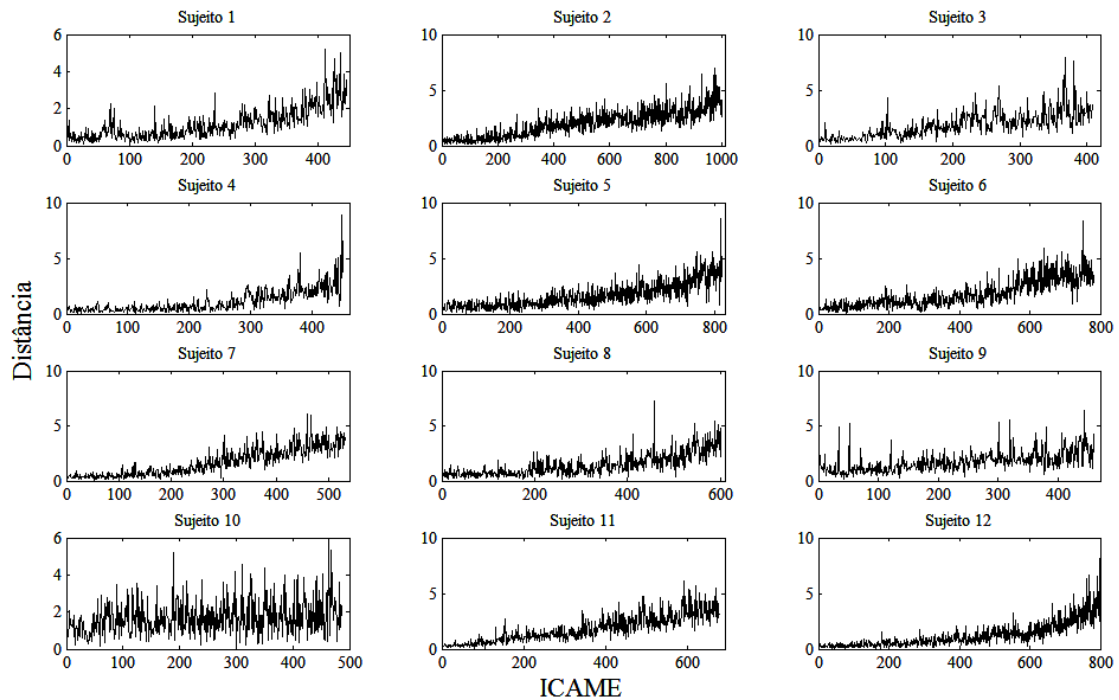


Figura VI.1: Sujeito 1 ao 12.

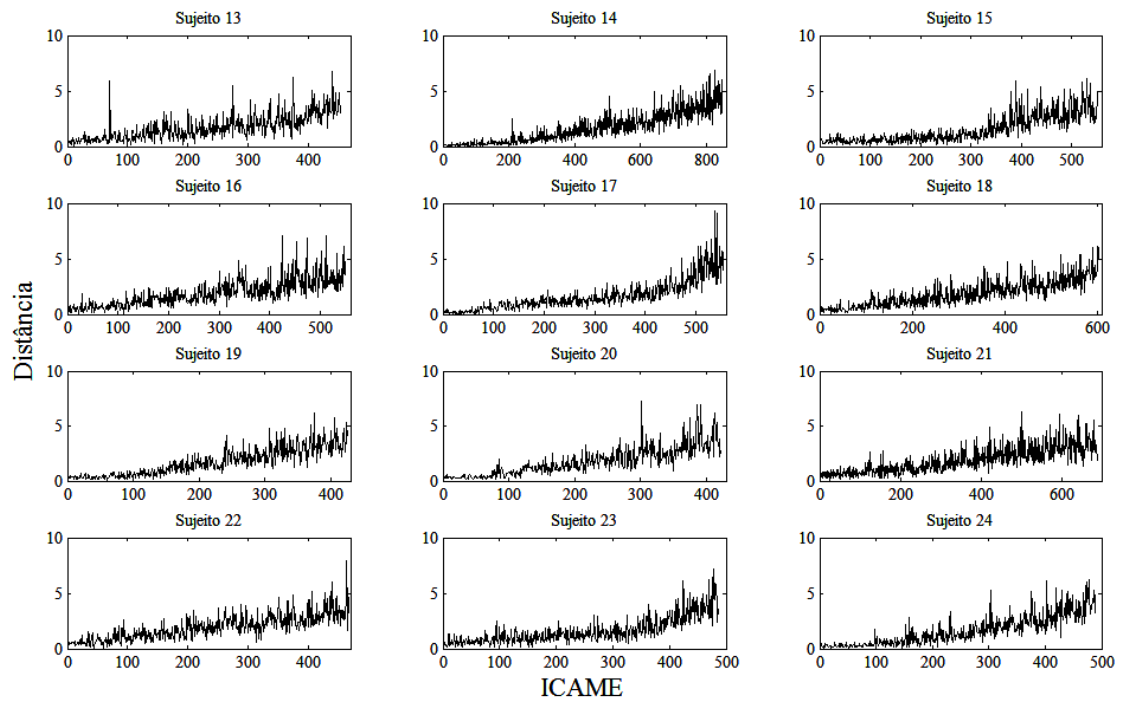


Figura VI.2: Sujeito 13 ao 24.