


Universidade de Brasília - UnB
Engenharia Elétrica

**Estudo da Fadiga Muscular em Protocolos
Isométricos Utilizando a Metodologia
Acumulativa e Normalizada**

Autor: Gabriel Castellano Marques da Silva
Orientador: Prof. Dr. Francisco Assis de Oliveira Nascimento

Brasília, DF
2018



Gabriel Castellano Marques da Silva

Estudo da Fadiga Muscular em Protocolos Isométricos Utilizando a Metodologia Acumulativa e Normalizada

Monografia submetida ao curso de graduação em Engenharia Elétrica da Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Universidade de Brasília - UnB

Orientador: Prof. Dr. Francisco Assis de Oliveira Nascimento

Coorientador: Dr. Valdinar de Araújo Rocha Júnior

Brasília, DF

2018

Gabriel Castellano Marques da Silva

Estudo da Fadiga Muscular em Protocolos Isométricos Utilizando a Metodologia Acumulativa e Normalizada/ Gabriel Castellano Marques da Silva. – Brasília, DF, 2018-

82 p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientador: Prof. Dr. Francisco Assis de Oliveira Nascimento

Trabalho de Conclusão de Curso – Universidade de Brasília - UnB
, 2018.

1. Eletromiografia. 2. Fadiga muscular. I. Prof. Dr. Francisco Assis de Oliveira Nascimento. II. Universidade de Brasília. III. Estudo da Fadiga Muscular em Protocolos Isométricos Utilizando a Metodologia Acumulativa e Normalizada

CDU 02:141:005.6

Gabriel Castellano Marques da Silva

Estudo da Fadiga Muscular em Protocolos Isométricos Utilizando a Metodologia Acumulativa e Normalizada

Monografia submetida ao curso de graduação em Engenharia Elétrica da Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Trabalho aprovado. Brasília, DF, 22 de junho de 2018:

**Prof. Dr. Francisco Assis de Oliveira
Nascimento**
Orientador

Prof. Dr. Adson Ferreira da Rocha
Convidado 1

Prof. Dr. Jake Carvalho do Carmo
Convidado 2

Brasília, DF
2018

Agradecimentos

À minha família. Principalmente, à minha mãe, Daisy, meu pai, Sergio, e minhas irmãs, Carolina, Luisa e Clara, que sempre foram e continuarão sendo a base de tudo.

Aos professores Francisco Assis e Jake Carvalho, que me permitiram fazer parte do grupo de pesquisa, e ao Valdinar, um dos criadores da metodologia que testei, que abraçou esse trabalho e foi o melhor parceiro que eu poderia ter tido durante o projeto.

À professora Mylène Farias, por quem tenho grande respeito, por todos os conselhos, conversas e cartas de recomendação desde os primeiros semestres do curso.

Aos Professores André Noll, Antônio Padilha e Usha Kuruganti, com quem também trabalhei durante essa caminhada.

À Carol, ex-funcionária do departamento de engenharia elétrica, e ao professor João Luiz, que sempre estiveram dispostos a ajudar a resolver os problemas com matrículas, documentos, lançamento de notas, etc.

Ao Fano, Tutu, Bay, Cid, Deco, João, Letícia, Léo, Luiz, Oref e Pedrin, amigos que a elétrica me deu e com quem dividi muitos dos melhores momentos dos últimos anos.

Por fim, a todos aqueles que trabalham para manter a Universidade de Brasília viva. Que um dia eu possa retribuir o que em mim foi investido.

Resumo

O presente trabalho investiga o efeito do comprimento temporal da janela de análise, da taxa de superposição entre janelas sucessivas e do tipo de janela utilizada na estimação da fadiga muscular por meio da metodologia acumulativa normalizada (WCM - *Weighted-Cumulated Methodology*) aplicada à eletromiografia de superfície. A primeira parte do texto apresenta a fundamentação matemática e conceitual necessária para o estudo da eletromiografia. A segunda parte resume o estado atual das pesquisas relacionadas à estimação da fadiga muscular, descrevendo os métodos clássicos e apresentando a metodologia acumulativa normalizada. A terceira e última parte do texto contém análises realizadas utilizando sinais de eletromiografia de superfície (S-EMG) reais, provenientes de contrações isométricas fatigantes do bíceps braquial de cinco indivíduos saudáveis. A sensibilidade às manifestações de fadiga muscular de três parâmetros acumulados normalizados é avaliada em diferentes combinações de comprimentos, taxas de sobreposição e tipos de janelas de análise. Os resultados obtidos indicam a influência do comprimento das janelas e da utilização de janelas suavizantes nos índices de sensibilidade à fadiga muscular, calculados seguindo a metodologia acumulativa normalizada. Em contrapartida, nos testes realizados, a variação individual da taxa de sobreposição das janelas não causou mudanças significativas nos descritores de fadiga.

Palavras-chaves: Eletromiografia. Fadiga muscular. Frequência mediana. Transformada de Fourier. Janelamento de sinais.

Abstract

The present work investigates the effects of the temporal analysis window length, of the amount of overlap between successive windows and of the type of window used in the Weighted-Cumulated Methodology (WCM) for muscular fatigue estimation. The first part of the text presents the mathematical and conceptual background for the study of electromyography. The second part resumes the current state of muscle fatigue related researches, describing the classical methods and presenting the weighted cumulated methodology. The third and last part of the text contains analyses made using real surface electromyography (S-EMG) signals from isometric fatiguing contractions of the biceps brachii of five healthy subjects. The sensibility to muscular fatigue manifestations of three cumulated normalized parameters is evaluated using different combinations of window lengths, amount of overlap between windows and types of windows. The results show an influence of the window length and of the use of smoothing windows in the values of sensibility to muscular fatigue of the weighted-cumulated estimators. On the other hand, varying only the amount of overlap between successive windows hasn't shown important effects on the fatigue descriptors.

Key-words: Electromyography. Muscle fatigue. Median frequency. Fourier transform. Signal windowing.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Relação entre os tipos de sinais, as transformadas de Fourier adequadas e as respectivas respostas em frequência, retirada de (ROCHA A.F., 2008)	29
Figura 2 – Efeito da convolução no domínio da frequência de componentes senoidais com uma janela, alterada de (CERNA; HARVEY, 2000).	32
Figura 3 – Janelas dos tipos Retangular, Gaussiana, Hanning e Blackman, com comprimento (L) igual a 64 amostras, no domínio do tempo e no domínio da frequência.	33
Figura 4 – Representação da forma de onda do potencial de ação, adaptada de (WäLTI, 2015).	35
Figura 5 – Representação de uma unidade motora, alterada de (PURVES et al., 2004).	37
Figura 6 – Superposição dos potenciais de ação de 25 unidades motoras, configurando o Padrão de Interferência observado no sinal de EMG. Alterada de (BASMAJIAN; DELUCA, 1985).	39
Figura 7 – Esquemático básico do sistema de condicionamento e digitalização do sinal de eletromiografia, alterado de (STEGEMAN; HERMENS, 2007).	41
Figura 8 – Configurações básicas dos eletrodos. Alterada de (MERLETTI; PARKER, 2004).	43
Figura 9 – Exemplos de possíveis posicionamentos dos eletrodos e sinais esperados. Alterada de (DELUCA, 1997)	44
Figura 10 – Alterações no sinal de eletromiografia devido à fadiga muscular, adaptado de (DELUCA, 1997).	48
Figura 11 – Sinal não saturado, no domínio do tempo.	57
Figura 12 – Sinal não contaminado por ruído, no domínio da frequência.	57
Figura 13 – Sinal saturado, no domínio do tempo.	58
Figura 14 – Sinal contaminado por ruído, no domínio da frequência.	58
Figura 15 – Regressão linear do parâmetros RMS do participante 1, calculada utilizando janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras.	62
Figura 16 – Regressão linear do parâmetros MDF do participante 1, calculada utilizando janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras.	62
Figura 17 – Parâmetro WCM calculado para diferentes participantes, com janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras.	64
Figura 18 – Parâmetros WCR, WCM e WCF do participante 1 calculados com janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras.	66

Figura 19 – Parâmetro WCR do participante 4 calculado com janelas não sobrepostas de 1024 amostras dos tipos Retangular, Hanning, Blackman e Gaussiana.	69
Figura 20 – Parâmetro WCR do participante 1 calculado com janelas retangulares não sobrepostas de diferentes comprimentos.	70
Figura 21 – Parâmetro WCF do participante 1 calculado com janelas retangulares de 1024 amostras e diferentes taxas de sobreposição.	73

Lista de tabelas

Tabela 1	– Coeficientes angulares (θ_1) das regressões lineares das curvas normalizadas de RMS, obtidas utilizando janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras.	61
Tabela 2	– Coeficientes angulares (θ_1) das regressões lineares das curvas normalizadas de MDF, obtidas utilizando janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras.	61
Tabela 3	– Distorções percentuais dos parâmetros WCR, WCM e WCF de todos os participantes, com 90% do tempo de esforço analisado, utilizando janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras.	64
Tabela 4	– Valores médios de distorção do parâmetro WCR, desvio padrão, coeficiente de variação, maior e menor valor encontrados para cada participante, considerando os resultados gerados com todas as combinações estudadas de comprimento (256, 512 e 1024 amostras), tipo (Retangular, Hanning, Blackman e Gaussiana) e taxa de sobreposição (0%, 25% e 50%) das janelas de segmentação.	67
Tabela 5	– Valores médios de distorção do parâmetro WCM, desvio padrão, coeficiente de variação, maior e menor valor encontrados para cada participante, considerando os resultados gerados com todas as combinações estudadas de comprimento (256, 512 e 1024 amostras), tipo (Retangular, Hanning, Blackman e Gaussiana) e taxa de sobreposição (0%, 25% e 50%) das janelas de segmentação.	67
Tabela 6	– Valores médios de distorção do parâmetro WCF, desvio padrão, coeficiente de variação, maior e menor valor encontrados para cada participante, considerando os resultados gerados com todas as combinações estudadas de comprimento (256, 512 e 1024 amostras), tipo (Retangular, Hanning, Blackman e Gaussiana) e taxa de sobreposição (0%, 25% e 50%) das janelas de segmentação.	67
Tabela 7	– Valores do coeficiente de variação da distorção do parâmetro WCR de todos os participantes, considerando os resultados gerados com todas as combinações estudadas de comprimento (256, 512 e 1024 amostras) e taxa de sobreposição (0%, 25% e 50%) para cada tipo (Retangular, Hanning, Blackman e Gaussiana) de janela de segmentação.	68
Tabela 8	– Distorções percentuais, valores de média, desvio padrão e coeficiente de variação dos parâmetros do participante 1, com 90% do tempo de esforço, calculados com janelas retangulares não sobrepostas de diferentes comprimentos.	71

Tabela 9 – Valores médios de distorção do parâmetro WCF e coeficientes de variação em grupos compostos pelos resultados gerados com 0%, 25% e 50% de sobreposição das janelas, encontrados para cada participante, com janelas retangulares de mesmo comprimento (256, 512 ou 1024).	72
Tabela 10 – Valores médios de distorção do parâmetro WCR e coeficientes de variação em grupos compostos pelos resultados gerados com 0%, 25% e 50% de sobreposição das janelas, encontrados para cada participante, com janelas retangulares de mesmo comprimento (256, 512 ou 1024).	74
Tabela 11 – Valores médios de distorção do parâmetro WCR e coeficientes de variação em grupos compostos pelos resultados gerados com 0%, 25% e 50% de sobreposição das janelas, encontrados para cada participante, com janelas Hanning, Blackman e Gaussiana de mesmo comprimento (256, 512 ou 1024).	75
Tabela 12 – Valores médios de distorção do parâmetro WCR e coeficientes de variação em grupos compostos pelos resultados gerados com 0%, 25% e 50% de sobreposição das janelas, encontrados para cada participante, com janelas dos tipos Retangular, Hanning, Blackman e Gaussiana de mesmo comprimento (256, 512 ou 1024).	75

Sumário

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	Contextualização	17
1.2	Definição do problema	18
1.3	Objetivos	18
1.4	Divisão do texto	18
2	FUNDAMENTAÇÃO MATEMÁTICA	21
2.1	Sinais e sistemas	21
2.2	Filtros digitais	22
2.3	Transformada de Fourier	24
2.3.1	Tempo contínuo	24
2.3.2	Tempo discreto	27
2.4	Análise tempo-frequência	29
2.5	Janelamento de sinais	32
3	ASPECTOS BÁSICOS DA ELETROMIOGRAFIA	35
3.1	Biopotenciais	35
3.2	Sistema motor	36
3.3	Unidade motora	37
3.4	Eletromiografia	38
3.4.1	Conceito	38
3.4.2	Eletromiografia invasiva e não invasiva	39
3.4.3	Aquisição e condicionamento do sinal	41
3.4.4	Ruído	41
3.4.5	Eletrodos	43
3.4.6	Amplificação diferencial, filtragem e conversão AD	44
4	ESTUDO DA FADIGA MUSCULAR	47
4.1	Processamento de sinais de eletromiografia	47
4.2	Fadiga muscular	47
4.3	Estimadores clássicos	49
4.4	Metodologia acumulativa-normalizada	51
5	PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL	55
5.1	Amostra	55
5.2	Protocolo experimental	55

5.3	Pré-processamento	56
5.4	Análise clássica	59
5.5	Metodologia acumulativa normalizada	59
6	RESULTADOS	61
6.1	Análise clássica	61
6.2	Metodologia acumulativa normalizada	63
6.2.1	Janelas retangulares	69
6.2.2	Janelas suavizantes	73
7	CONCLUSÃO	77
	REFERÊNCIAS	79

1 Introdução

1.1 Contextualização

O início dos estudos relacionados à sinais biológicos remete a Luigi Galvani ([REAZ; HUSSAIN; MOHD-YASIN, 2006](#)), cientista italiano que, em 1872, publicou o texto “De Vibribus Electricitatis in Motu Musculari Commentarius”, mostrando que a eletricidade podia gerar contrações musculares. O sinal eletromiográfico é um exemplo de sinal biológico e é definido como a “manifestação elétrica da ativação neuromuscular associada à contração dos músculos ” ([BASMAJIAN; DELUCA, 1985](#)). A eletromiografia de superfície (S-EMG) é uma técnica não invasiva de detecção e representação deste sinal. Em 1912, Hans Edmund Piper, na obra “Elektrophysiologie Menschlicher Muskeln”, foi o primeiro a estudar especificamente o sinal de eletromiografia, e o fez utilizando um galvanômetro de corda ([MERLETTI; PARKER, 2004](#)). Desde então, avanços da eletrônica e da computação permitiram o aprimoramento da instrumentação e das técnicas de processamento de sinais, impulsionando as pesquisas relacionadas à eletromiografia.

Hoje, a eletromiografia (EMG) é uma ferramenta explorada em diferentes áreas acadêmicas. Na engenharia, destaca-se a utilização deste sinal para o controle de próteses ([DELIS et al., 2009; CORBETT; PERREAULT; KUIKEN, 2011](#)) e soluções de interfaceamento homem-máquina ([BARSZAP; SKAVHAUG; JOSHI, 2016](#)). Na medicina, o sinal de EMG é útil em procedimentos como análises da dor e patologias neurológicas ([MERLETTI; PARKER, 2004](#)). Além disso, observa-se a utilização da eletromiografia em pesquisas relacionadas à biomecânica ([DELUCA, 1997; CIFREK et al., 2009](#)), fisioterapia e reabilitação ([WATANABE et al., 2012](#)).

Para todos os campos de pesquisa citados, uma propriedade interessante do sinal de EMG é a sua capacidade de indicar a fadiga muscular ([ERTL; KRUSE; TILP, 2016; XU; RABOTTI; MISCHI, 2017; ROCHA-JÚNIOR; CARMO; NASCIMENTO, 2017](#)), fenômeno fisiológico que se desenvolve durante um esforço prolongado ou repetido ([DELUCA, 1984](#)). A fadiga altera progressivamente as características do músculo e culmina no evento de falha, quando este não consegue mais manter a força necessária para a execução da tarefa ([BASMAJIAN; DELUCA, 1985](#)). Estudos mostram que o processo de fadiga altera as características do sinal de EMG principalmente de duas maneiras: 1) aumentando a intensidade das componentes de frequência mais baixas do sinal, promovendo um deslocamento do espectro de potência ([KOUTSOS; CRETU; GEORGIU, 2016; ERTL; KRUSE; TILP, 2016; XU; RABOTTI; MISCHI, 2017; ALLISON; FUJIWARA, 2002; OLIVEIRA et al., 2012; ARENDT-NIELSEN; MILLS, 1985](#)) e 2) aumentando sua faixa dinâmica, ou seja, a amplitude observada ([ARABADZHEV et al., 2010; PITT et al.,](#)

2015; CAMATA et al., 2009).

1.2 Definição do problema

Qualitativamente, as modificações no sinal de EMG decorrentes da fadiga são bem definidas. Entretanto, existe uma dificuldade histórica em se avaliar quantitativamente esse processo. Por consequência, diversos trabalhos científicos podem ser encontrados na literatura propondo metodologias, comparando desempenho de técnicas e apontando dificuldades e interpretações inconsistentes (ROCHA-JÚNIOR et al., 2015; ERTL; KRUSE; TILP, 2016; GONZALEZ-IZAL et al., 2010; SOARES, 2013; REAZ; HUSSAIN; MOHD-YASIN, 2006).

Recentemente, foi apresentada uma metodologia onde os parâmetros descritores da fadiga muscular são computados de forma acumulativa e normalizada (ROCHA-JÚNIOR; CARMO; NASCIMENTO, 2017). Esta nova abordagem viabiliza uma estimação incremental da intensidade da fadiga muscular, podendo ser aplicada a indicadores clássicos e novos. Além disso, como os resultados obtidos são adimensionais, estimações realizadas com base em diferentes parâmetros podem ser comparadas entre si.

Por ser um método novo, poucos testes foram realizados até o presente momento, e pouco se sabe sobre suas reais possibilidades e limitações. Entre os vários fatores a serem estudados, a sensibilidade dos parâmetros às manifestações de fadiga muscular é um dos primeiros fatores de interesse.

1.3 Objetivos

O objetivo geral do presente trabalho é investigar as possibilidades e limitações da metodologia acumulativa normalizada para o estudo da fadiga muscular.

O objetivo específico é verificar se o comprimento das janelas, a taxa de sobreposição de janelas sucessivas e tipo de janela utilizada na segmentação do sinal de eletromiografia influenciam na sensibilidade do cálculo dos parâmetros descritores da fadiga muscular seguindo a metodologia acumulativa normalizada.

1.4 Divisão do texto

Este trabalho é um estudo sobre a eletromiografia de superfície, com ênfase na sua utilização para a estimação da fadiga muscular.

A primeira parte do texto, que compreende os capítulos 2, 3 e 4, contém a fundamentação teórica para o estudo proposto. O capítulo 2 aborda definições matemáticas

relevantes; o capítulo 3 explora conceitos relacionados à eletromiografia, e o capítulo 4 mostra como a teoria apresentada nos capítulos anteriores é aplicada ao estudo da fadiga.

Em sequência, o capítulo 5 explica o procedimento experimental realizado, e os resultados são apresentados e discutidos no capítulo 6. Por fim, o capítulo 7 expõe as conclusões do estudo.

2 Fundamentação Matemática

A área de processamento de sinais trata da representação, transformação e manipulação dos sinais e das informações neles contidas (SCHAEFER; OPPENHEIM, 1989). Um sinal pode ser processado de maneiras distintas, dependendo do objetivo da análise. Nesse sentido, diferentes técnicas de processamento podem ser aplicadas, cada uma com a habilidade de enfatizar alguma característica específica do sinal (NAJARIAN; SPLINTER, 2005).

O processamento digital de sinais surgiu na década de 60 como uma nova área do processamento de sinais. Seu crescimento foi impulsionado pela rápida evolução dos computadores digitais, aliado ao desenvolvimento teórico de ferramentas poderosas, como a transformada rápida de Fourier (SCHAEFER; OPPENHEIM, 1989).

Uma característica fundamental do processamento digital de sinais é que este é baseado no processamento de sequências de amostras (SCHAEFER; OPPENHEIM, 1989). Ou seja, de sinais discretos no tempo. Muitas vezes, entretanto, deseja-se realizar o processamento digital de sinais contínuos no tempo, por conta da superior capacidade de operação dos computadores. Nesse caso, o sinal original deve ser transformado em um sinal digital através de processos de amostragem (discretização no tempo) e quantização (discretização na amplitude).

Hoje, as técnicas de processamento de sinal possuem fundamental importância em aplicações como sistemas de comunicação, acústica, radar, sismologia, instrumentação, robótica, e engenharia biomédica (SCHAEFER; OPPENHEIM, 1989). Nesta última, particularmente, além do benefício indireto causado pelo aprimoramento dos sistemas de instrumentação, eletrônica e controle, o desenvolvimento tecnológico atrelado ao desenvolvimento das técnicas de processamento de sinais promoveu também um salto de qualidade na confiabilidade e na acurácia dos sistemas de diagnóstico (NAJARIAN; SPLINTER, 2005).

2.1 Sinais e sistemas

Um sinal é um conjunto de dados ou informações (LATHI et al., 2005). É a representação matemática de uma grandeza física em função de uma (ou mais de uma) variável independente. Comumente, essa variável independente é o tempo, e o sinal representa a variação da grandeza ao longo de um período de tempo. Sinais podem ser classificados de diferentes maneiras, a partir das características avaliadas. Exemplos de classificações separam, por exemplo, sinais contínuos de sinais discretos, sinais analógicos de sinais digitais,

periódicos de não periódicos e sinais determinísticos de sinais aleatórios, ou estocásticos.

Sinais contínuos possuem um valor estabelecido para qualquer instante no tempo (ou outra variável independente), enquanto sinais discretos somente são definidos para valores específicos da variável independente, ou amostras específicas. Sinais analógicos podem assumir infinitos valores dentro de uma faixa contínua. Opostamente, um sinal digital só pode assumir um número finito valores específicos. Um sinal periódico se repete infinitamente, e é igual para qualquer deslocamento no tempo por um valor igual ao seu período. Essa característica não é compartilhada por um sinal não periódico. Se o sinal puder ser completamente descrito analiticamente ou graficamente, este é dito determinístico. Se os valores do sinal não podem ser previstos precisamente, mas somente estimados baseado em descrições probabilísticas, trata-se de um sinal aleatório. Sinais ainda podem ser classificados como estacionários, quando suas propriedades estatísticas são invariantes ao deslocamento no tempo, ou não estacionários, quando estas propriedades variam (SCHAEFER; OPPENHEIM, 1989).

Sistemas podem ser vistos como uma parte do universo, que se individualiza do restante por meio de uma fronteira. O sistema possui uma interface com o universo, capaz de aceitar entradas e produzir saídas, que respeitam alguma lei própria estabelecida. Assim como os sinais, sistemas podem ser caracterizados com base em uma série de parâmetros.

Sistemas instantâneos não possuem memória e dependem apenas da entrada naquele instante. Sistemas dinâmicos, por outro lado, têm sua saída dependente do presente e/ou do passado e/ou do futuro. Sistemas causais dependem apenas de valores presentes e/ou passados das entradas. Sistemas lineares combinam as propriedades da aditividade e da homogeneidade. Sistemas invariantes no tempo apresentam a mesma resposta para entradas iguais aplicadas em diferentes instantes. Respeitando as mesmas características que os sinais, sistemas também podem ser descritos como contínuos ou discretos no tempo, analógicos ou digitais, determinísticos ou probabilísticos.

2.2 Filtros digitais

Uma classe importante dos sistemas consiste naqueles que são lineares e invariantes no tempo (SLID, sigla para sistemas lineares invariantes ao deslocamento) (SCHAEFER; OPPENHEIM, 1989). Estes sistemas podem ser completamente caracterizados por sua resposta ao impulso, ou seja, pela saída que produzem quando na entrada é aplicado um sinal no formato do impulso de Dirac, como na Eq. (2.1).

$$\delta[n] = \begin{cases} 1, & \text{se } n = 0 \\ 0, & \text{se } n \neq 0. \end{cases} \quad (2.1)$$

No domínio do tempo, a saída do SLID é o resultado da convolução linear do sinal de entrada com a resposta ao impulso:

$$y[n] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x[m]h[n-m] = x[n] * h[n], \quad (2.2)$$

Onde $y[n]$ representa a saída do SLID, $x[n]$ representa o sinal de entrada e $h[n]$ representa o filtro. Ainda a respeito da resposta impulsional, os SLIDs podem ser divididos em dois tipos:

Sistemas de resposta finita ao impulso (FIR, sigla em inglês para *Finite Impulse Response*): apenas realizáveis em tempo discreto, possuem resposta impulsional de comprimento finito caracterizada por uma combinação linear das amostras do sinal de entrada, na forma:

$$y[n] = \sum_{r=0}^M b_r x[n-r]; \quad (2.3)$$

Sistemas de resposta infinita ao impulso (IIR, sigla em inglês para *Infinite Impulse Response*): possuem resposta impulsional infinita, definida por uma combinação linear das amostras do sinal de entrada somada a valores ponderados de saídas atrasadas. Estes sistemas são da forma:

$$y[n] = \sum_{r=0}^M b_r x[n-r] - \sum_{k=1}^N a_k y[n-k]. \quad (2.4)$$

Nas equações 2.3 e 2.4, novamente, $y[n]$ representa a saída do SLID e $x[n]$ representa o sinal de entrada. b_r e a_k são coeficientes multiplicativos.

Assim como acontece com sinais contínuos, exponenciais complexas tem um papel importante na representação de sinais discretos, permitindo visualização das características do sistema no domínio da frequência. Isso se deve ao fato de que estas são autofunções de SLIDs, ou seja, a resposta do sistema a uma exponencial complexa é outra exponencial complexa, apenas com sua amplitude e fase alteradas pelas características do sistema (SCHAEFER; OPPENHEIM, 1989), como apresentado nas Eqs. (2.5) e (2.6).

$$y[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h[k]e^{j\omega(n-k)} = H(e^{j\omega})e^{j\omega n}, \quad (2.5)$$

onde

$$H(e^{j\omega}) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h[k]e^{j\omega k}. \quad (2.6)$$

$H(e^{j\omega})$ é o autovalor (uma constante multiplicativa) associado à autofunção, e é conhecido como a “resposta em frequência” do sistema. A resposta em frequência é periódica, com período igual a 2π , e pode ser totalmente conhecida quando avaliada em um intervalo de frequências digitais entre $-\pi$ e π , ou $-\frac{f_s}{2}$ e $\frac{f_s}{2}$, sendo f_s a frequência de amostragem.

Uma das mais importantes aplicações de SLIDs é a implementação de filtros. De maneira geral, filtros digitais são sistemas que tem como função alterar o conteúdo do espectro dos sinais. Ou seja, modificar algumas frequências do sinal com relação a outras (SCHAEFER; OPPENHEIM, 1989). Mais especificamente, filtros tem a função básica de selecionar frequências de interesse do sinal, e podem ser caracterizados conforme a sua resposta em frequência.

Idealmente, filtros passa baixas (LPF, sigla em inglês para *Low pass filter*) selecionam frequências abaixo de um valor estabelecido, rejeitando frequências acima deste valor. Analogamente, filtros passa altas (HPF, sigla em inglês para *High Pass Filter*) permitem apenas a passagem de componentes de frequência maiores do que um valor estabelecido, atenuando componentes com frequências inferiores. Filtros passa banda (BPF, sigla em inglês para *Band Pass Filter*) selecionam uma banda de frequências, rejeitando frequências fora desta banda, e filtros rejeita banda, também conhecidos como Filtros Notch, rejeitam componentes específicas de frequência.

É importante ressaltar, entretanto, que filtros reais não conseguem implementar as respostas ideais descritas anteriormente. São realizadas aproximações, obtidas através de diversos métodos de projeto de filtros. Para se projetar um filtro, basicamente, o que se faz é escolher, através de técnicas apropriadas, os coeficientes a_k e b_r nas Eqs. (2.3) e (2.4), gerando assim respostas em frequência que buscam atingir metas específicas de desempenho, como oscilação máxima na banda passante, ou atenuação mínima na banda de rejeição.

No contexto do processamento de sinais biomédicos, existem duas aplicações principais dos filtros digitais. A primeira diz respeito à extração de partes indesejáveis do sinal, geralmente alguma forma de ruído. A segunda consiste na atenuação de determinadas características do sinal e destacamento de outras, buscando facilitar algum tipo de análise (SEMMLOW; GRIFFEL, 2014).

2.3 Transformada de Fourier

2.3.1 Tempo contínuo

Em 1807, Joseph Fourier apresentou, em Paris, seu livro de memórias sobre a propagação de calor para um comitê formado por Lagrange, Laplace, Monge e Lacroix.

Seu trabalho, então duramente criticado, tornou-se um dos pilares do desenvolvimento científico moderno.

Fourier demonstrou que todo sinal periódico podia ser representado como uma combinação linear de infinitas exponenciais complexas de diferentes frequências, múltiplas de uma chamada frequência fundamental. Hoje, esta relação é chamada de Série de Fourier:

$$\sum_{n=-\infty}^{\infty} D_n e^{j\Omega_0 n t}, \quad (2.7)$$

em que $\Omega_0 = 2\pi f_0$ é a frequência fundamental. Estendendo o conceito da Série de Fourier a sinais não periódicos, chega-se ao par de transformadas de Fourier em tempo contínuo (CTFT), apresentado nas Eqs. (2.8) e (2.9):

$$g(t) = \int_{-\infty}^{\infty} G(\Omega) e^{j\omega t} d\Omega \quad (2.8)$$

e

$$G(\Omega) = \int_{-\infty}^{\infty} g(t) e^{-j\omega t} dt. \quad (2.9)$$

A magnitude da transformada de Fourier, $|G(\Omega)|$, é expressa no espectro de Amplitude. Para algumas aplicações, como a recuperação do sinal no domínio do tempo, também é necessário possuir as informações contidas no espectro de fase, $\Theta_g(\Omega)$, determinado pela relação:

$$\Theta_g(\Omega) = \tan^{-1} \frac{\text{Im}\{G(\Omega)\}}{\text{Re}\{G(\Omega)\}} \quad (2.10)$$

A análise de Fourier pode ser utilizada para observar o sinal por uma perspectiva diferente da convencional. Especificamente, no chamado “Domínio da Frequência”, ao invés do convencional “Domínio do Tempo”. O Teorema de Parseval estabelece que, para um sinal $g(t)$ real, de energia finita, a energia do sinal pode ser calculada tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência, de acordo com a Eq. (2.11):

$$\int_{-\infty}^{\infty} |g(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{\infty} |G(\Omega)|^2 d\omega. \quad (2.11)$$

Na Eq.(2.11), $|G(\Omega)|^2 = \Psi_g(\Omega)$ é a densidade espectral de energia de $g(t)$. De maneira alternativa, a densidade espectral de energia pode ser obtida através da transformada de Fourier da função de autocorrelação do sinal $g(t)$. Definindo a autocorrelação

temporal de $g(t)$, uma função que expressa a semelhança do sinal com versões dele mesmo deslocadas no tempo, pela Eq. (2.12):

$$R_g(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} g(t)g^*(t - \tau)dt, \quad (2.12)$$

a densidade espectral de energia é expressa pela Eq. (2.17):

$$\Psi_g(\Omega) = \int_{-\infty}^{\infty} R_g(\tau)e^{-j\Omega\tau}d\tau. \quad (2.13)$$

Por outro lado, se $g(t)$ for um sinal de potência (não possui energia finita), não se pode obter uma densidade espectral de energia. Sendo $g_T(t)$ uma versão truncada de $g(t)$, definida pela Eq.(2.14)

$$g_T(t) = \begin{cases} g(t), & -\frac{T}{2} \leq t \leq \frac{T}{2} \\ 0, & \text{caso contrário,} \end{cases} \quad (2.14)$$

e $G_T(\Omega)$ a transformada de Fourier de $g_T(t)$, define-se então a densidade espectral de potência como:

$$S_g(\Omega) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{|G(\Omega)|^2}{T}. \quad (2.15)$$

Para o sinal de potência, também é possível definir uma função de autocorrelação, dada por:

$$R_g(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} g(t)g^*(t - \tau)dt. \quad (2.16)$$

Nesse caso, a densidade espectral de potência pode ser reescrita como:

$$S_g(\Omega) = \int_{-\infty}^{\infty} R_g(\tau)e^{-j\Omega\tau}d\tau. \quad (2.17)$$

Apesar de a densidade espectral de energia e a densidade espectral de potência não apresentarem informações sobre a fase do sinal e, portanto, não permitirem a reconstrução deste no domínio do tempo, elas ainda são úteis no desenvolvimento de diversas análises. A abordagem através da transformada da autocorrelação, por sua vez, se torna especialmente interessante para sinais aleatórios, cuja transformada de Fourier não possui informações significativas.

2.3.2 Tempo discreto

De maneira análoga ao que acontece em tempo contínuo, em tempo discreto pode-se representar uma sequência periódica como uma combinação linear de sequências exponenciais complexas ortogonais entre si. As sequências exponenciais complexas são escritas na forma:

$$e[n] = e^{j(\frac{2\pi}{N}k)n} = e[n + rN], \quad (2.18)$$

onde N é o período (em amostras) da sequência periódica.

O par de equações da Série Discreta de Fourier (DFS, sigla para *Discrete Fourier Series*), em que $\tilde{x}[n]$ denota uma sequência periódica, é expresso por:

$$\tilde{x}[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \tilde{X}[k] e^{j\frac{2\pi}{N}kn} \quad (2.19)$$

e

$$\tilde{X}[k] = \sum_{n=0}^{N-1} \tilde{x}[n] e^{-j\frac{2\pi}{N}kn}. \quad (2.20)$$

Definindo o par de transformadas Z de uma sequência genérica, onde z é um número complexo, como:

$$X(z) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n] z^{-n} \quad (2.21)$$

e

$$x[n] = \frac{1}{2\pi j} \oint_C X(z) z^{n-1} dz, \quad (2.22)$$

a Transformada de Fourier em Tempo discreto (DTFT) é obtida quando se faz $z = e^{j\omega}$, sendo ω a frequência discreta. Isso corresponde a avaliar a Transformada Z sobre um círculo unitário no plano z , como descrito pelas Eqs. (2.23) e (2.24):

$$X(e^{j\omega}) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n] e^{-j\omega n} \quad (2.23)$$

e

$$x[n] = \frac{1}{2\pi} \oint_C X(e^{j\omega}) e^{j\omega n} d\omega. \quad (2.24)$$

Uma propriedade particular da DTFT, que a diferencia da CTFT, é que a primeira é periódica, com período igual a 2π . Esse fato pode ser constatado analisando a Eq. (2.25):

$$X(e^{j\omega n + 2\pi}) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n]e^{-(j\omega + 2\pi)n} = X(e^{j\omega}). \quad (2.25)$$

Por esse motivo, só é necessário conhecer a DTFT para valores de ω entre $-\pi$ e π . Também daí, surge a relação entre a frequência digital, $\omega = 2\pi/N$, expressa em radianos, e a frequência analógica, $\Omega = 2\pi f$, expressa em radianos por segundo:

$$\omega = \Omega T = \frac{\Omega}{f_s}. \quad (2.26)$$

Nessa igualdade, T é o período de amostragem e f_s é a frequência de amostragem. Nota-se que $\frac{f_s}{2}$ corresponde a $\omega = \pi$, a maior frequência analógica, em Hz, que pode ser representada no espectro.

Quando se tem uma sequência finita de comprimento igual a N , sua DTFT pode ser re-escrita como:

$$X(e^{j\omega}) = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-j\omega n}. \quad (2.27)$$

Nesse caso, é possível construir um sistema linearmente independente utilizando N frequências para relacionar as N amostras no tempo a N amostras do espectro, distribuídas entre as frequências $-\pi$ e π . A essa operação é dado o nome de Transformada Discreta de Fourier (DFT, do inglês *Discrete Fourier Transform*), em que os elementos no domínio do tempo e no domínio da frequência se relacionam da maneira descrita pelas Eqs. (2.28) e (2.29):

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-j\frac{2\pi}{N}kn}; \quad (2.28)$$

$$x[n] = \sum_{k=0}^{N-1} X[k]e^{j\frac{2\pi}{N}kn}. \quad (2.29)$$

Quanto maior o número de amostras utilizadas no sistema, N , menor será a distância entre as amostras obtidas no espectro de frequências, o que gera uma maior resolução em frequência. No caso limite em que $N = \infty$, tem-se de volta a DTFT e um espectro contínuo. Também pode ser observada uma relação entre a DFT e a DFS. Considerando uma sequência $x[n]$, de comprimento finito igual a N , e uma sequência $x[n]$, periódica, com período igual a N , os valores obtidos na DFT da sequência $x[n]$ são idênticos aos correspondentes valores da DFS da sequência $\tilde{x}[n]$. Todas essas relações podem ser observadas na Fig. (1).

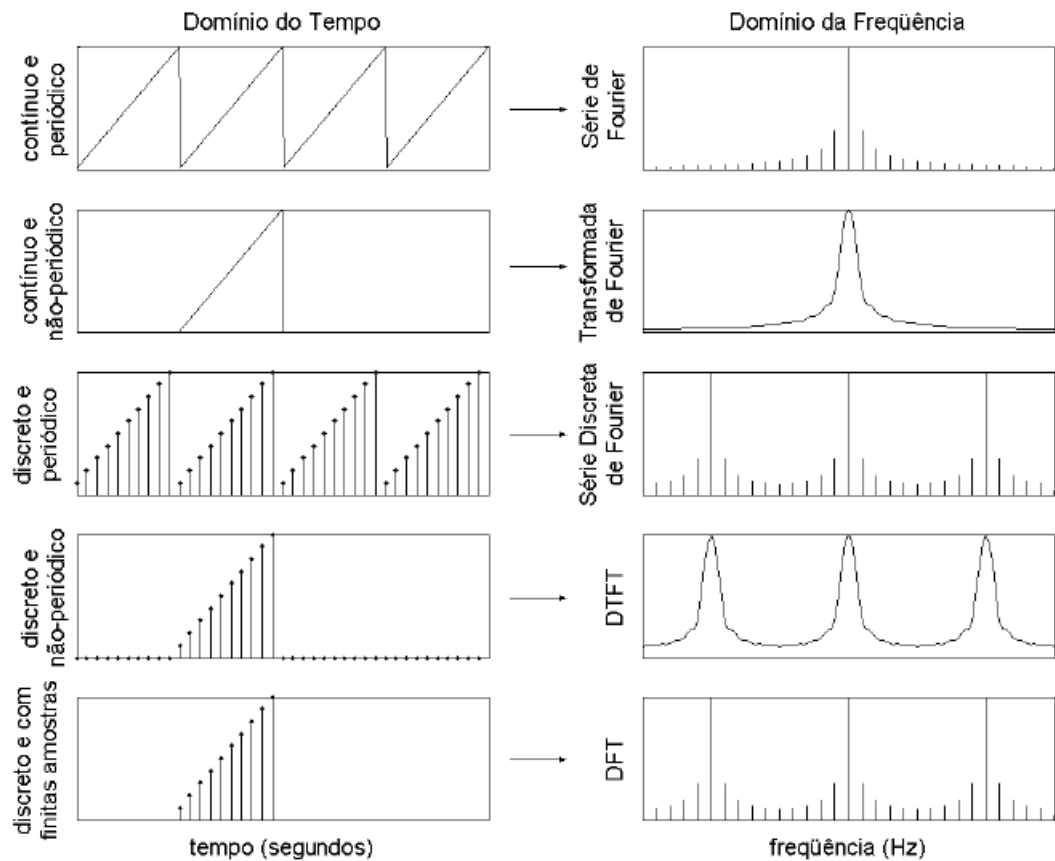


Figura 1 – Relação entre os tipos de sinais, as transformadas de Fourier adequadas e as respectivas respostas em frequência, retirada de (ROCHA A.F., 2008)

Atualmente, algoritmos computacionais como a Transformada Rápida de Fourier (FFT, sigla em inglês para *Fast Fourier Transform*) utilizam propriedades da DFT para otimizar consideravelmente seu cálculo, e estão presentes praticamente na totalidade das aplicações em que se deseja obter a representação dos sinais no domínio da frequência.

2.4 Análise tempo-frequência

A análise de Fourier é uma ferramenta poderosa na estimação de espectros de frequência. Não por acaso, constitui a base do desenvolvimento da área de processamento de sinais.

Entretanto, uma característica desse método o torna vulnerável e diminui sua utilidade em determinadas situações: ele avalia o sinal como um todo, perdendo a noção temporal dos acontecimentos analisados. Ao fazer isso, a Transformada de Fourier fornece um comportamento global médio do sinal (DEOLIVEIRA, 2007). Isso não é um problema para sinais estacionários, para os quais as propriedades estatísticas das suas características em frequência se mantêm constantes durante o tempo. Porém, para si-

nais não-estacionários, perde-se a noção da ordem temporal dos eventos do domínio da frequência, um problema bem descrito em (SEMMLOW; GRIFFEL, 2014) com a analogia:

“A transformada de Fourier de uma passagem musical nos diz quais notas são tocadas, mas é extremamente difícil descobrir quando elas foram tocadas”.

Para solucionar o problema, algumas alternativas foram propostas. A primeira e mais intuitiva delas é a Transformada de Fourier de Tempo Curto (STFT, sigla em inglês para *Short Time Fourier Transform*), apresentada na Eq. (2.30). A ideia básica da STFT consiste em segmentar o sinal em curtas janelas, ou épocas, onde presume-se que o comportamento em frequência seja basicamente estacionário. Definidos os segmentos, a transformada de Fourier é aplicada a cada parcela do sinal:

$$X[n, \lambda] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x[n+m]w[m]e^{-j\lambda m} \quad (2.30)$$

A STFT é uma função de duas variáveis: uma discreta, as amostras n , e uma contínua, a frequência λ . Nesta formulação, a transformada em tempo curto pode ser interpretada como a transformada de Fourier de $x[n+m]$, vista através de uma janela finita, $w[m]$. Conforme n muda, o sinal passa pela janela, que é estacionária, e um pedaço diferente do seu todo torna-se visualizável (SCHAEFER; OPPENHEIM, 1989). Analisando a equação da STFT, nota-se que esta é periódica, com período igual a 2π . Percebe-se também a existência de uma multiplicação, no domínio do tempo, do sinal pela janela. No domínio da frequência, portanto, para um n fixo, tem-se a convolução da transformada de Fourier do sinal deslocado com a transformada de Fourier da janela, da maneira descrita pela Eq. (2.31):

$$X[n, \lambda] = \int_0^{2\pi} e^{j\theta n} X(e^{j\theta})W(e^{j\lambda-\theta})d\theta \quad (2.31)$$

Na prática, assim como não se consegue computar a DTFT, também não é possível obter a STFT de sinais da maneira expressa na Eq. (2.30). O que se adquire, de fato, é uma versão amostrada no tempo e na frequência da transformada. Ou seja, não se calcula a STFT para todos os possíveis deslocamentos do sinal com relação a janela e, para os deslocamentos considerados, são obtidas amostras do espectro através da DFT da sequência finita gerada pela multiplicação do sinal pela janela, conforme expresso pela Eq. (2.32):

$$X[rR, k] = X\left[rR, \frac{2\pi k}{N}\right] = \sum_{m=0}^{L-1} z[rR+m]w[m]e^{-j\left(\frac{2\pi}{N}\right)km}. \quad (2.32)$$

Aqui, r e k são inteiros, $-\infty \leq r \leq \infty$ e $0 \leq k \leq N-1$. R é o passo dado entre dois janelamentos do sinal e N é o tamanho da DFT computada. A notação ainda pode

ser simplificada fazendo:

$$X_r[k] = X[rR, k] = X[rR, \lambda_k]. \quad (2.33)$$

Ou seja, em um determinado instante, é computada a DFT da sequência:

$$x_r = x[rR + m]w[m], \quad (2.34)$$

onde $0 \leq m \leq L$, sendo L o tamanho da janela utilizada.

Na STFT, existe uma relação de compromisso entre as variáveis tempo e frequência. Dennis Gabor (1900-1979), utilizando argumentos da mecânica quântica, constatou que, para um sinal, é impossível saber a frequência exata e o tempo exato de ocorrência dessa frequência (DEOLIVEIRA, 2007). A relação é expressa na forma do Princípio da incerteza de Gabor-Heisenberg, apresentado na Eq.(2.35):

$$\Delta t \Delta f \geq 1/2, \quad (2.35)$$

Nesta relação, Δt e Δf são as incertezas (ou resoluções) no tempo e na frequência, respectivamente. Gabor demonstrou que o valor mínimo da incerteza é alcançado quando se usa uma janela Gaussiana. Por isso, quando se utiliza uma janela deste tipo na STFT a operação é chamada de Transformada de Gabor.

Tendo conhecimento das propriedades da transformada em tempo curto, torna-se evidente que a janela utilizada deve ser escolhida de maneira criteriosa, com dois objetivos principais: satisfazer as necessidades de resolução tempo-frequência e preservar o máximo possível das características do sinal analisado.

Diminuindo L , o comprimento da janela, tem-se uma melhora na resolução temporal, aumentando a capacidade de perceber eventuais transientes. Considerando sinais não estacionários e sabendo que, com o janelamento, pretende-se obter sequências razoavelmente estacionárias, quanto mais rápido as características do sinal variam, menor deve ser a duração da janela (SCHAEFER; OPPENHEIM, 1989). Entretanto, quanto menor a janela, menor é a resolução em frequência, a separação entre as amostras computadas da DFT, cujo valor é dado por $2\pi/N$. Além disso, com janelas mais curtas, frequências menores do sinal podem ser perdidas, por se repetirem com intervalos maiores do que o tempo de janelamento. Com relação à preservação das características do sinal, o tipo de janela é o elemento crucial. Isso deve-se ao fato de que o resultado da STFT pode ser visto como a convolução, no domínio da frequência, da transformada da sequência recortada do sinal com a transformada da janela utilizada.

A transformada de Fourier em tempo curto apresenta ainda alguns outros problemas, como a não existência de suporte finito nem no tempo nem na frequência. Isso

significa que ela pode indicar o aparecimento de frequências antes do início do sinal e/ou componentes de frequência que não existem no sinal original. Esse fato, atrelado à intrínseca incerteza existente na STFT, motivou o surgimento de outras técnicas para a estimação espectral dependente do tempo. Destas, podem ser citadas a Distribuição de Wigner-Ville, que se baseia na autocorrelação para o cálculo do espectro, e a análise via Wavelets, que ataca o problema utilizando uma abordagem conhecida como tempo-escala.

Ainda assim, a STFT continua sendo útil, especialmente para problemas em que as frequências de maior interesse são altas e a resolução de frequência não é um fator crítico (SEMMLOW; GRIFFEL, 2014). No processamento de sinais biomédicos, por exemplo, a técnica da STFT vem sendo usada com sucesso há algum tempo em diferentes aplicações (SEMMLOW; GRIFFEL, 2014).

2.5 Janelamento de sinais

Para tornar possível a análise de sinais longos, é comum observar o janelamento destes, ou seja, o recorte de um trecho do sinal através da multiplicação por uma forma de onda finita no tempo. De maneira geral, os espectros das janelas possuem um lóbulo principal que é ladeado por lóbulos secundários. A resposta em frequência de um sinal janelado é a convolução da resposta em frequência do sinal com a resposta em frequência da janela. A Fig. (2) mostra o efeito da convolução dos espectros de um sinal senoidal com o espectro de uma janela.

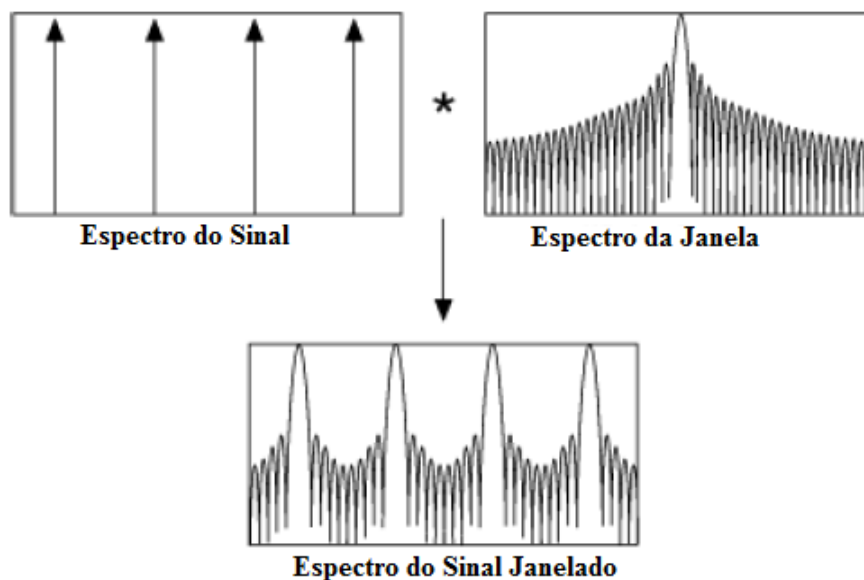


Figura 2 – Efeito da convolução no domínio da frequência de componentes senoidais com uma janela, alterada de (CERNA; HARVEY, 2000).

Se existisse uma janela infinita, para a qual $w[n] = 1$ para todo n , a resposta em frequência dessa janela seria um trem de impulsos com período igual a 2π (ou f_s).

Na prática, essa hipótese não existe, e a janela mais simples que se pode obter, a janela retangular, apresentada na Eq.(2.36), possui valor 1 para um número finito de amostras, correspondente ao comprimento da janela (SCHAEFER; OPPENHEIM, 1989).

$$w_{Retangular}[n] = 1, \quad n = 0, 1, 2, \dots, L - 1; \quad (2.36)$$

A representação de uma janela com um número finito de coeficientes corresponde ao truncamento de uma série infinita. Esse processo gera um efeito conhecido como Fenômeno de Gibbs (OPPENHEIM, 1999), resultando no surgimento de componentes indesejadas no espectro de frequência. O decaimento abrupto da janela retangular significa que mais frequências altas são necessárias para representar corretamente o sinal. Este decaimento é suavizado com a utilização de outras janelas, como as conhecidas Hanning, Blackman, e Gaussiana, descritas pelas Eqs. (2.37), (2.38) e (2.39):

$$w_{Gaussiana}[n] = e^{\frac{-n^2}{2\sigma^2}} \quad n = 0, 1, 2, \dots, L - 1; \quad (2.37)$$

$$w_{Hanning}[n] = 0,5 - 0,5 \cos \frac{2\pi n}{L}, \quad n = 0, 1, 2, \dots, L - 1; \quad (2.38)$$

$$w_{Blackman}[n] = 0,42 - 0,50 \cos \omega + 0,08 \cos 2\omega. \quad (2.39)$$

Nas quatro equações de janelas, L é o comprimento da janela. Na Eq. (2.37), σ é o desvio padrão da janela Gaussiana e na Eq. (2.39), $\omega = 2\pi n/L$. A Figura (3) ilustra as janelas no domínio do tempo e no domínio da frequência.

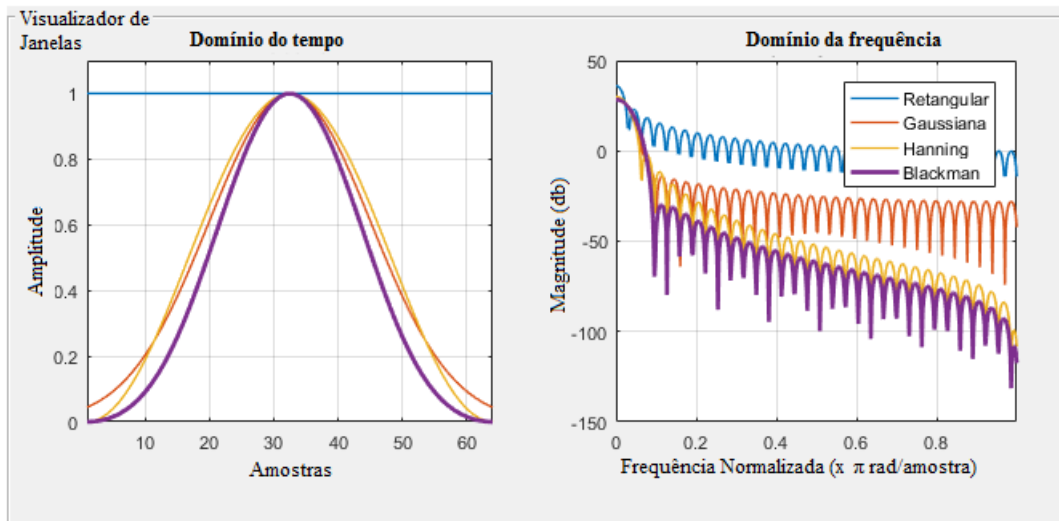


Figura 3 – Janelas dos tipos Retangular, Gaussiana, Hanning e Blackman, com comprimento (L) igual a 64 amostras, no domínio do tempo e no domínio da frequência.

A utilização de janelas suavizantes diminui a amplitude dos lóbulos secundários, mas aumenta a largura do lóbulo principal. Para a medição do espectro, quanto mais estreito o lóbulo principal e mais atenuados os lóbulos secundários, melhor é a medição. Entretanto, estabelecido um comprimento da janela, essas características são invariavelmente conflitantes. Por isso, e a escolha do tipo de janela a ser utilizada deve levar em conta as propriedades do sinal analisado.

Um outro problema é a definição do comprimento da janela, o número de amostras por janela: quanto maior esse número, mais estreita a janela é no domínio da frequência. Quando se aumenta o comprimento da janela, a largura do lóbulo principal diminui, aumentando a resolução em frequência, a capacidade de separar componentes próximas (SCHAEFER; OPPENHEIM, 1989).

O vazamento espectral é o aparente espalhamento, no espectro, da energia das componentes de frequência. A causa básica do espalhamento é a forma como a FFT é calculada, utilizando um número finito de amostras do espectro do sinal. Esse processo gera uma quantização no domínio da frequência, e apenas algumas componentes do espectro podem ser corretamente representadas. O efeito do vazamento espectral ocorre para praticamente todas as componentes de frequência do sinal, com exceção das N componentes representadas exatamente pela FFT.

Em resumo, a frequência (ou taxa) de amostragem determina a faixa de frequências que podem ser representadas e, para uma dada frequência de amostragem, o número de pontos adquiridos no domínio do tempo (o comprimento da janela) determina a resolução em frequência. Para aumentar a resolução em frequência, dada uma largura de banda, deve-se aumentar o número de pontos adquiridos com aquela taxa de amostragem (CERNA; HARVEY, 2000).

3 Aspectos básicos da eletromiografia

3.1 Biopotenciais

Biopotenciais são potenciais elétricos produzidos pelo efeito combinado da atividade eletroquímica de um grande número de células do corpo, denominadas células excitáveis. Existe uma diferença na concentração de íons positivos e negativos dentro e fora das células e, em condições de repouso, o exterior é positivo quando comparado com o interior. Para a manutenção desta situação, é necessário um constante transporte ativo de íons, processo contrário ao gradiente eletroquímico presente e que acarreta consumo de energia.

Eventos específicos podem excitar a célula e fazer com que ela se comporte de maneira diferenciada. Esse comportamento é desencadeado pelo cruzamento de um valor limite do potencial, que pode ser iniciado por mudanças químicas da condutância celular de sódio induzidas pelo organismo ou por outros fatores, como uma corrente externa aplicada (MERLETTI; PARKER, 2004). Quando isso acontece, aparece o chamado potencial de ação, que pode ser dividido em três etapas, como ilustrado na Fig. (4).

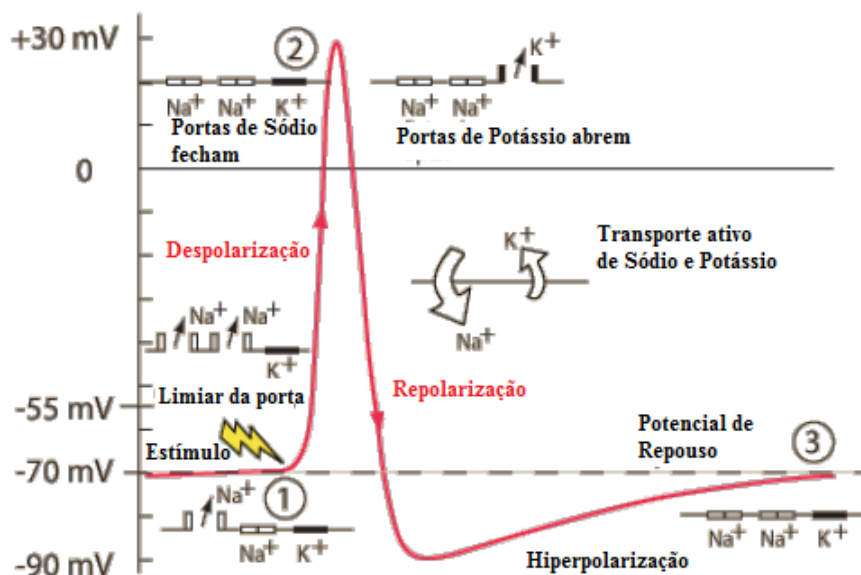


Figura 4 – Representação da forma de onda do potencial de ação, adaptada de (WÄLTI, 2015).

Primeiramente, após o estímulo, aumenta a permeabilidade da membrana a sódio, que rapidamente entra na célula em grandes quantidades tornando o seu potencial positivo. A essa etapa dá-se o nome de despolarização.

Em seguida, na repolarização, a permeabilidade a sódio volta ao normal e a permeabilidade a potássio aumenta, gerando um fluxo de potássio para o exterior da célula. Através, novamente, do transporte ativo, a célula começa a expulsar o sódio e recuperar o potássio. Nesta etapa, o potencial celular pode chegar a valores mais negativos do que o potencial de repouso. Por fim, a célula retoma as condições normais de permeabilidade e suas concentrações de íons, na etapa que caracteriza a volta para o estágio de repouso.

Diversos processos fisiológicos importantes dependem do correto funcionamento elétrico do organismo. Ou seja, da correta geração e interpretação dos biopotenciais pelos sistemas do corpo. Como exemplos de processos baseados em biopotenciais, podem ser citados o batimento do coração, a transmissão de impulsos nervosos, a resposta da retina à estímulos luminosos e a contração voluntária de músculos. Técnicas atuais como a Eletrocardiografia (ECG), Eletroencefalografia (EEG) e Eletromiografia (EMG) permitem a captação e identificação dessas atividades, possibilitando avanços no entendimento de sistemas humanos, como o motor, responsável pelo movimento dos segmentos corporais.

3.2 Sistema motor

O sistema motor é um conjunto de processos de programação, comando e controle, que envolvem regiões distintas do sistema nervoso e cuja atuação culmina na contração dos músculos. É ele o responsável pelos movimentos do corpo humano, e possui quatro tipos de elementos de atuação: os efetadores, os ordenadores, os controladores e os planejadores. Os efetadores são os músculos estriados esqueléticos, que são ordenados diretamente por motoneurônios – um tipo especial de neurônio associado ao movimento – da medula e do tronco encefálico. No tronco e no cerebelo, estão localizados os controladores, enquanto os planejadores são associados a elementos do córtex cerebral (LENT, 2010).

O tecido muscular é constituído por células alongadas, as fibras musculares, cuja especialidade é a contração. Algumas de suas estruturas recebem denominações especiais, como o sarcolema, a membrana plasmática das células musculares, e sarcoplasma, o citoplasma. O tecido muscular pode ser dividido em três categorias – liso, estriado esquelético e estriado cardíaco – com características específicas no que diz respeito à velocidade de contração, localização e função.

Existem três tipos diferentes de motoneurônios, numa classificação que leva em conta a forma, as conexões e a função. Os motoneurônios tipo gama são relativamente pequenos e fazem parte do sistema sensorial dos músculos, participando indiretamente do controle da contração muscular. Os motoneurônios tipo alfa são maiores, seus axônios emergem da medula ou das raízes dos nervos cranianos, inervam a maioria das fibras musculares e atuam diretamente na contração muscular. Por último, motoneurônios tipo Beta tem propriedades intermediárias e inervam fibras comuns aos dois outros tipos (LENT,

2010).

3.3 Unidade motora

O conjunto formado por um motoneurônio tipo alfa e as fibras musculares que este inerva constitui a chamada Unidade Motora (MU, do inglês *Motor Unit*), a unidade básica do sistema motor. O motoneurônio tipo alfa é o ponto final do estímulo que vem do sistema de controle motor, e a corrente induzida neste determina os padrões de ativação das fibras inervadas. Um mesmo motoneurônio geralmente inerva mais de uma fibra muscular, e o número de fibras inervadas por este pode variar de cerca de 100, em pequenos músculos da mão, até milhares, em grandes músculos dos membros (MERLETTI; PARKER, 2004). Observa-se que as fibras inervadas por um mesmo motoneurônio apresentam basicamente as mesmas características histológicas e bioquímicas (MERLETTI; PARKER, 2004). A Figura (5) ilustra uma unidade motora:

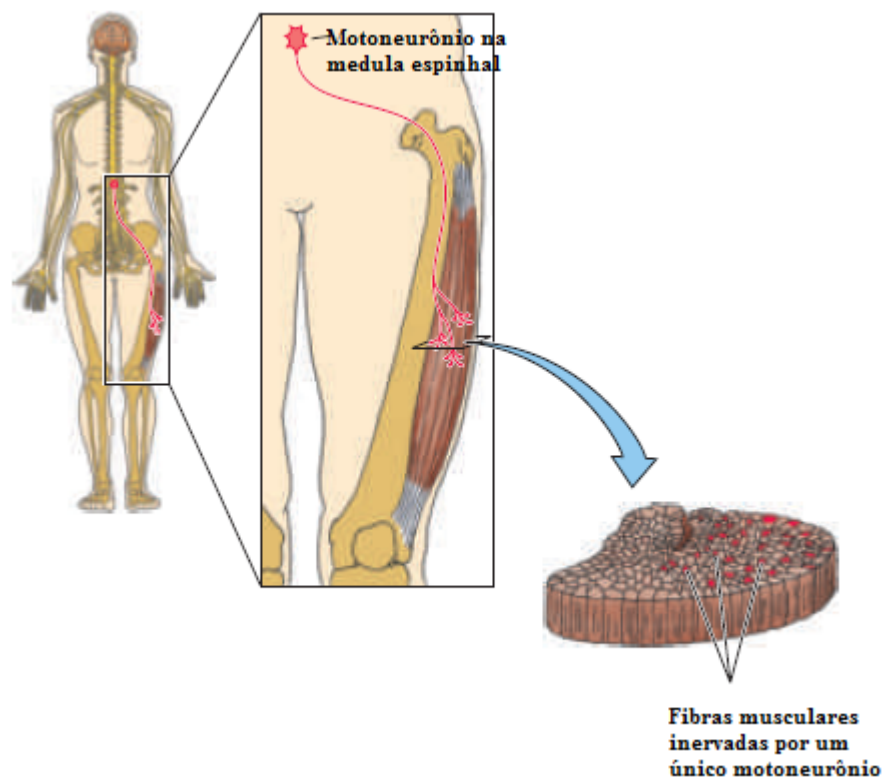


Figura 5 – Representação de uma unidade motora, alterada de (PURVES et al., 2004).

As unidades motoras podem ser divididas em 3 grupos:

- Tipo I, ou Tipo S (do inglês *slow*): são mais resistentes à fadiga devido ao seu metabolismo predominantemente oxidativo e a alta eficiência energética. Apresentam menor diâmetro das fibras musculares e dos axônios dos neurônios, além de menor

força produzida. Seus nervos apresentam menor velocidade de condução dos sinais elétricos.

- Tipo II-a, ou FR (do inglês *fast-twitch, fatigue-resistant*): apresentam metabolismo oxidativo e glicolítico, e características intermediárias, entre os outros dois tipos, dos parâmetros classificatórios, como a velocidade de condução e tamanho das fibras e axônios.
- Tipo II-b, ou Tipo FF (do inglês *fast twitch, fatigable*): apresentam metabolismo glicolítico, e isso justifica um melhor desempenho anaeróbico e menor resistência à fadiga. São capazes de produzir maior força e apresentam maior diâmetro tanto das fibras musculares quanto dos axônios dos neurônios. Seus nervos apresentam maior velocidade de condução.

Os três tipos apresentam-se de maneira aparentemente aleatória em seções de um músculo. Entretanto, nota-se que, dependendo da função que este exerce, percentuais diferentes dos tipos de unidades motoras podem ser encontrados. Por exemplo, os chamados “músculos anti-gravitacionais”, como o sóleo (localizado na panturrilha) têm predominantemente unidades motoras do tipo 1, enquanto músculos propensos à rápidas contrações tendem a apresentar proporções semelhantes de unidades motoras tipo 1 e tipo 2 (MERLETTI; PARKER, 2004).

Em contrações voluntárias, existe uma ordem de recrutamento das unidades motoras, que respeita o chamado “Princípio do Tamanho” (MERLETTI; PARKER, 2004). Segundo esta sequência natural, em uma contração, as primeiras unidades motoras recrutadas são as do tipo 1, que possuem motoneurônios alfa menores. Conforme se aumenta o nível de força exigido ou a velocidade da contração, a utilização de unidades motoras do tipo 2, com motoneurônios alfa maiores, passa a ser necessária. Quanto maior a quantidade de unidades motoras recrutadas e/ou a taxa de disparo destas, maior é a força gerada pelo músculo.

3.4 Eletromiografia

3.4.1 Conceito

Eletromiografia é a técnica de detecção e representação do potencial elétrico gerado pela despolarização do sarcolema das fibras musculares (MERLETTI; PARKER, 2004). O sinal eletromiográfico é a soma da atividade elétrica gerada pela ativação de um conjunto de unidades motoras durante uma contração muscular.

O potencial de repouso do sarcolema é de cerca de 70mV, negativo no interior da célula. O impulso elétrico que chega à placa motora, local onde o nervo se insere no

músculo, causa a liberação de acetilcolina (um neurotransmissor) no espaço entre o terminal do nervo e a membrana da fibra muscular (junção neuromuscular). A membrana é excitada e aparece neste momento uma zona de despolarização, correspondente ao surgimento do potencial de ação, que se propaga então pela fibra muscular. As características anatômicas das fibras musculares, naturalmente finas e longas, permitem que se considere que o potencial de ação apenas se propaga na direção axial, nos dois sentidos da fibra, até desaparecer nos tendões, que ligam os músculos a ossos.

Quando uma unidade motora é ativada, potenciais de ação são gerados em todas as fibras inervadas, e a superposição destes configura o chamado potencial de ação da unidade motora, ou MUAP (sigla em inglês para *Motor Unit Action Potential*) (BASMAJIAN; DELUCA, 1985), que é acompanhado pela contração das fibras musculares. Para manter a contração, a unidade motora deve ser repetidamente ativada, resultando em trens de MUAPs. A forma, a amplitude e o número de fases de cada MUAP variam devido ao arranjo geométrico único que cada fibra de cada unidade motora possui com respeito aos eletrodos de detecção (BASMAJIAN; DELUCA, 1985).

O sinal de EMG adquirido é composto pela superposição do potencial de ação de todas as unidades motoras ativas no alcance do sensor utilizado. Este sinal tem característica bipolar com distribuição simétrica de amplitudes positivas e negativas, e é também chamado de Padrão de Interferência (KONRAD, 2005). A composição de um sinal de eletromiografia típico é ilustrada na Fig. (6).

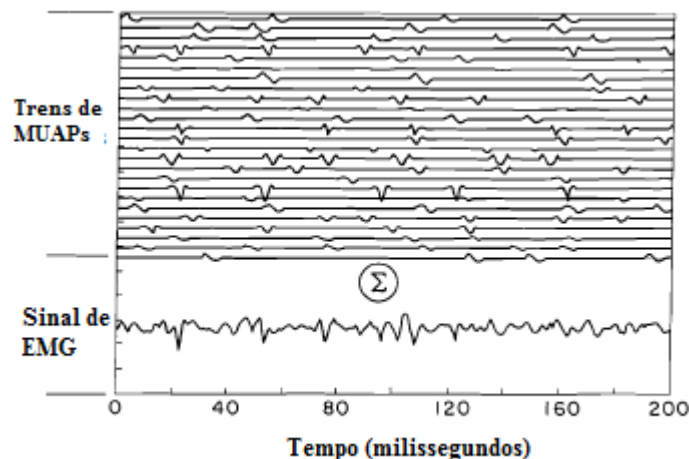


Figura 6 – Superposição dos potenciais de ação de 25 unidades motoras, configurando o Padrão de Interferência observado no sinal de EMG. Alterada de (BASMAJIAN; DELUCA, 1985).

3.4.2 Eletromiografia invasiva e não invasiva

Para a captação de sinais de eletromiografia, podem ser usados eletrodos intramusculares ou eletrodos de superfície, caracterizando respectivamente a eletromiografia

invasiva e a eletromiografia de superfície (S-EMG). Os eletrodos são posicionados a alguma distância da fonte do sinal, o ponto de despolarização da fibra muscular, e estão separados dela por camadas mais ou menos espessas de tecidos biológicos, dependendo do tipo de técnica utilizada e da localização do músculo, entre outros fatores. A essa camada de tecidos biológicos dá-se o nome de volume condutor, que atua como um filtro espacial passa baixas para o sinal de EMG.

A eletromiografia invasiva utiliza sensores no formato de agulhas ou fios, e capta os sinais elétricos de maneira intramuscular. Essa técnica é de maior interesse para o estudo da fisiologia e de patologias relacionadas ao músculo. Por estar mais próximo da fonte do sinal, além de estar sob menor influência dos efeitos de filtragem do volume condutor, o eletrodo invasivo permite uma seletividade maior na captação, quando comparado ao eletrodo de superfície. Essas características permitem a obtenção de potenciais de ação de fibras musculares individualmente, possibilitando o estudo de casos de lesões, desinervenções, reinervenções e doenças que atingem a fibra muscular ou a junção neuromuscular. Além disso, facilitam o estudo do recrutamento das unidades motoras e dos padrões de disparo, que fornece importantes informações sobre a situação fisiológica do indivíduo (MERLETTI; PARKER, 2004).

As vantagens de seletividade da eletromiografia invasiva não são, entretanto, motivo para que esta seja a técnica indicada para todos os casos em que se deseja analisar a ação muscular. O S-EMG, apresenta vantagens quando se deseja ter conhecimento sobre a atividade do músculo como um todo, ou quando as técnicas invasivas se mostram inconvenientes. Isso ocorre, por exemplo, em cenários onde as medidas de EMG têm que ser tomadas repetidamente, como em aplicações esportivas ou fisioterapêuticas. Naturalmente de maneira menos seletiva do que os eletrodos de agulha, os atuais eletrodos de superfície permitem mapear a propagação dos potenciais de ação, estimar a velocidade de condução das fibras, localizar as zonas de inervação e caracterizar o tamanho e a orientação das fibras musculares. Também com menos precisão, possibilitam a decomposição do sinal, técnica que consiste em separar o potencial de ação das diferentes unidades motoras em meio ao sinal captado.

A filtragem característica do volume condutor faz com que as frequências mais altas do sinal sejam mais atenuadas conforme se aumenta a distância do eletrodo até a fonte do sinal. Isso gera outra importante diferença entre os dois tipos de EMG. Enquanto com as técnicas invasivas é possível captar sinais com frequências superiores a 2kHz, na S-EMG as informações de relevância adquiridas estão limitadas a cerca de 500Hz na maioria dos casos (MERLETTI; PARKER, 2004).

3.4.3 Aquisição e condicionamento do sinal

Diferentes técnicas para a aquisição do sinal de EMG foram desenvolvidas desde que o assunto começou a ser estudado. Como já citado, a principal separação existente distingue a eletromiografia de superfície da eletromiografia invasiva. Este estudo é focado na utilização da eletromiografia de superfície. Por esse motivo, a não ser que seja especificado o contrário, o termo EMG será usado em referência à técnica não invasiva no decorrer do texto.

O condicionamento do sinal de EMG compreende o conjunto de técnicas empregadas para identificá-lo e tentar, dentro do possível, separá-lo do ruído que também é captado. Apesar do grande número de trabalhos realizados sobre o assunto, não existe ainda consenso absoluto sobre fatores como o tamanho dos eletrodos e posicionamento destes. Portanto, algumas das recomendações que serão abordadas em seguida têm como objetivo principal padronizar as medidas, de forma a possibilitar a comparação de resultados e a troca de dados entre diferentes pesquisadores. Orientações desse tipo são fornecidas por grupos como a Sociedade Internacional de Eletrofisiologia e Cinesiologia (ISEK, sigla em inglês para *International Society of Electrophysiology and Kinesiology*) e projetos como o "Acesso Não Invasivo dos Músculos através de Eletromiografia de Superfície", (SENIAM, sigla em inglês para *Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscles*).

De maneira básica, no esquema de aquisição e condicionamento da eletromiografia, primeiramente o sinal é captado por eletrodos em contato com a pele. Filtros passa-baixas (LPF) e passa-altas (HPF) selecionam a banda de frequência desejada do sinal, que também é amplificado antes de ser amostrado e convertido para forma digital. Já no computador, mais processamento pode ser realizado sobre o EMG bruto, permitindo o estudo do sinal e a sua utilização em diferentes aplicações (Fig. 7).

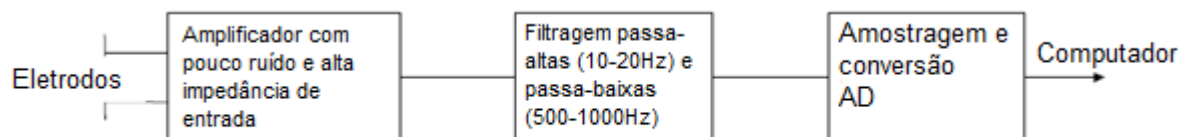


Figura 7 – Esquemático básico do sistema de condicionamento e digitalização do sinal de eletromiografia, alterado de (STEGEMAN; HERMENS, 2007).

3.4.4 Ruído

O sinal de eletromiografia é captado em meio a uma enorme quantidade de ruído, que se sobrepõe ao sinal e inicialmente impossibilita sua visualização. Entre as principais

fontes de ruído, que devem ser mitigadas durante o processo de condicionamento, podem ser citadas:

- Artefatos de movimento: gerados pela movimentação dos eletrodos sobre a pele e dos cabos que fazem as ligações do sistema. O ruído gerado se encontra na faixa de 0 Hz até 20 Hz e é mais presente nas contrações dinâmicas do que nas isométricas (MERLETTI; PARKER, 2004).
- Campos Eletromagnéticos: os campos eletromagnéticos presentes no ambiente geram ruído predominantemente na frequência da corrente alternada local. No Brasil, isso corresponde à faixa de 60 Hz. Esse ruído geralmente tem intensidade maior do que o próprio sinal de eletromiografia (ROCHA-JÚNIOR, 2008).
- Interface eletrodo-pele: um eletrodo de EMG pode ser definido como um transdutor. Ou seja, um aparelho que converte a corrente iônica que flui no organismo para uma corrente elétrica, que passa a fluir no metal (MERLETTI et al., 2009). Em um cenário ideal, o eletrodo seria um uma estrutura pontual, com impedância de entrada infinita que, em contato com a pele, captaria a diferença de potencial daquele ponto em relação à uma referência, onde o potencial seria considerado nulo. Essa condição não é realista, e o que se observa na prática é que a interface eletrodo-pele é naturalmente ruidosa (MERLETTI; PARKER, 2004). Fatores como a dimensão e formato dos eletrodos, a impedância de entrada do sistema e as condições da fronteira entre o eletrodo e a pele são determinantes na qualidade do sinal adquirido.
- Sinais vindos de outros músculos: esse tipo de ruído é mais conhecido pelo seu nome em inglês, *crosstalk*. Como já comentado, o potencial de ação aparece na zona de inervação dos motoneurônios na fibra muscular e se propaga até os tendões, onde é extinto. Quando isso acontece, um novo campo elétrico é gerado, com características diferentes do original. Uma importante diferença é que o campo elétrico gerado no momento da extinção do potencial de ação sofre menor atenuação em regiões distantes da geração, podendo ser detectado mesmo durante medições de eletromiografia realizadas em outros músculos (MERLO; CAMPANINI, 2010). O *crosstalk* é uma das mais importantes fontes de erro na interpretação dos sinais de EMG, pois é facilmente confundido com sinais gerados pelo músculo analisado, que pode ser considerado ativo quando na verdade não está. A falsa detecção de atividade é especialmente problemática em estudos onde o instante da ativação muscular é relevante, como, por exemplo, em análises de movimento (MERLETTI; PARKER, 2004).

3.4.5 Eletrodos

Devido às várias fontes de ruído citadas, existe a necessidade de se manter uma estabilidade no contato entre o eletrodo e a pele. Um procedimento típico que colabora para que esse requisito seja atingido consiste em limpar e depilar a zona onde os eletrodos serão colocados, além de utilizar um gel condutor no contato do eletrodo com a pele (MERLETTI; PARKER, 2004). Assim, impede-se que o contato varie significativamente, mudando abruptamente o valor da impedância local. Os eletrodos mais indicados e mais comuns (STEGEMAN; HERMENS, 2007) são feitos de prata (Ag) ou prata clorada (AgCl), pois estes apresentam características como baixo ruído, estabilidade e impedância relativamente independente da frequência (SILVA, 2015). A característica de estabilidade significa que eles não se polarizam facilmente (ROCHA-JÚNIOR, 2008). A impedância independente da frequência, por sua vez, deve-se ao fato que, na faixa de frequências típicas da eletromiografia, a impedância desses eletrodos é basicamente resistiva, enquanto para outros materiais a componente capacitiva torna-se mais relevante (MERLETTI; PARKER, 2004).

Existem 3 configurações básicas para a utilização dos eletrodos: monopolar, diferencial e diferencial dupla. Estas configurações são ilustradas na Fig. 8.

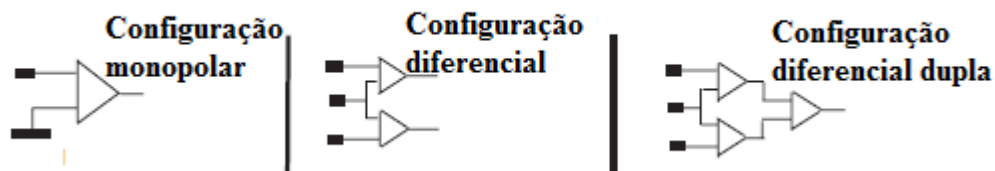


Figura 8 – Configurações básicas dos eletrodos. Alterada de (MERLETTI; PARKER, 2004).

- Configuração Monopolar: teoricamente, toda a informação do sinal de eletromiografia poderia ser captada utilizando a configuração monopolar, que consiste em um eletrodo posicionado sobre o músculo de interesse e outro funcionando como a referência para o sinal, posicionado de preferência em uma zona não ativa do corpo. Entretanto, esse esquema é muito frágil devido à sua sensibilidade ao ruído, e por isso praticamente não é utilizado (MERLETTI; PARKER, 2004).
- Configuração bipolar: como alternativa à configuração monopolar existe a configuração bipolar, ou diferencial, que utiliza um amplificador diferencial na entrada do circuito de aquisição. Através dessa técnica, subtraem-se os potenciais medidos nos dois eletrodos conectados ao músculo e amplifica-se a diferença, eliminando, ou pelo menos atenuando, sinais correlacionados às duas entradas, como ruídos de fontes elétricas, equipamentos eletrônicos, sinais de *crosstalk* e componentes de ruído

DC gerado na interface eletrodo-pele. Assim como na configuração monopolar, um eletrodo adicional é usado para referência e deve ser posicionado em algum local onde a atividade muscular é mínima, de preferência em um tecido eletricamente inativo. Esta é a técnica mais difundida atualmente. Para a configuração bipolar, a SENIAM recomenda a utilização de eletrodos circulares com diâmetro máximo de 10 mm (STEGEMAN; HERMENS, 2007). Quanto menores são os sensores, mais seletivo é o sinal. O correto posicionamento dos eletrodos sobre os músculos também é essencial. Seguindo indicações da SENIAM, estes devem ser fixados entre a zona de inervação e o tendão, a uma distância de até 20 mm um do outro (MERLETTI; PARKER, 2004), alinhados com a fibra muscular e na região central do músculo (DELUCA, 1997). A Fig. (9) ilustra posicionamentos possíveis dos eletrodos e os sinais tipicamente captados:

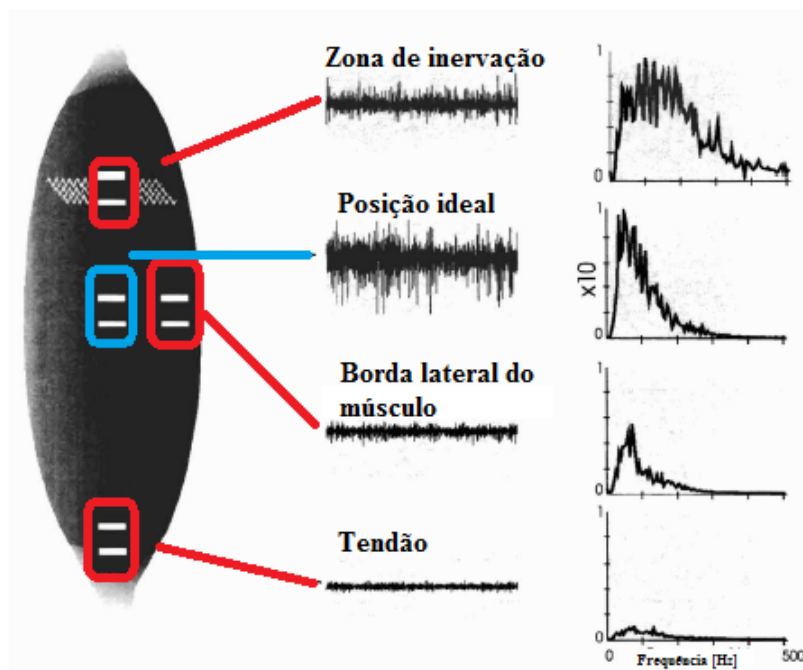


Figura 9 – Exemplos de possíveis posicionamentos dos eletrodos e sinais esperados. Alterada de (DELUCA, 1997)

- Configuração Diferencial Dupla: A terceira opção é a utilização da configuração diferencial dupla, que é basicamente uma melhoria da configuração diferencial. Ela é usada, por exemplo, para estimar a velocidade de condução, reduzir o *crosstalk* e aumentar a seletividade da medição (MERLETTI; PARKER, 2004).

3.4.6 Amplificação diferencial, filtragem e conversão AD

Na configuração bipolar, o amplificador diferencial é usualmente colocado na entrada do sistema de condicionamento. Os melhores sistemas desse tipo, atualmente, usam um esquema conhecido como pré-amplificação, em que os amplificadores são construídos

embutidos nos cabos ou mesmo nos sensores, configurando os chamados eletrodos ativos (DELUCA, 1997). Esse procedimento é realizado de maneira a captar o sinal o quanto antes, e transmitir pelos cabos sua versão já amplificada, menos sensível a artefatos de movimento (KONRAD, 2005).

Seguindo o circuito de condicionamento do sinal, após a amplificação diferencial na entrada do sistema, um filtro passa altas é recomendado para ajudar a eliminar os artefatos de movimento. Em medidas isométricas, a frequência de corte geralmente fica em torno de 10 a 20 Hz. Já em situações dinâmicas, como análises de movimento ou de marcha, o filtro pode ter sua frequência de 3 dB aumentada para cerca de 30 Hz (MERLETTI et al., 2009). Filtros com resposta de fase linear são frequentemente desejados, caso contrário as diferentes frequências serão atrasadas de maneiras distintas, alterando a forma dos sinais captados.

Técnicas recomendadas para a diminuição do ruído ambiente são: a blindagem dos cabos e acessórios, a manutenção dos cabos do eletromiógrafo próximos uns dos outros (deixando-os assim expostos a regiões onde o campo eletromagnético ambiente está relativamente constante) e o afastamento do indivíduo no qual os testes estão sendo realizados de lâmpadas, computadores ou outros dispositivos que possam gerar sinais de interferência (ROCHA-JÚNIOR, 2008). Uma alta razão de rejeição de modo comum do sistema de aquisição também é fator determinante para melhorar a atenuação deste tipo de ruído.

Para a maioria das aplicações e na maioria dos músculos, a energia relevante do sinal de eletromiografia de superfície está limitada em frequência a cerca de 500 Hz, com maior densidade entre 50 e 150 Hz (ROCHA-JÚNIOR, 2017). Assim, geralmente é usado um filtro passa baixas com frequência de corte em torno desse valor, para minimizar os efeitos de dobramento espectral. Respeitando o teorema de Nyquist, também é requerido do sistema de amostragem uma taxa mínima de 1000 amostras por segundo, duas vezes a maior frequência esperada do sinal filtrado.

O ganho do sistema de amplificação está atrelado à faixa de entrada do sistema conversor analógico-digital (ADC). Tipicamente, o sinal de eletromiografia tem amplitude máxima em torno de $10mV_{pp}$, e valores característicos para os limites de tensão de conversores AD são $\pm 5V$ ($10V_{pp}$) ou $\pm 2,5V$ ($5V_{pp}$) (MERLO; CAMPANINI, 2010). Idealmente, amplifica-se o sinal de maneira a explorar ao máximo os limites do sistema conversor, obtendo assim a melhor resolução possível. Considerando um sinal de EMG com amplitude máxima de cerca de $10mV_{pp}$ e um conversor AD com limites de entrada de $\pm 5V$, uma amplificação total de cerca de mil vezes no sistema de condicionamento poderia ser considerada adequada.

Outra maneira de se aumentar a resolução do sinal digitalizado – no caso, a resolução de amplitude – é aumentando o número de bits utilizados para a codificação. Valores típicos para o número de bits de conversores AD são 12, 16 e 24 (MERLETTI

[et al., 2009](#)). Para sistemas de aquisição de sinais de eletromiografia, é recomendado que se utilize conversores com no mínimo 12 bits ([MERLETTI; PARKER, 2004](#)), sendo que quanto menores as amplitudes esperadas dos sinais de interesse, maior deve ser a resolução de amplitude ([KONRAD, 2005](#)).

4 Estudo da fadiga muscular

4.1 Processamento de sinais de eletromiografia

O Sinal de EMG pode ser visto como uma combinação de realizações estocásticas (os diferentes tipos de ruído na captação e digitalização e os disparos neurais) e eventos determinísticos (a ocorrência dos MUAPs). Em situações específicas, como em contrações com força constante, ângulo constante e sem fadiga, o sinal pode ser considerado estacionário. Em outras, como contrações dinâmicas ou mesmo contrações isométricas sustentadas por tempo o suficiente para o surgimento da fadiga, o sinal passa a ser considerado não estacionário (FERREIRA; GUIMARÃES; SILVA, 2010).

O sinal de EMG bruto (o sinal adquirido e ainda não processado) já possui importantes informações sobre a atividade muscular, como características qualitativas da ativação e desativação dos músculos, por exemplo (KONRAD, 2005). Entretanto, as técnicas de processamento de sinais permitem a abordagem do problema sob perspectivas diferentes.

Procedimentos típicos do processamento de EMG podem ser realizadas no domínio do tempo, como a retificação e a suavização do sinal retificado, no domínio da frequência, investigando as características do espectro em diferentes condições, ou até mesmo em outros domínios, como através de análises via Wavelets.

Tanto para situações em que se espera que o sinal de EMG seja estacionário, quanto para casos em que se sabe de antemão que este não o será, é comum a divisão das amostras obtidas em segmentos. Nestes, que podem variar desde cerca de 20ms para análises de movimentos rápidos até 500ms para atividades lentas ou estáticas (KONRAD, 2005), espera-se que o sinal seja estacionário, facilitando a obtenção de parâmetros estatísticos e possibilitando a suavização das curvas e as análises no domínio da frequência.

4.2 Fadiga muscular

Historicamente, a identificação da fadiga foi usualmente relacionada a eventos pontuais, como a perda da capacidade de sustentação de um esforço ou de realização de alguma atividade (MERLETTI; PARKER, 2004). Essa definição é limitada, pois não consegue acompanhar o desenvolvimento do fenômeno. Do ponto de vista fisiológico, a fadiga deve ser definida como um processo que se desenvolve no tempo e progressivamente altera as características do músculo, culminando no evento de falha (ROCHA-JÚNIOR, 2017; PHINYOMARK et al., 2012).

Os métodos tradicionais de análise de fadiga muscular, como a análise gasosa, demandam equipamentos caros, ou são associados a coleta de sucessivas amostras de sangue do indivíduo, para a verificação da concentração de substâncias associadas à fadiga, como o ácido láctico. O uso do EMG como técnica de medição da fadiga é particularmente interessante pois, além do menor custo e de possibilitar uma verificação não invasiva, já foi demonstrado que o sinal obtido apresenta características que variam com o tempo e se manifestam antes de qualquer modificação na produção de força, possibilitando o diagnóstico da fadiga em seu desenvolvimento, e não apenas após a sua instalação (DELUCA, 1997).

O teste clássico para a medição da fadiga muscular por meio da eletromiografia consiste em uma carga constante em uma posição muscular definida, promovendo uma contração estática submáxima. O EMG registrado apresenta um comportamento característico com a instalação da fadiga, tanto no domínio do tempo como no domínio da frequência. A amplitude do sinal aumenta e o espectro se desloca para as baixas frequências, mantendo a sua forma (KONRAD, 2005). Esse comportamento é ilustrado na Fig. 10:

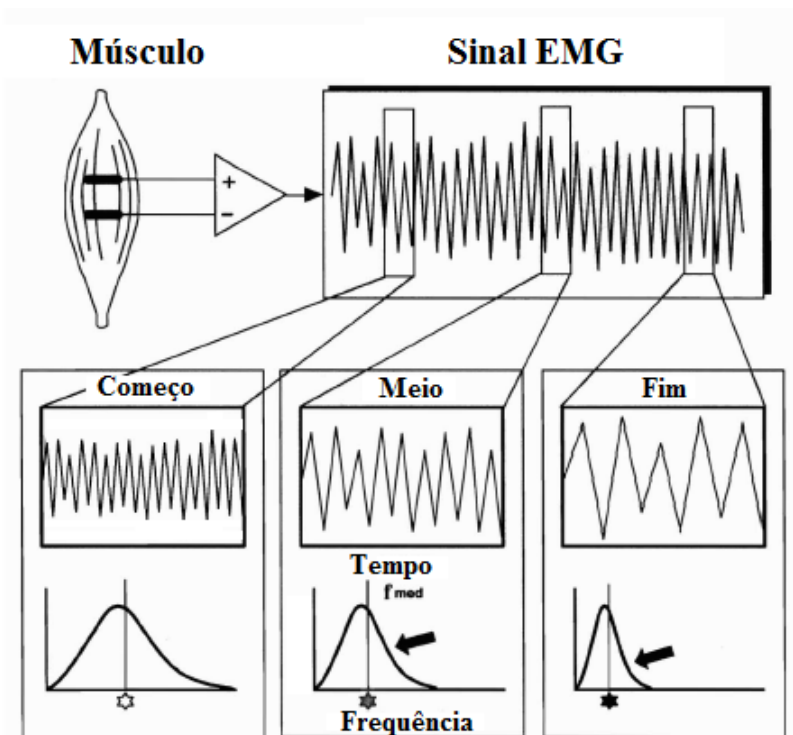


Figura 10 – Alterações no sinal de eletromiografia devido à fadiga muscular, adaptado de (DELUCA, 1997).

Conforme o músculo fadiga, a velocidade de condução das fibras musculares diminui (DELUCA, 1997). Qualquer mudança na velocidade de condução é percebida como uma mudança na duração dos MUAPs detectados. Conforme a velocidade diminui, esses potenciais demoram mais tempo no percurso entre os eletrodos de captação, aumentando

a sua duração. Este processo ocorre principalmente devido ao acúmulo de metabólicos, como o ácido láctico (ROCHA-JÚNIOR, 2017). Somando os efeitos da redução na taxa de disparo das unidades motoras e a sincronização das unidades ativas, justifica-se então o incremento nas frequências mais baixas do espectro e o decremento nas altas frequências.

O aumento da amplitude do EMG detectado também se relaciona com a diminuição da velocidade de condução (BASMAJIAN; DELUCA, 1985). Sabe-se que o tecido entre o ponto de geração dos sinais de EMG e o ponto de detecção, nos eletrodos, funciona como um filtro passa baixas. Como, na situação da fadiga, mais energia se concentra nas baixas frequências, mais energia passa pelos tecidos, aumentando a amplitude do sinal captado (BASMAJIAN; DELUCA, 1985). Esse aumento também se deve ao recrutamento de novas unidades motoras realizado pelo organismo para suprir a carência das unidades que começam a falhar, e à já descrita sincronização, que tende a diminuir os cancelamentos ocasionados por sinais que chegam aos eletrodos com fases opostas (ROCHA-JÚNIOR, 2017).

4.3 Estimadores clássicos

A descrição da fadiga é realizada através dos chamados índices descritores de fadiga, uma representação numérica do quão rápido a fadiga se instala (ROCHA-JÚNIOR, 2017). Para isso, podem ser utilizados parâmetros observados no EMG.

No domínio do tempo, exemplos desses parâmetros são a raiz quadrática média (RMS, sigla em inglês para *Root Mean Square*) e o valor retificado médio (ARV, sigla em inglês para *Average Rectified Value*), apresentados nas Eqs. (4.1) e (4.2):

$$RMS_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum x_i^2} \quad (4.1)$$

$$ARV_i = \frac{1}{N} \sum |x_i|. \quad (4.2)$$

O valor RMS do sinal de EMG possui um significado físico, atrelado à energia do sinal, enquanto o valor ARV é uma medida da área sob a curva, não tendo um significado físico específico (DELUCA, 1997). Ambos são dependentes do número, da taxa de disparo e da área dos MUAPs. Em análises cinesiológicas, por exemplo, a utilização do EMG retificado e suavizado através de RMS, sem a aplicação de filtros adicionais ao sinal é considerada o procedimento padrão (KONRAD, 2005).

No domínio da frequência, a frequência de potência mediana (MDF, sigla em inglês para *Median Frequency*) e a frequência de potência média (MNF, sigla em inglês para *Mean Frequency*), apresentadas respectivamente nas Eqs. (4.3) e (4.4), são os parâmetros

mais utilizados para captar o deslocamento do espectro, característico do processo. A MNF é calculada como a soma do produto das frequências do espectro do sinal de EMG pelos respectivos valores no espectro, dividido pela soma total do espectro. A MDF é a frequência onde o espectro é dividido em duas regiões com áreas iguais. Ou seja, metade da energia total em cada lado:

$$\sum_{j=1}^{MDF} P_j = \sum_{j=MDF}^M P_j = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M P_j \quad ; \quad (4.3)$$

$$MNF = \frac{\sum_{j=1}^M f_j P_j}{\sum_{j=1}^M P_j}. \quad (4.4)$$

Nessas equações, f_j é o valor da frequência em cada compartimento de frequência, P_j é o valor do espectro em cada uma dessas frequências, e M é o número de compartimentos de frequência.

Os dois estimadores se comportam de maneira semelhante, mas a MNF é sempre um pouco maior do que a MDF, devido às características do espectro do EMG. A variância da MNF tende a ser menor, mas a MDF é menos afetada pela presença de ruído adicional, além de se mostrar mais sensível à fadiga (PHINYOMARK et al., 2012).

Tanto para os parâmetros no domínio do tempo como para os no domínio da frequência, os valores são calculados para janelas sucessivas do sinal e normalmente normalizados. Após a normalização, aplica-se então uma regressão à curva gerada. O modelo mais comumente empregado realiza uma regressão linear dos parâmetros, e o coeficiente angular obtido, que indica a inclinação da reta obtida, é utilizado como índice de fadiga (SOARES, 2013).

A regressão linear busca coeficientes θ_0 e θ_1 para a função descrita pela Eq. (4.5), que resultem no melhor ajuste aos valores dos parâmetros obtidos:

$$h_{\theta}[n] = \theta_1 x[n] + \theta_0, \quad (4.5)$$

onde $h_{\theta}[n]$ é a função linear gerada, θ_1 é o coeficiente angular e θ_0 é o coeficiente linear. Esse ajuste é definido com base em uma função custo, que deve ser minimizada e mede a distância média entre os valores dos parâmetros e a reta gerada.

Na obtenção dos parâmetros clássicos, a literatura mostra que o comprimento da janela utilizada na segmentação do sinal pode influenciar as estimativas obtidas (BEKKA; CHIKOUCHE, 2003; WALY; ASFOUR; KHALIL, 2003; THONGPANJA et al., 2013), mas não nos índices de fadiga gerados (HOLLMAN et al., 2013). Um pequeno número de janelas pode gerar regressões pouco confiáveis (MERLETTI; CONTE; ORIZIO, 1991). Para sinais adquiridos em contrações isométricas voluntárias, é comum a utilização de ja-

nelas temporais com cerca de 500ms de dados (MERLETTI; PARKER, 2004). Pesquisas também verificaram que a sobreposição de janelas praticamente não produz melhorias nas estimativas, ao passo que aumenta o custo computacional das análises (MERLETTI et al., 1998), não sendo, portanto, uma prática indicada. Sobre o tipo de janela utilizado na segmentação do sinal de eletromiografia, observa-se uma predominância da janela retangular. Esta escolha, que gera uma maior simplicidade nos procedimentos, deve-se ao fato de que o tipo de janela não se demonstra crítico nos resultados obtidos para os parâmetros descritores da fadiga muscular (MERLETTI; PARKER, 2004).

Um grande problema dos índices de fadiga clássicos é que, para estes, não há consenso sobre a reprodutibilidade, tanto espacial como temporal, em condições experimentais variadas (MERLETTI et al., 1998; RAINOLDI et al., 1999; CALLAGHAN; MCCARTHY; OLDHAM, 2009; SUNG; ZURCHER; KAUFMAN, 2010). Ou seja, sobre a (idealmente pequena ou inexistente) variação dos resultados obtidos quando se altera levemente o posicionamento dos eletrodos, ou quando os testes são repetidos, ainda que com o mesmo posicionamento (ROCHA-JÚNIOR, 2017). Como a reprodutibilidade dos índices é fator determinante para a consistência das análises, é natural que se busquem novas alternativas visando a obtenção de índices mais reprodutíveis e consistentes.

4.4 Metodologia acumulativa-normalizada

O modelo acumulativo normalizado para a descrição de fadiga muscular proposto por (ROCHA-JÚNIOR; CARMO; NASCIMENTO, 2017) almeja quatro características fundamentais: a redução da variabilidade espacial dos estimadores com respeito ao posicionamento dos eletrodos de aquisição; a redução da variação da faixa dinâmica dos sinais de eletromiografia quando experimentos são realizados em momentos diferentes utilizando o mesmo protocolo; a diminuição dos efeitos do ruído branco e de outros tipos de ruído que ocasionalmente são registrados durante a coleta dos sinais e a preservação da assinatura espectral de indivíduos em diferentes realizações do experimento.

O princípio fundamental para a elaboração do modelo em questão é o da não estacionariedade do sinal de eletromiografia na presença de manifestações de fadiga muscular. Considerando esse fato, existindo uma referência estacionária para comparação, as divergências entre os parâmetros obtidos e a referência podem servir para indicar, objetivamente, os níveis de fadiga observados.

Ao utilizar a acumulação dos parâmetros, (ROCHA-JÚNIOR; CARMO; NASCIMENTO, 2017) exploram a característica intrínseca do ruído branco de ser ortogonal a si mesmo, tendendo a se cancelar nas condições expostas. Além disso, efeitos de ruídos locais, provocados, por exemplo, pela movimentação dos eletrodos, tendem a ser minimizados.

A normalização dos parâmetros obtidos pelo primeiro valor (ou por uma média

de alguns valores do início do experimento) gera uma medida adimensional, que ajusta a faixa dinâmica dos sinais. Também como consequência da normalização, torna-se viável a comparação dos diferentes parâmetros, quando analisada a sensibilidade destes ao fenômeno da fadiga.

Seguindo a abordagem proposta, $f[m]$ é o valor do indicador f computado sobre a sequência apresentada na Eq. (4.6):

$$\hat{s}_m[n] = s_m[n]w[n], \quad n = 0, 1, \dots, N - 1, \quad (4.6)$$

onde $s_m[n]$ é o m -ésimo segmento, composto por N amostras, recortado do sinal de EMG, $w[n]$ é uma janela específica e $m = 1, 2, \dots, M$ é o índice do segmento. O valor do parâmetro acumulado correspondente ao r -ésimo segmento é expresso pela Eq. (4.7):

$$\Phi_a[r] = \frac{1}{f[1]} \sum_{m=1}^r f[m]. \quad (4.7)$$

Como, na presença de fadiga muscular, a tendência do valor de alguns indicadores é aumentar (caso do valor RMS, por exemplo) e a de outros é diminuir (caso da frequência de potência mediana), buscando um comportamento visualmente semelhante para os parâmetros acumulados normalizados, (ROCHA-JÚNIOR; CARMO; NASCIMENTO, 2017) optam por manipular matematicamente os indicadores assumidamente crescentes. Assim, para esses, o valor acumulado normalizado é definido como:

$$\Phi_f[r] = 2r - \Phi_a[r], \quad (4.8)$$

enquanto para os indicadores assumidamente decrescentes, a manipulação não é necessária e

$$\Phi_f[r] = \Phi_a[r]. \quad (4.9)$$

A referência estacionária utilizada é uma reta (r) com inclinação igual a 45° , partindo da origem de um sistema de coordenadas onde o eixo das abscissas representa os índices dos segmentos recortados do sinal e o eixo das ordenadas, os valores dos parâmetros acumulados e normalizados. Esta reta deve ser seguida pelos parâmetros construídos caso o sinal analisado seja estacionário. Na presença de fadiga, a não estacionariedade deve provocar um desvio da curva com relação à reta, e essa distorção, utilizada para medir a sensibilidade dos parâmetros estudados, é calculada de acordo com a Eq. (4.10):

$$d = \frac{r - \Phi[r]}{r} 100\%. \quad (4.10)$$

De acordo com os critérios adotados, uma maior distorção representa uma maior sensibilidade do parâmetro às manifestações de fadiga muscular.

Os parâmetros acumulados normalizados utilizados neste trabalho são uma subseção dos propostos e descritos por (ROCHA-JÚNIOR; CARMO; NASCIMENTO, 2017). O estimador acumulado normalizado Fourier (WCF, sigla em inglês para *Weighted Cumulated Fourier*) é baseado na transformada discreta de Fourier e definido como:

$$\Phi_F[r] = 2r - \frac{1}{\beta} \sum_{m=1}^r \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^{N-1} (N-k) |X_m[k]|^2}, \quad (4.11)$$

onde

$$\beta = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^{N-1} (N-k) |X_1[k]|^2}. \quad (4.12)$$

Nesta formulação, $\Phi_F[r]$ é o estimador acumulado normalizado Fourier, β é o fator normalizador e $|X_m[k]|$ é a magnitude do k -ésimo coeficiente da transformada discreta de Fourier do m -ésimo segmento do sinal.

Os outros dois parâmetros investigados neste trabalho são os estimadores acumulados normalizados WCR (sigla em inglês para *Weighted Cumulated RMS*) e WCM (sigla em inglês para *Weighted Cumulated MDF*), baseados, respectivamente, nos parâmetros clássicos de mensuração de fadiga RMS e MDF. O WCR é apresentado na Eq. (4.13):

$$\Phi_R[r] = 2r - \frac{1}{\beta} \sum_{m=1}^r \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \hat{s}_m[n]^2}, \quad (4.13)$$

onde

$$\beta = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \hat{s}_1[n]^2}; \quad (4.14)$$

enquanto o WCM é descrito pela Eq. (4.15):

$$\Phi_M[r] = \frac{1}{\beta} \sum_{m=1}^r f_{MDF}[m], \quad (4.15)$$

onde

$$\beta = f_{MDF}[1]. \quad (4.16)$$

Seguindo o mesmo modelo de elaboração, $\Phi_R[m]$ e $\Phi_M[m]$ representam os valores dos estimadores acumulados normalizados WCR e WCM até o m -ésimo segmento, enquanto β representa o termo de normalização de cada equação.

5 Procedimento experimental

O modelo acumulado normalizado foi aplicado à sinais de eletromiografia reais, pertencentes a um banco de sinais do grupo de processamento de sinais da Universidade de Brasília. Para a coleta dos dados, todos os procedimentos descritos foram analisados e aprovados pelo comitê de ética da Faculdade de Medicina da Universidade de Brasília.

5.1 Amostra

O banco de dados utilizado contém sinais de eletromiografia coletados do bíceps braquial de doze nadadores amadores, que participaram voluntariamente dos testes propostos. Nenhum dos participantes reportou a existência de doenças crônicas ou disfunções na articulação do cotovelo e todos preencheram o questionário de aptidão para atividade física, para verificar a existência de riscos nos exercícios realizados. Todos foram informados sobre os procedimentos, benefícios e riscos do estudo e assinaram fisicamente um formulário de consentimento. Foi solicitado também que não realizassem atividades físicas de qualquer tipo a partir de 24 horas antes dos testes. Da população descrita, cinco participantes, com idade de $27,80 \pm 11,50$ anos, massa corporal de $69,42 \pm 9,10$ kg e altura de $171,90 \pm 9,26$ cm, tiveram sinais aproveitados para este trabalho.

5.2 Protocolo experimental

A primeira parte do protocolo experimental teve como objetivo determinar os níveis máximos de força isométrica voluntária de cada participante na realização do movimento de flexão do cotovelo. Para isso, os voluntários foram posicionados sentados em uma cadeira, com os joelhos flexionados em 90° , tronco ereto e pés completamente apoiados no chão. Com os cotovelos flexionados em 90° e os antebraços apoiados em um suporte, em posição de supinação, paralelamente ao chão, os participantes executaram três contrações isométricas de máxima intensidade, utilizando uma célula de carga AEPH[®].

Em seguida, buscou-se localizar as zonas ideais para a captação dos sinais de eletromiografia. Para isso, os voluntários executaram até três contrações isométricas de três segundos com 30% da força máxima, exercício que não provocou fadiga muscular e permitiu a identificação das regiões de inervação e inserção dos tendões, idealmente evitadas. A pele sobre a região de interesse do antebraço dos participantes foi raspada e limpa com álcool, como recomendado pela SENIAM. As regiões de boa propagação do sinal foram identificadas utilizando um arranjo linear de 16 eletrodos de superfície LISiN, Ot Bioelettronica[®], com distância intereletrodos de 5 mm. A fixação do arranjo na pele

foi realizada com o auxílio de espumas adesivas preenchidas com $30\mu\text{l}$ de gel condutor em cada área de contato.

Por fim, foi solicitado que os participantes executassem uma contração isométrica fatigante, na mesma posição, utilizando 80% da força estabelecida como máxima, por um período de 30 segundos. Os participantes foram encorajados verbalmente durante os exercícios e puderam visualizar seus resultados em tempo real por meio de um visor do amplificador de força MISO II, LISiN – Ot Bioelettronica[®]. Para a coleta dos sinais, nas contrações fatigantes, o arranjo linear de 16 eletrodos foi substituído por um arranjo semi-descartável de 8 canais LISiN, Ot Bioelettronica[®], com eletrodos também separados por 5 mm e fixado da mesma maneira. Com esse equipamento, foram gerados 7 sinais diferenciais para cada contração gravada.

Os sinais coletados foram amplificados por um amplificador multi-canal EMG 16 – LISiN, Ot Bioelettronica[®] e filtrados pelo equipamento (filtro Bessel de 4^a ordem com banda passante de 10 a 500 Hz). O sinal foi digitalmente convertido por um conversor AD de 12 bits DAQ6045E, National Instruments[®] com taxa de amostragem de 2048 Hz.

5.3 Pré-processamento

A etapa de pré-processamento começou com uma inspeção visual dos sinais do banco de dados. Nesta primeira avaliação, buscou-se a identificação de curvas saturadas e/ou contaminadas por ruído. Nesta etapa, foram selecionados os 5 sinais que compõem a amostra utilizada no experimento.

Exemplos de sinais não saturados, não contaminados, saturados e contaminados são apresentados nas Figs. (11), (12), (13) e (14), respectivamente.

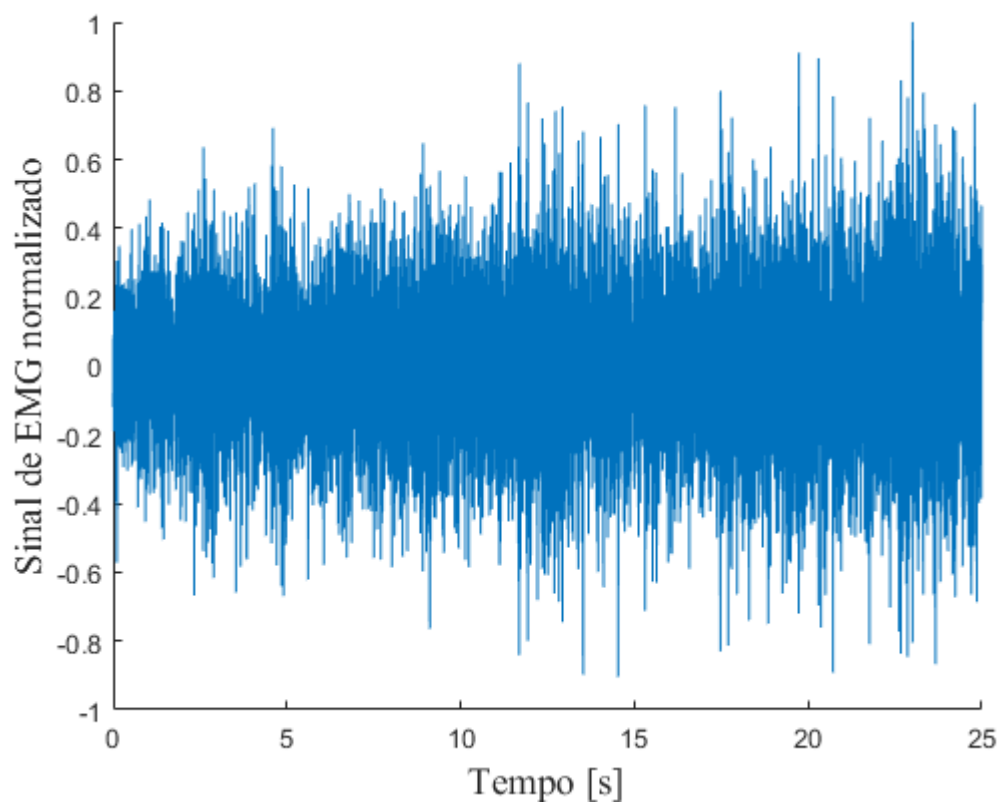


Figura 11 – Sinal não saturado, no domínio do tempo.

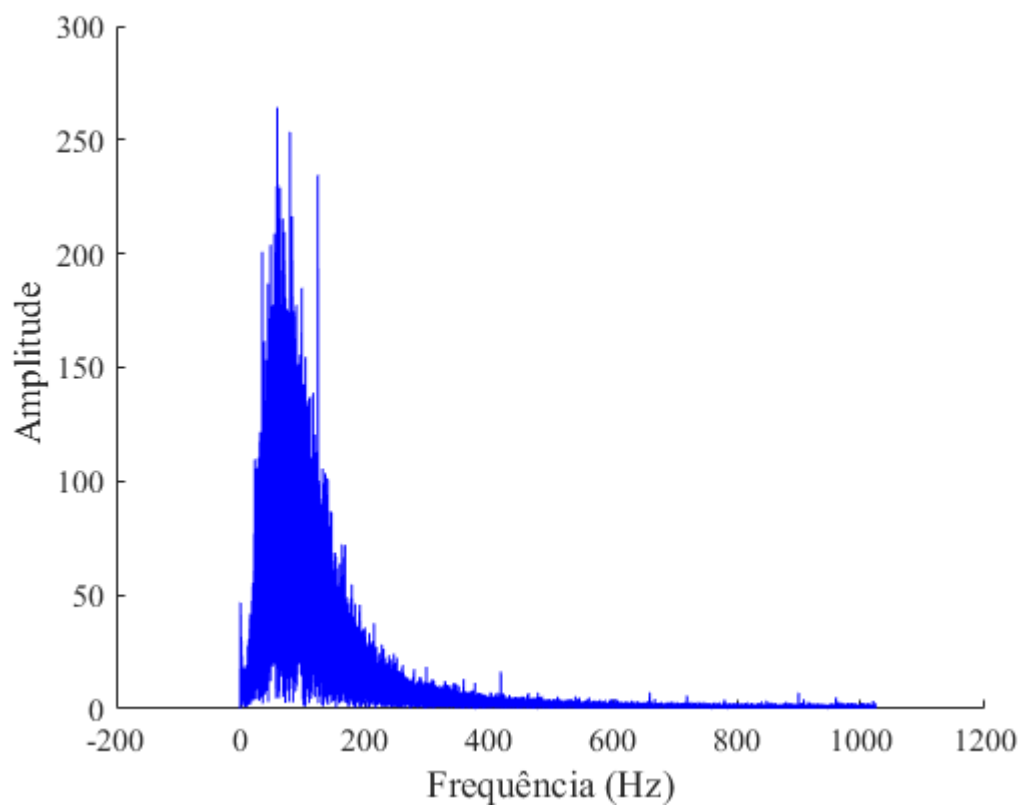


Figura 12 – Sinal não contaminado por ruído, no domínio da frequência.

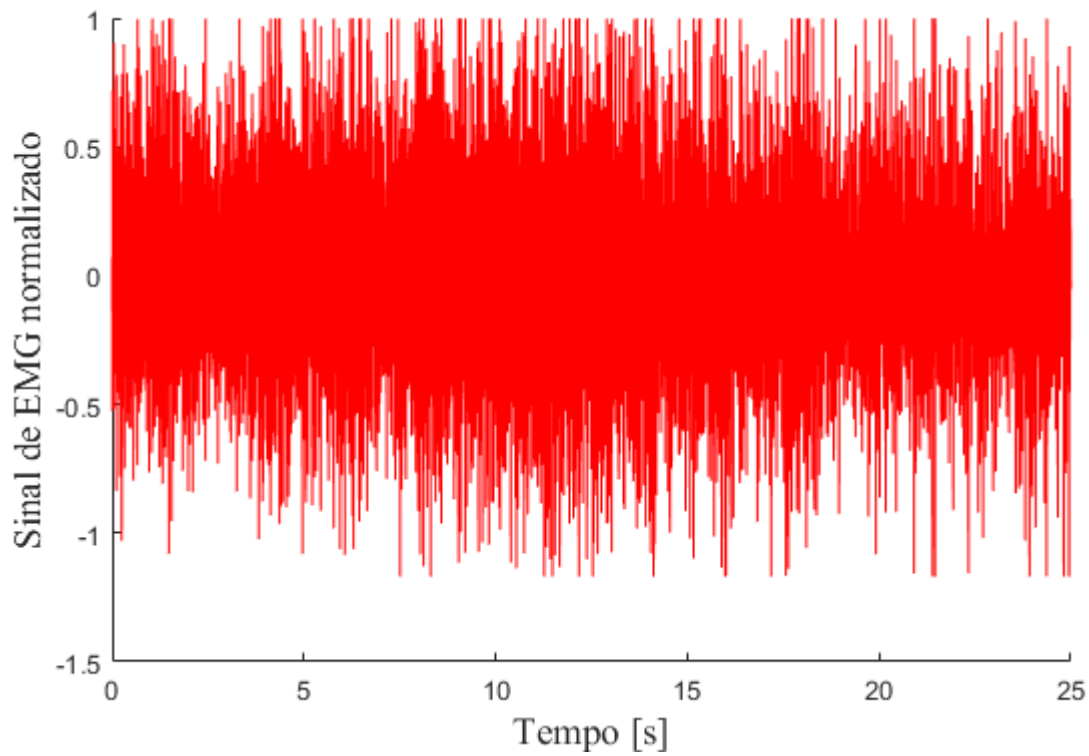


Figura 13 – Sinal saturado, no domínio do tempo.

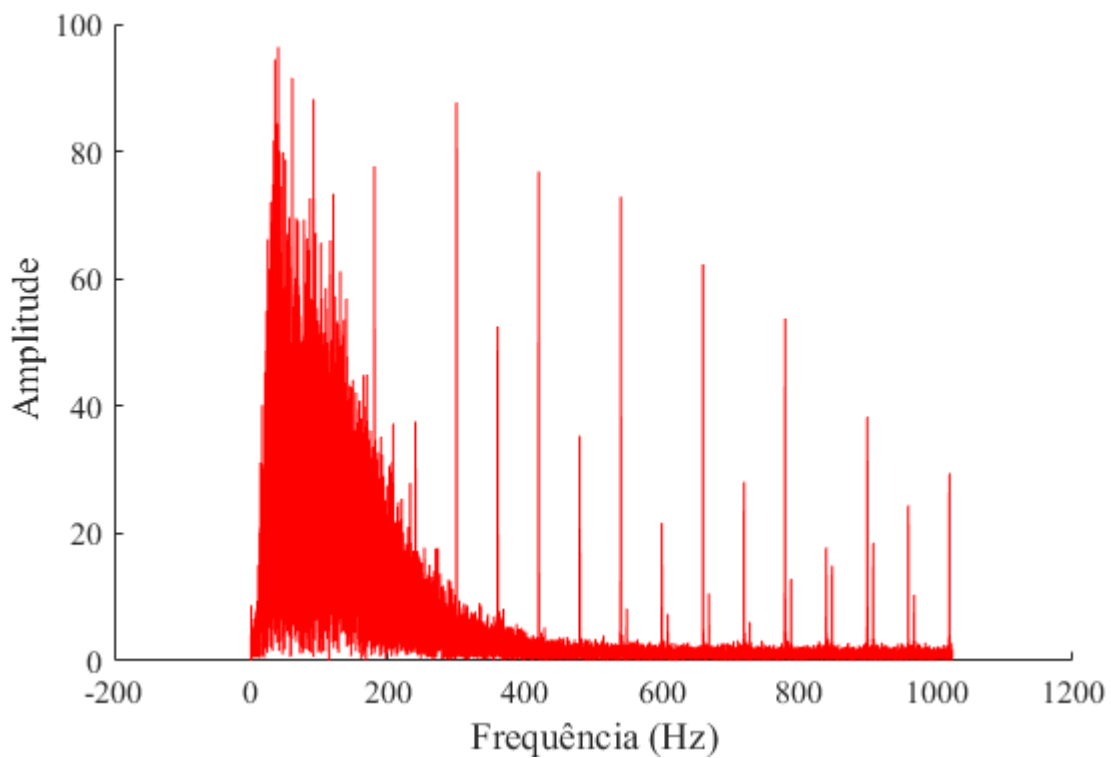


Figura 14 – Sinal contaminado por ruído, no domínio da frequência.

Para as análises propostas neste trabalho, foi escolhido um sinal diferencial de

cada um dos participantes selecionados. Como nem todos os participantes foram capazes de manter o torque constante durante os 30 segundos da atividade, falhando tipicamente nos últimos 5 segundos de contração, foram considerados para todas as análises apenas os 25 primeiros segundos de cada sinal selecionado. O processamento digital dos sinais foi realizado no software MatLab R2016a.

5.4 Análise clássica

Apesar das críticas já feitas aos métodos clássicos de estimação da fadiga utilizando a eletromiografia, a inclinação da reta de regressão ainda é o índice mais utilizado neste tipo de análise (MERLETTI; PARKER, 2004).

Por essa razão, a primeira etapa de análise dos sinais selecionados foi caracterizada pela obtenção dos parâmetros RMS e MDF para janelas retangulares sucessivas, de acordo com as Eqs. (4.1) e (4.3), seguida pela regressão linear das curvas geradas.

5.5 Metodologia acumulativa normalizada

Nesta etapa, os parâmetros acumulados e normalizados descritos pelas Eqs. (4.11), (4.13) e (4.15) foram calculados utilizando diferentes combinações de comprimentos, taxas de sobreposição e tipos de janelas na segmentação dos sinais. As curvas obtidas e os valores de distorções percentuais, conforme a Eq. (4.10), foram comparados para a avaliação da sensibilidade dos parâmetros às alterações propostas, na presença de manifestações de fadiga muscular. Para tanto, além da observação das curvas, foram analisadas também as médias, desvios padrões e coeficientes de variação dos valores de distorções calculados.

O coeficiente de variação é calculado como a razão entre o desvio padrão e a média. Ele fornece uma medida normalizada da dispersão dos valores encontrados. Sua utilização nas análises estatísticas foi escolhida devido à grande distância observada entre as médias obtidas para os valores de distorção, tanto quando eram agrupados resultados de sujeitos diferentes, calculados sob as mesmas condições, quanto para os resultados de um mesmo sujeito, em grupos onde apenas uma das características da janela de segmentação variava.

6 Resultados

6.1 Análise clássica

Utilizando os indicadores clássicos, foram obtidas regressões lineares, conforme a Eq. (4.5), para os parâmetros RMS (Eq. 4.1) e MDF (Eq. 4.3), gerados a partir dos sinais de eletromiografia dos cinco participantes escolhidos.

Os coeficientes angulares das regressões lineares foram calculados utilizando janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras, equivalentes a períodos de 500 ms dos sinais, conforme as recomendações na literatura (MERLETTI; PARKER, 2004; MERLETTI et al., 1998). Os valores obtidos para os indicadores do RMS e da MDF de cada participante são apresentados, respectivamente, nas Tabelas (1) e (2). Regressões lineares para os parâmetros gerados pelo participante 1 são apresentadas nas Figs. (15) e (16).

Tabela 1 – Coeficientes angulares (θ_1) das regressões lineares das curvas normalizadas de RMS, obtidas utilizando janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras.

Participante	θ_1 (RMS)
1	0,0170
2	0,0186
3	0,0018
4	0,0126
5	0,0008

Tabela 2 – Coeficientes angulares (θ_1) das regressões lineares das curvas normalizadas de MDF, obtidas utilizando janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras.

Participante	θ_1 (MDF)
1	-0,0067
2	-0,0065
3	-0,0102
4	-0,0094
5	-0,0078

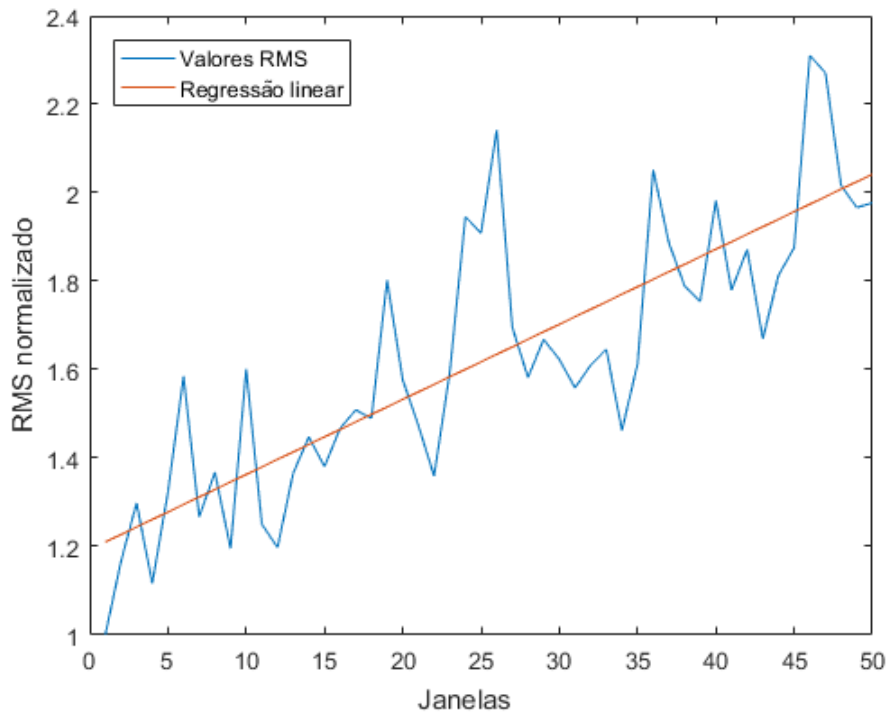


Figura 15 – Regressão linear do parâmetros RMS do participante 1, calculada utilizando janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras.

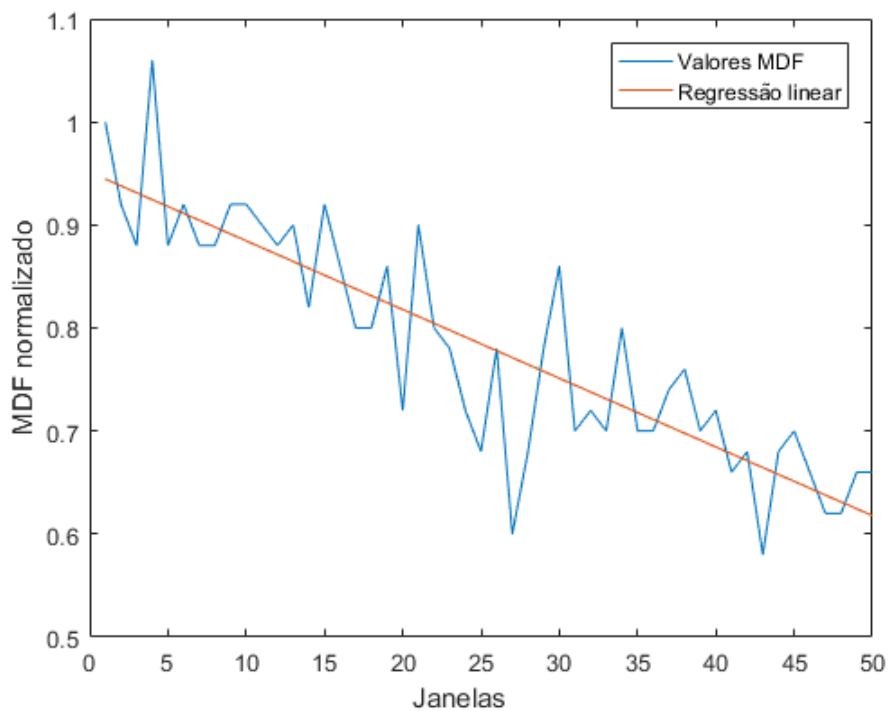


Figura 16 – Regressão linear do parâmetros MDF do participante 1, calculada utilizando janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras.

A aplicação dos métodos clássicos de estimação de fadiga muscular reproduziu os

comportamentos esperados para os estimadores RMS e MDF, como exemplificado nas Figs. (15) e (16). Seguindo a teoria já consolidada, as regressões lineares dos parâmetros RMS de todos os participantes apresentaram inclinações positivas, enquanto todas as regressões lineares dos parâmetros MDF de todos os participantes apresentaram inclinações negativas. Esses comportamentos evidenciam as manifestações eletromiográficas de fadiga muscular descritas no trabalho: o aumento da faixa dinâmica do sinal e o deslocamento do espectro para as baixas frequências.

6.2 Metodologia acumulativa normalizada

Nesta seção, os parâmetros de todos os participantes foram calculados seguindo a metodologia acumulativa normalizada. Para cada participante, foram geradas 108 curvas, compreendendo todas as combinações possíveis, dentre as especificações investigadas, de parâmetros (WCR, WCM e WCF), comprimentos de janela (256, 512 e 1024 amostras), taxas de sobreposição das janelas sucessivas (0%, 25% e 50%) e tipos de janela (Retangular, Hanning, Blackman e Gaussiana). Para permitir uma comparação visual dos resultados, foram gerados gráficos agrupando curvas de cada participante em que apenas uma das especificações variava. Esta ação resultou em um total de 117 gráficos para cada participante.

Visando uma maior facilidade na comparação de curvas obtidas com diferentes comprimentos de janela, optou-se por apresentar os resultados das análises variando de 0% a 100% do tempo de esforço (ou seja, de 0 a 25 segundos de contração), de forma que todas tivessem o mesmo comprimento nos gráficos apresentados. Como a força de alguns participantes se mostrou inconstante a partir de 25 segundos de experimento, optou-se por medir a distorção percentual das curvas com 90% do tempo analisado, ou seja, com 22,5 segundos de contração, para garantir que a fadiga estaria instalada e o torque aplicado pelos participantes ainda não estaria em evidente declínio.

Todos os participantes geraram parâmetros normalizados acumulados que variaram para baixo da reta de referência, de acordo com o proposto pela metodologia acumulativa normalizada. Por terem tendência naturalmente crescente, os parâmetros WCR e WCF foram manipulados conforme a Eq. (4.8). Para o parâmetro WCM, essa operação não foi necessária, já que era esperado que o valor da frequência mediana diminuísse durante a instalação da fadiga. O sentido dos desvios observados, assim como a inclinação das retas de regressão na primeira etapa do trabalho, expressa o comportamento previsto do sinal de eletromiografia em contrações isométricas fatigantes.

A Fig. (17) mostra o comportamento do parâmetro WCM para diferentes participantes quando usadas janelas retangulares de 1024 amostras não sobrepostas. A Tabela (3) apresenta as distorções dos três parâmetros analisados, calculadas para cada partici-

pante, utilizando janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras.

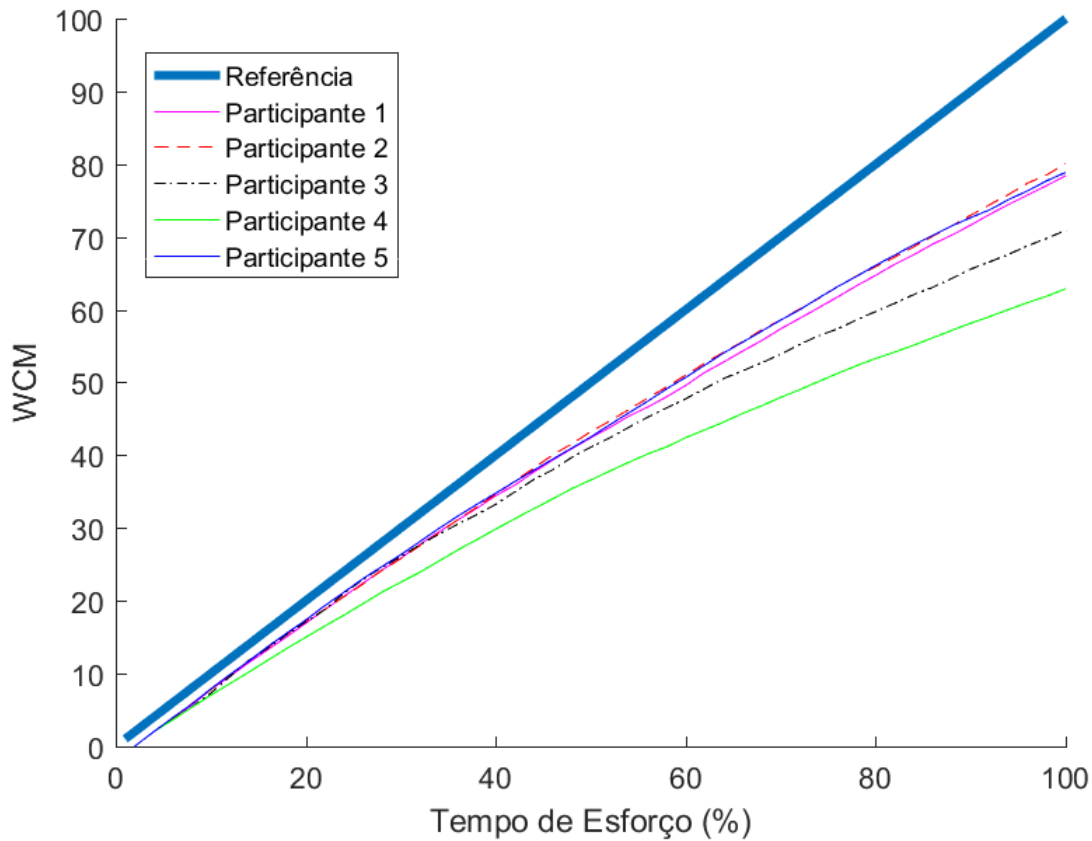


Figura 17 – Parâmetro WCM calculado para diferentes participantes, com janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras.

Tabela 3 – Distorções percentuais dos parâmetros WCR, WCM e WCF de todos os participantes, com 90% do tempo de esforço analisado, utilizando janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras.

Participante	Distorção % WCR	Distorção % WCM	Distorção % WCF
1	56,58	18,58	58,51
2	53,12	17,08	54,69
3	22,32	25,48	24,24
4	63,58	33,93	66,53
5	26,67	17,43	28,81
Média	44,45	22,50	46,56
Desvio padrão	18,67	7,25	18,85
Coefficiente de variação	0,42	0,32	0,40

De acordo com (BROWN, 2000), um valor maior que 0,1 do coeficiente de variação caracteriza uma dispersão significativa de um parâmetro em pesquisas científicas. Analisando os valores dos índices de distorção com 90% do tempo de contração, obtidos com as mesmas condições de comprimento, tipo e taxa de sobreposição das janelas, notou-se que estes variaram de maneira significativa entre os participantes. A Tabela (3), apresenta apenas o caso específico de janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras, mas a situação descrita foi reproduzida para todas as combinações testadas. Esse resultado pode ser explicado pela individualidade fisiológica de cada participante aliada ao tamanho da amostra (um pequeno número de participantes avaliados).

Comparando o comportamento dos diferentes parâmetros acumulados normalizados, também foi possível perceber que o traçado das curvas do parâmetro WCF foi sempre semelhante ao das curvas do parâmetro WCR, porém levemente deslocado para baixo (indicando maior sensibilidade). Esse comportamento é explicado pelo fato de que ambos os parâmetros percebem as variações na energia do sinal (o primeiro no domínio da frequência e o segundo no domínio do tempo), mas, diferentemente do WCR, o parâmetro WCF também é sensível às mudanças nas características de frequência do sinal. A percepção das alterações no espectro deve-se à forma como o parâmetro WCF é construído, dando um peso maior para as frequências mais baixas do sinal.

A observação feita sobre o comportamento das curvas fica evidente na Fig. (18), que apresenta os parâmetros WCR, WCM e WCF do participante 1, calculados com janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras. Nela, também é possível observar a diferença visual entre as distorções, já apresentadas na Tabela (3), de 56,58% (do parâmetro WCR), 18,58% (do parâmetro WCM) e 58,51% (do parâmetro WCF), com 90% do tempo de esforço:

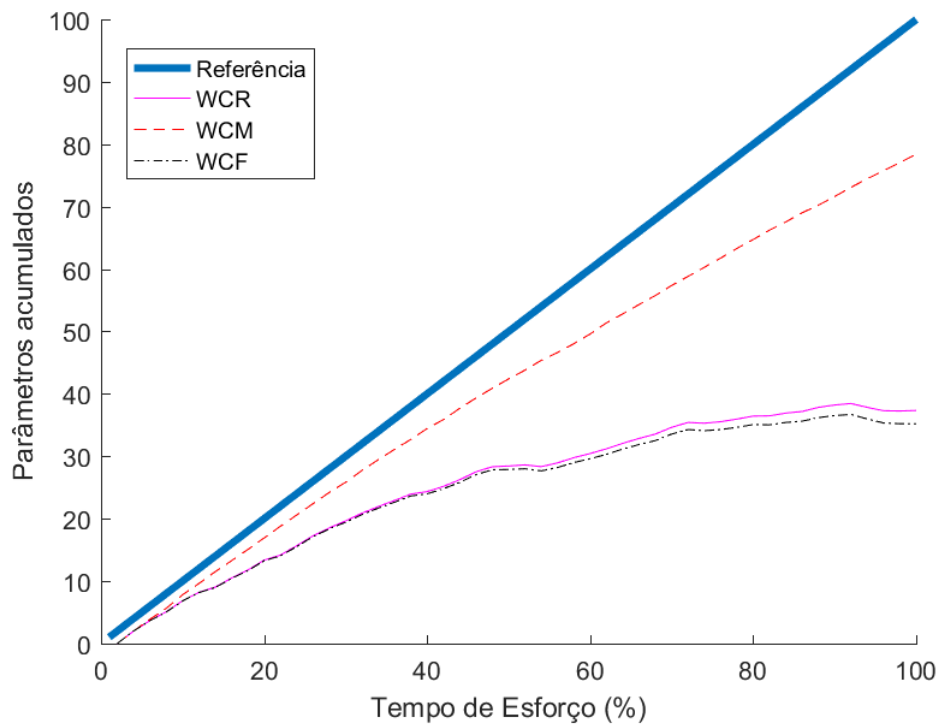


Figura 18 – Parâmetros WCR, WCM e WCF do participante 1 calculados com janelas retangulares não sobrepostas de 1024 amostras.

Para quatro dos cinco participantes, a maior distorção média, considerando todos os comprimentos, tipos e taxas de sobreposição das janelas, foi obtida com o parâmetro WCF, seguida pelo WCR (naturalmente, devido à semelhança já descrita entre os dois parâmetros) e, por último, o WCM. A exceção encontrada foi o participante 3, que apresentou maior sensibilidade média do parâmetro WCM, seguida pelos parâmetros WCF e WCR. Uma maior produção de metabólitos associados à diminuição da taxa de disparo das unidades motoras pode justificar a manifestação mais expressiva da fadiga no parâmetro WCM, unicamente associado às características de frequência do sinal. A sensibilidade do parâmetro WCF à diferentes manifestações de fadiga, como alterações no espectro e variação da faixa dinâmica do sinal, pode explicar o comportamento encontrado na maioria dos casos.

As Tabelas (4), (5) e (6) mostram os valores médios de distorção dos parâmetros WCR, WCM e WCF, o desvio padrão, o coeficiente de variação calculado, o maior e o menor valor encontrados para cada participante, considerando os resultados gerados com todas as combinações estudadas de comprimento, tipo e taxa de sobreposição das janelas:

Tabela 4 – Valores médios de distorção do parâmetro WCR, desvio padrão, coeficiente de variação, maior e menor valor encontrados para cada participante, considerando os resultados gerados com todas as combinações estudadas de comprimento (256, 512 e 1024 amostras), tipo (Retangular, Hanning, Blackman e Gaussiana) e taxa de sobreposição (0%, 25% e 50%) das janelas de segmentação.

Participante	Distorção Média	Desvio Padrão	Coeficiente de variação	Maior valor	Menor valor
1	46,19	17,91	0,38	68,16	17,55
2	32,00	24,78	0,77	71,73	2,48
3	23,70	8,34	0,35	37,33	14,92
4	96,94	40,90	0,42	159,82	43,90
5	26,81	3,75	0,14	33,57	21,97

Tabela 5 – Valores médios de distorção do parâmetro WCM, desvio padrão, coeficiente de variação, maior e menor valor encontrados para cada participante, considerando os resultados gerados com todas as combinações estudadas de comprimento (256, 512 e 1024 amostras), tipo (Retangular, Hanning, Blackman e Gaussiana) e taxa de sobreposição (0%, 25% e 50%) das janelas de segmentação.

Participante	Distorção Média	Desvio Padrão	Coeficiente de variação	Maior valor	Menor valor
1	16,49	2,79	0,17	19,89	10,24
2	16,00	4,85	0,30	25,67	10,17
3	25,92	9,88	0,38	42,31	12,84
4	38,11	7,47	0,20	50,41	30,23
5	16,14	2,45	0,15	19,27	11,76

Tabela 6 – Valores médios de distorção do parâmetro WCF, desvio padrão, coeficiente de variação, maior e menor valor encontrados para cada participante, considerando os resultados gerados com todas as combinações estudadas de comprimento (256, 512 e 1024 amostras), tipo (Retangular, Hanning, Blackman e Gaussiana) e taxa de sobreposição (0%, 25% e 50%) das janelas de segmentação.

Participante	Distorção Média	Desvio Padrão	Coeficiente de variação	Maior valor	Menor valor
1	47,79	18,09	0,39	70,10	18,84
2	33,41	25,31	0,76	74,12	3,36
3	25,88	8,35	0,32	39,40	16,84
4	102,11	43,50	0,43	169,60	46,24
5	28,98	3,91	0,14	36,19	24,17

Analisando os resultados de cada participante individualmente, vê-se que o parâmetro WCM apresentou um desvio padrão tipicamente menor do que a dos parâmetros

WCR e WCF. Entretanto, seu valor médio também foi geralmente menor, o que resultou em valores do coeficiente de variação mais próximos dos obtidos para os outros parâmetros.

Outra observação feita, considerando todos os valores de distorção obtidos com diferentes comprimentos, tipos e taxas de sobreposição, diz respeito aos valores máximos e mínimos das distorções encontradas: curiosamente, para os três parâmetros estudados, a maioria dos valores máximos e mínimos de distorção foram obtidos com janelas Blackman. Isto é, para os parâmetros WCF e WCR, os menores valores de distorção de todos os 5 participantes e os menores valores de 4 participantes foram obtidos com janelas deste tipo, ainda que com diferentes combinações de comprimento e taxa de sobreposição de janela. Para o parâmetro WCM, a janela Blackman gerou os menores e maiores resultados para 4 dos 5 participantes.

De maneira menos intensa, mas ainda notável, a utilização das janelas Hanning e Gaussiana também aumentou a variação dos resultados nos testes. Esse resultado é apresentado na Tabela (7), que contém os coeficientes de variação obtidos para cada participante quando agrupados todos os resultados de distorção do parâmetro WCR gerados com cada tipo de janelamento:

Tabela 7 – Valores do coeficiente de variação da distorção do parâmetro WCR de todos os participantes, considerando os resultados gerados com todas as combinações estudadas de comprimento (256, 512 e 1024 amostras) e taxa de sobreposição (0%, 25% e 50%) para cada tipo (Retangular, Hanning, Blackman e Gaussiana) de janela de segmentação.

Participante	Coeficiente de variação (Retangular)	Coeficiente de variação (Hanning)	Coeficiente de variação (Blackman)	Coeficiente de variação (Gaussiana)
1	0,27	0,41	0,47	0,42
2	0,45	0,89	0,96	0,90
3	0,32	0,38	0,39	0,38
4	0,16	0,44	0,48	0,45
5	0,09	0,15	0,17	0,15

Além disso, notou-se um comportamento semelhante das curvas dos parâmetros calculados com algum tipo de janela suavizante, em oposição a um traçado visualmente individualizado das curvas geradas com janelas retangulares. O comportamento diferenciado das curvas obtidas com e sem a utilização de janelas suavizantes indica que a suavização pode influenciar na sensibilidade dos parâmetros acumulados e normalizados, se opondo ao observado por (MERLETTI; PARKER, 2004) para os métodos clássicos. A Fig. (19) ilustra essa situação, com as curvas do parâmetro WCR do participante 4, calculadas com janelas não sobrepostas de 1024 amostras dos tipos Retangular, Hanning, Blackman e Gaussiana:

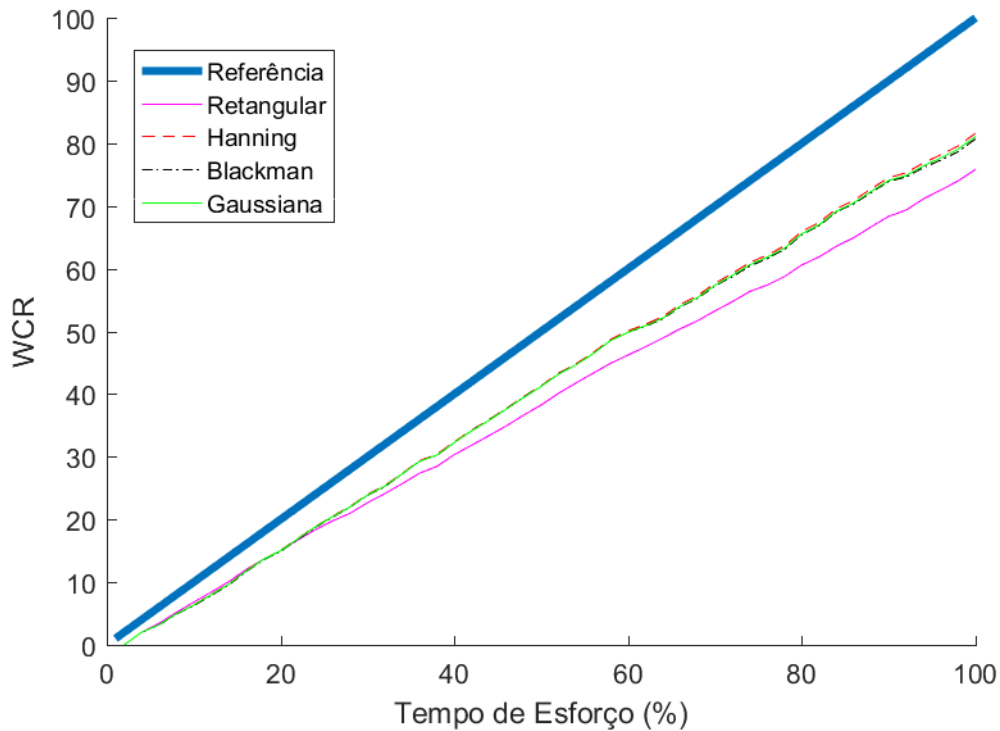


Figura 19 – Parâmetro WCR do participante 4 calculado com janelas não sobrepostas de 1024 amostras dos tipos Retangular, Hanning, Blackman e Gaussiana.

Devido ao aparente comportamento diferenciado das curvas geradas com e sem janelas suavizantes, optou-se então por realizar também uma análise mais específica dos resultados, verificando as curvas, as médias os desvios padrões e os coeficientes de variação dos valores de distorção gerados com combinações diferentes de comprimentos e taxas de sobreposição das janelas, obtidos apenas com janelas retangulares. Após essa avaliação, pôde-se então comparar estes valores com os resultados gerais e com os resultados obtidos apenas com a utilização de janelas suavizantes.

6.2.1 Janelas retangulares

Analisando os resultados obtidos apenas com janelas retangulares, com respeito à variação do comprimento das janelas utilizadas para o cálculo dos parâmetros acumulados normalizados, percebe-se uma influência dessa escolha nos resultados obtidos para os parâmetros, principalmente o WCR e o WCF. A Fig. (20) apresenta as curvas do parâmetro WCR do participante 1, calculadas com janelas retangulares não sobrepostas de diferentes comprimentos:

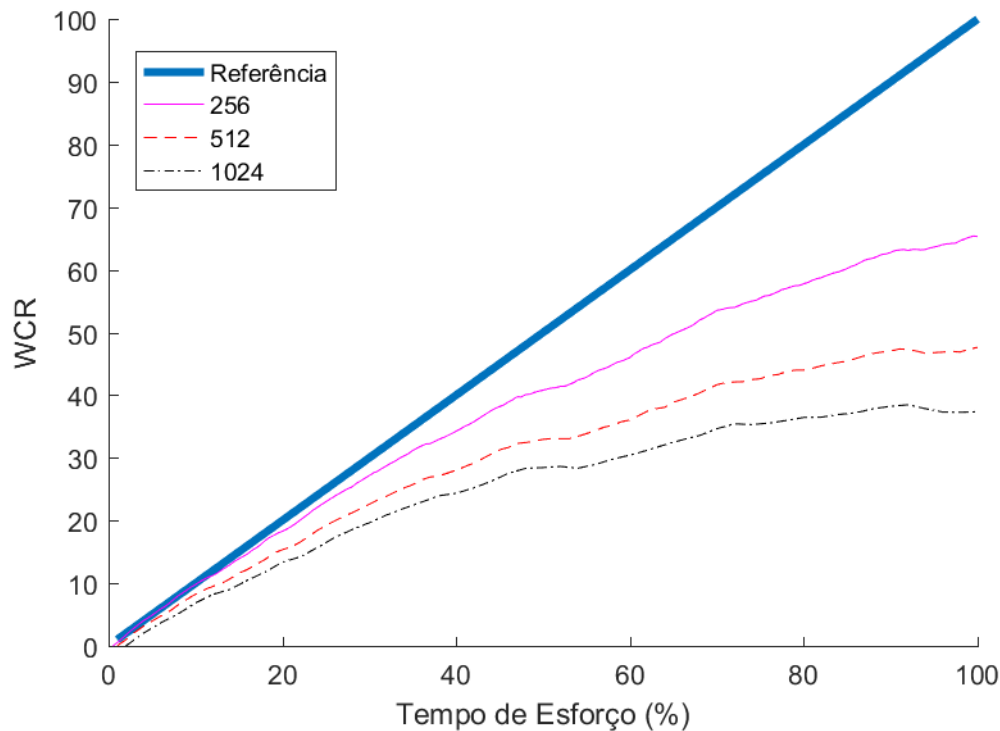


Figura 20 – Parâmetro WCR do participante 1 calculado com janelas retangulares não sobrepostas de diferentes comprimentos.

Observando a Fig. (20), vê-se que a distorção, com 90% do tempo de contração, do parâmetro WCR do participante 1 variou de 29,85% para o cálculo com janelas de 256 amostras até 56,58% utilizando janelas de 1024 amostras. Comparando os três parâmetros analisados, notou-se uma menor variação do indicador WCM com a mudança do número de amostras por janela. Essa característica, que foi observada para todos os participantes, é exemplificada na Tabela (8). Nela, são apresentados valores de distorção dos parâmetros acumulados do participante 1, com 90% do tempo de exercício, obtidos com janelas retangulares não sobrepostas de diferentes comprimentos. O coeficiente de variação dos valores de distorção do parâmetro WCM, no caso exposto, foi igual a 0,06, comparado com coeficientes iguais a 0,30 dos parâmetros WCR e WCF.

Tabela 8 – Distorções percentuais, valores de média, desvio padrão e coeficiente de variação dos parâmetros do participante 1, com 90% do tempo de esforço, calculados com janelas retangulares não sobrepostas de diferentes comprimentos.

Amostras por janela	WCR	WCM	WCF
256	29,85	16,76	31,38
512	47,14	17,07	48,71
1024	56,58	18,58	58,51
Média	44,52	17,47	46,20
Desvio padrão	13,56	0,97	13,74
Coeficiente de variação	0,30	0,06	0,30

A variação das distorções não foi sempre proporcional à variação do número de amostras por janela, como no caso apresentado. Isto é, janelas menores nem sempre geraram distorções menores do que as geradas por janelas maiores. Essa constatação não correspondeu ao resultado esperado, ao menos intuitivamente, representado por uma ordenação minimamente padronizada da sensibilidade dos índices descritores, proporcional ao comprimento das janelas utilizadas na segmentação.

Uma possível explicação para o resultado obtido é o fato de que, ao aumentar o comprimento das janelas, diminui-se o número de cálculos dos parâmetros acumulados. Para os sinais estudados, que representavam 25 segundos de dados amostrados a uma taxa de 2048 Hz, a análise com janelas não sobrepostas de 256 amostras, por exemplo, gerou 200 valores para a construção das curvas acumuladas normalizadas. Este número foi reduzido para 100 valores com janelas de 512 amostras e 50 valores com janelas de 1024 amostras. Com um menor número de parâmetros gerados, a aleatoriedade do processo torna-se mais expressiva e perde-se a garantia de que o parâmetro acumulado conseguirá representar as manifestações de fadiga muscular. Esta dificuldade já havia sido observada para o método clássico por (MERLETTI; CONTE; ORIZIO, 1991). Por outro lado, com janelas muito pequenas, o valor obtido para cada janela tende a ter sua componente aleatória acentuada, o que também não é desejável.

A variação nos índices de fadiga (distorções percentuais) com a mudança do comprimento da janela de segmentação, observada neste trabalho, se opõe à invariância apontada para o método clássico (inclinação das retas de regressão) por (HOLLMAN et al., 2013). Novos estudos são necessários para determinar o comprimento ideal de janela para o método acumulativo normalizado.

Comparando os resultados obtidos mantendo-se fixo o número de amostras por janela e variando a taxa de sobreposição, verificou-se que essa mudança não provocou

alterações relevantes nas curvas de nenhum parâmetro de nenhum participante. Neste ponto, portanto, o método acumulativo normalizado apresentou um comportamento semelhante ao que outros estudos indicam sobre os métodos clássicos (MERLETTI *et al.*, 1998). A Tabela (9) apresenta os valores de distorção média do parâmetro WCF e o coeficiente de variação destes valores, considerando, para cada sujeito, grupos compostos pelos resultados com 3 diferentes taxas de sobreposição das janelas, dado um comprimento destas (256, 512 ou 1024 amostras). A coluna "Média 256", por exemplo, contém, para cada participante, a média dos valores de distorção calculados com janelas retangulares de 256 amostras com 0%, 25% e 50% de sobreposição das janelas. A coluna "Coeficiente de variação 256", por sua vez, apresenta os coeficientes de variação destes valores.

Tabela 9 – Valores médios de distorção do parâmetro WCF e coeficientes de variação em grupos compostos pelos resultados gerados com 0%, 25% e 50% de sobreposição das janelas, encontrados para cada participante, com janelas retangulares de mesmo comprimento (256, 512 ou 1024).

Participante	Média 256	Coeficiente de variação 256	Média 512	Coeficiente de variação 512	Média 1024	Coeficiente de variação 1024
1	31,26	0,01	48,71	0,00	59,03	0,01
2	19,58	0,01	32,16	0,01	55,11	0,01
3	35,02	0,00	17,64	0,01	24,57	0,01
4	96,91	0,00	78,20	0,01	67,18	0,01
5	33,92	0,01	28,64	0,00	28,69	0,01

Usando janelas retangulares, o coeficiente de variação nos resultados obtidos não chegou a 0,1 para nenhum parâmetro de nenhum participante, com nenhum comprimento de janela.

A mesma situação é ilustrada na Fig. (21), onde são mostradas curvas do parâmetro WCF do participante 1 construídas utilizando janelas retangulares de 1024 amostras com taxas de sobreposição iguais a 0%, 25% e 50%:

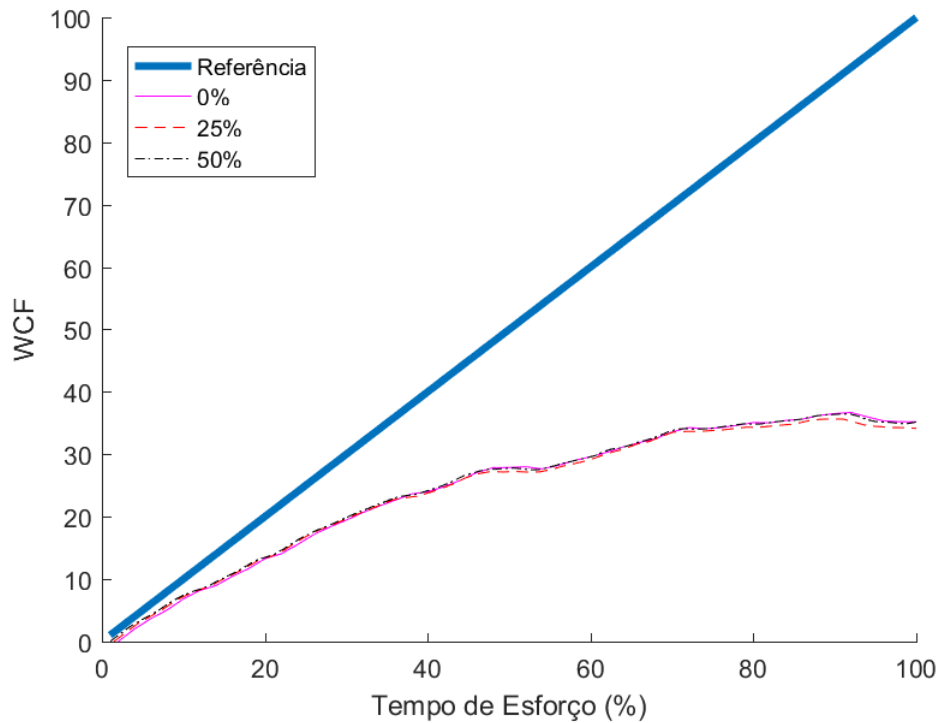


Figura 21 – Parâmetro WCF do participante 1 calculado com janelas retangulares de 1024 amostras e diferentes taxas de sobreposição.

6.2.2 Janelas suavizantes

Em geral, a seleção do tipo de janela ideal não é uma tarefa trivial, pois cada tipo de janela tem suas características peculiares. Entre as janelas escolhidas neste trabalho, a retangular é descrita como útil para análises em que os transientes têm duração menor do que a duração da janela. Ela é a que possui a menor largura do lóbulo principal, mas também a menor atenuação dos lóbulos secundários e maior vazamento espectral. A janela Hanning é indicada para aplicações gerais e para quando não se sabe o conteúdo espectral do sinal. Na maioria dos casos, esta janela apresenta valores satisfatórios de resolução de frequência e vazamento espectral. A janela Gaussiana é descrita como útil para análises tempo-frequência, porque a transformada de Fourier e a derivada da função gaussiana são também funções gaussianas. Por fim, entre as janelas selecionadas, a janela Blackman é a que possui a maior atenuação dos lóbulos secundários, mas também a maior largura do lóbulo principal. Por esse motivo, ela é útil para análises de tons únicos de frequência, o que não é o caso de sinais de eletromiografia. Essa observação pode explicar a falta de consistência nos resultados gerados com tal janela.

Como já foi mencionado, a utilização de janelas suavizantes provocou um aumento geral da variação dos resultados obtidos para os três parâmetros descritores de fadiga muscular. Feita essa ressalva, a mesma avaliação realizada para janelas retangulares a

respeito dos efeitos da variação do comprimento das janelas se aplica aos resultados obtidos utilizando janelas suavizantes: os resultados foram influenciados pelo comprimento da janela.

Quanto ao efeito da variação da taxa de sobreposição das janelas, foi verificado que este só provocou um aumento significativo no coeficiente de variação dos valores de distorção quando os resultados obtidos com e sem janelas suavizantes eram analisados em conjunto. Ou seja, analisando apenas as médias e variações entre os resultados gerados utilizando janelas suavizantes, também foi notado um aumento geral do coeficiente de variação, mas o valor deste não chegou a 0,1 para nenhuma combinação avaliada. Em contrapartida, incluindo os resultados obtidos com janelas retangulares, o coeficiente dos resultados gerados com diferentes taxas de sobreposição e mesmos comprimentos das janelas chegou a 0,82 para o parâmetro WCF do participante 2. Fica evidente a diferença entre os resultados obtidos com e sem janelas suavizantes, situação exposta nas Tabelas (10), (11) e (12). Estas contém os valores de distorção média do parâmetro WCR e o coeficiente de variação destes valores, considerando, para cada sujeito, grupos compostos pelos resultados com 3 diferentes taxas de sobreposição das janelas, dado um comprimento destas (256, 512 ou 1024 amostras). Para a Tabela (10), foram considerados apenas os resultados gerados com janelas retangulares; para a Tabela (11), os resultados gerados utilizando janelas suavizantes e para a Tabela (12), os 4 tipos de janelas foram analisados em conjunto. Seguindo a mesma ideia da Tabela (9), a coluna "Média 256", por exemplo, contém, para cada participante, a média dos valores de distorção calculados com janelas de 256 amostras com 0%, 25% e 50% de sobreposição das janelas. A coluna "Coeficiente de variação 256", por sua vez, apresenta os coeficientes de variação destes valores.

Tabela 10 – Valores médios de distorção do parâmetro WCR e coeficientes de variação em grupos compostos pelos resultados gerados com 0%, 25% e 50% de sobreposição das janelas, encontrados para cada participante, com janelas retangulares de mesmo comprimento (256, 512 ou 1024).

Participante	Média 256	Coeficiente de variação 256	Média 512	Coeficiente de variação 512	Média 1024	Coeficiente de variação 1024
1	29,72	0,01	47,13	0,00	57,07	0,01
2	18,51	0,01	30,79	0,01	53,52	0,01
3	32,87	0,01	15,70	0,01	22,63	0,01
4	92,16	0,00	74,74	0,01	64,21	0,01
5	31,78	0,01	26,43	0,01	26,56	0,01

Tabela 11 – Valores médios de distorção do parâmetro WCR e coeficientes de variação em grupos compostos pelos resultados gerados com 0%, 25% e 50% de sobreposição das janelas, encontrados para cada participante, com janelas Hanning, Blackman e Gaussiana de mesmo comprimento (256, 512 ou 1024).

Participante	Média 256	Coefficiente de variação 256	Média 512	Coefficiente de variação 512	Média 1024	Coefficiente de variação 1024
1	63,85	0,04	19,89	0,08	56,37	0,01
2	5,60	0,28	19,80	0,06	68,34	0,02
3	35,47	0,03	20,03	0,06	15,57	0,03
4	153,73	0,03	110,48	0,01	46,51	0,04
5	24,45	0,02	31,67	0,03	22,86	0,03

Tabela 12 – Valores médios de distorção do parâmetro WCR e coeficientes de variação em grupos compostos pelos resultados gerados com 0%, 25% e 50% de sobreposição das janelas, encontrados para cada participante, com janelas dos tipos Retangular, Hanning, Blackman e Gaussiana de mesmo comprimento (256, 512 ou 1024).

Participante	Média 256	Coefficiente de variação 256	Média 512	Coefficiente de variação 512	Média 1024	Coefficiente de variação 1024
1	55,32	0,28	26,70	0,46	56,55	0,01
2	29,68	0,82	29,81	0,81	33,47	0,80
3	24,89	0,35	23,58	0,35	23,58	0,35
4	100,61	0,41	102,39	0,41	99,64	0,44
5	26,74	0,14	26,70	0,14	26,35	0,14

7 Conclusão

Os resultados obtidos por meio de simulações computacionais utilizando sinais de S-EMG reais apresentaram comportamento condizente com o que está reportado na literatura. Utilizando os métodos clássicos, a regressão linear das curvas de RMS gerou coeficientes angulares positivos, e a regressão linear das curvas de MDF, coeficientes angulares negativos. Utilizando a metodologia acumulativa e normalizada, os parâmetros gerados também perceberam a não-estacionaridade no sinal de S-EMG associada ao aumento da faixa dinâmica e o deslocamento do espectro de energia para as baixas frequências, características marcantes do processo estudado.

A variação do comprimento das janelas no cálculo dos parâmetros normalizados e acumulados mostrou ter influência nos valores de distorção obtidos, sendo que esta influência foi maior nos parâmetros WCR e WCF do que no parâmetro WCM. A relação observada entre comprimento de janela e nível de distorção dos parâmetros não foi, no entanto, sempre proporcional. A aparente aleatoriedade observada pode ser explicada por dois fatores: 1) o menor número de parâmetros calculados com janelas maiores e 2) a menor quantidade de amostras utilizadas para o cálculo dos parâmetros com janelas menores. Opostamente, a variação da taxa de sobreposição de janelas, dado um tipo de janela, praticamente não afetou os parâmetros normalizados acumulados utilizados nesse trabalho. A utilização das janelas suavizantes dos tipos Hanning, Blackman e Gaussiana provocou um aumento na variação dos valores de distorção calculados, potencializando o efeito gerado pela variação do comprimento e da taxa de sobreposição das janelas. Além disso, os resultados indicam uma diferença entre o comportamento das curvas geradas com e sem janelas suavizantes.

Apesar de promissora, a metodologia acumulativa normalizada é recente e pouco ainda se sabe sobre suas possibilidades e limitações. No campo das contrações isométricas, diferentes estudos ainda são necessários para analisar a sensibilidade dos parâmetros às manifestações de fadiga e a reprodutibilidade das técnicas descritas. Investigações sobre a invariabilidade temporal dos resultados para diferentes comprimentos e tipos de janela podem ajudar a decidir as especificações ideais a serem usadas.

Para estudos futuros, é fundamental a criação de um maior banco de sinais de eletromiografia. Com um maior número de sinais, será possível analisar de maneira mais confiável, além dos tópicos deste trabalho, os efeitos de mudanças como a variação da taxa de interpolação de amostras e da utilização de diferentes protocolos de aquisição de dados. Um protocolo experimental utilizando contrações submáximas menos intensas, por exemplo, geraria sinais mais longos, podendo mitigar o problema do pequeno número de

janelas encontrado neste estudo.

Próximos trabalhos podem ainda combinar a utilização da eletromiografia com outras técnicas clássicas de observação da fadiga muscular, como métodos de análise sanguínea e análises das trocas gasosas, buscando uma visão mais ampla das características fisiológicas de cada participante.

Finalmente, consolidada para o caso isométrico, a metodologia acumulativa normalizada deve ser estendida para o caso isodinâmico, onde a análise da fadiga muscular ainda representa um grande desafio para a comunidade científica.

Referências

- ALLISON, G.; FUJIWARA, T. The relationship between emg median frequency and low frequency band amplitude changes at different levels of muscle capacity. *Clinical Biomechanics*, Elsevier, v. 17, n. 6, p. 464–469, 2002. Citado na página 17.
- ARABADZHIEV, T. I. et al. Interpretation of emg integral or rms and estimates of “neuromuscular efficiency” can be misleading in fatiguing contraction. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, Elsevier, v. 20, n. 2, p. 223–232, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.
- ARENDT-NIELSEN, L.; MILLS, K. The relationship between mean power frequency of the emg spectrum and muscle fibre conduction velocity. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, Elsevier, v. 60, n. 2, p. 130–134, 1985. Citado na página 17.
- BARSZAP, A. G.; SKAVHAUG, I.-M.; JOSHI, S. S. Effects of muscle fatigue on the usability of a myoelectric human-computer interface. *Human movement science*, Elsevier, v. 49, p. 225–238, 2016. Citado na página 17.
- BASMAJIAN, J. V.; DELUCA, C. J. *Muscles alive*. [S.l.]: Baltimore : Williams & Wilkins, 1985. v. 5. Citado 4 vezes nas páginas 11, 17, 39 e 49.
- BEKKA, R. E.; CHIKOUCHE, D. Effect of the window length on the emg spectral estimation through the blackman-tukey method. In: IEEE. *Signal Processing and Its Applications, 2003. Proceedings. Seventh International Symposium on*. [S.l.], 2003. v. 2, p. 17–20. Citado na página 50.
- BROWN, L. E. *Isokinetics in human performance*. [S.l.]: Human Kinetics, 2000. Citado na página 65.
- CALLAGHAN, M. J.; MCCARTHY, C. J.; OLDHAM, J. A. The reliability of surface electromyography to assess quadriceps fatigue during multi joint tasks in healthy and painful knees. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, Elsevier, v. 19, n. 1, p. 172–180, 2009. Citado na página 51.
- CAMATA, T. et al. 6 association between the electromyographic fatigue threshold and ventilatory threshold. *Electromyography & Clinical Neurophysiology*, v. 49, n. 6, p. 305, 2009. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.
- CERNA, M.; HARVEY, A. F. The fundamentals of fft-based signal analysis and measurement. *National Instruments, Junho*, Citeseer, p. 54, 2000. Citado 3 vezes nas páginas 11, 32 e 34.
- CIFREK, M. et al. Surface emg based muscle fatigue evaluation in biomechanics. *Clinical Biomechanics*, Elsevier, v. 24, n. 4, p. 327–340, 2009. Citado na página 17.
- CORBETT, E. A.; PERREAULT, E. J.; KUIKEN, T. A. Comparison of electromyography and force as interfaces for prosthetic control. *Journal of rehabilitation research and development*, NIH Public Access, v. 48, n. 6, p. 629, 2011. Citado na página 17.

- DELIS, A. L. et al. Estimation of the knee joint angle from surface electromyographic signals for active control of leg prostheses. *Physiological measurement*, IOP Publishing, v. 30, n. 9, p. 931, 2009. Citado na página 17.
- DELUCA, C. J. Myoelectrical manifestations of localized muscular fatigue in humans. *Critical reviews in biomedical engineering*, v. 11, n. 4, p. 251–279, 1984. Citado na página 17.
- DELUCA, C. J. The use of surface electromyography in biomechanics. *Journal of applied biomechanics*, v. 13, n. 2, p. 135–163, 1997. Citado 6 vezes nas páginas 11, 17, 44, 45, 48 e 49.
- DEOLIVEIRA, H. M. *Análise de sinais para engenheiros*. [S.l.]: Brasport, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 31.
- ERTL, P.; KRUSE, A.; TILP, M. Detecting fatigue thresholds from electromyographic signals: A systematic review on approaches and methodologies. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, Elsevier, v. 30, p. 216–230, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.
- FERREIRA, A. deSá; GUIMARÃES, F. S.; SILVA, J. G. Aspectos metodológicos da eletromiografia de superfície: considerações sobre os sinais e processamentos para estudo da função neuromuscular. *Revista Brasileira de Ciências do Esporte*, Colégio Brasileiro de Ciências do Esporte, v. 31, n. 2, p. 11–30, 2010. Citado na página 47.
- GONZALEZ-IZAL, M. et al. Emg spectral indices and muscle power fatigue during dynamic contractions. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, Elsevier, v. 20, n. 2, p. 233–240, 2010. Citado na página 18.
- HOLLMAN, J. H. et al. Does the fast fourier transformation window length affect the slope of an electromyogram's median frequency plot during a fatiguing isometric contraction? *Gait & posture*, Elsevier, v. 38, n. 1, p. 161–164, 2013. Citado 2 vezes nas páginas 50 e 71.
- KONRAD, P. The abc of emg. *A practical introduction to kinesiological electromyography*, Noraxon Scottsdale, AZ, v. 1, p. 30–35, 2005. Citado 6 vezes nas páginas 39, 45, 46, 47, 48 e 49.
- KOUTSOS, E.; CRETU, V.; GEORGIOU, P. A muscle fibre conduction velocity tracking asic for local fatigue monitoring. *IEEE transactions on biomedical circuits and systems*, IEEE, v. 10, n. 6, p. 1119–1128, 2016. Citado na página 17.
- LATHI, B. P. et al. *Linear systems and signals*. [S.l.]: Oxford University Press New York:, 2005. v. 2. Citado na página 21.
- LENT, R. *Cem Bilhões de Neurônios?: Conceitos fundamentais de neurociência*. [S.l.]: ATHENEU, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 37.
- MERLETTI, R. et al. Technology and instrumentation for detection and conditioning of the surface electromyographic signal: state of the art. *Clinical Biomechanics*, Elsevier, v. 24, n. 2, p. 122–134, 2009. Citado 3 vezes nas páginas 42, 45 e 46.

- MERLETTI, R.; CONTE, L. L.; ORIZIO, C. Indices of muscle fatigue. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, Elsevier, v. 1, n. 1, p. 20–33, 1991. Citado 2 vezes nas páginas 50 e 71.
- MERLETTI, R. et al. Repeatability of electrically evoked emg signals in the human vastus medialis muscle. *Muscle & Nerve: Official Journal of the American Association of Electrodiagnostic Medicine*, Wiley Online Library, v. 21, n. 2, p. 184–193, 1998. Citado 3 vezes nas páginas 51, 61 e 72.
- MERLETTI, R.; PARKER, P. A. *Electromyography: physiology, engineering, and non-invasive applications*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2004. v. 11. Citado 15 vezes nas páginas 11, 17, 35, 37, 38, 40, 42, 43, 44, 46, 47, 51, 59, 61 e 68.
- MERLO, A.; CAMPANINI, I. Technical aspects of surface electromyography for clinicians. *The open rehabilitation journal*, v. 3, n. 1, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 42 e 45.
- NAJARIAN, K.; SPLINTER, R. *Biomedical signal and image processing*. [S.l.]: CRC press, 2005. Citado na página 21.
- OLIVEIRA, R. et al. Spectral analysis of electromyographic signal in supramaximal effort in cycle ergometer using fourier and wavelet transforms: a comparative study. *Revista Andaluza de Medicina del Deporte*, Elsevier, v. 5, n. 2, p. 48–52, 2012. Citado na página 17.
- OPPENHEIM, A. V. *Discrete-time signal processing*. [S.l.]: Pearson Education India, 1999. Citado na página 33.
- PHINYOMARK, A. et al. The usefulness of mean and median frequencies in electromyography analysis. In: *Computational intelligence in electromyography analysis-A perspective on current applications and future challenges*. [S.l.]: InTech, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 47 e 50.
- PITT, B. et al. The electromyographic threshold in boys and men. *European journal of applied physiology*, Springer, v. 115, n. 6, p. 1273–1281, 2015. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.
- PURVES, D. et al. *The somatic sensory system*. [S.l.: s.n.], 2004. 189–95 p. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 37.
- RAINOLDI, A. et al. Repeatability of surface emg variables during voluntary isometric contractions of the biceps brachii muscle. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, Elsevier, v. 9, n. 2, p. 105–119, 1999. Citado na página 51.
- REAZ, M. B. I.; HUSSAIN, M.; MOHD-YASIN, F. Techniques of emg signal analysis: detection, processing, classification and applications. *Biological procedures online*, v. 8, n. 1, p. 11, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.
- ROCHA A.F., C. J. B. P. N. F. da. Processamento de sinais biológicos. In: *Informática em Saúde*. [S.l.: s.n.], 2008. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 29.
- ROCHA-JÚNIOR, V. A. et al. Reliability of normalized surface electromyographic signals of maximal upper-body isokinetic strength. *Isokinetics and Exercise Science*, IOS Press, v. 23, n. 1, p. 1–12, 2015. Citado na página 18.

- ROCHA-JÚNIOR, V. d. A. Respostas neuromusculares do músculo vasto lateral ao método da pré-exaustão adaptado. 2008. Citado 3 vezes nas páginas 42, 43 e 45.
- ROCHA-JÚNIOR, V. d. A. Parâmetros discriminadores de estacionariedade fisiológica em sinais de eletromiografia de superfície aplicados no estudo da fadiga. 2017. Citado 4 vezes nas páginas 45, 47, 49 e 51.
- ROCHA-JÚNIOR, V. d. A.; CARMO, J. C.; NASCIMENTO, F. A. d. O. Weighted-cumulated s-emg muscle fatigue estimator. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, IEEE, 2017. Citado 5 vezes nas páginas 17, 18, 51, 52 e 53.
- SCHAEFER, R.; OPPENHEIM, A. Discrete-time signal processing. *D Prentice-Hall*, 1989. Citado 8 vezes nas páginas 21, 22, 23, 24, 30, 31, 33 e 34.
- SEMMLOW, J. L.; GRIFFEL, B. *Biosignal and medical image processing*. [S.l.]: CRC press, 2014. Citado 3 vezes nas páginas 24, 30 e 32.
- SILVA, J. P. L. d. Desenvolvimento de eletrodos e ferramenta para processamento de sinais eletromiográficos de superfície. 2015. Citado na página 43.
- SOARES, F. A. Processamento de sinais eletromiográficos de superfície utilizando técnicas de processamento de imagens. 2013. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 50.
- STEGEMAN, D.; HERMENS, H. Standards for surface electromyography: The european project surface emg for non-invasive assessment of muscles (seniam). *Enschede: Roessingh Research and Development*, p. 108–12, 2007. Citado 4 vezes nas páginas 11, 41, 43 e 44.
- SUNG, P. S.; ZURCHER, U.; KAUFMAN, M. Reliability difference between spectral and entropic measures of erector spinae muscle fatigability. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, Elsevier, v. 20, n. 1, p. 25–30, 2010. Citado na página 51.
- THONGPANJA, S. et al. Effects of window size and contraction types on the stationarity of biceps brachii muscle emg signals. In: SINGAPORE THERAPEUTIC, ASSISTIVE & REHABILITATIVE TECHNOLOGIES (START) CENTRE. *Proceedings of the 7th International Convention on Rehabilitation Engineering and Assistive Technology*. [S.l.], 2013. p. 44. Citado na página 50.
- WALY, S. M.; ASFOUR, S. S.; KHALIL, T. M. Effects of window size and load on estimated myoelectric signal power spectrum. *Computers & industrial engineering*, Elsevier, v. 44, n. 4, p. 595–610, 2003. Citado na página 50.
- WATANABE, K. et al. Type 2 diabetes mellitus patients manifest characteristic spatial emg potential distribution pattern during sustained isometric contraction. *Diabetes research and clinical practice*, Elsevier, v. 97, n. 3, p. 468–473, 2012. Citado na página 17.
- WÄLTI, C. *Biopotentials*. [S.l.]: University of Leeds, 2015. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 35.
- XU, L.; RABOTTI, C.; MISCHI, M. Towards real-time estimation of muscle-fiber conduction velocity using delay-locked loop. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, IEEE, v. 25, n. 9, p. 1453–1460, 2017. Citado na página 17.