



**TESE DE DOUTORADO EM ENGENHARIA DE SISTEMAS
ELETRÔNICOS E DE AUTOMAÇÃO**

**PROCESSAMENTO DE SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS
DE SUPERFÍCIE UTILIZANDO
TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS**

Fabiano Araujo Soares

Brasília, Março de 2013

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

FACULDADE DE TECNOLOGIA



UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

**PROCESSAMENTO DE SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS
DE SUPERFÍCIE UTILIZANDO
TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS**

Fabiano Araujo Soares

ORIENTADOR: Adson Ferreira da Rocha
COORIENTADOR: João Luiz Azevedo de Carvalho

**TESE DE DOUTORADO EM ENGENHARIA DE SISTEMAS
ELETRÔNICOS E DE AUTOMAÇÃO**

Publicação: PPGEA.TD 067/2013
Brasília/DF: Março-2013

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
Faculdade de Tecnologia

TESE DE DOUTORADO EM ENGENHARIA DE SISTEMAS
ELETRÔNICOS E DE AUTOMAÇÃO

**PROCESSAMENTO DE SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS
DE SUPERFÍCIE UTILIZANDO
TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS**

Fabiano Araujo Soares

*Relatório submetido ao Departamento de Engenharia
Elétrica como requisito parcial para obtenção
do grau de Doutor em Engenharia Elétrica*

Banca Examinadora

Prof. Adson Ferreira da Rocha, ENE/UnB
Orientador

Prof. Alexandre Ricardo Soares Romariz, ENE/UnB
Examinador Interno

Prof. Jake Carvalho do Carmo, FEF/UnB
Examinador Interno

Prof. Cinthia Itiki, EPUSP/PTC
Examinador Externo

Prof. Euler de Vilhena Garcia, FGA/UnB
Examinador Externo

FICHA CATALOGRÁFICA

SOARES, FABIANO ARAUJO

Processamento de Sinais Eletromiográficos de Superfície
Utilizando Técnicas de Processamento de Imagens.

xxi, 132p., 210 × 297 mm (ENE/FT/UnB, Doutorado, Engenharia de Sistemas Eletrônicos
e de Automação, 2013). Tese de Doutorado.

Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Elétrica.

- | | |
|----------------------------------|-----------------------------|
| 1. Eletromiografia de superfície | 2. Processamento de imagens |
| 3. Velocidade de condução | 4. Zona de inervação |
| 5. Estudo de caso | 6. Fadiga |
| I. ENE/FT/UnB | II. Título (série) |

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

Soares, F. A. (2013). Processamento de Sinais Eletromiográficos de Superfície Utilizando Técnicas de Processamento de Imagens. Tese de Doutorado em Engenharia de Sistemas Eletrônicos e de Automação, Publicação PPGEA.TD - 067/2013, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 132p.

CESSÃO DE DIREITOS

NOME DO AUTOR: Fabiano Araujo Soares

TÍTULO DA TESE DE DOUTORADO: Processamento de Sinais Eletromiográficos de Superfície Utilizando Técnicas de Processamento de Imagens.

GRAU / ANO: Doutor / 2013

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

Fabiano Araujo Soares

SQS 108 Bloco D Apto. 506

70.347-040 Brasília - DF - Brasil.

Dedicatória

Dedico essa tese à minha esposa Cíntya Pereira Paz Soares, aos meus pais Vânia de Araujo Soares e Antônio Carlos Soares e aos meus orientadores Adson Ferreira da Rocha e João Luiz Azevedo de Carvalho.

Fabiano Araujo Soares

Agradecimentos

Gostaria de agradecer à minha esposa Cíntya Pereira Paz Soares, que com seu companheirismo, paciência e apoio, me acompanhou durante toda essa empreitada. Aos meus pais Antônio Carlos Soares e Vânia de Araujo Soares por desde cedo terem me mostrado a importância de uma boa educação e por terem se sacrificado tanto por mim, tornando possível que eu chegasse até aqui. Aos meus irmãos Filipe de Araujo Soares e Letícia de Araujo Soares, por todo apoio. Aos meus orientadores Adson Ferreira da Rocha e João Luiz Azevedo de Carvalho, pelos inestimáveis conselhos, auxílios, orientações, ensinamentos, dedicação e pela grande amizade. Aos colegas e amigos Sauro Emerick Salomoni, Marcelino Monteiro de Andrade, Alexandre Zaghetto, Edson Mintsu Hung, Cristiano Jacques Miosso, Luciana Roberta Tenório Peixoto e Valdinar de Araújo Rocha Júnior, pelas preciosas colaborações e sugestões em meus artigos e neste documento. A todos os professores com quem cursei diferentes disciplinas ao longo desses anos, aos colegas e amigos do GPDS pelos conselhos, dicas, esclarecimentos e por todo o apoio. Aos meus colegas do LISiN e ao professor Roberto Merletti pelos valiosos ensinamentos, pelas colaborações e pelo período que passamos juntos. Gostaria de agradecer também à Universidade de Brasília por esses mais de 10 anos de relação que serão perpetuados ao longo de minha carreira como docente.

Fabiano Araujo Soares

RESUMO

O objetivo desta tese de doutorado é o desenvolvimento e teste de métodos para análise de sinais eletromiográficos baseados em técnicas de processamento de imagens. No trabalho, sinais eletromiográficos de superfície são capturados por meio de arranjos lineares de eletrodos e representados na forma de imagens, ou são capturados por meio de matrizes de eletrodos e as variáveis indicadoras de fadiga estimadas a partir dos sinais de cada canal são representados na forma de imagens. A partir dessas imagens, são desenvolvidos algoritmos para a estimação de parâmetros relevantes na análise de sinais eletromiográficos. O trabalho se divide em quatro partes principais. Na primeira parte, foi feita uma revisão bibliográfica sobre eletromiografia de superfície, procurando mostrar o estado da arte nessa área do conhecimento. Na segunda parte, a abordagem baseada em processamento de imagens é usada para a estimação de velocidade de condução média e da variância da velocidade de condução dos potenciais de ação das unidades motoras. Na terceira parte, é desenvolvida uma técnica baseada em processamento de imagens para identificação de uma ou múltiplas zonas de inervação em sinais de eletromiografia multicanal. Finalmente, na quarta parte, a técnica proposta para estimação da velocidade de condução é aplicada a um caso real: a avaliação e comparação da fadiga muscular ao longo do ciclo menstrual e entre os gêneros. Além disso, é apresentada uma proposta de mapa de fadiga para avaliar as propriedades espaciais e temporais da fadiga.

ABSTRACT

The aim of this PhD thesis is the design and testing of methods for analyzing electromyographic signals using image processing techniques. In this work, surface electromyographic signals are captured by means of linear arrays of electrodes, and represented as images; or captured using a matrix of electrodes, and fatigue index variables are estimated from the signals in each channel and represented as images. From these images, algorithms are designed for the estimation of relevant parameters in the analysis of electromyographic signals. The manuscript is divided into four main parts. The first presents a review about the state of the art in electromyography. In the second part, the image processing -based approach is used for estimating the average conduction velocity, and the variance of the conduction velocity of motor unit action potentials. In the third part, an image processing -based technique for identifying one or multiple innervation zones in multichannel electromyography is proposed. Finally, in the fourth part, the proposed method for estimation of conduction velocity is applied in a real case: the evaluation and comparison of muscle fatigue along the menstrual cycle, and between genders. Furthermore, fatigue maps are proposed for evaluating spatial and temporal properties of muscle fatigue.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO	1
1.2	DEFINIÇÃO DO PROBLEMA	2
1.3	OBJETIVO	2
1.4	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	3
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	5
2.1	INTRODUÇÃO	5
2.2	HISTÓRICO SOBRE ELETROMIOGRAFIA	6
2.3	FISIOLOGIA E FORMAÇÃO DO SINAL DE EMG	7
2.4	TIPOS DE EXERCÍCIOS	9
2.4.1	EXERCÍCIOS ISOMÉTRICOS	9
2.4.2	EXERCÍCIOS ISOTÔNICOS	9
2.4.3	EXERCÍCIOS ISOCINÉTICOS	10
2.4.4	COMPARAÇÃO ENTRE OS DIFERENTES TIPOS DE EXERCÍCIOS	10
2.5	MODALIDADES DE AQUISIÇÃO DE SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS	11
2.6	VOLUME CONDUTOR	11
2.7	<i>Cross-talk</i>	12
2.8	INSTRUMENTAÇÃO	13
2.8.1	O ELETROMIOGRAFO	13
2.8.2	AMPLIFICADORES DE SINAIS BIOMECÂNICOS	14
2.8.3	VETORES E MATRIZES DE ELETRODOS	15
2.8.4	FILTROS ESPACIAIS	17
2.9	EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS DOS SINAIS DE S-EMG	18
2.9.1	ESTIMADORES DE AMPLITUDE	19
2.9.2	ESTIMADORES DE FREQUÊNCIA	20
2.9.3	ESTIMADORES DE VELOCIDADE DE CONDUÇÃO	20
2.9.4	ZONA DE INERVAÇÃO	23
2.9.5	DECOMPOSIÇÃO DOS SINAIS DE S-EMG	25
2.9.6	GRÁFICOS DE FADIGA	27
2.9.7	SIMULAÇÃO DE SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS DE SUPERFÍCIE	28
2.10	NOVOS DESAFIOS EM ELETROMIOGRAFIA DE SUPERFÍCIE	29
2.10.1	DETECÇÃO E TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE S-EMG	29

2.10.2	APLICAÇÕES CLÍNICAS E NEUROREABILITAÇÃO	32
3	SINAIS DE EMG DE SUPERFÍCIE REPRESENTADOS COMO IMAGENS	33
3.1	INTRODUÇÃO	33
3.2	MAPAS TOPOLÓGICOS	34
3.3	MAPAS DE PROPAGAÇÃO	36
3.4	MAPAS DE VARIAÇÃO	41
3.5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	42
4	PROTOCOLOS DE AQUISIÇÃO DE SINAIS DE S-EMG	44
4.1	INTRODUÇÃO	44
4.2	PROTOCOLO DE AQUISIÇÃO PARA SINAIS DO MÚSCULO TRAPÉZIO UTILIZANDO MATRIZ DE ELETRODOS	45
4.3	PROTOCOLO DE AQUISIÇÃO PARA SINAIS DO MÚSCULO BÍCEPS BRAQUIAL CABEÇA CURTA UTILIZANDO VETOR DE ELETRODOS	45
4.4	PROTOCOLO DE AQUISIÇÃO PARA SINAIS DO MÚSCULO BÍCEPS BRAQUIAL UTILIZANDO MATRIZ DE ELETRODOS I	48
4.5	PROTOCOLO DE AQUISIÇÃO PARA SINAIS DO MÚSCULO BÍCEPS BRAQUIAL UTILIZANDO MATRIZ DE ELETRODOS II	49
4.6	PROTOCOLO DE AQUISIÇÃO PARA SINAIS DO MÚSCULO ESFÍNCTER ANAL	50
5	ALGORITMO PARA A ESTIMAÇÃO DA MÉDIA E VARIÂNCIA DA CV UTILIZANDO PROCESSAMENTO DE IMAGENS ...	53
5.1	INTRODUÇÃO	53
5.2	MÉTODOS	54
5.2.1	SINAL S-EMG MULTICANAL EXIBIDO COMO UMA IMAGEM	54
5.2.2	FILTRO HERMITIANO PARA DETECÇÃO DE FORMAS DE ONDA	56
5.2.3	ESTIMAÇÃO DA VELOCIDADE DE CONDUÇÃO	56
5.2.4	AValiação DO DESEMPENHO DO ALGORITMO	58
5.3	RESULTADOS	60
5.3.1	ESTIMAÇÃO DA CV	60
5.3.2	ESTIMAÇÃO DO DESVIO PADRÃO (OU VARIÂNCIA) DA CV, USANDO SINAIS SIMULADOS	65
5.3.3	AValiação UTILIZANDO SINAIS REAIS	65
5.3.4	ESTIMAÇÃO DO DESVIO PADRÃO (OU VARIÂNCIA) DA CV DOS MUAPs UTILIZANDO SINAIS REAIS	67
5.4	DISCUSSÃO	68
5.5	CONCLUSÃO	72
6	IDENTIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DAS ZONAS DE INERVAÇÃO	73
6.1	INTRODUÇÃO	73
6.2	MÉTODOS	74
6.2.1	SINAL S-EMG MULTICANAL EXIBIDO COMO UMA IMAGEM	74
6.2.2	FILTRO HERMITIANO PARA DETECÇÃO DE MUAPs	75
6.2.3	AJUSTE DOS PARÂMETROS DO FILTRO	77
6.2.4	MÉTODO PARA IDENTIFICAÇÃO DAS ZONAS DE INERVAÇÃO	77
6.2.5	SINAIS DE S-EMG SIMULADOS	79

6.2.6	AQUISIÇÃO DE SINAIS DE S-EMG	81
6.2.7	IDENTIFICAÇÃO MANUAL DAS IZs.....	82
6.3	RESULTADOS	82
6.4	DISCUSSÃO.....	88
6.5	CONCLUSÕES	91
7	ESTUDO DE CASO - A FADIGA INVESTIGADA POR TÉCNICAS DE IMAGENS	94
7.1	INTRODUÇÃO.....	94
7.2	MÉTODOS	96
7.2.1	PROTOCOLO EXPERIMENTAL.....	96
7.2.2	ORGANIZAÇÃO DOS DADOS PARA A ANÁLISE AO LONGO DO CICLO MENSTRUAL	97
7.2.3	ANALISANDO O COMPORTAMENTO DA CV EM S-EMG MULTICANAL UNIDIMENSIONAL.....	98
7.2.4	ANALISANDO A DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DA FADIGA SOBRE O MÚSCULO.....	99
7.3	RESULTADOS	102
7.3.1	RESULTADOS PARA A COMPARAÇÃO DA FADIGA ENTRE OS GÊNEROS E AO LONGO DO CICLO MENSTRUAL	102
7.3.2	RESULTADOS PARA A AVALIAÇÃO ESPACIAL DA FADIGA.....	104
7.4	DISCUSSÃO.....	112
7.4.1	DISCUSSÃO ACERCA DAS DIFERENÇAS ENTRE A MANIFESTAÇÃO DA FADIGA ENTRE GÊNEROS E AO LONGO DO CICLO MENSTRUAL	112
7.4.2	DISCUSSÃO ACERCA DA DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DA FADIGA	114
7.5	CONCLUSÃO.....	115
8	CONCLUSÕES	116
8.1	CONCLUSÕES FINAIS	116
8.2	TRABALHOS FUTUROS.....	118
8.2.1	ESTIMADORES DE CV	118
8.2.2	ESTIMADORES DE IZ.....	118
8.2.3	NOVOS ESTUDOS SOBRE A FADIGA	118
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	120

LISTA DE FIGURAS

2.1	Detalhe das estruturas de um músculo. Em (A) temos o sarcômero relaxado. Existem poucos ions de Ca^{++} disponíveis e conseqüentemente existem poucas pontes que ligam a miosina e a actina. Em (B) temos o sarcômero contraído. Existem muitos ions de Ca^{++} e logo muitas pontes entre a miosina e a actina são formadas, fazendo com que o músculo se contraia. Reproduzido de [1].	8
2.2	Exemplo de exercício isotônico (a), onde existe variação no comprimento do músculo e isométrico (b), onde não há variação no comprimento do músculo. Reproduzido de [2].	9
2.3	Exemplo de exercício isocinético utilizando um equipamento Biodex System 4. Reproduzido de [3].	10
2.4	Esquemático ilustrando o comportamento de um sinal de S-EMG registrado por um vetor de eletrodos posicionado ortogonalmente às fibras musculares (a). Aqui é ilustrado o caso para uma fibra superficial (b e d) e para uma fibra profunda (c e e). Em (b) e (c) temos sinais monopolares e, em (d) e (e), temos sinais diferenciais. Os sinais ilustrados correspondem a todos os eletrodos em uma dada janela temporal. É possível verificar que a amplitude do MUAP diminui rapidamente conforme a distância entre a fonte e a região de aquisição aumenta. Modificado de [4].	13
2.5	Eletromiógrafo EMG-USB de 128 canais (OT Bioelettronica, Torino, Itália). Imagem cedida por OT Bioelettronica.	14
2.6	Amplificador de sinais biomecânicos (OT Bioelettronica, Torino, Itália). a trilha de led central é usada para mostrar a intensidade alvo e as trilhas superior e inferior podem ser usadas com duas células de carga independentes para dar um feedback da intensidade de força executada pelo sujeito em dois músculos diferentes (os dois bíceps braquiais, por exemplo). Imagem cedida por OT Bioelettronica	15
2.7	(a) Matriz de 64 eletrodos semi-descartável com 8 mm de distância inter-eletródica (OT Bioelettronica, Torino-Itália). (b) Vetor de 8 eletrodos semi-descartável com 5 mm de distância inter-eletródica (OT Bioelettronica, Torino-Itália). As imagens foram cedidas pela empresa OT Bioelettronica.	16
2.8	(a) Esquema de um vetor de eletrodos disposto paralelamente às fibras musculares em configuração diferencial. (b) Uma amostra de aproximadamente 50 ms de um sinal de S-EMG gravado sobre o centro do bíceps braquial em configuração diferencial. Modificado de [5].	17

2.9	Matriz eletródica de alta densidade (à esquerda) e mapas topográficos dos valores RMS dos sinais de EMG ao longo de um dado esforço do músculo trapézio à direita. Nesta figura, temos mapas criados por meio de gravações de HD-EMG utilizando configuração monopolar (A-H) e diferencial (I-P). Respectivamente, de A a H e de I a J, temos gravações com 5%, 10%, 15%, 20%, 35%, 50% e 100% da máxima contração voluntária. Modificado de [6, 7].	18
2.10	Configuração e efeito de três filtros espaciais (LSD, LDD e NDD) em sinal de S-EMG adquirido sobre o músculo bíceps braquial com matriz de eletrodos com IED de 5 mm. Reproduzido de [8].	19
2.11	Exemplo de estimativa de CV para uma única MU. Para essa estimação, foram sobrepostos 20 diferentes MUAPs da mesma MU (a). Para se estimar a CV (b), foram usados seis canais duplo diferenciais ao longo de todo o sinal. Um padrão de fadiga claro é observado (decaimento dos valores em (b)). Modificado de [9].	23
2.12	Sinal adquirido sobre o músculo trapézio. Podemos ver uma única zona de inervação estreita no centro do sinal (próxima ao canal 6). A aquisição utilizou uma matriz de 64 eletrodos dispostos na forma 5×13 , sendo que a última linha possui apenas 12 eletrodos. A figura ilustra apenas os canais da primeira linha de eletrodos da matriz. A configuração utilizada foi a diferencial, portanto temos ao todo 11 canais de EMG. Os círculos mostram as posições prováveis das zonas de inervação de cada MU e as linhas que seguem nas direções proximal e distal ilustram os MUAPs se afastando da zona de inervação à medida que o tempo passa.	24
2.13	Sinal adquirido sobre o músculo esfíncter anal. Podemos ver múltiplas zonas de inervação. A aquisição utilizou uma sonda em forma de caneta com uma matriz circular de 48 eletrodos dispostos na forma 3×16 . A figura ilustra apenas os canais da primeira linha de eletrodos da sonda. A configuração utilizada foi a diferencial, portanto temos ao todo 15 canais de EMG. Os círculos mostram as posições prováveis das zonas de inervação de algumas das principais MUs e as linhas que seguem nas direções proximal e distal ilustram os MUAPs se afastando da zona de inervação à medida que o tempo passa.	25
2.14	Princípio de decomposição de sinais de S-EMG multicanal em seus MUAPTs. O algoritmo identifica os tempos de disparo de cada MU. Modificado de [10] com permissão.	26
2.15	Decomposição do sinal de S-EMG obtido do músculo abdutor curto do polegar durante contração isométrica de 0% a 10% da MVC e, depois, de volta a 0% durante 11s. Cada ponto representa um disparo de uma MU. A curva de força está associada ao recrutamento e desrecrutamento das MUs. A amplitude dos sinais de cada linha representam as taxas de disparo. Modificado de [10] com autorização.	26
2.16	Gráfico de fadiga de uma contração isométrica voluntária do músculo tibial anterior mantida por 100 segundos. O torque inicial é de 60% da MVC. As curvas mostram o comportamento das variáveis ao longo do tempo. Modificado de [11], com permissão.	28
2.17	Exemplo de sondas utilizadas para análise do músculo esfíncter anal externo: a) temos uma sonda reutilizável com três arranjos de eletrodo; b) sonda descartável com um arranjo de eletrodos; c) sonda descartável com 7 arranjos de eletrodos. Reproduzido de [12].	32

3.1	Representação esquemática do conjunto bidimensional de eletrodos (13 linhas e 5 colunas). O eletrodo no canto superior esquerdo não existe. Os elétrodos são circulares com 2 mm de diâmetro e 8 mm de IED nos dois sentidos. A sequência de figuras na parte inferior mostra um exemplo de um MUAP registrado com a matriz de eletrodos, durante uma contração isométrica do músculo bíceps braquial, com 20% da MVC; Os mapas instantâneos foram obtidos utilizando interpolação espacial bicúbica. Modificado de [13].	35
3.2	Mapa de S-EMG em tons de cinza criado com valores de intensidade calculados a partir de um sinal experimental, gravado sobre o músculo gastrocnêmio durante flexão plantar isométrica. Uma matriz de 120 eletrodos, disposta em 8 linhas e 15 colunas, foi utilizada para a aquisição do sinal. Intensidade de pixels correspondem às amplitudes ARV calculadas para uma época de 250 ms (linhas tracejadas). Modificado de [14].	36
3.3	Mapa de S-EMG em tons de cinza criado com valores de intensidade calculados a partir de um sinal experimental, gravado sobre o músculo bíceps braquial durante flexão isométrica. Uma matriz de 64 eletrodos, disposta em 13 linhas e 5 colunas (com exceção da última, que possui 12 colunas), foi utilizada para a aquisição do sinal de S-EMG. A intensidade de nível de cinza dos pixels correspondem às amplitudes RMS normalizadas (de zero a um) calculadas para uma época de 250 ms. A imagem criada foi interpolada em ambas as direções por um fator de 100 (interpolação bicúbica). O canal vermelho não existe.	37
3.4	Trecho de 0,5 segundo de um sinal de S-EMG do músculo trapézio adquirido por meio de uma matriz de eletrodos de 5×12 . Aqui temos apenas 0,5 segundo de sinal da 3ª coluna da matriz. A zona de inervação está próxima ao canal 7. Podemos ver claramente a inversão de fase dos MUAPs nos canais distais e proximais à IZ.	38
3.5	Imagem de S-EMG construída a partir da Figura 3.4. A zona de inervação está próxima ao canal 7, como indicado pela demarcação vermelha, onde podemos visualizar uma região com um tom de cinza intermediário. Podemos ver a forma dos MUAPs variando dos tons mais escuros (amplitudes negativas) aos tons mais claros (amplitudes positivas) na região superior à IZ e o inverso é observado na região inferior à IZ, conforme indicado pelas marcações azuis. Para a construção dessa figura foi usada interpolação bicúbica de 100 vezes na direção dos canais e de duas vezes na direção das amostras.	39
3.6	Imagem gerada a partir de um trecho de sinal de S-EMG sintético, com 15 canais diferenciais. A zona de inervação está próxima ao canal 8 (região horizontal central). Uma região de tendão está próxima à parte inferior da imagem (linhas aproximadamente verticais na parte inferior da imagem ilustram os potenciais não propagantes característicos dessa região). É possível ver a inclinação das linhas de condução na porção superior à IZ. As linhas de condução próximas ao tendão têm uma inclinação menor devido ao efeito de fim de fibra. A Figura 3.7 mostra o sinal que gerou esta imagem.	40
3.7	Trecho de 0,5 segundo de um sinal de S-EMG sintético, com 15 canais diferenciais singulares. A zona de inervação está próxima ao canal 8. Uma região de tendão está próxima aos canais 1 à 4. O sinal simulado baseia-se em um músculo hipotético, com 8 cm de comprimento e um total de 12 MUs, innervando um número arbitrário de fibras musculares.	40

3.8	Mapas de variação para as variáveis a) ARV, b) RMS, c) MDF e d) MNF, criados a partir de um sinal de HD-EMG adquirido com uma matriz de 64 eletrodos (canal 1×1 não existe) sobre o músculo bíceps braquial em contração isométrica com 70% da MVC. Três janelas de 20 segundos (com sobreposição) são apresentados para cada estimador. Os quadrados vermelhos representam canais defeituosos que foram excluídos. A cor cinza intermediário representa pouca variação (menor fadigabilidade) e a cor branca representa maior variação (maior fadigabilidade). É possível verificar que a fadiga não se dá de forma uniforme sobre o músculo.....	43
4.1	(a) Representação esquemática de uma matriz de eletrodos com a indicação dos eixos de coordenadas e de origem para definir a posição do eletrodo. (b) A matriz de eletrodos de S-EMG foi colocada no músculo trapézio superior direito de acordo com a figura. O ponto central foi estimado usando uma régua flexível. As linhas da matriz foram alinhadas ao longo da linha pontilhada. Os canais da segunda linha referentes ao segundo arranjo de eletrodos lineares de cima para baixo foram utilizados para o processamento de sinais de todos os sujeitos.....	46
4.2	(a) Cadeira desenvolvida para aquisição de esforços do músculo trapézio. O voluntário se senta na cadeira que é ajustada de forma que o sujeito não encosta os pés no chão. (b) Célula de carga presa ao assoalho do sistema de medição. A célula é presa a uma empunhadura que é ajustada de forma que o braço do voluntário faça um ângulo reto com o chão. Figuras cedidas por Roberto Merletti.	47
4.3	Posição do sujeito durante o exercício. Uma cadeira adaptada foi utilizada para fixar o cotovelo de tal forma que o único movimento possível do braço fosse a flexão isométrica do cotovelo. A célula de carga foi fixada em um gancho ao lado da cadeira com cabos ajustáveis, de modo que a articulação do cotovelo foi flexionada em um ângulo de 90°.....	48
4.4	Mapeamento das regiões dos tendões e das zonas de inervação do músculo bíceps braquial, usando um arranjo linear de 16 eletrodos (Ag, 10 mm × 1 mm de área e 5 mm de distância inter-eletrodo, OT Bioelettronica snc, Itália). Neste exemplo, uma zona de inervação foi encontrada próxima ao par de eletrodos correspondente ao canal 9. As regiões ideais para aquisição de S-EMG são as regiões logo acima ou logo abaixo desse par de eletrodos.....	49
4.5	Colocação do vetor linear de 8 eletrodos flexíveis semi-descartáveis (5 mm de distância inter-eletrodo, OT Bioelettronica snc, Itália) sobre a região ideal da cabeça curta do bíceps braquial, após a identificação da zona de inervação. Gel condutor foi aplicado entre a pele e cada eletrodo da matriz, após a limpeza da pele.	50
4.6	Segmento de um sinal de S-EMG contendo 7 canais diferenciais adquirido com um arranjo linear semi-descartável de 8 eletrodos (eletrodos-ponto com 5 mm de distância inter-eletrodo, OT Bioelettronica snc, Itália) a partir da cabeça curta do bíceps braquial. A frequência de amostragem utilizada foi 2048 Hz. Esse segmento tem aproximadamente 0,3 segundo.	51
4.7	(a) Posicionamento do voluntário em uma cadeira com suporte acolchoado para o braço. O cotovelo faz um ângulo de 90°. A alça da célula de carga é posicionada sobre a mão de forma que o punho permaneça reto. (b) Detalhe do posicionamento da matriz de eletrodos. .	51

4.8	Ilustração da matriz de eletrodos utilizada na aquisição de dados, assim como seu posicionamento em relação ao músculo bíceps braquial.	52
4.9	Sonda anal para aquisição de S-EMG. A sonda tem 48 eletrodos, dispostos em três vetores circunferenciais de 16 eletrodos de prata, em forma de barra (comprimento da barra: 10 mm; IED: 15 mm; diâmetro: 14 mm). Modificado de [15].	52
5.1	Passo-a-passo do algoritmo proposto. (a) Trecho de 0,25 s de um sinal de S-EMG sintético com 7 canais (sem IZ). No eixo das abcissas, temos o tempo; no eixo das ordenadas, temos os canais, com os sinais normalizados entre 0 e 1. (b) Transformação do sinal mostrado em (a) em uma imagem. Para essa transformação, foi utilizada uma interpolação bicúbica com um fator de 2 no eixo do tempo e um fator de 100 no eixo dos canais. (c) Resultado da filtragem da imagem em (b) com o filtro Hermitiano. Observe que as linhas de condução são mais suaves e foram destacadas do fundo. (d) Resultado após o passo (g) do algoritmo. Podemos, por meio das retas em (d), estimar a velocidade média de condução para essa janela de tempo e também o desvio padrão das velocidades de cada MUAP. As figuras foram redimensionadas de forma a alinhar os MUAPs em todas as imagens (de a-d).	55
5.2	Gráficos para os resultados da avaliação usando sinais de S-EMG simulados. Cada caixa corresponde a um nível de ruído diferente: sem ruído, SNR de 20 dB, SNR de 16 dB, SNR de 12 dB, SNR de 8 dB e SNR de 6 dB. Os valores esperados de CV são 3 m/s, 4 m/s e 5 m/s.	62
5.3	Gráficos de dispersão (método MLE <i>versus</i> método IPE) para os resultados da avaliação de desempenho utilizando sinais de S-EMG simulados, para diferentes níveis de ruído: (a) sem ruído; (b) SNR de 20 dB; (c) SNR de 16 dB; (d) SNR de 12 dB; (e) SNR de 08 dB; e (f) SNR de 6 dB. As linhas horizontais e verticais magenta, azul e verde, indicam o valor esperado da CV (3 m/s, 4 m/s ou 5 m/s). A linha vermelha na diagonal é a linha de identidade. Os pontos magenta, azul e verde são os valores estimados pelos algoritmos, sendo que suas cores coincidem com as das linhas de suas respectivas CVs esperadas.	62
5.4	Comparação entre o RMSE e o SNR para sinais de S-EMG simulados com CV de: (a) 3 m/s; (b) 4 m/s; e (c) 5 m/s. As linhas ciano mostram o limiar considerado ótimo ($\leq 0,1$ m/s, valor considerado adequado para estimar a CV de MUs isoladas), enquanto as linhas magenta mostram o limiar considerado aceitável (0,5 m/s).	64
5.5	Desempenho (Raiz quadrada do erro médio quadrático) dos algoritmos IPE e MLE em função do comprimento da janela de análise utilizada para a estimação da CV, para sinais (a) sem ruído; (b) com SNR de 16 dB; e (c) com SNR de 12 dB, para sinais simulados com CV = 4 m/s.	65
5.6	Desempenho (raiz quadrada do erro médio quadrático) dos algoritmos IPE e MLE em função do número de canais utilizados para a estimação da CV, para sinais (a) sem ruído (b) com SNR de 16 dB e (c) com SNR de 12 dB, para sinais simulados com CV = 4 m/s.	66

5.7	Gráficos de dispersão do desvio padrão da velocidade de condução de diferentes MUAPs (método IPE <i>versus</i> valor real) para os resultados da avaliação de desempenho utilizando sinais de S-EMG simulados sem ruído, com CV real de 4 m/s e com seis grupos de valores para o desvio padrão: aproximadamente 0 m/s, 0,2 m/s, 0,4 m/s, 0,6 m/s e 0,8 m/s. A linha vermelha na diagonal é a linha de identidade. Nos gráficos (a), (b) e (c) temos respectivamente um nível de força de 25%, 50% e 75% da MVC.....	67
5.8	Comparação entre CV estimadas obtidas pelo método MLE [16] e pelo método proposto (IPE), usando sinais reais do músculo bíceps braquial cabeça curta. Cada ponto corresponde a estimação da CV para um sinal de 10 segundos. A linha diagonal vermelha é a linha de identidade e a linha verde é a reta de regressão. Existe uma correlação alta (0,92) entre as estimações de ambos os métodos. O método IPE tende a fornecer valores ligeiramente menores que o método MLE, para valores maiores que 4 m/s	69
5.9	Comparação entre diferentes comprimentos de janelas para o estimador de desvio padrão (variância) da CV dos MUAPs para um sinal fatigante de 90s a 40% da MVC. (a) janela de 1 segundo; (b) janela de 3 segundos; e (c) janela de 10 segundos.	70
5.10	Comparação entre a variação do desvio padrão da CV dos MUAPs em janelas de 3 segundos, em um esforço de 90 segundos à 40% da MVC. Em vermelho temos o comportamento dessa variável para um voluntário do sexo feminino e em azul temos os resultados para um voluntário do sexo masculino.	70
5.11	Influência do “chute” inicial do valor da CV no desempenho do algoritmo MLE: (a) sem ruído; e (b) SNR=12dB. CVs negativas indicam direção contrária de propagação em relação ao que foi suposto. O algoritmo proposto não requer uma estimativa inicial da CV e é capaz de detectar a direção de programação das MUAPs.	71
6.1	(a) Sinal simulado de S-EMG com duração de 0,5 s e 15 canais diferenciais. Este sinal foi criado com base em um músculo hipotético, com camada de gordura de 3 mm de espessura, camada de pele com 1 mm de espessura, e 20 unidades motoras, tendo cada MU um número aleatório de fibras musculares (de 50 a 550 fibras), com um comprimento de 220 mm. Todas as unidades motoras são inervadas no mesmo local: sob o canal 8 (entre os eletrodos 8 e 9), com espalhamento. Não houve espalhamento da regiões de tendões. A taxa de amostragem utilizada foi de 2048 Hz para cada um dos 15 canais diferenciais; (b) imagem de S-EMG obtida a partir do sinal em (a); (c) resultado da filtragem da imagem em (b) com um filtro Hermitiano. Linhas brancas indicam a presença de MUAPs. Os parâmetros do filtro foram: $\sigma_x = 60$ pixels, $\sigma_y = 10$ pixels e $\theta = \pi/2$ rad.	76
6.2	Sinal sintético com 0,5 segundo de duração e com duas IZs, uma próxima ao canal 12 e outra próxima ao canal 6, ambas com espalhamento. O sinal foi simulado com um nível de força de 30% da MVC. Os círculos vermelhos mostram o centro das IZs e as linhas vermelhas mostram a propagação do sinal a partir da IZ apontada.....	79

6.3	Passos para a identificação das IZs. O sinal da Figura 6.2 foi dividido em janelas de 0,1 segundo. (a) Mostra o resultado do procedimento 11, onde é possível identificar as IZs em cada janela de tempo, observando vetores divergentes. (b) Mostra o resultado do procedimento 12, onde as IZs são os picos para cada janela de tempo. (c) Mostra o mapa de IZs criado após o passo 13; nessa etapa, podemos observar as regiões ativadas em cada janela de tempo. (d) Mostra o resultado do passo 14, o passo final do processo, que mostra as regiões onde existem IZs pertencentes às MUs que contribuíram para o sinal de S-EMG. A imagem (c) pode ser usada para identificar os instantes onde as MUs inervadas em diferentes IZs são ativadas e (d) mostra as regiões onde existem IZs.	80
6.4	Janela de 0,5 s do sinal 47 da Tabela 6.1. Os círculos vermelhos indicam as IZs identificadas manualmente e as linhas vermelhas indicam as linhas de condução que partem das IZs. As linhas pretas delimitam a região do canal 10. Podemos ver apenas um MUAP que parte dessa IZ. Como a contribuição da IZ presente nesse canal é muito pequena (apenas um MUAP) essa IZ não foi detectada pelo algoritmo. Por esse motivo, intensidades maiores de força e uma janela de tempo maior são recomendados. Esse sinal foi utilizado para a identificação das IZs mostrada na Figura 6.6(a). Uma janela maior de tempo e uma intensidade maior de força pode destacar essa IZ de forma a torná-la detectável. Apenas alterando o tamanho da janela de tempo é suficiente para eliminar esse falso negativo, como visto na Figura 6.6(b).....	87
6.5	Número de falsos positivos, falsos negativos e espalhamento para diferentes níveis de ruído para o caso sem limiar (a) e com limiar (b). Podemos ver que a utilização de limiar aumenta a sensibilidade a falsos negativos para sinais ruidosos, mas mantém o número de falsos positivos baixos até 16 dB SNR, onde temos 5 falsos positivos.....	88
6.6	a) Resultado apresentado pelo algoritmo proposto para o sinal 47 da Tabela 6.1. Existe uma IZ no canal 10 que não foi identificada corretamente quanto utilizando uma janela de 0,5 s. b) Resultado para o mesmo sinal, desta vez utilizando 1 s de sinal. É possível ver que, em aumentado o tamanho da janela para a avaliação pelo algoritmo, é possível identificar de forma mais precisa as IZs, evitando-se falsos negativos.	89
6.7	Sinal utilizado para a identificação das IZs mostrada na Figura 6.8. É possível visualizar uma única IZs próxima ao canal 8.....	90
6.8	a) Resultado para uma janela de 0,5 s, apresentado pelo algoritmo para a análise de um sinal com uma única IZ, no canal 8 (Figura 6.7). É possível ver dois falsos positivos: um próximo ao canal 4 e outro próximo ao canal 12. b) Resultado para o mesmo sinal, desta vez para uma janela de 1 s. É possível ver que o tamanho da janela influencia na contribuição do falso positivo. Temos um maior espalhamento da falsa IZ próxima ao canal 4 no sinal de 1 s e uma ligeira redução da contribuição da falsa IZ próxima ao canal 12. Além disso, é possível ver que os falsos positivos possuem contribuição muito pequena em relação à IZ real.	91

6.9	a) Mapa de ativação das IZs. Ao todo, são mostradas cinco janelas de 0,1 s. Podemos ver que a IZ próxima ao canal 12 é mais ativa do que a próxima ao canal 8. No entanto, podemos ver nas janelas de 0,2 a 0,4 uma “troca” entre as ativações da IZ próxima ao canal 8 e o 12. b) Sinal do qual o mapa de IZ em (a) se originou. As linhas pretas ligam as regiões dos mapas e o equivalente temporal do sinal.	92
7.1	Níveis hormonais durante as fases do ciclo menstrual. Modificado de [17].....	95
7.2	Valores de CV estimados pelo algoritmo IPE para cada janela de 3 segundos de um sinal fatigante de 90 segundos. O esforço foi executado com 40% da MVC. A equação sobre a reta de regressão mostra os coeficientes da equação da reta.....	98
7.3	Comportamento do desvio padrão da CV dos diferentes MUAPs ao longo do tempo. Os valores foram estimados pelo algoritmo IPE, para cada janela de 3 segundos, de um sinal fatigante de 90 segundos. O esforço foi executado com 40% da MVC. É possível ver que o comportamento do desvio padrão ao longo do tempo é não linear.	99
7.4	Mapas de fadiga para os estimadores (a) MNF e (b) MDF de um sinal fatigante de 30 segundos, a 60% da MVC, para um voluntário do sexo masculino. Foram mapeadas três janelas de 10 segundos para cada estimador: janela 1 = 0 a 10 segundos, janela 2 = 10 a 20 segundos e janela 3 = 20 a 30 segundos. Podemos notar que a primeira janela é a mais escura, o que indica menor inclinação das retas de regressão. A janela 2 possui, em média, as maiores inclinações das retas de regressão, e a janela 3 possui inclinação intermediária. Isso sugere que as maiores mudanças na frequência ocorrem no meio do esforço muscular. As áreas em vermelho representam canais excluídos ou inexistentes.....	101
7.5	Resultado do teste de Tukey comparando os cinco grupos em relação ao coeficiente angular da CV média. O grupo folicular 1 é diferente dos grupos lútea 2 e masculino; o grupo folicular 2 é diferente do grupo lútea 1; o grupo lútea 1 é diferente dos grupos folicular 2, lútea 2 e masculino; o grupo lútea 2 é diferente dos grupos folicular 1 e lútea 1; o grupo masculino é diferente dos grupos folicular 1 e lútea 1.....	103
7.6	Média (em vermelho) e desvio padrão (barra azul) dos coeficientes angulares da CV média para os cinco grupos do estudo. É possível ver que a fadiga dos homens tem uma média de inclinação tão forte quanto às inclinações dos grupos onde as mulheres são mais sensíveis à fadiga (F2 e L2).....	104
7.7	Média das linhas de regressão normalizadas obtidas com o estimador de CV média para cada fase do ciclo menstrual e para o grupo masculino durante contrações fatigantes de 90 segundos. As fases F2 e L2 e o grupo masculino (M) apresentaram maior taxa de diminuição de CV média do que as fases F1 e L1, o que sugere que os voluntários são mais suscetíveis à fadiga durante esses períodos.....	105
7.8	Resultado do teste de Tukey comparando os cinco grupos em relação ao desvio padrão da CV das MUAPs. O grupo folicular 1 é diferente dos grupos lútea 1, lútea 2 e folicular 2; o grupo folicular 2 é diferente dos demais grupos; o grupo lútea 1 é diferente dos grupos folicular 1, folicular 2 e masculino; o grupo lútea 2 é diferente dos grupos folicular 1, folicular 2 e masculino; o grupo masculino é diferente dos grupos folicular 2, lútea 1 e lútea 2.	106

- 7.9 Comportamento do desvio padrão da CV das MUAPs ao longo do tempo para uma voluntária do sexo feminino e um voluntário do sexo masculino. Podemos ver que o comportamento dessa variável para o sexo masculino é diferente do que observamos no sexo feminino para as fases F2 e L2. Essa diferença entre gêneros se repete para diferentes sujeitos quanto a variação do desvio padrão ao longo do tempo. Podemos ver que o valor médio da variância do sinal masculino se comporta de forma semelhante à fase F1, como podemos observar na Figura 7.8. 106
- 7.10 Mapas de fadiga para o estimador de MNF do sinal fatigante de 30 segundos a 60% da MVC, para todos os voluntários do sexo masculino. Foram mapeadas três janelas de 10 segundos para cada estimador: de 0 a 10 segundos, de 10 a 20 segundos e de 20 a 30 segundos. Podemos notar que, para a maioria dos voluntários, o primeiro intervalo tem mapas mais escuros, o que indica menor inclinação das retas de regressão; os do segundo intervalo possuem em média as maiores inclinações das retas de regressão; e os do terceiro intervalo possuem inclinação intermediária. Isso indica que as maiores mudanças na frequência ocorrem no meio do esforço muscular, para a maioria dos voluntários. As áreas em vermelho representam canais excluídos ou inexistentes. 107
- 7.11 Mapas de fadiga para o estimador de MDF do sinal fatigante de 30 segundos a 60% da MVC, para todos os voluntários do sexo masculino. Foram mapeadas três janelas de 10 segundos para cada estimador: de 0 a 10 segundos, de 10 a 20 segundos e de 20 a 30 segundos. Podemos notar que, para a maioria dos voluntários, o primeiro intervalo tem mapas mais escuros, o que indica menor inclinação das retas de regressão; o os do segundo intervalo possuem em média as maiores inclinações das retas de regressão; e os do terceiro intervalo possuem inclinação intermediária. Isso indica que as maiores mudanças na frequência ocorrem no meio do esforço muscular, para a maioria dos voluntários. As áreas em vermelho representam canais excluídos ou inexistentes. 108

LISTA DE TABELAS

5.1	Tamanhos de imagem associados com os diferentes sinais utilizados neste trabalho.	55
5.2	Avaliação dos algoritmos de estimação de CV usando sinais de S-EMG simulados com diferentes níveis de ruído e CV de 3 m/s.....	60
5.3	Avaliação dos algoritmos de estimação de CV usando sinais de S-EMG simulados com diferentes níveis de ruído e CV de 4 m/s.....	61
5.4	Avaliação dos algoritmos de estimação de CV usando sinais de S-EMG simulados com diferentes níveis de ruído e CV de 5 m/s.....	61
5.5	Avaliação da estimação do desvio padrão da CV dos MUAPs presentes no sinal, por meio do método IPE, para diferentes níveis simulados de força. Foram usados seis grupos de sinais com desvios padrões de aproximadamente 0 m/s, 0,2 m/s, 0,4 m/s, 0,6 m/s e 0,8 m/s. Todos os sinais simulados não possuem ruído e possuem uma CV média de 4 m/s.....	66
5.6	Resultado do teste de Kruskal–Wallis e do teste de Bonferroni, comparando os cinco grupos de sinais sintéticos com desvios padrões diferentes. Grupo 1: DP \approx 0,0 m/s; grupo 2: DP \approx 0,2 m/s; grupo 3: DP \approx 0,4 m/s; grupo 4: DP \approx 0,6 m/s; e grupo 5: DP \approx 0,8 m/s.....	66
5.7	Resumo das limitações dos algoritmos IPE e MLE.	72
6.1	Posição das IZs de diferentes sinais sintéticos avaliados durante 0,5 s, identificados manualmente e pelo algoritmo proposto. A localização real de cada IZ foi estimada por um técnico treinado. Os falsos positivos e os falsos negativos são mostrados separadamente.	84
6.2	Posição das IZs de diferentes sinais sintéticos avaliados durante 1s, identificados manualmente e pelo algoritmo proposto. A localização real de cada IZ foi estimada por um técnico treinado. Os falsos positivos e os falsos negativos são mostrados separadamente.....	85
6.3	Posição das IZs de diferentes sinais sintéticos avaliados durante 1 s, identificados manualmente e pelo algoritmo proposto. A localização real de cada IZ foi estimada por um técnico treinado. Os falsos positivos e os falsos negativos são mostrados separadamente. Para a estimação da IZ, foi utilizado um limiar de 10% da IZ com maior contribuição. Qualquer valor abaixo desse limiar foi descartado.	86
6.4	Posição das IZs de diferentes sinais reais avaliados durante 0,5 s (3 s para o esfíncter anal), identificados manualmente e pelo algoritmo proposto. A localização real de cada IZ foi estimada por um técnico treinado. Os falsos positivos e os falsos negativos são mostrados separadamente.....	86
7.1	Rotulação cíclica das sessões, com base na semana durante a qual ocorreu a menstruação....	97

7.2	Valores de p para o teste Lilliefors de normalidade. O valor α considerado foi 0,05. Portanto $p > 0,05$ indica a impossibilidade de diferenciar a distribuição analisada de uma distribuição normal. Enquanto que $p < 0,05$ indicaria que a distribuição analisada é significativamente diferente de uma distribuição normal.	102
7.3	Avaliação estatística do comportamento da variável MNF para posições perpendiculares às fibras musculares. São ao todo 5 posições, sendo que a posição 1 é a mais proximal ao corpo e a posição 5 a mais distal em relação ao corpo, conforme discutido no Capítulo 4. Foi adotado $\alpha=0,05$	110
7.4	Avaliação estatística do comportamento da variável MDF para posições perpendiculares às fibras musculares. São ao todo 5 posições, sendo que a posição 1 é a mais proximal ao corpo e a posição 5 a mais distal em relação ao corpo, conforme discutido no Capítulo 4. Foi adotado $\alpha=0,05$	111

LISTA DE ABREVIACOES

<i>ACh</i>	Acetilcolina, do ingls <i>acetylcholine</i>
<i>ARV</i>	Valor mdio retificado, do ingls <i>average Rectified value</i>
<i>CPU</i>	Unidade central de processamento, do ingls <i>central processing unit</i>
<i>CV</i>	Velocidade de conduo, do ingls <i>conduction velocity</i>
<i>DP</i>	Desvio padro
<i>EAS</i>	Esfncter anal exterior, do ingls <i>external anal sphincter</i>
<i>EMG</i>	Eletromiografia
<i>GPU</i>	Unidade de processamento grfico, do ingls <i>graphics processing unit</i>
<i>HD – EMG</i>	Eletromiografia de alta densidade, do ingls <i>high density electromyography</i>
<i>IED</i>	Distncia inter-eletrodo, do ingls <i>inter-electrode distance</i>
<i>IPE</i>	Estimao por processamento de imagens, do ingls <i>image processing estimation</i>
<i>IZ</i>	Zona de inervao, do ingls <i>innervation zone</i>
<i>MDF</i>	Frequncia mediana, do ingls <i>median frequency</i>
<i>MNF</i>	Frequncia mdia, do ingls <i>mean frequency</i>
<i>MLE</i>	Mtodo da mxima Verossimilhana, do ingls <i>maximum likelihood estimation</i>
<i>MU</i>	Unidade motora, do ingls <i>motor unit</i>
<i>MUAP</i>	Potencial de ao da unidade motora, do ingls <i>motor unit action potential</i>
<i>MUAPT</i>	Trem de potenciais de ao da unidade motora, do ingls <i>motor unit action potential trains</i>
<i>MSE</i>	Erro mdio quadrado, do ingls <i>mean squared error</i>
<i>MVC</i>	Mxima contrao voluntria, do ingls <i>maximal voluntary contraction</i>
<i>RMS</i>	Valor eficaz, do ingls <i>root mean square</i>
<i>S – EMG</i>	Eletromiografia de superfcie, do ingls <i>surface electromyography</i>
<i>SNR</i>	Relao sinal rudo, do ingls <i>signal-to-noise ratio</i>

Capítulo 1

Introdução

Este capítulo apresenta as principais motivações desta tese de doutorado. Os objetivos são apresentados e, por fim, a estrutura do manuscrito é apresentada.

1.1 Contextualização

A eletromiografia (EMG) clínica é uma técnica utilizada para o estudo da estrutura e função dos músculos e nervos periféricos. A instrumentação para eletromiografia é relativamente barata e pode prover a um neurologista ou neurofisiologista informações úteis para uma avaliação de um paciente com queixas neuromusculares, mesmo em diagnósticos precoces. Ademais, para uma ampla variedade de distúrbios neuromusculares, a EMG pode ser utilizada para acompanhar a progressão da doença. Essas vantagens têm estimulado o uso da EMG em grande escala. Na Europa, há uma estimativa de meio milhão de investigações eletromiográficas por ano [18]. Não existem estatísticas sobre a quantidade de exames de EMG realizados no Brasil.

Vários métodos que permitem a interpretação do sinal de EMG invasivo foram desenvolvidos nos últimos 40 anos [19]. Embora a EMG invasiva seja importante, os eletrodos-agulha causam dor e estresse aos pacientes. Além disso, os eletrodos-agulha dificultam as contrações musculares necessárias para avaliar os padrões de recrutamento de uma unidade motora (MU, da sigla em inglês) requeridos para algumas análises. Por esse motivo, a substituição da EMG invasiva por técnicas não invasivas, mesmo que parcial, pode ser muito benéfica.

Os potenciais de ação da unidade motora (MUAPs, da sigla em inglês) produzem uma distribuição espacial de tensão na superfície da pele acima do músculo. Esse sinal pode ser adquirido com eletrodos, uma técnica conhecida como eletromiografia de superfície (S-EMG, da sigla em inglês). Mais recentemente, os sinais de superfície vêm sendo medidos com um vetor de eletrodos, produzindo sinais de S-EMG multicanal ou com uma matriz bidimensional de eletrodos, o que produz um sinal espacial bidimensional variante no tempo. Essa metodologia é conhecida como EMG de alta densidade ou HD-EMG (da sigla em inglês) [20].

O estudo dos sinais de EMG, seja invasivo ou de superfície, permite uma ampla gama de aplicações, como próteses ativas, o estudo de exercícios de alto desempenho, investigação de miopatias, estudo de

movimentos humanos para biomimetismo em robôs, ergonomia, estudo de lesões musculares, estudos sobre movimentos de dança, só para citar alguns. Isso torna a eletromiografia um campo fértil para novos estudos.

De fato, o sinal eletromiográfico foi bastante estudado, ao longo dos anos, tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência. Estimadores como a velocidade de condução (CV, da sigla em inglês), a frequência média (MNF, da sigla em inglês) e mediana (MDF, da sigla em inglês) dos sinais e as amplitudes em valor eficaz (RMS, da sigla em inglês) e valor retificado médio (ARV, da sigla em inglês), são usados rotineiramente para o estudo do comportamento desse sinal.

Com o advento do S-EMG multicanal (vetorial) e do HD-EMG, e com a constante melhora dos eletrodos, equipamentos de aquisição, gel condutor e cabos com imunidade a ruído, além da capacidade de, cada vez mais, ser possível construir equipamentos sofisticados com dimensões cada vez menores, técnicas capazes de explorar múltiplos canais de S-EMG de forma simultânea, trazendo informações adicionais ao que se obtém dos procedimentos já estabelecidos surgirão de forma natural. Esta tese de doutorado busca propor novas técnicas de processamento de S-EMG, além de explorar a informação espacial dos sinais de S-EMG vetorial e HD-EMG.

1.2 Definição do problema

As técnicas de processamento de sinais utilizadas em eletromiografia vetorial e de alta densidade (HD-EMG), em geral, são as mesmas utilizadas em S-EMG convencional, excetuando-se a velocidade de condução, que exige um S-EMG multicanal para sua estimação. Essas técnicas não exploram a total capacidade da tecnologia vetorial e HD-EMG, em especial seu potencial espacial. Pesquisas que visem à incorporação de técnicas avançadas de processamento de sinais e reconhecimento de padrões podem apresentar resultados mais informativos. Novas propostas, baseadas em métodos como processamento de imagens, filtros de partículas e *clustering*, podem contribuir com soluções mais precisas e eficazes para a utilização dessa nova técnica, assim como aumentar a importância dessa ferramenta em meio clínico e esportivo. Por exemplo, o simples uso de mapas para visualizar o comportamento dos estimadores clássicos de fadiga do S-EMG pode trazer informações espaciais sobre o recrutamento muscular. Essa e outras questões serão discutidas nesta tese.

Por ser uma instrumentação não invasiva, o S-EMG é uma alternativa interessante para diagnóstico de problemas neuro-musculares, assim como para a reabilitação e para o desenvolvimento de próteses ativas [21]. Isso justifica a importância de estudos para descobrir formas mais eficazes de processamento desses sinais.

1.3 Objetivo

A proposta desta tese inclui: i) o levantamento do estado da arte na área de eletromiografia de superfície multicanal e HD-EMG; e ii) o estudo das principais técnicas de processamento de sinais e imagens já existentes, com potencial para uso no processamento de sinais de S-EMG; iii) desenvolver novas técnicas

e algoritmos para melhorar a qualidade e a precisão do processamento de sinais eletromiográficos e a extração de informações adicionais que podem ser úteis para diagnóstico e/ou o estudo das estratégias motoras, utilizando-se de sinais simulados assim como sinais reais adquiridos com arranjos e/ou matrizes de eletrodos; e iv) utilizando ferramentas e conceitos desenvolvidos na primeira parte da tese, realizar um estudo de caso sobre fadiga muscular, buscando investigar a diferença entre os gêneros e ao longo do ciclo menstrual, bem como investigar o comportamento espacial da fadiga.

1.4 Organização do trabalho

Esta tese de doutorado é organizada da seguinte forma:

Este Capítulo 1 apresenta os objetivos e motivações desta tese bem como sua estrutura.

No Capítulo 2, é feita uma revisão bibliográfica sobre o tema de estudo, buscando levantar o estado da arte em eletromiografia de superfície, os principais desafios atuais e as tecnologias mais recentes. Em seguida, o Capítulo 3 descreve a metodologia empregada para a transformação de sinais eletromiográficos multicanal em imagens, procedimento que foi utilizado no desenvolvimento dos diferentes algoritmos apresentados nesta tese. No capítulo 4, são explicados detalhadamente os protocolos de aquisição utilizados para a obtenção de todos os sinais de S-EMG reais utilizados nesta tese.

Nos Capítulos 5 e 6, são apresentados os dois algoritmos propostos para processamento de sinais de S-EMG multicanal utilizando processamento de imagem. O primeiro é um algoritmo de estimação da velocidade de condução muscular média ao longo de um esforço. Essa técnica baseia-se na transformação do sinal multicanal de S-EMG em uma imagem e o uso de um filtro detector de forma de onda para identificar a presença de diferentes potenciais de ação propagantes. O algoritmo proposto apresenta resultados similares ao algoritmo clássico de estimação da velocidade de condução (CV, da sigla em inglês) desenvolvido por Farina et al. [16]. O algoritmo desenvolvido é matematicamente mais simples que o algoritmo desenvolvido por Farina et al. e provê informações adicionais, como, por exemplo, a estimação da variância da velocidade de condução para os potenciais de ação das unidades motoras. Essa nova variável pode trazer informações adicionais acerca do recrutamento das unidades motoras, uma vez que fibras de diferentes tipos apresentam diferentes velocidades de condução [22]. O Capítulo 6 apresenta um algoritmo para identificação das zonas de inervação (IZs, da sigla em inglês) em sinais eletromiográficos de superfície. A técnica também utiliza processamento de imagens para a identificação das IZs e apresenta resultados melhores que a técnica clássica do canal com menor amplitude, além de possibilitar a identificação de múltiplas IZs. A identificação de mais de uma IZ, até então, só poderia ser alcançada por decomposição do sinal de S-EMG. As técnicas atuais de decomposição não são aplicáveis a sinais com altos níveis de força e, portanto, a identificação automática das IZs é uma questão em aberto.

O Capítulo 7 apresenta estudo de caso complementando os resultados obtidos na dissertação de mestrado do autor [23, 24], onde a velocidade de condução, estimada ao longo de esforços fatigantes, usando o algoritmo desenvolvido por Farina et al. [16], permitiu a identificação de períodos de maior e menor sensibilidade à fadiga durante diferentes momentos do ciclo menstrual. A ideia nesse capítulo é utilizar o novo algoritmo de CV desenvolvido nesta tese, para reavaliar as respostas obtidas e melhorar as estimações, com um número maior de sujeitos, além de buscar entender a razão das discrepâncias entre

os resultados obtidos em relação aos estimadores de frequência e CV. Para tanto, uma nova variável — o valor médio do desvio padrão das CVs das diferentes unidades motoras ao longo de uma janela de tempo — será usada para verificar se existe diferença significativa ao longo do ciclo menstrual. Além disso, o capítulo analisa, com as mesmas ferramentas, o comportamento diferenciado entre gêneros, com relação à fadiga. Esse assunto já foi tratado anteriormente [25], mas aqui buscamos informações adicionais sobre essa questão.

Ainda no Capítulo 7, é proposta uma abordagem onde a manifestação da fadiga é visualizada em um mapa que preserva a informação espacial, de forma a explorar a forma com que a fadiga se manifesta ao longo do músculo. Nesse estudo, foram feitas ainda análises estatísticas, para buscar entender se existem diferenças significativas entre diferentes posições paralelas às fibras musculares e entre diferentes posições perpendiculares às fibras musculares.

Finalmente, o Capítulo 8 apresenta as conclusões acerca do que foi desenvolvido e explorado no presente trabalho e propõe trabalhos futuros para o desenvolvimento de novas técnicas para esta área do conhecimento.

Capítulo 2

Revisão bibliográfica

Este capítulo visa elucidar o leitor acerca da eletromiografia de superfície, sua importância, as principais técnicas empregadas para sua análise, os desafios atuais e novas abordagens que vêm sendo desenvolvidas.

2.1 Introdução

A descoberta dos sinais elétricos nos músculos e a formação da área de eletromiografia não são recentes. Uma série de pesquisas adicionaram ferramentas e conhecimento que auxiliam no bem estar da população em geral como a área de próteses ativas, estudo de miopatias e disfunções neuromusculares do trabalho, estudos em esportes, análise de marcha, biomimetismo, apenas para citar algumas.

Este capítulo visa situar o leitor em relação à eletromiografia e familiarizá-lo com conceitos de fisiologia, processamento de sinais, instrumentação e aplicações.

Este capítulo inicia-se com um breve histórico sobre eletromiografia. Em seguida uma descrição sobre a fisiologia e formação do sinal de EMG é feita, mostrando os mecanismos de geração de potenciais elétricos e a formação do sinal de EMG. Os tipos de exercícios são então descritos para auxiliar na compreensão das características dos sinais adquiridos em diferentes modalidades de esforços. Em seguida, o tópico modalidades de aquisição de sinais eletromiográficos diferencia as aquisições invasivas das aquisições superficiais de sinais eletromiográficos. Uma descrição sobre o volume condutor e sobre o *cross-talk* de sinais é então realizada para auxiliar na compreensão da influência desses fenômenos no tratamento de sinais de eletromiografia. A instrumentação utilizada para eletromiografia de superfície é então descrita e, a seguir, são explicadas as diferentes técnicas de extração de características do sinal eletromiográficos e a compreensão, por meio desse sinal, de informações e estados fisiológicos. Finalizando este capítulo, os desafios mais atuais na área de eletromiografia de superfície são citados, mostrando os campos dessa área de conhecimento que ainda estão em abertos.

As informações contidas nesse capítulo são importantes para a compreensão dos estudos mostrados nos demais capítulos, assim como auxiliam para esclarecer a importância das pesquisas desenvolvidas e reportadas neste documento.

2.2 Histórico sobre eletromiografia

Pode-se dizer que o estudo científico dos músculos teve sua origem na época da renascença. O renascimento da ciência e do pensamento antropocentrista trouxe à tona o interesse nos estudos acerca do sistema muscular e seu funcionamento. Leonardo da Vinci, por exemplo, se dedicou a análise dos músculos e suas funcionalidades [26].

Nos século XVII, uma série de estudiosos se dedicaram ao estudo dos músculos. Em 1666, o italiano Francesco Redi desenvolveu estudos significativos a respeito da relação entre os músculos e a eletricidade. Francesco suspeitava que o choque da arraia originava-se de fenômenos musculares. Esses estudos foram os primeiros a explorar a geração muscular de eletricidade [27].

Em 1791, Luigi Galvani observou a relação entre contração muscular e eletricidade. Em seus experimentos, Luigi despolarizou os músculos das pernas de um sapo utilizando pequenos bastões metálicos. Seu conceito de “eletricidade animal” foi recebido com entusiasmo pela comunidade científica europeia [27]. No entanto, foi Carlo Matteucci, em 1838, que provou que a teoria de Galvani estava correta, utilizando o galvanômetro de Nobili para mostrar que, de fato, correntes elétricas se originavam dos músculos [27, 28].

Dubois Reymond, em 1849, foi o primeiro a publicar sobre a detecção de sinais elétricos manifestados voluntariamente de músculos humanos e foi o primeiro a fazer experimentos com a impedância da pele [29].

O primeiro registro do uso de eletrodos com o objetivo específico de detecção do sinal de EMG de um músculo humano foi feito por Piper em 1907 [30]. Para tanto, ele utilizou uma placa de metal como eletrodos de superfície. Poucas mudanças foram feitas, desde então, no projeto desse tipo de eletrodo. Destaca-se a inserção de gel acrescido de sais entre o eletrodo e a pele com a finalidade de diminuir a impedância [11, 27].

A eletricidade nos músculos passou a ser analisada por engenheiros eletricitistas em 1918. Nesse ano, Baines publicou trabalhos argumentando que considerações técnicas apropriadas deveriam ser feitas antes de se obter e interpretar os dados relativos aos fenômenos eletrofisiológicos. Baines também foi o primeiro a modelar partes do sistema nervoso utilizando circuitos elétricos [27].

Com a introdução do eletrodo invasivo por Adrian e Bronk em 1929, a comunidade clínica passou a se interessar pela eletromiografia. Tal avanço permitiu a observação da atividade elétrica associada a fibras musculares individuais e a obtenção de sinais mais puros, sem a interferência do volume condutor de camadas mais externas como a pele e a camada adiposa [31, 27].

O estudo acadêmico da S-EMG foi intensificado no início da década de 1960, quando Basmajian e associados criaram um fórum internacional para compartilhar informações acerca de S-EMG: *International Society of Electrophysiological Kinesiology* (ISEK), organização que atualmente publica um dos únicos periódicos que tratam especificamente de S-EMG: *A Journal of Electromyography and Kinesiology* [29].

Em 1996, a eletromiografia de superfície teve mais um grande passo acadêmico: o projeto *Surface electromyography for the non-invasive assessment of muscles* (SENIAM) foi concebido por um grupo de experts em S-EMG, liderados por Hermens. Assim, uma série de recomendações acerca de sensores,

posicionamento de sensores, processamento de sinais e modelamento de sinais de S-EMG foram publicadas, garantindo, dessa forma, uma uniformidade na forma de aquisição e processamento desses sinais [32].

2.3 Fisiologia e formação do sinal de EMG

O sistema muscular humano é formado por três tipos de músculo: cardíaco, liso e estriado. O músculo cardíaco forma o tecido miocárdio responsável pelos batimentos do coração. O músculo liso é responsável por contrações involuntárias e lentas do corpo. E os músculos estriados são controlados pela vontade do homem e, por serem ligados aos ossos, permitem a movimentação do corpo. Estes são os músculos de interesse desta tese.

O sistema motor pode ser definido por três componentes básicos: o músculo, as junções neuro-musculares e o neurônio motor alfa. O funcionamento de tal sistema pode ser entendido da seguinte forma: após o recebimento de um estímulo, o cérebro envia um sinal elétrico pelos neurônios motores que, por sua vez, comunicam-se com os músculos através das junções neuro-musculares, fazendo com que os mesmos se contraiam [22]. O axônio do neurônio motor alfa se ramifica e se conecta à fibra muscular da junção neuromuscular. Sabemos que quando um potencial de ação nervoso viaja pelo axônio e atinge a junção motora, acetilcolina (ACh) é liberada. Essa substância provoca o rompimento da barreira iônica do tecido muscular (despolarização da membrana das células musculares). Essa despolarização se propaga por todo o sistema por meio dos tubos transversos. Então, é criado o potencial de ação da unidade motora (MUAP, da sigla em inglês) que faz com que ocorra liberação de íons de cálcio pelos retículos sarcoplasmáticos e posterior ligamento entre a miosina e a actina, causando a contração muscular [29]. A Figura 2.1 ilustra detalhadamente as estruturas do músculo e o processo de contração muscular.

A função da eletromiografia é o registro extracelular dos sinais elétricos que correm pelos músculos devido às reações fisiológicas descritas acima. Como um neurônio motor alfa inerva várias fibras de uma mesma unidade motora por meio das ramificações nervosas de comprimento e diâmetro diversos, o tempo decorrido até que o potencial de ação atinja a junção motora é variável. Como consequência, a ativação das fibras musculares ligadas a uma mesma unidade motora é assíncrona. Os potenciais de ação de cada fibra muscular de uma mesma MU somados espacial e temporalmente formam o MUAP [29].

Quando os MUAPs são coletados por eletrodos invasivos, a amplitude do sinal é da ordem de milivolts. Entretanto, essa amplitude cai para microvolts quando são utilizados eletrodos de superfície, pois ocorre perda de energia pela impedância dos tecidos do corpo [29]. Para que seja mantida a contração muscular, é necessário que a unidade motora seja ativada repetidamente, o que resulta em uma sequência de MUAPs, chamada de trem de potenciais de ação da unidade motora (MUAPT, da sigla em inglês) [33]. É importante notar que nem o intervalo interpulso nem as formas de onda do MUAPT são constantes. A soma desses trens de potenciais de toda a região de captação forma o sinal eletromiográfico.

A geração do potencial de ação intracelular determina um campo elétrico em torno do espaço. O potencial gerado por uma MU pode assim ser detectado também em locais relativamente longe da fonte. Os tecidos biológicos que separam as fontes e os eletrodos possuem propriedades elétricas espalhadas

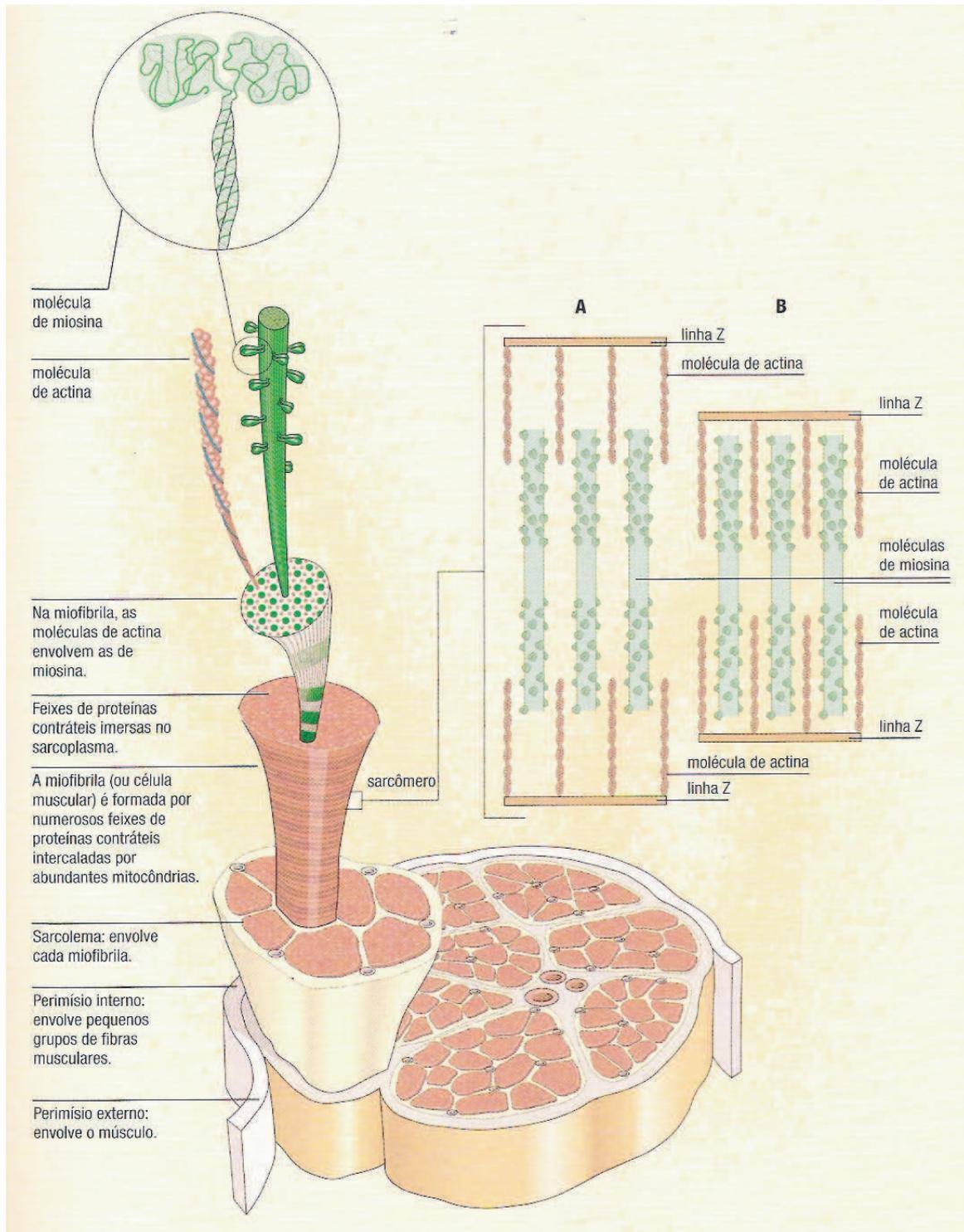


Figura 2.1: Detalhe das estruturas de um músculo. Em (A) temos o sarcômero relaxado. Existem poucos ions de Ca^{++} disponíveis e conseqüentemente existem poucas pontes que ligam a miosina e a actina. Em (B) temos o sarcômero contraído. Exitem muitos ions de Ca^{++} e logo muitas pontes entre a miosina e a actina são formadas, fazendo com que o músculo se contraia. Reproduzido de [1].

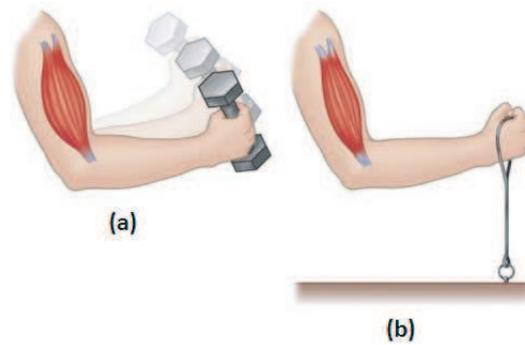


Figura 2.2: Exemplo de exercício isotônico (a), onde existe variação no comprimento do músculo e isométrico (b), onde não há variação no comprimento do músculo. Reproduzido de [2].

especialmente chamadas de volume condutor e suas características afetam fortemente o sinal detectado [34].

Com relação à captação de sinais de EMG, a amplitude do MUAP depende de inúmeros fatores que incluem o diâmetro da fibra muscular, a distância entre o músculo ativo e a região de detecção, as propriedades da impedância do volume condutor e dos eletrodos [31]. O objetivo da aquisição é adquirir um sinal livre de ruído (artefatos de movimento, artefato de 60 Hz, entre outros). Para tanto, a modalidade de aquisição, o tipo de eletrodo e as características do circuito amplificador têm um papel crucial.

2.4 Tipos de exercícios

O tipo de exercício executado influencia diretamente as características do sinal adquirido. Por esse motivo, vamos listar aqui os tipos de exercícios e sua influência no sinal adquirido.

2.4.1 Exercícios isométricos

Exercícios isométricos são aqueles executados de forma que o ângulo da articulação e o comprimento do músculo não variem durante a contração. Esses exercícios são realizados em posições estáticas, onde a força utilizada pode ser constante ou variando de forma determinada, e.g. rampa.

2.4.2 Exercícios isotônicos

Em uma contração isotônica, uma força externa ao músculo é mantida constante enquanto o comprimento do músculo se altera. As contrações isotônicas podem ser concêntricas ou excêntricas. Em uma contração concêntrica, a tensão muscular aumenta de forma a vencer a resistência da força externa fazendo com que o músculo se contraia. Em uma contração excêntrica, a tensão do músculo diminui até que a resistência oferecida pela força externa seja maior, fazendo com que o músculo se alongue. Um exemplo de um exercício isotônico é o levantamento de peso. A Figura 2.2 mostra a diferença entre o exercício isométrico e o exercício isotônico.



Figura 2.3: Exemplo de exercício isocinético utilizando um equipamento Biodex System 4. Reproduzido de [3].

2.4.3 Exercícios isocinéticos

Os exercícios isocinéticos são executados com o auxílio de um equipamento capaz de alterar dinamicamente a resistência exercida sobre o músculo de forma a garantir uma velocidade constante durante toda a amplitude do movimento. A Figura 2.3 mostra um exemplo de exercício isocinético.

2.4.4 Comparação entre os diferentes tipos de exercícios

O tipo de exercício executado influencia diretamente as características do sinal muscular adquirido na superfície da pele. Isso ocorre devido a uma série de fatores como: variação do volume condutor, variação no comprimento das fibras musculares (o que influencia a posição relativa das MUs, IZs e regiões tendíneas em relação à região de aquisição na superfície da pele), variação da força e, conseqüentemente, da quantidade de MUs recrutadas. Por esse motivo, uma série de simplificações são feitas para análise dos fenômenos motores. Uma série de suposições foram feitas e validadas usando esses modelos simplificados [11].

Exercícios isométricos são os mais utilizados para a extração de variáveis eletromiográficas de sinais de S-EMG. Isso ocorre devido a uma série de fatores como um volume condutor constante, comprimento das fibras musculares constante, variação de força controlada (constante ou variando conforme funções conhecidas, como uma rampa). Também é importante mencionar que, durante exercícios isométricos fatigantes com força constante, a CV, a MDF e a MNF da S-EMG são altamente correlacionadas [11], o que facilita o estudo dessas variáveis.

Sabemos que a maioria dos exercícios executados por seres humanos ou animais não são isométricos. Isso impõe limites nas conclusões que podemos tirar em investigações que utilizam exercícios isométricos. A comparação objetiva entre os diferentes tipos de exercícios — isométricos, isotônicos e isocinéticos — é difícil, uma vez que considerações devem ser feitas quanto à variação do volume condutor, velocidade angular das juntas, entre outras. Estudos isotônicos geralmente analisam os sinais de S-EMG utilizando recortes em ângulos específicos, como o ângulo de maior força [35]. Ainda assim, algumas comparações

são realizadas [36]. No entanto, uma análise mais abrangente comparando a influência do tipo de exercício nas variáveis eletromiográficas ainda não foi realizada.

2.5 Modalidades de aquisição de sinais eletromiográficos

As modalidades de aquisição de sinais eletromiográficos estão ligadas aos tipos de eletrodos usados. Os eletrodos usados em eletromiografia são diversificados em tipos e técnicas de confecção. No entanto, podemos classificá-los em dois grandes grupos: eletrodos de superfície (não invasivos) e os eletrodos de agulha (intramusculares ou invasivos).

Técnicas invasivas de aquisição são mais apropriadas para o estudo das MUs a níveis periférico ou central. Os estudos intramusculares periféricos visam o estudo de efeitos de lesões, miopatias e doenças de junção neuromusculares. Os estudos intramusculares centrais visam o estudo do recrutamento das MUs e padrões de disparo, ambos diretamente relacionados com o sistema nervoso motor central e distúrbios relacionados a este [31].

Já os elétrodos de superfície são mais adequados para estudos sobre aspectos como o comportamento muscular, padrão temporal de atividade e fadiga muscular. Arranjos uni- ou bidimensionais de eletrodos de superfície permitem o mapeamento da propagação dos MUAPs, identificação das zonas de inervação e regiões tendíneas, estimação da velocidade de condução muscular e orientação das fibras musculares, e, em certa medida, estudar o recrutamento das MUs e realizar a decomposição do sinal de S-EMG. A eletromiografia de superfície é também aplicada em esportes, reabilitação e medicina do trabalho, onde as técnicas invasivas não são aceitáveis ou quando as avaliações são frequentes [31].

Esta tese se baseia em sinais de EMG adquiridos por eletrodos de superfície ou S-EMG. Por esse motivo, essa modalidade será melhor discutida adiante.

2.6 Volume condutor

Conforme discutido anteriormente, o volume condutor dos tecidos biológicos possui propriedades que permitem que sinais elétricos extracelulares sejam captados mesmo quando afastados da fonte. As características eletrofisiológicas do corpo humano possuem indutância nula, enquanto características equivalentes a resistências, capacitâncias e baterias são distribuídas. O meio condutor estende-se continuamente, é tridimensional e referido como volume condutor [37].

Do ponto de vista matemático, podemos definir que, em um volume condutor sobre uma hipótese estática a densidade de corrente, o campo elétrico e o potencial elétrico satisfazem as seguintes relações [38]:

$$\begin{cases} \nabla J = I \\ J = \sigma E \\ E = -\nabla\phi \end{cases} \quad (2.1)$$

Onde ∇ é o operador Laplaciano, J é a densidade de corrente no volume condutor ($A\ m^{-2}$), I é a densidade de corrente da fonte ($A\ m^{-3}$), E é o campo elétrico ($V\ m^{-1}$) e ϕ é o potencial elétrico (V).

É possível então encontrar a equação de Poisson:

$$I = -\frac{\partial}{\partial x} \left(\sigma_x \frac{\partial \phi}{\partial x} \right) - \frac{\partial}{\partial y} \left(\sigma_y \frac{\partial \phi}{\partial y} \right) - \frac{\partial}{\partial z} \left(\sigma_z \frac{\partial \phi}{\partial z} \right) \quad (2.2)$$

onde σ_x , σ_y e σ_z são as condutividades do meio nas três direções espaciais. A equação 2.2 dá a relação entre o potencial elétrico e a densidade de corrente em um meio não homogêneo e anisotrópico. Para um meio homogêneo, a equação 2.2 se resume a:

$$I = -\sigma_x \frac{\partial^2 \phi}{\partial x^2} - \sigma_y \frac{\partial^2 \phi}{\partial y^2} - \sigma_z \frac{\partial^2 \phi}{\partial z^2}. \quad (2.3)$$

As equações 2.2 e 2.3 fornecem o potencial em qualquer ponto do volume condutor quando a densidade de corrente e a condutividade do meio é conhecida [34].

Como um potencial de ação tem que vencer diferentes tipos de tecidos biológicos até chegar à região de aquisição (eletrodos), devemos levar em conta a influência do volume condutor nos potenciais detectados na superfície. De fato, o volume condutor atua como um filtro passa-baixas espacial sobre a distribuição de potenciais na superfície da pele. [34, 27].

2.7 *Cross-talk*

É considerado *cross-talk* o sinal que tem origem em um músculo, mas é detectado por eletrodos posicionados em outro músculo de interesse próximo do músculo de origem. O *cross-talk* é consequência do volume condutor [34]. A identificação da fonte de *cross-talk* é difícil, mas importante para evitar interpretações erradas acerca das informações adquiridas sobre o músculo de interesse.

Diversas investigações sobre o *cross-talk* foram realizadas. A correlação cruzada entre os sinais de diferentes músculos foi utilizada por Morrenhof e Abbink para a investigação desse fenômeno [39] e investigações utilizando eletroestimulação foram propostas por De Luca e Merletti [40] e posteriormente aperfeiçoadas por Van Vugt e Van Dijk [41].

O *cross-talk* é uma questão que depende de diversas variáveis, como a profundidade da fibra muscular, o tamanho da fibra muscular, a seletividade do sistema de aquisição, a posição do eletrodo de aquisição, a modalidade de aquisição, o nível de força do esforço muscular e o tipo de fibras musculares ativadas [10, 27, 34, 42]. A Figura 2.4 mostra a influência da posição da MU em relação ao sistema de aquisição e a influência da profundidade da MU no sinal de S-EMG, bem como a influência da modalidade de aquisição (monopolar ou diferencial).

Farina et al. mostraram em uma série de experimentos com sinais sintéticos e reais que as principais componentes da S-EMG que contribuem no *cross-talk* são de origem não propagantes, originadas nas regiões tendíneas e que possuem componentes de alta frequência [42]. Nesse mesmo estudo, os autores

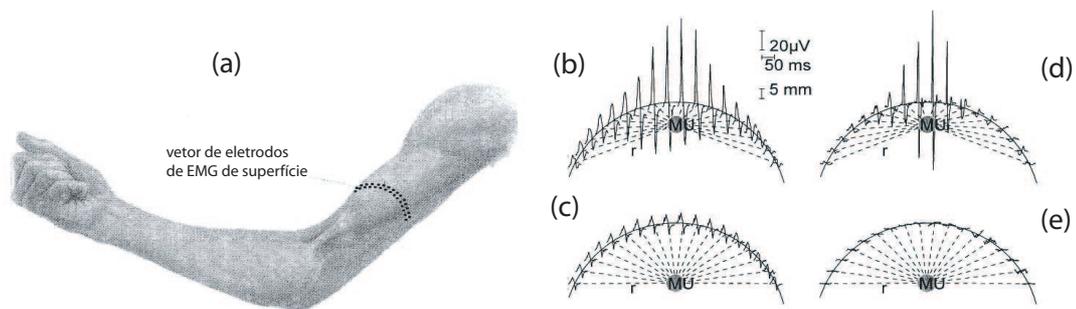


Figura 2.4: Esquemático ilustrando o comportamento de um sinal de S-EMG registrado por um vetor de eletrodos posicionado ortogonalmente às fibras musculares (a). Aqui é ilustrado o caso para uma fibra superficial (b e d) e para uma fibra profunda (c e e). Em (b) e (c) temos sinais monopolares e, em (d) e (e), temos sinais diferenciais. Os sinais ilustrados correspondem a todos os eletrodos em uma dada janela temporal. É possível verificar que a amplitude do MUAP diminui rapidamente conforme a distância entre a fonte e a região de aquisição aumenta. Modificado de [4].

mostraram que a forma de onda dos sinais de *cross-talk* é diferente dos sinais detectados sobre o músculo de interesse, sobre o qual os eletrodos estão dispostos.

É importante ressaltar que existe relação entre as frequências temporal e espacial do sinal de S-EMG apenas para as componentes propagantes. As frequências temporal e espacial do sinal de componentes propagantes são relacionadas pela velocidade de condução. Quando não há propagação dos MUAPs, essa relação não existe [34].

Diferentes abordagens foram utilizadas na tentativa de eliminar ou reduzir a contribuição do *cross-talk* nos sinais de superfície detectados: correlação cruzada, filtro passa-altas espaciais, remoção dos componentes não propagantes e separação cega de fontes. Foi demonstrado que filtros espaciais e correlação cruzada não são bons indicadores de *cross-talk* [10, 42] e os demais métodos ainda não apresentam resultados satisfatórios. Portanto, a questão de eliminação ou redução do *cross-talk* ainda permanece em aberto [10].

2.8 Instrumentação

Por lidar com um sinal biomédico complexo, com baixa amplitude e adquirido em regiões relativamente afastadas da fonte, a S-EMG necessita de instrumentação específica. Os principais instrumentos envolvidos na aquisição do sinal de S-EMG serão discutidos a seguir.

2.8.1 O eletromiógrafo

Um eletromiógrafo é constituído por circuitos de condicionamento do sinal (amplificadores, filtros, conversores analógico-digital (A/D)) e uma saída. Esses equipamentos podem possuir capacidade de armazenamento e pré-processamento dos sinais ou não.



Figura 2.5: Eletromiógrafo EMG-USB de 128 canais (OT Bioelettronica, Torino, Itália). Imagem cedida por OT Bioelettronica.

O circuito de amplificação do S-EMG deve possuir algumas características fundamentais, como um alto CMRR (razão de rejeição de modo comum, da sigla em inglês), uma vez que a diferença entre a referência e o sujeito pode ser algumas centenas de vezes maior que o sinal de S-EMG. Para evitar divisões de tensão indesejáveis, é necessária também uma alta impedância de entrada. A impedância recomendada é da ordem de 100 ou 1000 vezes a impedância máxima esperada entre a interface eletrodo-pele. Além disso, diversas fontes de ruídos elétricos existem dentro dos amplificadores operacionais. Esses ruídos estão distribuídos em uma faixa de frequências relativamente ampla; sendo assim, componentes com baixo ruído de instrumentação são recomendados para o circuito, bem como filtros e outros dispositivos [23].

Atualmente, existem eletromiógrafos com até 256 canais de S-EMG e que apresentam robustez em relação à razão sinal-ruído apresentada em sua saída. Um eletromiógrafo típico com 128 canais é apresentado na Figura 2.5. Avanços relacionados aos eletromiógrafos estão sendo realizados, como a miniaturização dos equipamentos, a utilização de novas tecnologias para a diminuição do ruído instrumental e interferência da rede elétrica, entre outros [10].

2.8.2 Amplificadores de sinais biomecânicos

Para garantir que estudos que associam os ângulos das juntas ou a força aplicada ao sinal de S-EMG sejam executados de forma correta, é necessário a utilização de um amplificador de sinais biomecânicos sincronizado com o eletromiógrafo utilizado. Um exemplo de amplificador de sinais biomecânicos é mostrado na Figura 2.6.

Goniômetros são utilizados em conjunto com um amplificador de sinais biomecânicos para indicar o ângulo que as articulações fazem em cada instante de tempo. Dessa forma, é possível fazer investigações mais informativas em exercícios isotônicos ou isocinéticos.

Células de força são utilizadas em conjunto com amplificadores de sinais biomecânicos para garantir uma força constante ou para tornar possível o acompanhamento de funções, como a função rampa, ao longo de esforços isométricos. É importante garantir a intensidade da força executada pelo sujeito para garantir



Figura 2.6: Amplificador de sinais biomecânicos (OT Bioelettronica, Torino, Itália). a trilha de led central é usada para mostrar a intensidade alvo e as trilhas superior e inferior podem ser usadas com duas células de carga independentes para dar um feedback da intensidade de força executada pelo sujeito em dois músculos diferentes (os dois bíceps braquiais, por exemplo). Imagem cedida por OT Bioelettronica

repetibilidade experimental, associando o esforço realizado a uma fração da máxima contração voluntária (MVC, da sigla em inglês). É interessante uma forma de *feedback*, como trilhas de leds de cores diferentes.

É importante que um amplificador de sinais biomecânicos possa registrar a máxima contração voluntária para utilizar esse valor, ou uma fração dele, como referência para registrar a aquisição dos sinais de S-EMG.

2.8.3 Vetores e matrizes de eletrodos

Os primeiros sistemas multicanal para S-EMG foram propostos no início da década de 1980 por De Luca et al. [43]. Aplicações importantes para esses sistemas foram exploradas desde então. Segundo Merletti et al. [43], as principais são: i) a identificação de propriedades geométricas e anatômicas das MUs como a posição das IZ e das regiões dos tendões e, conseqüentemente a região ótima para aquisição [5]; ii) estimação da CV que está ligada a estratégias de recrutamento e fadiga muscular [16]; iii) decomposição do sinal de S-EMG em seus trens de potencial de ação constituintes [44, 45]; iv) estudo das propriedades do volume condutor, visando compreender o que a forma de onda captada na superfície da pele traduz do sistema motor [46, 47].

Atualmente, os vetores e matrizes seguem uma configuração linear, com os eletrodos dispostos equidistantes tanto no sentido das linhas (para vetores e matrizes) quanto no sentido das colunas (para as matrizes). Distâncias inter-eletrodo (IED, da sigla em inglês) típicas são 2,5 mm, 5 mm, 8 mm e 10 mm. A Figura 2.7 mostra vetores e matrizes de eletrodos modernas. A tecnologia de matrizes (arranjos bidimensionais) é chamada de EMG de alta densidade (HD-EMG, da sigla em inglês), conforme definido anteriormente.

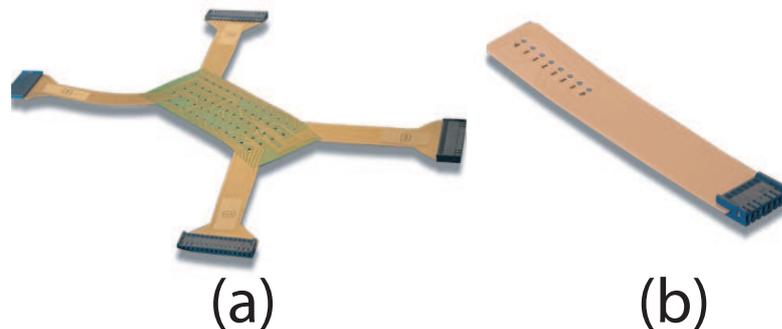


Figura 2.7: (a) Matriz de 64 eletrodos semi-descartável com 8 mm de distância inter-eletródica (OT Bioelettronica, Torino-Itália). (b) Vetor de 8 eletrodos semi-descartável com 5 mm de distância inter-eletródica (OT Bioelettronica, Torino-Itália). As imagens foram cedidas pela empresa OT Bioelettronica.

O sinal de S-EMG que é detectado por vários eletrodos dispostos uniforme e unidimensionalmente ao longo de uma das duas possíveis direções espaciais, enquanto a outra permanece fixa, resulta em um sinal bidimensional, sendo uma das dimensões o espaço (paralela ou perpendicular às fibras musculares) e a outra o tempo. O sinal de S-EMG detectado por vários eletrodos dispostos uniforme e bidimensionalmente ao longo das duas possíveis direções espaciais resulta num sinal tridimensional, onde a primeira componente espacial é paralela às fibras musculares, a segunda componente espacial é perpendicular às fibras musculares e a terceira dimensão é o tempo. A Figura 2.8 mostra, em (a), o esquema de um vetor de eletrodos disposto paralelamente às fibras musculares em configuração diferencial e, em (b), uma amostra de aproximadamente 50 ms de um sinal de EMG gravado sobre o centro do bíceps braquial, em configuração diferencial. Na Figura 2.4 (a), temos um esquema mostrando o posicionamento ortogonal de um vetor de eletrodos sobre o biceps braquial. Na Figura 2.4 (b-e), temos diferentes exemplos de sinais adquiridos por meio de um vetor disposto ortogonalmente às fibras musculares, em uma dada janela de tempo.

O posicionamento do vetor de eletrodos paralelo às fibras musculares permite o estudo da velocidade de condução, do posicionamento da zona de inervação, identificação das regiões tendíneas e auxilia na decomposição dos sinais e no estudo da geometria muscular, entre outras possibilidades. O posicionamento do vetor ortogonalmente às fibras musculares permite o estudo da profundidade das unidades motoras, como ilustrado na Figura 2.4, e auxilia na decomposição dos sinais e no estudo da geometria muscular, entre outros.

A vantagem imediata do uso de matrizes eletródicas é a aquisição simultânea das informações intrínsecas às regiões paralelas e/ou perpendiculares às fibras musculares. Além disso, utilizando as matrizes eletródicas, é possível visualizar as regiões de maior e menor ativação do músculo em um dado esforço, através do mapa topográfico do valor eficaz (RMS, da sigla em inglês) do sinal no domínio do tempo. A Figura 2.9 ilustra essa técnica. Aqui podemos ver as regiões mais ativas ao longo do esforço (regiões mais claras) e as regiões do músculo que foram pouco ativadas ao longo do movimento (regiões mais escuras). Esse mapa topográfico nos permite conhecer melhor a anatomia do movimento. No entanto, temos no exemplo mostrado na Figura 2.9, baixa resolução temporal. É interessante analisar o

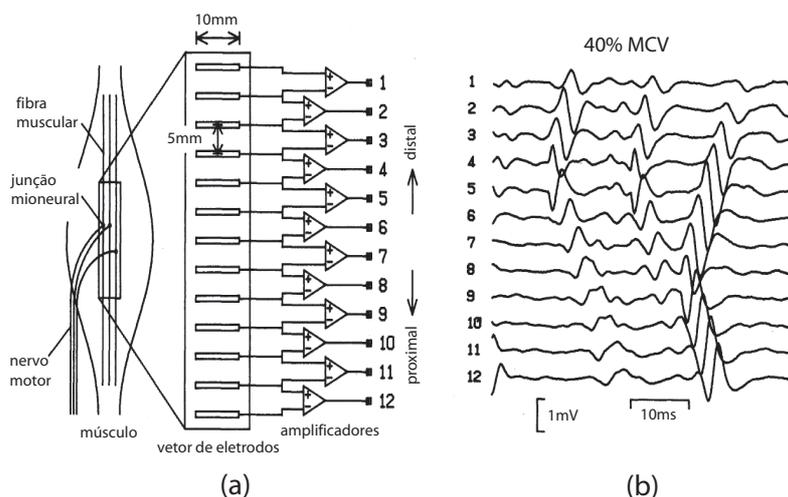


Figura 2.8: (a) Esquema de um vetor de eletrodos disposto paralelamente às fibras musculares em configuração diferencial. (b) Uma amostra de aproximadamente 50 ms de um sinal de S-EMG gravado sobre o centro do bíceps braquial em configuração diferencial. Modificado de [5].

comportamento desses mapas ao longo do tempo e verificar, por exemplo, a estratégia de compensação muscular à medida que a fadiga muscular se manifesta.

2.8.4 Filtros espaciais

O sinal de S-EMG é o somatório das contribuições de diferentes MUs em diferentes profundidades e com um diferente número de fibras motoras, que viajam através de diferentes volumes condutores até alcançar os eletrodos de aquisição. Por esse motivo, as técnicas convencionais de S-EMG possuem uma baixa resolução espacial, ou seja, é difícil distinguir qual é a contribuição de duas ou mais MUs próximas no sinal adquirido na superfície. No entanto, existe grande interesse em investigações sobre a atividade de uma única unidade motora ao longo do esforço [8]. Para aumentar a resolução espacial do sinal de S-EMG, filtros espaciais foram propostos.

Lindstrom e Magnusson mostraram que o volume condutor entre a MU ativada e a região de detecção atua como um filtro passa-baixas espacial [48]. Isso implica que MUs superficiais ativadas terão maior contribuição nas altas frequências espaciais do S-EMG do que as MUs mais profundas.

Como os efeitos do volume condutor são espacialmente distribuídos, é possível discriminar, no domínio da frequência, diferentes MUs de acordo com o efeito que o volume condutor exerce sobre o sinal originado em uma outra MU. Essa característica pode ser explorada para destacar os potenciais propagantes de MUs superficiais, utilizando filtros espaciais passa-altas, o que reduz ainda mais a contribuição das MUs mais profundas, destacando as MUs superficiais [8].

O filtro espacial passa-altas mais comum usado em S-EMG é a configuração bipolar de dois eletrodos consecutivos com distância inter-eletródica d , o que produz um filtro espacial passa-altas para comprimentos de onda superior a $d/2$, ou seja, quando menor a distância inter-eletródica, maior a frequência

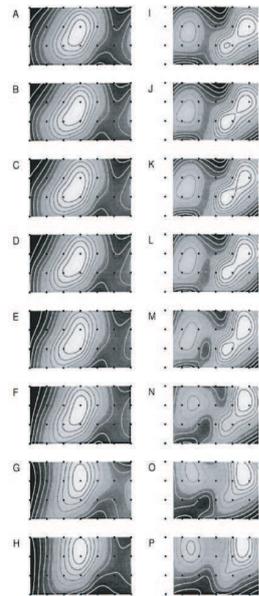


Figura 2.9: Matriz eletródica de alta densidade (à esquerda) e mapas topográficos dos valores RMS dos sinais de EMG ao longo de um dado esforço do músculo trapézio à direita. Nesta figura, temos mapas criados por meio de gravações de HD-EMG utilizando configuração monopolar (A-H) e diferencial (I-P). Respectivamente, de A a H e de I a J, temos gravações com 5%, 10%, 15%, 20%, 35%, 50% e 100% da máxima contração voluntária. Modificado de [6, 7].

de corte do filtro espacial [8]. O princípio dos filtros espaciais pode ser explorado para arranjos de eletrodos uni- e bidimensionais.

Disselhorst-Klug et al. [49] e Reucher et al. [50, 51] investigaram a utilização de diferentes filtros espaciais para o aumento da resolução espacial dos sinais de S-EMG. Esses estudos fizeram tanto comparações teóricas quanto experimentais acerca do assunto. Disselhorst-Klug et al. apontaram que o filtro binomial inverso de segunda ordem possui maior resolução espacial que o filtro binomial inverso de quarta ordem, o filtro normal duplo diferencial e os filtros retângulo inverso [49]. Farina et al. mostraram os princípios matemáticos para a descrição de filtros espaciais [8]. A Figura 2.10 ilustra a configuração dos filtros diferencial longitudinal (LSD, da sigla em inglês), duplo diferencial longitudinal (LDD, da sigla em inglês) e normal duplo diferencial (NDD, da sigla em inglês), além de seus efeitos em um sinal de S-EMG adquirido em um bíceps braquial com distância inter-eletródica de 5 mm.

2.9 Extração de características dos sinais de S-EMG

O sinal de S-EMG detectado sobre a pele é a realização de um processo estocástico não estacionário [52]. Por ser o somatório de sinais de diferentes MUs, o S-EMG é um sinal de difícil interpretação. Para obter informações desse sinal, estimadores de amplitude, frequência e velocidade são usados para analisar o comportamento desse sinal ao longo do tempo, ou seja, para verificar como a amplitude, o espectro de frequência e a velocidade de propagação do sinal de S-EMG se comporta ao longo do tempo. Os principais estimadores para sinais de S-EMG são discutidos a seguir. Adicionalmente, outras características como a

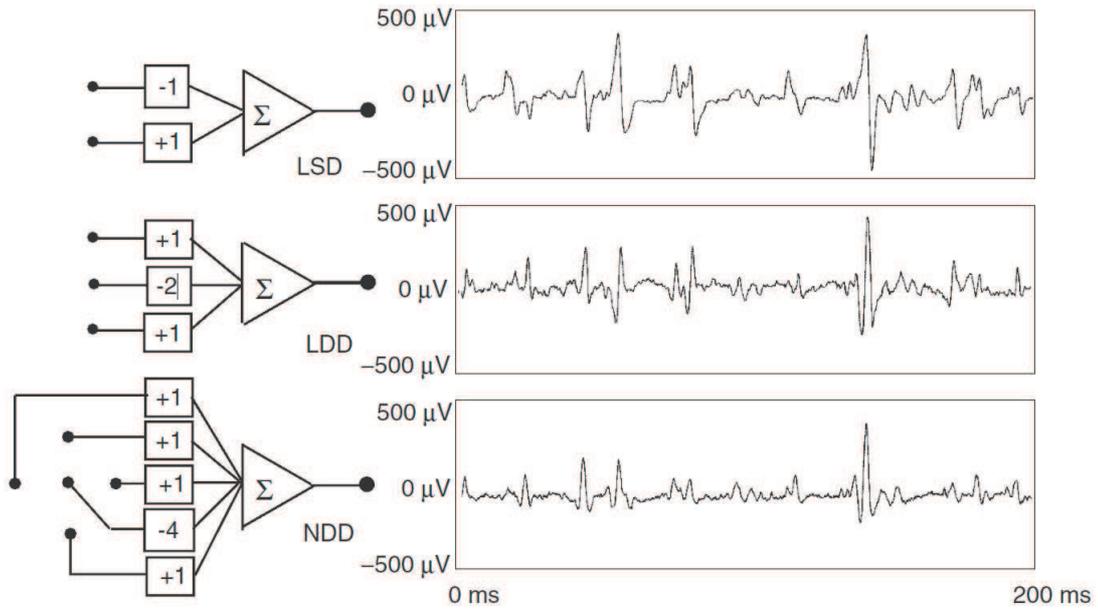


Figura 2.10: Configuração e efeito de três filtros espaciais (LSD, LDD e NDD) em sinal de S-EMG adquirido sobre o músculo bíceps braquial com matriz de eletrodos com IED de 5 mm. Reproduzido de [8].

posição da zona de inervação, a decomposição dos sinais de S-EMG e os gráficos de fadiga também são explorados.

2.9.1 Estimadores de amplitude

Os estimadores mais comuns para amplitude do sinal de S-EMG são o RMS e o ARV [53, 52]. As equações 2.5 e 2.4 mostram como encontrar essas estimações de amplitude do S-EMG para a m -ésima janela do sinal.

$$\text{RMS}(m) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{mN-1} |f(n)|^2} \quad (2.4)$$

$$\text{ARV}(m) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{mN-1} |f(n)| \quad , \quad (2.5)$$

onde N é o número de amostras em cada janela e $f(n)$ é o valor de amplitude de cada amostra.

Os estimadores de amplitude são usados em uma série de aplicações como a estimação do torque nas articulações [54], controle de próteses ativas [55], coordenação muscular e intervalos de ativação [53] e indicador de fadiga muscular [24]. No entanto, os estimadores de amplitude são fortemente afetados por vários fatores, como o volume condutor (e.g., espessura da camada de gordura), preparação da pele para aquisição, força e a inclinação das fibras musculares em relação ao sistema de aquisição [56]. Por esse motivo, estudos mais recentes utilizam outros estimadores em conjunto com os estimadores de amplitude [24, 57].

2.9.2 Estimadores de frequência

Os estimadores de frequência mais comuns para sinais de S-EMG são a MDF e a MNF [53, 52]. As equações 2.6 e 2.7 mostram como encontrar essas estimações de frequência do S-EMG.

O estimador MDF é calculado para a m -ésima janela do sinal de S-EMG, encontrando o menor valor de k_m tal que

$$\sum_{k=0}^{k_m} |F_m(k)|^2 \geq \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N/2} |F_m(k)|^2 \quad (2.6)$$

e então calculando $MDF(m) = f_s(k_m/N)$, onde f_s é a frequência de amostragem (em Hz), $F_m(k)$ é a transformada discreta de Fourier da m -ésima janela do sinal e N é o número de amostras na janela.

O estimador MNF é calculado para cada janela do sinal de S-EMG da seguinte forma:

$$MNF(m) = f_s/N \frac{\sum_{k=0}^{N/2} k |F_m(k)|^2}{\sum_{k=0}^{N/2} |F_m(k)|^2}. \quad (2.7)$$

Os estimadores MDF e MNF apresentam valores próximos quando o espectro de frequência é simétrico. Quando uma assimetria é observada, ou seja, quando a razão MNF/MDF é maior ou menor que 1, o espectro de frequência terá uma cauda maior nas altas frequências (MNF>MDF) ou nas baixas frequências (MDF>MNF). O desvio padrão dos resultados do estimador MDF é maior do que para o MNF [58, 59, 53]. No entanto, o estimador MDF é menos sensível a ruído e mais sensível à fadiga [58, 53], o que é desejado em vários estudos.

2.9.3 Estimadores de velocidade de condução

A CV é a velocidade de propagação dos potenciais de ação através das fibras musculares, durante a atividade muscular. As MUAPs se propagam ao longo da fibra muscular no sentido em que a tensão da membrana celular das fibras musculares aproxima-se e cruza o limiar de excitação, fazendo com que o potencial de ação se movimente [22]. Isso ocorre na direção das fibras musculares e em sentidos opostos a partir da IZ até as regiões tendíneas. A CV está relacionada com o tipo e o diâmetro das fibras musculares, concentração de íons, pH e a taxa de disparo das MUs [22, 60, 61, 62, 63], e pode ser utilizada na avaliação de propriedades contráteis das MU [40] e de fadiga muscular [64, 65, 66]. Valores típicos de CV estão na faixa de 3 a 5 m/s, com uma média em torno de 4 m/s [22].

Detectando-se o sinal de EMG por um vetor de dois ou mais canais posicionado paralelamente à fibra muscular, em local adequado, é possível estimar a velocidade de propagação dos potenciais de ação. Para tanto, basta estimar o atraso entre duas formas de onda similares captadas por dois ou mais canais consecutivos em tempos diferentes, uma vez que a IED é conhecida (fornecida pelo fabricante ou calculada na ocasião de confecção do arranjo de eletrodos). Essa velocidade é chamada de velocidade de condução.

Usualmente, a configuração diferencial dupla é usada para condicionar os sinais de EMG gravados a partir de quatro ou mais eletrodos para estimar a CV. Essa configuração é usada devido a maior redução

das componentes de fim de fibra em comparação com a configuração diferencial [16]. No entanto, a configuração diferencial pode ser usada para a estimação da CV, principalmente quando a região de detecção está afastada das IZs e das regiões tendíneas.

Diferentes métodos para estimar a CV têm sido propostos [67, 68, 16, 69, 70, 71]. Entre os métodos propostos, os mais populares são aqueles que se baseiam na técnica da máxima verossimilhança no domínio da frequência. O motivo dessa preferência é a sua variância baixa e sua alta resolução de estimação, quando comparada com outros métodos [16, 69].

2.9.3.1 Estimação por máxima verossimilhança

O método proposto por Farina et al. [16] baseia-se na utilização da máxima verossimilhança. Este algoritmo utiliza a estimação por máxima verossimilhança (MLE, da sigla em inglês) e uma generalização do algoritmo de alinhamento espectral clássico publicado por McGill e Dorfman [72]. O método é baseado na ideia de que, supondo que a CV seja constante durante contrações isométricas voluntárias de baixa intensidade, ou de curta duração, e conhecendo a IED, a estimativa do atraso entre canais adjacentes permite o cálculo direto da CV média do sinal de S-EMG. O problema é movido para o domínio da frequência, a fim de melhorar a precisão. A CV é estimada com precisão elevada por encontrar o deslocamento temporal (ou a fase no domínio da frequência) que minimiza a diferença da média quadrática entre os espectros [24].

Para realçar os picos do sinal e eliminar ruídos de alta frequência, é recomendado o uso do diferenciador proposto por McGill e Leslie [72]. Esse filtro permite um resultado mais preciso. A equação do filtro diferenciador é:

$$y[n] = x[n + 1] - x[n - 1], \quad (2.8)$$

onde $x[n]$ é a n -ésima amostra do sinal original e $y[n]$ é a n -ésima amostra do sinal filtrado.

O sinal multicanal de S-EMG pode ser modelado como se segue. No caso ideal, os sinais detectados pelos diferentes eletrodos posicionados ao longo das fibras musculares são meramente versões atrasadas um do outro, adicionadas de ruído branco Gaussiano:

$$y_k[n] = s[n - (k - 1)\theta] + w[n], \quad (2.9)$$

onde $s[n]$ é a n -ésima amostra da forma de onda base ($y_k[0]$), $k = 0, \dots, K - 1$ é o número do canal, K é o número de canais, θ é associado ao atraso temporal entre canais adjacentes — o atraso temporal real inter-eletrodo é dado por $(\theta \times f_s)^{-1}$ —, e $w[n]$ é o ruído branco Gaussiano.

A forma de onda base foi estimada através do alinhamento e, posteriormente, do cálculo da média dos sinais que foram medidos por cada um dos K canais [16], como se segue:

$$\hat{s}[n] = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} y_k[n + (k - 1)\theta]. \quad (2.10)$$

Assumindo uma CV constante na região de aquisição, a estimativa de θ permite o cálculo direto da CV. Assim, a estimação de máxima verossimilhança é o valor do atraso que minimiza o erro quadrático médio

de todos os sinais com relação ao sinal base estimado, $\hat{s}[n]$. O erro total quadrado é

$$e_{\text{MLE}}^2 = \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{n=0}^{N-1} (y_k[n] - \hat{s}[n - (k-1)\theta])^2, \quad (2.11)$$

onde N é o número total de amostras na janela analisada. Isto pode ser reescrito [16] como:

$$e_{\text{MLE}}^2 = \left(1 - \frac{1}{K}\right) \sum_{k=0}^{K-1} e_k^2, \quad (2.12)$$

$$e_k^2 = \sum_{n=0}^{N-1} \left(y_k[n] - \frac{1}{K-1} \sum_{i=0, i \neq k}^{K-1} y_i[n + (i-k)\theta] \right)^2. \quad (2.13)$$

Se e_{MLE}^2 é minimizado no domínio do tempo, a precisão da estimativa de θ será limitada pelo intervalo de amostragem. A fim de evitar esta limitação, a equação é levada para o domínio da frequência [72, 16], em que θ não é mais uma variável discreta (quantizada). A equação 2.13 torna-se:

$$e_k^2 = \frac{2}{N} \sum_{m=0}^{N/2} \left| Y_k[m] - \frac{1}{K-1} \sum_{i=1, i \neq k}^K Y_i[m] e^{\frac{j2\pi m(i-k)\theta}{N}} \right|^2, \quad (2.14)$$

onde Y_i e Y_k são as transformadas discretas de Fourier de y_i e y_k , respectivamente, calculadas como se segue: $Y_k[m] = \sum_{n=0}^{N-1} y_k[n] e^{-j2\pi mn/N}$.

O valor de θ que minimiza e_{MLE}^2 foi calculado usando o método de Newton–Raphson. É utilizado um valor inicial de 0,39 para θ . Isto corresponde a uma CV de 4 m/s, o que está dentro da gama de valores fisiológicos típicos (2–7 m/s [16]). Os critérios de parada são: (i) $e_{\text{MLE}}^2 < 5 \times 10^{-5}$ ou (ii) um máximo de 25 interações.

Uma vez que o valor ótimo de θ tenha sido estimado, a CV pode ser calculada como se segue:

$$\text{CV} = d \times \theta \times f_s, \quad (2.15)$$

onde d é a IED.

A melhor qualidade da estimação da CV proporcionada pelo método de máxima verossimilhança, devido à baixa variância, permite detectar mudanças estatisticamente significativas na CV o que permite o estudo da fadiga.

A CV pode ser estimada tanto para o sinal inteiro quanto para janelas temporais do sinal. Pode-se estimar também a CV de uma única MU, utilizando superposição de janelas do mesmo sinal em momentos onde essa mesma MU foi ativada, realizando uma sincronização dos potenciais de ação de acordo com os eletrodos do vetor, como pode ser visto na Figura 2.11. No entanto, é necessário um grande esforço no que diz respeito ao pré-processamento e ao condicionamento desse sinal para a estimação da CV de uma única MU.

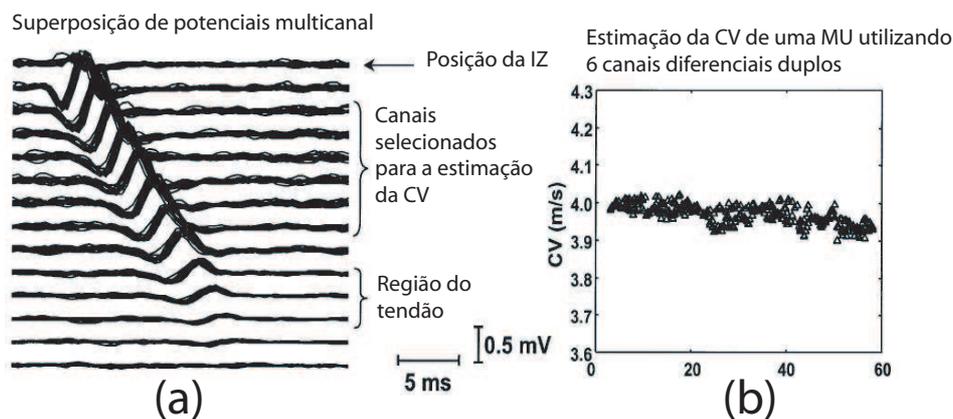


Figura 2.11: Exemplo de estimativa de CV para uma única MU. Para essa estimativa, foram sobrepostos 20 diferentes MUAPs da mesma MU (a). Para se estimar a CV (b), foram usados seis canais duplo diferenciais ao longo de todo o sinal. Um padrão de fadiga claro é observado (decaimento dos valores em (b)). Modificado de [9].

2.9.4 Zona de inervação

A IZ é o local onde terminações nervosas e fibras musculares estão ligadas [73]. Nesse ponto, o sinal aparecerá com amplitude mínima e os sinais provenientes dos canais distais e proximais em relação à IZ irão apresentar uma inversão de fase.

O correto posicionamento do eletrodo, vetor ou matriz de eletrodos é uma questão importante durante a gravação de sinais eletromiográficos de superfície [74]. A posição dos eletrodos é geralmente determinada pela localização da IZ. A qualidade da informação registrada pode diminuir se os eletrodos não estiverem devidamente posicionados, especialmente se eles estiverem próximos à IZ ou às regiões tendíneas, onde a forma do potencial de ação da unidade motora (MUAP) muda significativamente [43, 75, 76]. A mudança de posição da IZ em esforços dinâmicos fornece informações sobre as alterações do comprimento muscular [77], enquanto os canais acima e abaixo da IZ fornecem estimativas da velocidade de condução das MUAPs. A eletromiografia multicanal de superfície permite a extração de informações anatômicas e fisiológicas de unidades motoras, tais como a localização das IZs [43, 75, 76]. Num futuro próximo, grandes conjuntos de eletrodos serão incorporados ao vestuário com o intuito de monitorar a atividade dos muitos músculos. Dessa forma, a identificação automática das IZs em cada músculo será essencial para a estimativa de características anatômicas e fisiológicas.

Dependendo do músculo, uma ou mais zonas de inervação podem ser observadas. O músculo trapézio possui, em geral, uma única zona de inervação estreita, próxima ao centro da linha entre o acrômio e a vértebra C7. O esfíncter anal costuma apresentar múltiplas zonas de inervação, enquanto que o músculo bíceps braquial costuma apresentar uma ou duas zonas de inervação. A Figura 2.12 ilustra um sinal do músculo trapézio. Esse é um exemplo de zona de inervação estreita no centro do sinal (próxima ao canal 6). O sinal dessa imagem foi gravado utilizando-se uma matriz de 64 eletrodos dispostos na forma 5×13 , sendo que a primeira linha possui apenas 12 eletrodos. A configuração usada foi diferencial, portanto temos 12 canais de S-EMG por linha (11 canais na primeira linha). A figura mostra apenas o sinal da

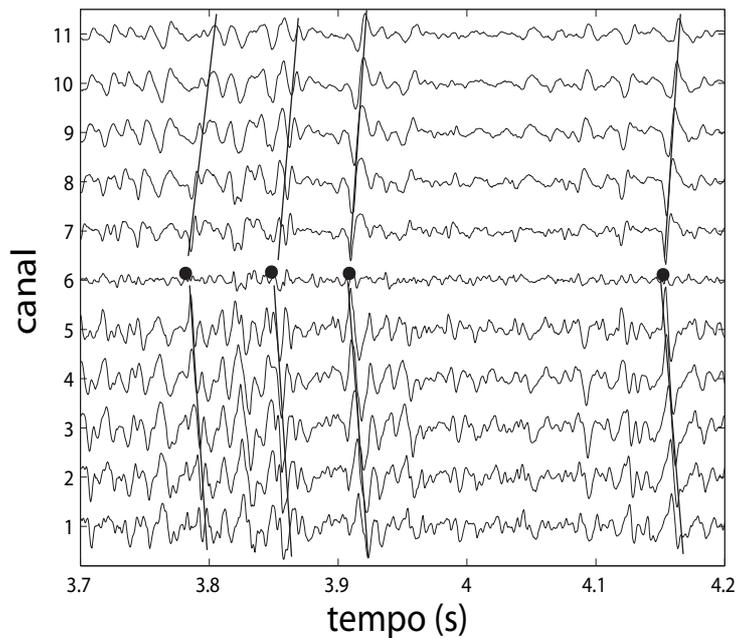


Figura 2.12: Sinal adquirido sobre o músculo trapézio. Podemos ver uma única zona de inervação estreita no centro do sinal (próxima ao canal 6). A aquisição utilizou uma matriz de 64 eletrodos dispostos na forma 5×13 , sendo que a última linha possui apenas 12 eletrodos. A figura ilustra apenas os canais da primeira linha de eletrodos da matriz. A configuração utilizada foi a diferencial, portanto temos ao todo 11 canais de EMG. Os círculos mostram as posições prováveis das zonas de inervação de cada MU e as linhas que seguem nas direções proximal e distal ilustram os MUAPs se afastando da zona de inervação à medida que o tempo passa.

primeira linha da matriz (11 canais de S-EMG). A Figura 2.13 ilustra um sinal do músculo esfíncter anal. Este é um exemplo de sinal com múltiplas zonas de inervação. Uma sonda em forma de caneta contendo 3 linhas e 16 colunas de eletrodos foi usada para essa aquisição. A configuração usada foi a diferencial. Portanto, temos 15 canais de EMG. Note que, como os eletrodos são dispostos de forma circular, o canal 1 está, na verdade, próximo ao canal 15.

O estudo das IZs no esfíncter anal exterior (EAS, da sigla em inglês) têm relevância clínica em caso de trauma no assoalho pélvico ou cirurgia devido ao risco de incontinência [78, 79]. O conhecimento da localização da IZ pode ajudar o cirurgião na realização de intervenções com baixo risco de denervação parcial ou total do EAS. A estimativa da posição das IZs do músculo EAS é difícil, principalmente devido à sua geometria e ao posicionamento assimétrico (em alguns casos). Diferentes técnicas são utilizadas para esse propósito, como a manometria anorretal, EMG invasivo e ultrassom [80]. A análise dos músculos EAS por EMG de superfície surgiu como possibilidade de localizar as IZs e evitar eventuais danos neuronais durante episiotomia, especialmente em casos de inervações assimétricas do esfíncter [78].

Outro exemplo da utilidade da identificação das IZs é a aplicação da toxina botulínica. Essa substância é um agente químico usado para produzir denervação temporária de um músculo espástico. Hoje, esta química de alto custo é injetada em uma massa muscular sem critérios específicos sobre o local ideal para a injeção. Isso, em muitos casos, gera resultados indesejáveis. A identificação de MUs individuais e de

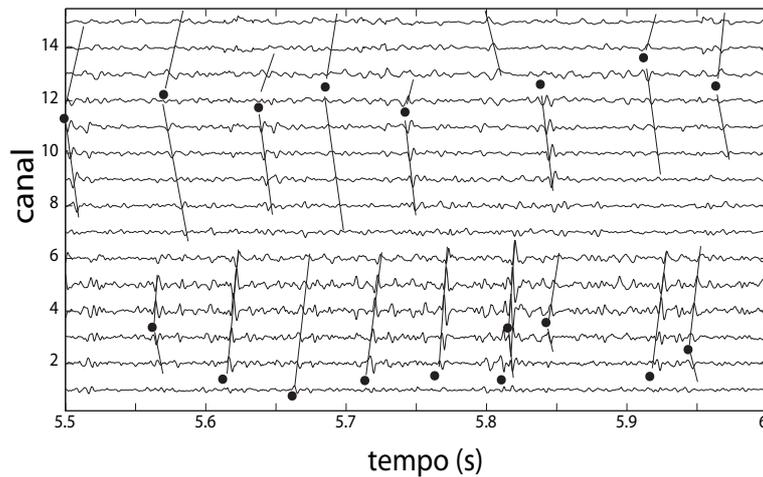


Figura 2.13: Sinal adquirido sobre o músculo esfíncter anal. Podemos ver múltiplas zonas de inervação. A aquisição utilizou uma sonda em forma de caneta com uma matriz circular de 48 eletrodos dispostos na forma 3×16 . A figura ilustra apenas os canais da primeira linha de eletrodos da sonda. A configuração utilizada foi a diferencial, portanto temos ao todo 15 canais de EMG. Os círculos mostram as posições prováveis das zonas de inervação de algumas das principais MUs e as linhas que seguem nas direções proximal e distal ilustram os MUAPs se afastando da zona de inervação à medida que o tempo passa.

suas IZs poderá levar à otimização do uso da toxina, por detectar a localização ideal da IZ, minimizando a quantidade da substância injetada, minimizando riscos e evitando reinervações indesejadas [43].

Alguns algoritmos para a estimação automática das IZs de diferentes músculos foram propostos. Östlund et al. [81] propuseram um algoritmo baseado em fluxo óptico. No entanto, esse algoritmo mostrou-se útil para descobrir apenas uma IZ. Cescon et al. [76] propuseram um método de localização automática das IZs baseado na transformada de Radon. Esse método é capaz de encontrar mais de uma IZ. No entanto, o método não foi explorado de forma apropriada (testado com uma variedade grande de músculos e tipos de IZs). Mesin et al. propuseram um método baseado em um primeiro estágio da decomposição do sinal de S-EMG [79]. O método é capaz de encontrar a posição de duas IZs e é capaz de explorar a assimetria da distribuição das IZs. No entanto, o desempenho desse método é afetado pela amplitude dos MUAPs, pelo volume e espessura do volume condutor, comprimento das fibras musculares e pela distribuição das MUs. Apesar de existirem métodos para a estimação automática das IZs, os métodos propostos ainda apresentam fragilidades. Assim, esse tema ainda está em aberto para propostas mais eficientes.

2.9.5 Decomposição dos sinais de S-EMG

A decomposição de um sinal multicanal de S-EMG pode ser feita por meio da identificação de cada MU, levando em conta os seus MUAPs apresentados no sinal ou por meio dos seus padrões de disparo [10]. As figuras 2.14 e 2.15 ilustram essas duas técnicas.

Segundo Merletti et al. [10] Os MUAPs contêm informações a respeito da anatomia do músculo e os padrões de disparo contêm informações acerca das estratégias de recrutamento adotadas pelo sistema

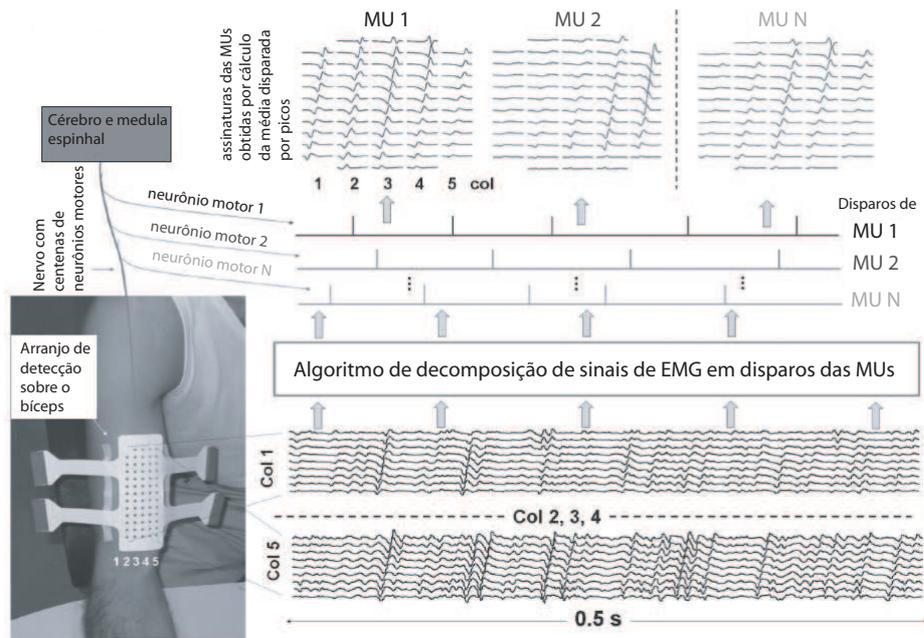


Figura 2.14: Princípio de decomposição de sinais de S-EMG multicanal em seus MUAPTs. O algoritmo identifica os tempos de disparo de cada MU. Modificado de [10] com permissão.

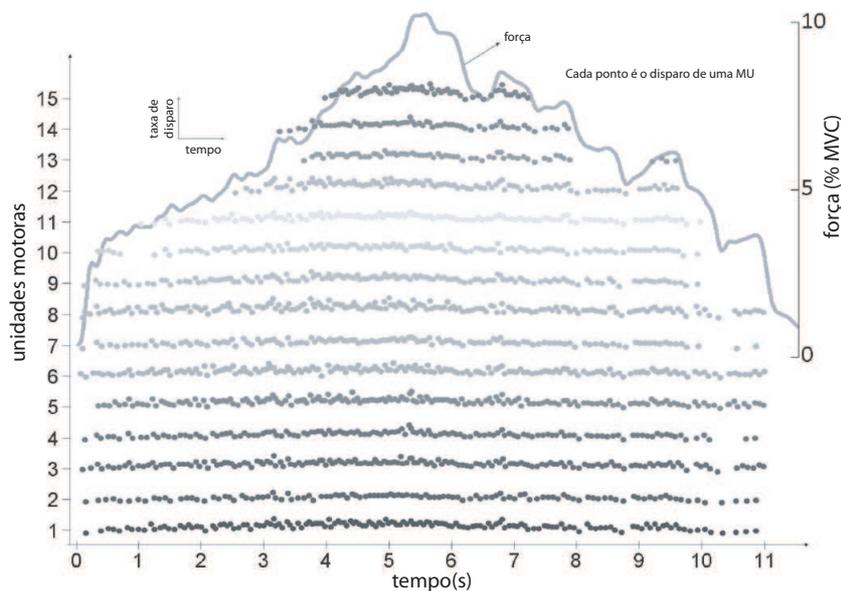


Figura 2.15: Decomposição do sinal de S-EMG obtido do músculo abdutor curto do polegar durante contração isométrica de 0% a 10% da MVC e, depois, de volta a 0% durante 11s. Cada ponto representa um disparo de uma MU. A curva de força está associada ao recrutamento e desrecrutamento das MUs. A amplitude dos sinais de cada linha representam as taxas de disparo. Modificado de [10] com autorização.

nervoso central. Esse tipo de informação é útil para o monitoramento, avaliação e reconhecimento e pesquisas sobre inúmeras patologias neuromusculares, fadiga, reabilitação motora e treinamento muscular.

Nos últimos anos, a decomposição dos sinais de S-EMG tem recebido uma maior atenção, especialmente com o advento de novas matrizes de eletrodos. Recentemente, a decomposição automática de S-EMG se tornou viável para sinais adquiridos em esforços isométricos de baixa intensidade [82, 83, 84].

Muitos algoritmos de decomposição do sinal de S-EMG foram propostos. No entanto, podemos classificá-los em duas subcategorias: (i) separação cega de fontes (BSS, da sigla em inglês) e (ii) modelo equivalente (TM, da sigla em inglês).

Métodos de decomposição por TM são geralmente incapazes de separar MUAPs superpostos e conseqüentemente não apresentam uma identificação completa dos padrões de disparos das MUs [10]. Algoritmos baseados em TM estão sendo usados em sinais com um número reduzido de superposição de MUAPs [18, 85, 86] e uma nova geração de algoritmos baseados em TM estão sendo desenvolvidos [84].

Métodos de decomposição baseados na técnica de BSS assumem um modelo de combinação linear entre as fontes do sinal. Essa aproximação pode ser com memória (combinação convolutiva de fontes) finita ou sem memória (combinação instantânea de fontes). O modelo sem memória assume que o sinal observado na superfície é a soma ponderada dos potenciais oriundos das diferentes fontes ativas naquele dado momento. Esse modelo não leva em conta características como volume condutor, propagação de potenciais ao longo da fibra e IZs [85, 10]. O modelo com memória assume que o sinal observado na superfície é uma convolução causal multidimensional, que utiliza amostras de fontes de sinais adquiridos em instantes anteriores. Esse modelo não assume que as formas de onda dos MUAPs de uma mesma MU sejam iguais [87, 88, 10].

Atualmente, ambos os métodos de decomposição de S-EMG são limitados a sinais com até 50% da MVC pois, a partir dessa intensidade, o número de MUs ativas e o número de disparos dessas MUs aumenta significativamente [10].

2.9.6 Gráficos de fadiga

Durante contrações isométricas, isotônicas ou isocinéticas é possível observar mudanças nos valores dos diferentes estimadores de S-EMG (CV, MNF, MDF, ARV, RMS). Para sinais dinâmicos, essas mudanças podem estar associadas a mudanças na intensidade de força aplicada, ao ângulo das articulações e à posição relativa do eletrodo devido à mudança no volume do músculo. No entanto, para contrações isométricas e para trechos isométricos de sinais isotônicos ou isocinéticos (e.g. trechos do sinal ao longo do tempo adquiridos quando as articulações estão em um determinado ângulo), essas mudanças estão relacionadas com a fadiga muscular.

Para esses casos, a CV e os parâmetros espectrais do sinal mioelétrico (MNF e MDF) mostram uma diminuição linear ou curvilínea com o tempo. O tipo de curva que aproxima esse comportamento depende do grau de contração voluntária ou eletricamente provocada. Os parâmetros de amplitude (ARV e RMS) e o nível de força mostram um padrão em forma de cúpula, com respeito ao tempo [89].

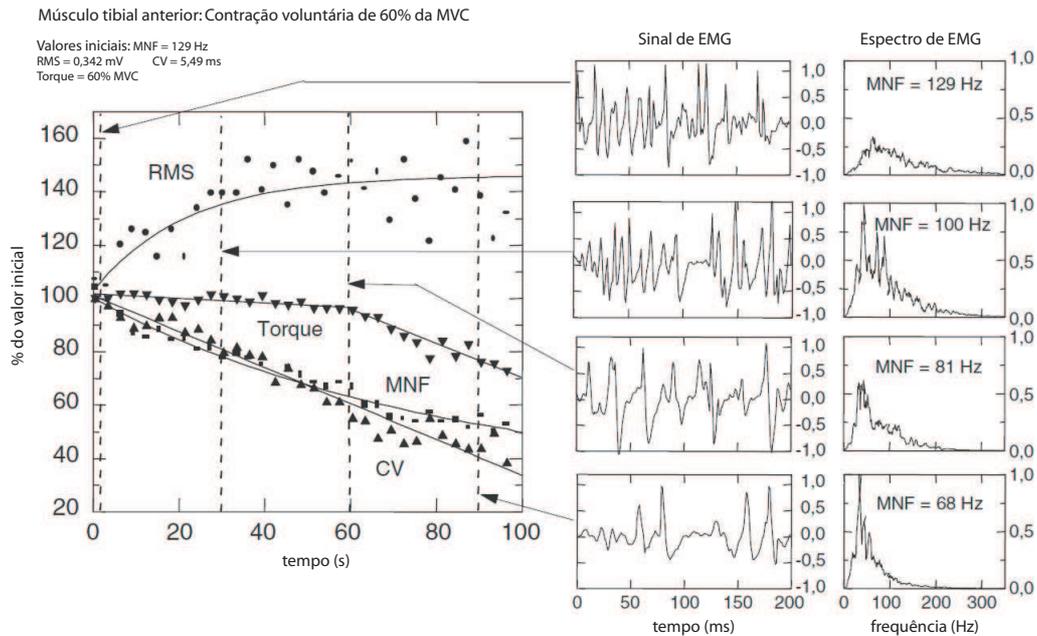


Figura 2.16: Gráfico de fadiga de uma contração isométrica voluntária do músculo tibial anterior mantida por 100 segundos. O torque inicial é de 60% da MVC. As curvas mostram o comportamento das variáveis ao longo do tempo. Modificado de [11], com permissão.

Se associarmos as parcelas temporais dos valores estimados dos diferentes estimadores de S-EMG, normalizados em relação aos seus valores iniciais, em função do tempo, obtemos um gráfico que é referido como "gráfico de fadiga" (*fatigue plot*) [89]. Tal gráfico permite comparar as variações percentuais das diferentes variáveis durante o exercício [11].

A Figura 2.16 ilustra um gráfico de fadiga onde temos o comportamento ao longo do tempo para as variáveis MNF, RMS, CV e o torque proporcionado pelo voluntário do experimento. Em geral, o comportamento das variáveis eletromiográficas ao longo do tempo são aproximadas por retas e, em alguns casos, por padrões curvilineares como exponenciais ou polinômios [11, 89].

2.9.7 Simulação de sinais eletromiográficos de superfície

Ao longo do tempo, vários métodos de simulação de S-EMG foram propostos [90, 91, 92, 93, 94, 95]. Segundo Farina et al. [95] É importante levar em consideração alguns aspectos quando se simula o sinal de S-EMG: i) a possibilidade de simular a fonte do sinal em diferentes posições em relação ao sistema de aquisição; ii) a descrição do volume condutor, levando em conta as camadas subcutâneas; iii) a inclusão da geração e extinção de potenciais de ação nos tendões; iv) a capacidade de formar o sinal de S-EMG como o somatório de diferentes potenciais originados em diferentes MUs; v) a possibilidade de simular sinais uni- e bi dimensionais; vi) a capacidade de simular eletrodos com diferentes formas e tamanhos; vii) a inclusão da simulação das inclinações das fibras musculares em relação ao sistema de aquisição; viii) a possibilidade de simular sinais gerados voluntariamente ou eletricamente estimulados e ix) a capacidade de simular efeitos de fadiga nos sinais sintéticos.

Geralmente, o MUAP é simulado como um dipolo [96], essa forma de onda traduz os fenômenos fisiológicos que ocorrem durante a geração do potencial de ação, inclusive a fase de polarização. Um dos maiores desafios dos simuladores atuais é descrever de forma apropriada o volume condutor [97]. Simuladores atuais procuram simular o volume condutor como um cilindro com múltiplas camadas [97].

2.10 Novos desafios em eletromiografia de superfície

Em 2010, a revista *Critical Reviews in Biomedical Engineering* publicou uma série especial com três artigos explorando avanços recentes e desafios atuais em eletromiografia. Esses artigos exploram os principais avanços em (i) detecção e técnicas de processamento de sinais eletromiográficos [10], (ii) aplicações em pesquisas clínicas [12] e (iii) controle mioelétrico em neuroreabilitação [98]. Sendo esta uma tese que trata de métodos de processamento de S-EMG, daremos um maior foco a esse tema, mas comentando de forma superficial os demais.

2.10.1 Detecção e técnicas de processamento de S-EMG

2.10.1.1 Interface eletrodo-pele

Os principais desafios na área de interface eletrodo pele são: (i) caracterização da impedância eletrodo-pele para identificar contatos problemáticos automaticamente; (ii) minimização de artefatos devido a problemas com a estabilidade de contatos, o que gera variações nas impedâncias de contato ou perdas momentâneas de contato; (iii) pesquisas para otimizar o adesivo usado para fixar eletrodos na pele, assim como o material utilizado, para melhorar a qualidade de contato entre o eletrodo e a pele (geralmente, gel condutor).

2.10.1.2 Detecção e condicionamento de sinais de S-EMG por meio de arranjos de eletrodos

As atuais matrizes de eletrodos utilizadas em S-EMG possuem IED que variam de 2,5 mm até 10 mm, sendo que a maioria das matrizes de eletrodo possuem uma IED de 8 mm. Valores de IED superiores a 5 mm geram aliasing espacial [10]. Os efeitos desse aliasing espacial ainda não foram investigados.

2.10.1.3 Detecção automática das zonas de inervação

Por uma série de motivos já apresentados, a identificação automática das IZs é outro objeto de interesse em S-EMG. Merletti et al. [10] comentam que, atualmente, pesquisas estão sendo desenvolvidas nessa área, citando como referência um artigo de Soares e et al. publicado em 2010 [99] e uma pesquisa de 2008 desenvolvida por Nishihara e et al. [100].

2.10.1.4 Novas ferramentas para HD-EMG

Com o advento de matrizes de aquisição para eletromiografia com um número cada vez maior de eletrodos e uma IED cada vez menor, novos métodos para tratamento dos sinais de S-EMG estão sendo desenvolvidos. Merletti et al. [10] citam o uso de técnicas de processamento de imagens para a estimação da velocidade de condução, citando artigos de Soares et al. [101] e um artigo de Grönlund et al. [102].

Ainda sobre esse tema, Vieira et al. [14] publicaram um trabalho que se concentra na segmentação de mapas topológicos extraídos de sinais de S-EMG multicanal gravados com matrizes de eletrodos para melhorar a estimação de atividades neuromusculares. Dessa forma, é possível verificar as regiões do músculo mais ou menos ativadas ao longo de um esforço.

De fato, com o avanço das unidades de processamento gráfico (GPUs, da sigla em inglês), que têm crescido em desempenho ao longo da última década de forma mais rápida que as unidades centrais de processamento (*central processing unit*, CPU) [103], o processamento de imagens e cálculos numéricos clássicos são solucionados de forma muito mais rápida quando processados pela GPU [103, 104, 105]. Resultados com um desempenho na ordem de 100 vezes mais rápido do que quando processado pela CPU são observados [103]. Um dos motivos dessa diferença no desempenho das GPUs em comparação com as CPUs é a quantidade de núcleos de processamento que, embora sejam mais simples do que nas CPUs, são presentes em muito maior número. Uma placa gráfica moderna pode apresentar até 512 núcleos de processamento, enquanto as CPUs mais modernas possuem no máximo 12 núcleos. Isto, somado ao avanço de linguagens mais simples de programação para placas gráficas, como a linguagem “arquitetura de dispositivo unificado de computação” (CUDA, da sigla em inglês), e a OpenCL, tem tornado cada vez mais popular esse tipo de programação.

Os avanços das GPUs e o advento das matrizes de HD-EMG abrem um campo inteiramente novo de tratar os sinais de S-EMG. Sendo assim, avaliações paralelizadas dos sinais de S-EMG adquiridos por matrizes pode proporcionar resultados mais precisos e confiáveis além de possibilitar um processamento de diversas informações simultaneamente, o que pode ser útil, por exemplo, na área prótica.

2.10.1.5 Desafios em decomposição dos sinais de S-EMG

Métodos para decomposição de sinais de eletromiografia foram citados na seção 2.9.5. Os métodos principais baseiam-se em separação cega de fontes e modelo equivalente. No entanto, nenhum método de decomposição atual é capaz de tratar superposição de sinais oriundos de várias MUs. Por esse motivo, os métodos são usados em músculos mais simples com um torque menor ou igual a 50% da MVC.

2.10.1.6 Filtros espaciais

Apesar de diferentes filtros espaciais existirem para o tratamento de sinais de S-EMG — para aumento na seletividade dos sinais e atenuação de efeitos de fim de fibra, entre outros. — Tais filtros não contemplam o realce de fibras mais profundas [49]. Com o aumento do número de eletrodos nas matrizes de aquisição de S-EMG e com a proposta de novos eletrodos concêntricos, novas técnicas de filtragem poderão trazer novas informações e melhores resultados.

Recentemente, filtros não-lineares foram utilizados para aumentar a razão sinal ruído (SNR, da sigla em inglês) dos sinais de S-EMG. Filtros espaciais não lineares levam em conta simultaneamente propriedades de amplitude e frequência do sinal. Essa propriedade foi utilizada por Zhou et al. [106] para destacar MUAPs em sinais de S-EMG. Filtros não lineares podem, por exemplo, ser usados como uma forma de pré-processamento para auxiliar algoritmos de decomposição a encontrar padrões de disparos das MUs. Filtros não lineares de ordem superiores ainda não foram testados. Por exemplo, um filtro não linear de terceira ordem pode manter a polaridade do sinal, aumentando a separação de picos, tornando mais fácil a separação desses MUAPs utilizando limiares de amplitude [10].

2.10.1.7 Relação entre S-EMG e força

A força produzida por músculos esqueléticos são controlados por recrutamento de MUs e pela variação das quantidades de disparos de cada MU [107, 108]. No entanto, a contribuição dos sinais de diferentes MUs para o sinal de S-EMG depende da distância das MUs para a região de aquisição. Por esse motivo as MUs superficiais têm maior contribuição no sinal de S-EMG do que as MUs mais profundas. Isso torna bastante complexa a estimação da força por sinais de S-EMG, uma vez que todas as MUs tem contribuição na geração de torque do músculo [10]. A tecnologia de HD-EMG leva a melhores estimações. No entanto, técnicas que relacionem S-EMG com a força ainda são uma questão em aberto.

2.10.1.8 Fadiga muscular

Tradicionalmente, para avaliar a fadiga, utilizam-se gráficos de fadiga das variáveis de amplitude (ARV e RMS), de frequência (MDF e MNF) e de velocidade de condução (CV), além da intensidade do torque exercido durante o esforço [11, 89]. No entanto, essas estimações de fadiga levam em consideração apenas uma pequena região de aquisição (um canal para variáveis de amplitude e frequência e três ou quatro canais para a variável de velocidade). Estudos recentes sugerem que a fadiga não se dá de forma uniforme no músculo [57]. Isso indica uma fadiga diferenciada não só pelo recrutamento de unidades motoras (MUs), mas também por outros fatores relacionados à fadiga.

Adicionalmente, alguns artigos [89, 57] sugerem que o processo de fadiga muscular não se dá sempre de forma linearmente crescente ao longo do esforço isométrico, ao contrário do que é tradicionalmente suposto quando se usa uma regressão linear para estimar a rapidez do processo de fadiga ao longo do experimento como um todo. Diferentes tipos de avaliação podem levar a informações adicionais acerca da fadiga local.

Recentemente, estudos acerca da recuperação da fadiga estão sendo desenvolvidos para estimar o tempo de recuperação de esforços fatigantes [109]. Esses estudos mostram que o tempo de recuperação baseado somente em valores mecânicos como a MVC não coincidem com valores de estimadores de S-EMG como a MDF. No entanto, esse ainda é um tema em aberto.

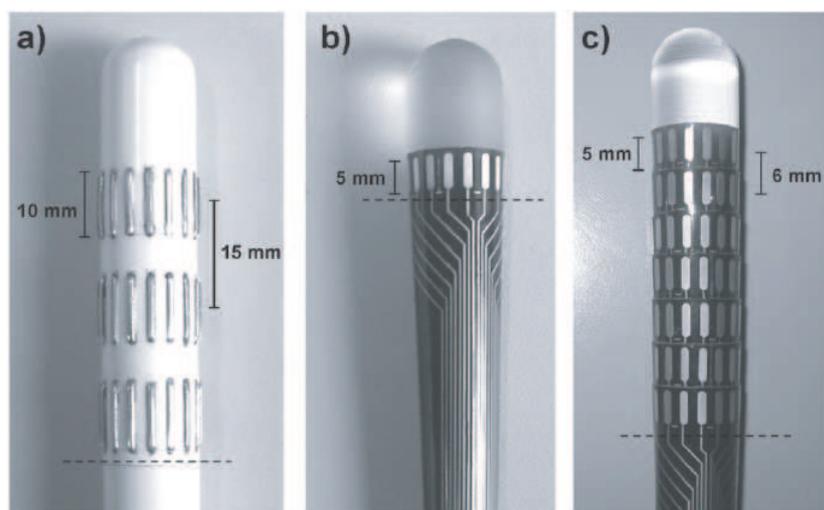


Figura 2.17: Exemplo de sondas utilizadas para análise do músculo esfíncter anal externo: a) temos uma sonda reutilizável com três arranjos de eletrodo; b) sonda descartável com um arranjo de eletrodos; c) sonda descartável com 7 arranjos de eletrodos. Reproduzido de [12].

2.10.2 Aplicações clínicas e neuroreabilitação

As pesquisas em eletromiografia focadas em aplicações clínicas e neuroreabilitação [12, 98] abordam principalmente os temas: i) estudo do esfíncter anal externo, em relação à episiotomia e incontinência; ii) avaliação de mecanismos de controle postural; iii) fisiologia do exercício; iv) estimulação elétrica; v) câibras musculares; vi) ergonomia e outros fatores relacionados a doenças neuromusculares do trabalho; e vii) controle mioelétrico em neuroreabilitação.

Sobre aplicações clínicas da S-EMG, destacam-se as novas sondas desenvolvidas pelo laboratório LISiN como as mostradas na Figura 2.17. Essas sondas possuem um, três ou sete arranjos de 16 eletrodos, e permitem a avaliação do músculo EAS. Essas sondas são utilizadas para a identificação das IZs, geralmente por inspeção visual ou por decomposição do sinal de S-EMG através do método proposto por Holobar e Zazula [83]. Informação sobre a posição das IZs desse músculo pode ser utilizada como um guia para evitar essas regiões na ocasião de episiotomia, o que reduziria consideravelmente os riscos associados a esse tipo de cirurgia. O uso de algoritmos de decomposição para a identificação das IZs está sujeito às limitações do algoritmo mencionadas na seção 2.9.5, deste capítulo. Ferramentas para a identificação automática das IZs foram propostas [99, 100], mas o assunto ainda se mantém em aberto.

Na área de controle mioelétrico para neuroreabilitação, temos como destaque as próteses e órteses multifuncionais. Os módulos de interface músculo–máquina desses dispositivos são utilizados para substituição, restauração de movimentos e recuperação de funções. No entanto, atualmente essas próteses são limitadas pela tecnologia de eletrodos. Eletrodos de superfície inseridos em tecidos e eletrodos implantados para os casos mais críticos estão atualmente sendo desenvolvidos [98].

Capítulo 3

Sinais de EMG de superfície representados como imagens

Este capítulo visa a apresentação de técnicas, já conhecidas e novas, de construção de imagens por meio de sinais multicanais de S-EMG. São apresentadas propostas conhecidas (mapa topológico) e propostas novas (mapas de propagação e mapas topológicos de variação). Essas novas técnicas serão utilizadas ao longo desta tese.

3.1 Introdução

Uma mudança de paradigma, muitas vezes, ajuda a solucionar problemas antes aparentemente intratáveis ou auxilia a solucionar de forma mais simples o que classicamente era muito complicado. Um exemplo disso é o que as transformadas de Fourier, de Laplace ou a de cosseno discreto fizeram com sinais e imagens.

A aquisição de sinais eletromiográficos de superfície tem evoluído de forma rápida nos últimos anos. Antes de 1983, os estudos de eletromiografia eram limitados a eletrodos monopolares invasivos ou de superfície. Saímos da época onde avaliávamos apenas a amplitude e a frequência de sinais de S-EMG com eletrodos monopolares e passamos pelas propostas de vetores de eletrodo [110]. A proposta de vetores de eletrodos foi progressivamente sendo refinada, até se chegar às matrizes de eletrodos que conhecemos hoje [43]. Surgiram propostas alternativas, como eletrodos concêntricos [111], assim como eletrodos em forma de sonda para análise semi-invasiva de músculos como o esfíncter anal [12]. Atualmente pesquisadores trabalham com matrizes que possuem um número cada vez maior de eletrodos, seguindo formatos diversos mas sempre dispostos de forma linear [10]. Novas tecnologias para os amplificadores e para o gel condutivo estão sendo desenvolvidas, assim como técnicas para a diminuição do ruído nas aquisições [10]. Todo esse avanço levará a uma aquisição cada vez mais precisa, livre de ruídos e em alta definição e densidade.

No entanto, essa evolução na aquisição de sinais de S-EMG não foi acompanhada por grandes avanços na forma com que esses sinais são processados. Os algoritmos para estimar parâmetros são essencialmente os mesmos: RMS e ARV para amplitude, MDF e MNF para frequência, e a CV. Mesmo os algoritmos mais

modernos para a estimação da velocidade de condução [69] utilizam técnicas clássicas como a máxima verossimilhança, que é uma técnica robusta mas que não explora de forma plena as possibilidades abertas pelas tecnologias de vetores e matrizes de eletrodos.

Com o crescente número de eletrodos nas matrizes de aquisição de S-EMG, a diminuição das dimensões físicas dos eletrodos e o aumento da qualidade de aquisição, propostas para o processamento do sinal de EMG multicanal simultaneamente é uma tendência natural. Sob esse ponto de vista, a transformação dos sinais de S-EMG em uma imagem apresenta grande potencial. Processamento de imagens é um processamento de sinais em duas dimensões, portanto, muitas das ferramentas matemáticas são similares. No entanto, o processamento de imagens possui uma gama de ferramentas exclusivas, que podem auxiliar na extração de informações adicionais, além de ser mais intuitivo e de fácil compreensão, uma vez que lida com o sentido da visão, que é tão utilizado pelo homem.

Este capítulo visa à apresentação de técnicas, já conhecidas e novas, de construção de imagens por meio de sinais multicanais de S-EMG. As técnicas apresentadas são três: (i) mapas topológicos (interpolados ou não) para frequência e amplitude de sinais adquiridos em matrizes de eletrodos, (ii) mapas de propagação onde um único vetor de eletrodos (com o número de canais interpolado) é visualizado ao longo do tempo; e (iii) mapas topológicos de variação, onde o comportamento dos estimadores ao longo do tempo, e não os valores absolutos, são mostrados em um mapa 2-D.

3.2 Mapas topológicos

Recentemente, iniciou-se a utilização de imagens para interpretar sinais de HD-EMG. Ela baseia-se na criação de mapas topológicos para a análise das regiões dos músculos onde houve maior e menor ativação [13, 112, 14]. Essa técnica permite alta exatidão na localização de IZs, da CV, do comprimento e da orientação das fibras musculares, além da localização das MUs e na decomposição do sinal [13].

O método consiste na apresentação espacial dos valores estimados de frequência (MDF e MNF) e amplitude (ARV e RMS) do HD-EMG para cada ponto de detecção (cada eletrodo para os sinais monopolares ou cada canal para sinais diferenciais, duplo-diferenciais, etc.). Essa informação varia com o tempo; por esse motivo, vídeos contendo quadros representando os valores estimados das diferentes variáveis de S-EMG, para uma janela de tempo podem ser utilizados. A Figura 3.1 mostra quadros de um vídeo de HD-EMG, onde pode ser vista a propagação de um MUAP a partir da IZ no centro da região de detecção.

As matrizes bidimensionais de HD-EMG são utilizadas em estudos de fisiologia para aumentar a exatidão da estimação da CV [113] ou para a utilização de filtros espaciais mais seletivos, como o filtro Laplaciano 2-D [114, 115], a fim de explorar a fadiga de MUs independentes. Na área clínica, o HD-EMG é usado para diagnóstico [116] e para estimar o número de unidades motoras de um músculo [117]. No entanto, poucos trabalhos exploram as informações dos diversos canais do HD-EMG de forma simultânea. Um raro exemplo é o trabalho de Vieira et al., que exploraram as características 2-D do HD-EMG para estudar a atividade neuromuscular de compartimentos neuromusculares no músculo gastrocnêmio [14, 118].

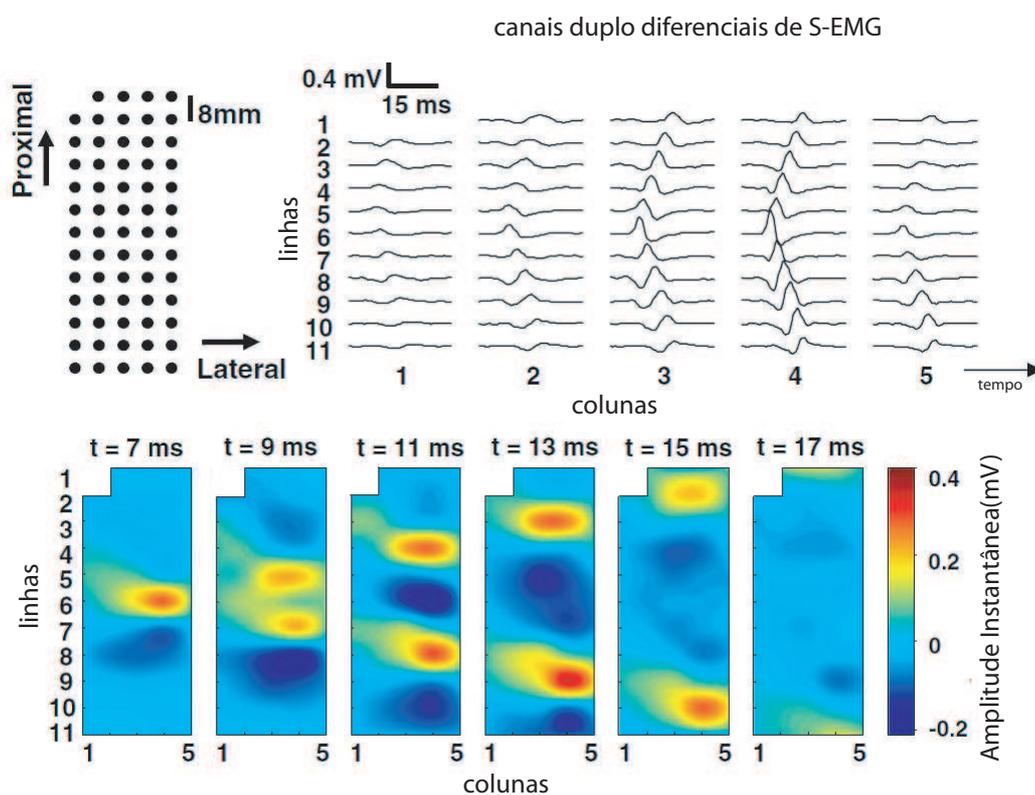


Figura 3.1: Representação esquemática do conjunto bidimensional de eletrodos (13 linhas e 5 colunas). O eletrodo no canto superior esquerdo não existe. Os elétrodos são circulares com 2 mm de diâmetro e 8 mm de IED nos dois sentidos. A sequência de figuras na parte inferior mostra um exemplo de um MUAP registrado com a matriz de eletrodos, durante uma contração isométrica do músculo bíceps braquial, com 20% da MVC; Os mapas instantâneos foram obtidos utilizando interpolação espacial bicúbica. Modificado de [13].

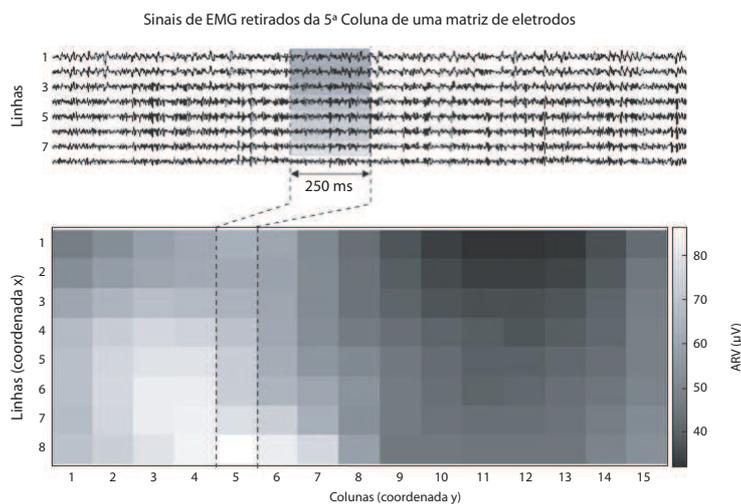


Figura 3.2: Mapa de S-EMG em tons de cinza criado com valores de intensidade calculados a partir de um sinal experimental, gravado sobre o músculo gastrocnêmio durante flexão plantar isométrica. Uma matriz de 120 eletrodos, disposta em 8 linhas e 15 colunas, foi utilizada para a aquisição do sinal. Intensidade de pixels correspondem às amplitudes ARV calculadas para uma época de 250 ms (linhas tracejadas). Modificado de [14].

Os estudos de mapas topológicos mostram, em sua maioria, apenas uma imagem com regiões mais claras ou escuras dependendo do nível de ativação da região muscular estudada. Essas áreas traduzem valores de RMS ou ARV calculados com base nos sinais gravados pelos eletrodos daquela região. A Figura 3.2) mostra uma imagem que não possui alta resolução e, por isso, não é uma tarefa fácil subdividir de forma apropriada as regiões com diferentes níveis de ativação do músculo. Uma proposta imediata para melhorar a qualidade desses mapas para visualização e posterior processamento é a interpolação 2-D do mapa. Observe a Figura 3.3 onde podemos visualizar o mapa topológico interpolado de um sinal de S-EMG multicanal gravado com o auxílio de uma matriz de 64 canais sobre o músculo bíceps braquial. Podemos visualizar de uma forma muito mais precisa regiões com diferentes níveis de ativação. Dessa forma é muito mais fácil delimitar regiões utilizando algoritmos de detecção de borda por exemplo.

3.3 Mapas de propagação

Uma nova proposta apresentada no presente trabalho difere dos mapas topológicos de HD-EMG, pois deseja-se transformar os sinais multicanal de S-EMG em imagens, de forma a preservar toda a informação contida em cada canal e ao longo do tempo.

A Figura 3.4 ilustra 12 canais diferenciais de S-EMG adquiridos com o auxílio de um vetor de eletrodos disposto sobre o músculo trapézio. Inspeccionando a figura detalhadamente, podemos observar que os sinais dispostos dessa forma mostram linhas espaçadas, cada uma contendo um canal de S-EMG. A amplitude do sinal em cada canal varia ao longo do tempo. Se pensarmos nas características de uma imagem, podemos fazer uma comparação direta: se representarmos cada linha de uma imagem como um canal, sem espaçamento, cada coluna de uma imagem como uma amostra ao longo do tempo, e traduzirmos as



Figura 3.3: Mapa de S-EMG em tons de cinza criado com valores de intensidade calculados a partir de um sinal experimental, gravado sobre o músculo bíceps braquial durante flexão isométrica. Uma matriz de 64 eletrodos, disposta em 13 linhas e 5 colunas (com exceção da última, que possui 12 colunas), foi utilizada para a aquisição do sinal de S-EMG. A intensidade de nível de cinza dos pixels correspondem às amplitudes RMS normalizadas (de zero a um) calculadas para uma época de 250 ms. A imagem criada foi interpolada em ambas as direções por um fator de 100 (interpolação bicúbica). O canal vermelho não existe.

amplitudes em cada instante de tempo em uma cor (ou nível de cinza, no caso de imagens em tons de cinza), teremos uma imagem contendo todas as informações de um sinal de S-EMG multicanal. Aparentemente, parece que o problema está resolvido; no entanto, os maiores vetores para aquisição de S-EMG disponíveis hoje no mercado tem no máximo 16 eletrodos, o que gera no total, 15 canais diferenciais, o que não nos permite gerar uma figura grande o suficiente para ser visualizada de forma a nos mostrar os detalhes do sinal. Mesmo que o número de amostras temporais do sinal seja suficientemente grande, uma imagem de, digamos 0,5 segundo de sinal gravado, com uma frequência de 2048 Hz, nos proporcionaria, na melhor das hipóteses, uma imagem de 15×1024 . No entanto, se pensarmos em uma interpolação no sentido dos canais, podemos gerar figuras tão grandes quanto desejarmos. Digamos então que, para a nossa figura de 15×1024 , façamos uma interpolação de 100 vezes no sentido dos canais. Teríamos, então, uma figura com 1500×2048 pixels, o que é mais do que o suficiente para visualizarmos com detalhes as informações ali contidas. A Figura 3.5 nos mostra a imagem associada ao sinal mostrado na Figura 3.4.

Observando a Figura 3.5 com mais cuidado, podemos observar informações bastante interessantes: há uma faixa horizontal central, com tom de cinza intermediário. Essa faixa é a zona de inervação do músculo, onde os sinais de S-EMG se originam. Nas regiões superior e inferior à zona de inervação, vemos algumas linhas diagonais com inclinações aproximadamente iguais em módulo, mas com sinais diferentes partindo da IZ. Essas linhas representam a condução dos MUAPs, se afastando das zonas de inervação e viajando até as regiões dos tendões. Também podemos observar que nas linhas superiores vemos uma coloração com o nível mais claro, diminuindo gradativamente até os tons mais escuros e, nas linhas inferiores, o inverso. Isso representa a inversão de fase das formas de onda dos MUAPs. Podemos também observar linhas de condução maiores e mais nítidas, com colorações mais fortes, e linhas de condução mais suaves, com mudanças de cor menos evidentes. Isso traduz a distância das unidades motoras aos eletrodos onde

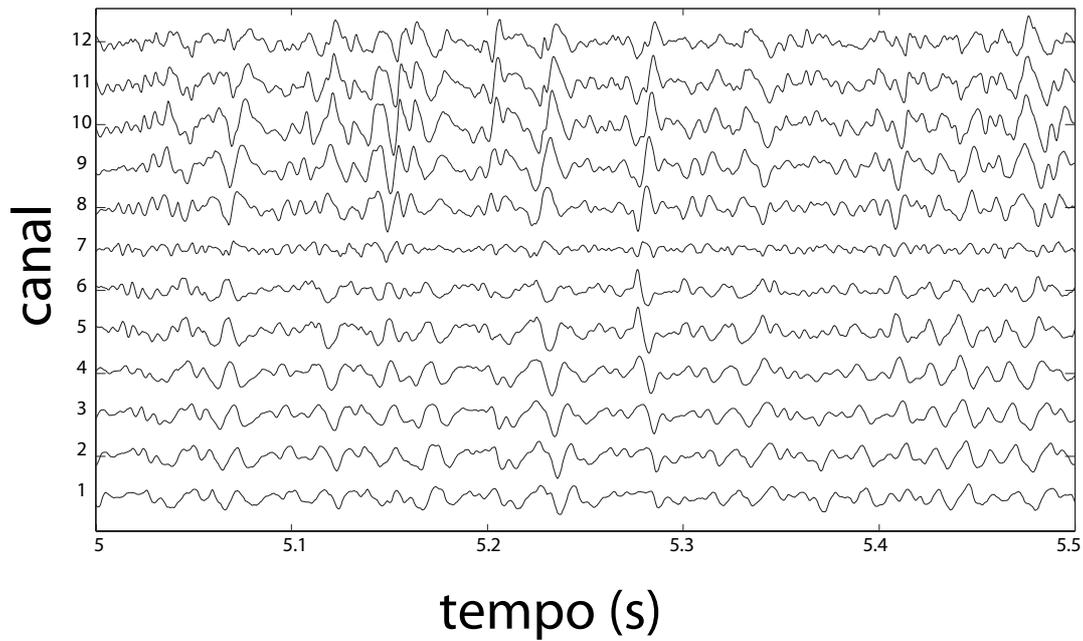


Figura 3.4: Trecho de 0,5 segundo de um sinal de S-EMG do músculo trapézio adquirido por meio de uma matriz de eletrodos de 5×12 . Aqui temos apenas 0,5 segundo de sinal da 3ª coluna da matriz. A zona de inervação está próxima ao canal 7. Podemos ver claramente a inversão de fase dos MUAPs nos canais distais e proximais à IZ.

foram gravados os sinais originados ou o tamanho da MU (isto é, a quantidade de fibras musculares que contribuem para o MUAP). Na Figura 3.6 temos outra imagem gerada a partir de um sinal de S-EMG sintético, utilizando o método proposto. O sinal original é mostrado na Figura 3.7. Esse sinal simula os MUAPs viajando da IZ até a região de tendão (no topo). Na imagem gerada a partir desse sinal, podemos ver as linhas de condução diminuindo de intensidade até chegarem ao nível de cor médio, que traduz inatividade muscular. Também é possível ver que, embora a inclinação das linhas de condução superiores à IZ se comportem como esperado, o mesmo não acontece com as linhas de condução inferiores à IZ. Isso se dá devido ao efeito de fim de fibra, onde os MUAPs parecem estacionários. Todas essas características são fundamentais para a extração de informações dos sinais de S-EMG. Por exemplo, as inclinações das linhas de condução nos permitem o cálculo direto da velocidade de condução dos MUAPs e permitem, inclusive, identificar as velocidades para cada fibra muscular independentemente.

Se pensarmos agora em uma matriz de eletrodos, podemos pensar em um plano com a gama de tons de cinza (ou cores) representando a amplitude do sinal naquele dado instante de tempo. Dessa forma, cada região do plano representaria o sinal sendo detectado por um determinado canal. À medida que o tempo passa, aparecem novos planos, criando-se assim um vídeo. Também é possível, ao utilizar um plano com as duas dimensões de eletrodo, gerarmos uma superfície onde as diferentes altitudes representem as diferentes amplitudes do sinal em um dado instante de tempo. Essas duas adaptações nos permitiriam trabalhar respectivamente com técnicas de vídeo e técnicas como o *water shedding*.

Conforme discutido, os dados interpolados, de um sinal de S-EMG, que podem ser exibidos como uma imagem em escala de cinza, permitem a identificação do MUAPs, que formam linhas diagonais divergentes das regiões associadas às IZs. Essas linhas representam a condução dos MUAPs ao longo

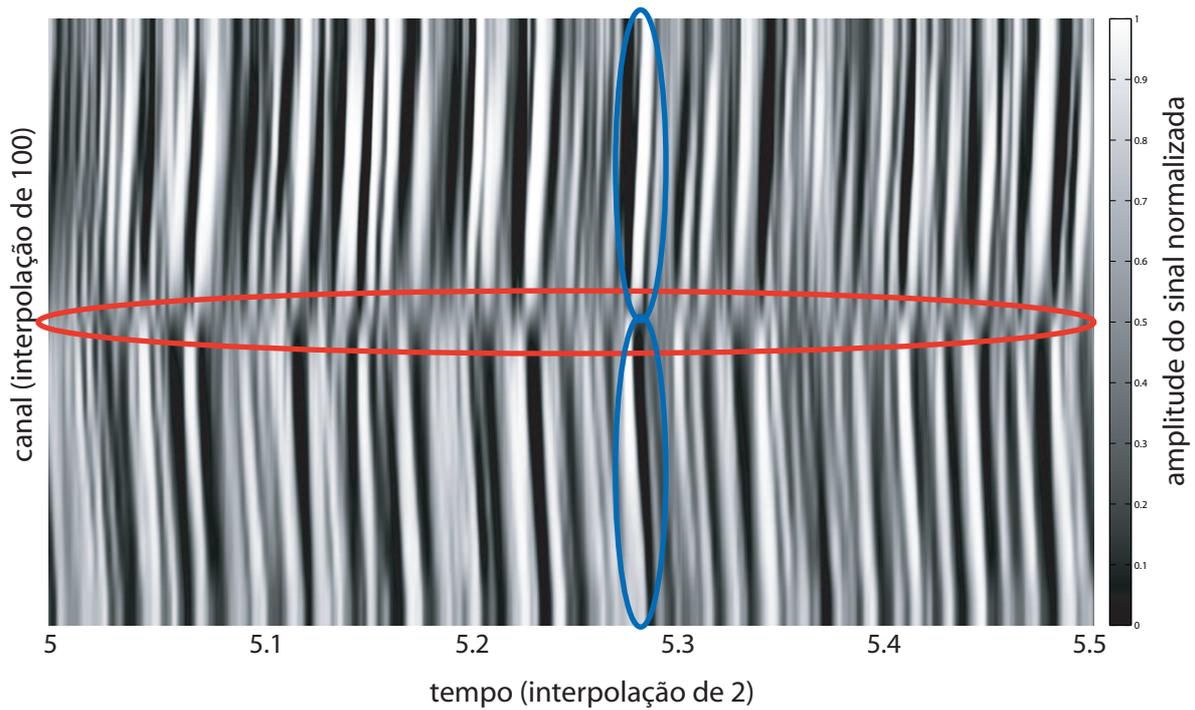


Figura 3.5: Imagem de S-EMG construída a partir da Figura 3.4. A zona de inervação está próxima ao canal 7, como indicado pela demarcação vermelha, onde podemos visualizar uma região com um tom de cinza intermediário. Podemos ver a forma dos MUAPs variando dos tons mais escuros (amplitudes negativas) aos tons mais claros (amplitudes positivas) na região superior à IZ e o inverso é observado na região inferior à IZ, conforme indicado pelas marcações azuis. Para a construção dessa figura foi usada interpolação bicúbica de 100 vezes na direção dos canais e de duas vezes na direção das amostras.

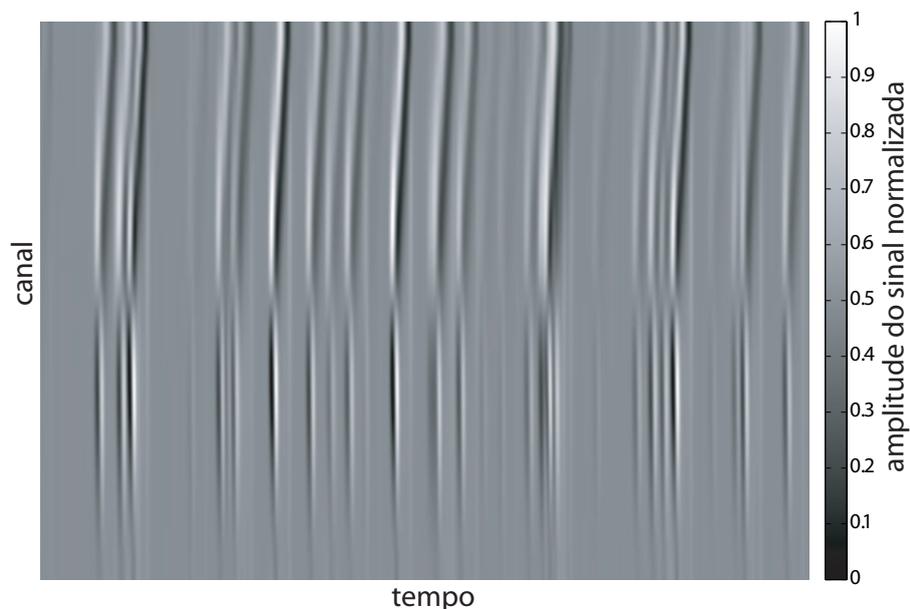


Figura 3.6: Imagem gerada a partir de um trecho de sinal de S-EMG sintético, com 15 canais diferenciais. A zona de inervação está próxima ao canal 8 (região horizontal central). Uma região de tendão está próxima à parte inferior da imagem (linhas aproximadamente verticais na parte inferior da imagem ilustram os potenciais não propagantes característicos dessa região). É possível ver a inclinação das linhas de condução na porção superior à IZ. As linhas de condução próximas ao tendão têm uma inclinação menor devido ao efeito de fim de fibra. A Figura 3.7 mostra o sinal que gerou esta imagem.

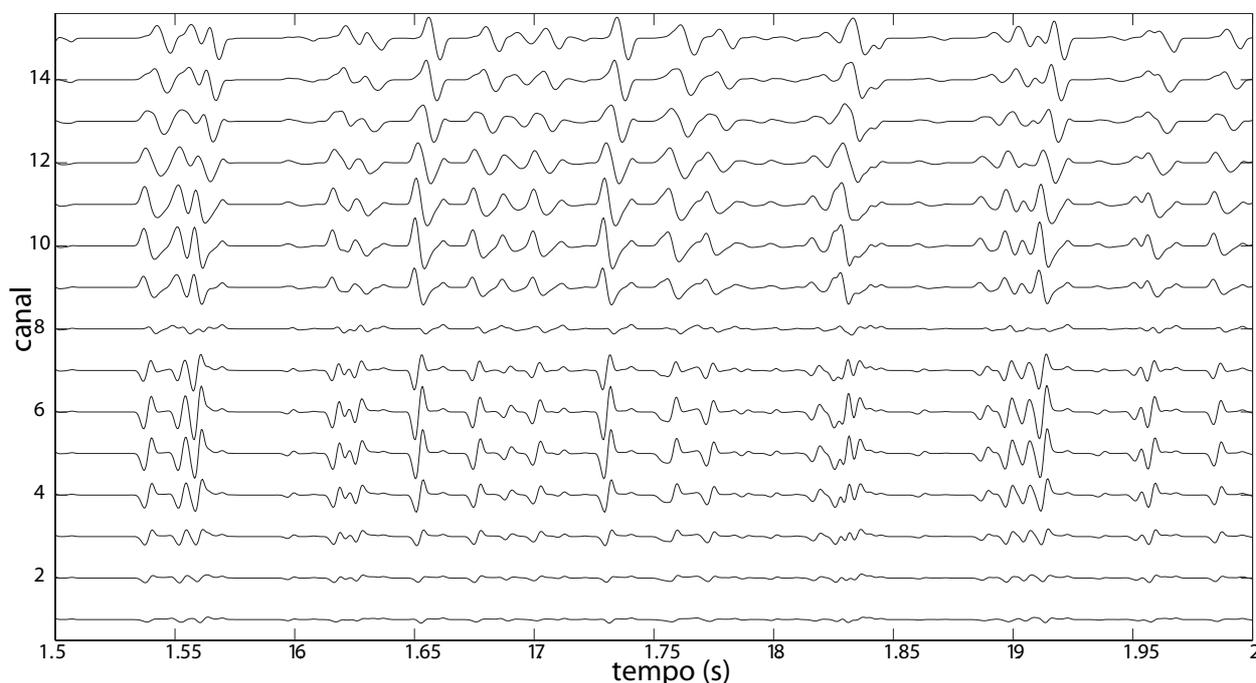


Figura 3.7: Trecho de 0,5 segundo de um sinal de S-EMG sintético, com 15 canais diferenciais singulares. A zona de inervação está próxima ao canal 8. Uma região de tendão está próxima aos canais 1 à 4. O sinal simulado baseia-se em um músculo hipotético, com 8 cm de comprimento e um total de 12 MUs, inervando um número arbitrário de fibras musculares.

das fibras musculares, desaparecendo em um canal e aparecendo no próximo. Essas linhas de condução na imagem contêm informações importantes, tais como: i) a profundidade ou o tamanho da MU que originou o MUAP, uma vez que as MUs mais profundas ou as MUs com menor número de fibras geram sinais de menor amplitude, assim, as linhas de condução correspondentes seriam mais escuras e mais estreitas; ii) o número de MUAPs detectados no segmento de sinal, que pode ser obtida através da simples contagem do número de linhas claras (ou escuras); iii) a velocidade em que o MUAP viaja ao longo da fibra, ou seja, a CV, que é diretamente relacionada com a inclinação das linhas de condução; iv) a taxa de disparo de cada fibra, que pode ser estimada utilizando um algoritmo de classificação para identificar o grupo de linhas de condução que se origina a partir da mesma fibra; e v) a posição das IZs, uma vez que a partir dessas regiões os sinais se propagam em direções opostas.

Podemos verificar na Figura 3.5, por inspeção, que as linhas de condução não possuem bordas claras separando a condução dos MUAPs dos instantes de tempo de inativação. Também podemos verificar uma distorção na imagem devido à interpolação usada. O ruído, presente em sinais de mais baixa qualidade, também torna a interpretação dos sinais mais difícil.

No entanto, técnicas de processamento de imagens como filtros, operações morfológicas de imagens, entre outras, podem solucionar ou ao menos amenizar essas dificuldades encontradas na interpretação de imagens de EMG. Outras informações, como, por exemplo, a qual MU um dado potencial pertence, também podem ser observadas com algoritmos classificadores, uma vez que os MUAPs de cada MU terão uma forma similar devido à sua posição.

Por outro lado, uma vez processada, a imagem traz informações de forma muito mais direta. A inclinação de cada linha de condução traz a informação da CV daquela dada fibra, naquele instante de tempo. É fácil verificar a anatomia do músculo por essas imagens, uma vez que a identificação das zonas de inervação, regiões de tendão e conseqüentemente, do comprimento do músculo e de suas fibras, é direta. Uma vez criada uma superfície contendo todos os canais de uma matriz, podemos identificar de forma mais fácil a posição e a profundidade de cada MU, uma vez que temos uma informação tridimensional dos momentos de ativação das mesmas.

Essa técnica de imageamento para S-EMG será utilizada, nessa tese, para explorar novas técnicas para a estimação da CV e para a identificação das IZs. Para isso, os mapas de propagação, como chamaremos aqui, utilizaram a informação temporal de apenas uma linha de eletrodos, formando assim uma imagem que relaciona a posição dos eletrodos (no sentido paralelo às fibras musculares) e o tempo, embora a utilização de imagens de outras linhas de eletrodo em posições paralelas podem ser utilizadas para aumentar a precisão dos resultados, como em trabalhos citados anteriormente.

3.4 Mapas de variação

As estimativas de velocidade, frequência e amplitude variam ao longo do tempo. Essa variação se dá principalmente devido à manifestação da fadiga [11]. Quando o sinal de S-EMG é gravado por meio de um vetor ou matriz de eletrodos, cada eletrodo em contato com a pele apresenta sinais com diferentes níveis de atenuação, decorrente da variação no volume condutor ou por conta da acomodação do gel.

Para visualizar a manifestação da fadiga em diferentes pontos do músculo e investigar o seu comportamento (homogêneo ou não) em diferentes condições de exercício, força e ângulo das juntas, uma nova categoria de mapa topológico, chamado de mapa de variação, foi proposta recentemente por Soares et al. [57].

Para obter um mapa bidimensional que compense as diferenças entre eletrodos por motivos de contato ou volume condutor, variáveis de amplitude de cada canal foram normalizadas pelo valor máximo da mesma. Para as variáveis de frequência (MDF e MNF) optou-se por normalizá-las por metade da frequência de Nyquist.

Com os valores das variáveis ARV, RMS, MDF e MNF normalizadas, os mapas de variação são construídos associando níveis de cinza ao coeficiente angular α da região linear da curva de comportamento da variável para cada intervalo de tempo. Para todas as variáveis, adotou-se a cor branca representando maior fadigabilidade (maior variação da estimativa), e a cor preta para a menor fadigabilidade. Uma vez que o processo de fadiga resulta em aumento dos valores estimados de amplitude (inclinação positiva) e redução dos valores estimados das variáveis espectrais (inclinação negativa), adotou-se o tom intermediário de cinza $\alpha = 0$, o maior valor como branco para as variáveis de amplitude e o menor (mais negativo) valor de α como branco para as variáveis de frequência.

Dispondo esses valores sobre uma superfície com as mesmas dimensões da matriz de eletrodos, pode-se ter informações sobre as regiões dos músculos que sofreram maior fadiga (cor branca) ou menor fadiga (cinza intermediário) para qualquer variável de amplitude ou frequência. A Figura 3.8 mostra exemplos de mapas de variação. Esses mapas são de especial importância para a investigação da manifestação da fadiga em músculos onde o recrutamento se dá de forma compartimental [118].

3.5 Considerações finais

Os mapas de propagação e os mapas de variação podem se tornar vídeos, se utilizarmos os resultados de cada janela como um quadro. O mapa de propagação também pode se tornar um vídeo utilizando cada linha da matriz vs. tempo como uma imagem e cada coluna da matriz como um quadro temporal. Utilizando esses vídeos novas técnicas de processamento de vídeo podem ser usadas como, por exemplo, os vetores de deslocamento dos objetos da imagem (fluxo óptico). Esse novo conceito pode ser utilizado em uma grande variedade de investigações. No entanto, esta tese abordará apenas os mapas bidimensionais, propondo o processamento de vídeo como trabalho futuro.

Os capítulos seguintes abordam o processamento de imagens construídas a partir de S-EMG multicanal para a extração de informações.

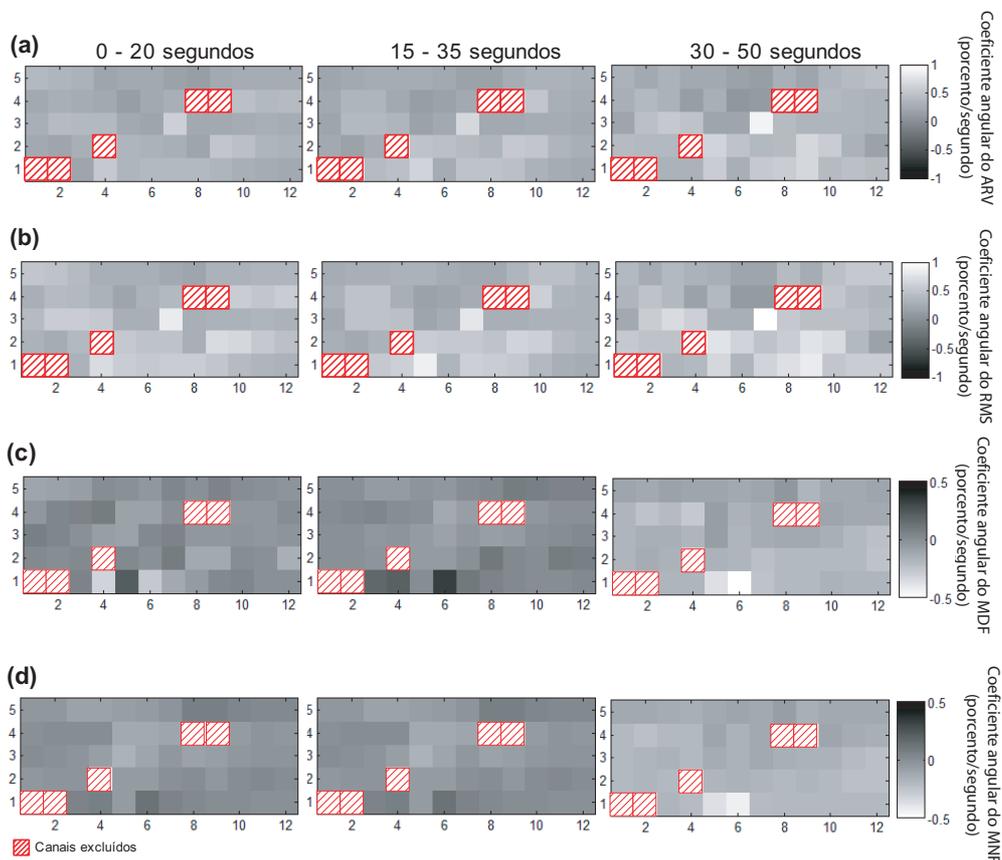


Figura 3.8: Mapas de variação para as variáveis a) ARV, b) RMS, c) MDF e d) MNF, criados a partir de um sinal de HD-EMG adquirido com uma matriz de 64 eletrodos (canal 1×1 não existe) sobre o músculo bíceps braquial em contração isométrica com 70% da MVC. Três janelas de 20 segundos (com sobreposição) são apresentadas para cada estimador. Os quadrados vermelhos representam canais defeituosos que foram excluídos. A cor cinza intermediário representa pouca variação (menor fadigabilidade) e a cor branca representa maior variação (maior fadigabilidade). É possível verificar que a fadiga não se dá de forma uniforme sobre o músculo.

Capítulo 4

Protocolos de aquisição de sinais de S-EMG

Neste capítulo, serão discutidos detalhadamente os protocolos experimentais utilizados para aquisição de sinais de S-EMG. Os sinais adquiridos foram utilizados ao longo da tese para teste dos algoritmos propostos e para investigação da fadiga.

4.1 Introdução

Os sinais reais utilizados para avaliar os algoritmos propostos nos capítulos 5, 6 e os protocolos para o estudo da fadiga ao longo do ciclo menstrual e comparação entre os gêneros e a análise espacial da fadiga discutidos no capítulo 7 são apresentados detalhadamente neste capítulo.

Os dados foram adquiridos através de cinco protocolos, que foram executados com a aprovação dos comitês locais de ética em pesquisa e foram realizados em conformidade com as leis do país onde os experimentos foram realizados. As aquisições de dois desses protocolos foram realizadas no Brasil pelo autor da tese juntamente com outros pesquisadores. As aquisições referentes aos outros três protocolos foram realizadas na Itália, um, referente ao músculo trapézio, com participação do autor da tese, o segundo executado por médicos de uma parceria do laboratório LISiN em Torino os sinais deste último protocolo foram cedidos pelo prof. Roberto Merletti, responsável pelo laboratório para a avaliação do algoritmo de identificação das IZs (a ser apresentado no capítulo 6). E o terceiro, com sinais do bíceps braquial registrados por meio de matrizes de eletrodos, também cedidos pelo prof. Roberto Merletti.

A diferença de tempo das aquisições e dos protocolos para os diferentes músculos (trapézio, bíceps braquial e esfíncter anal) foram somente devido à concepção dos protocolos. Essa diferença de tempo não implica em qualquer particularidade dos músculos.

4.2 Protocolo de aquisição para sinais do músculo trapézio utilizando matriz de eletrodos

As aquisições realizadas utilizando esse protocolo foram realizadas pela equipe do LISiN a qual o autor desta tese fazia parte à época das aquisições. Os sinais foram cedidos pelo prof. Roberto Merletti o qual detém os direitos de uso.

O primeiro protocolo de aquisição foi realizado no Laboratório de Engenharia do Sistema Neuro-muscular e Reabilitação Motora (LISiN), Politecnico di Torino, Turim, Itália, contemplando o músculo trapézio. Três voluntários saudáveis do sexo masculino foram estudados ($27,3 \pm 3,6$ anos de idade). Uma matriz de 64 eletrodos com 5 colunas e 13 linhas (LISiN e OT Bioelettronica, Itália) e uma distância inter-eletrodo de 8 mm (veja Figura 4.1(a)) foi colocada entre a 7^a vértebra da coluna vertebral e o acrômio (veja Figura 4.1(b)). A aquisição de sinais foi realizada utilizando o eletromiógrafo EMG 128 (LISiN e OT Bioelettronica, Itália). A máxima contração voluntária (MVC) foi avaliada utilizando um sistema MISO II de medição de força (LISiN e OT Bioelettronica, Itália) em uma única contração de 5 segundos, gravando, dessa forma, o nível mais alto de força realizada nesse intervalo. Oito aquisições de 10 segundos cada foram realizadas com cada sujeito, utilizando diferentes níveis de força, de 10% a 80% da MVC, em incrementos de 10%.

Para assegurar que o sujeito exerça força apenas com o trapézio, o sujeito sentou-se em uma cadeira ajustada para evitar o contato dos pés do sujeito com o chão (Figura 4.2 (a)). Duas empunhaduras foram acopladas a duas células de carga presas em suportes no chão de forma que o braço fizesse ângulo reto com o chão (Figura 4.2 (b)). Foi pedido ao sujeito que puxasse ambas as empunhaduras, mantendo, por 10 segundos, o nível de força estipulado. O tempo final era informado pelo operador. O sinal de S-EMG e força foram gravados ao longo do esforço.

4.3 Protocolo de aquisição para sinais do músculo bíceps braquial cabeça curta utilizando vetor de eletrodos

Vinte e três indivíduos do sexo feminino e dezoito do sexo masculino se voluntariaram para participar do estudo. Devido à desistência, problemas hormonais e altos níveis de ruído nas gravações de S-EMG, apenas quatorze voluntários do sexo feminino ($24,1 \pm 2,5$ anos de idade) e onze voluntários do sexo masculino ($25,8 \pm 2,6$ anos de idade) foram incluídos na análise. Todos os voluntários eram destros e não tinham doenças neurológicas conhecidas. Todas as voluntárias tinham ciclos menstruais regulares, não-praticantes de exercícios regulares e não estavam usando nenhum medicamento hormonal ou anticoncepcional por pelo menos 6 meses. Todos os voluntários do sexo masculino eram não praticantes de esportes. Todos os voluntários leram e assinaram o formulário de consentimento e o protocolo experimental foi aprovado pelo comitê de ética em pesquisa da Universidade de Brasília.

O mesmo protocolo experimental foi executado com todos os voluntários. Cada sujeito do sexo feminino realizou o protocolo experimental em quatro sessões, com intervalo de uma semana entre as sessões. Os voluntários do sexo masculino realizaram apenas uma sessão.

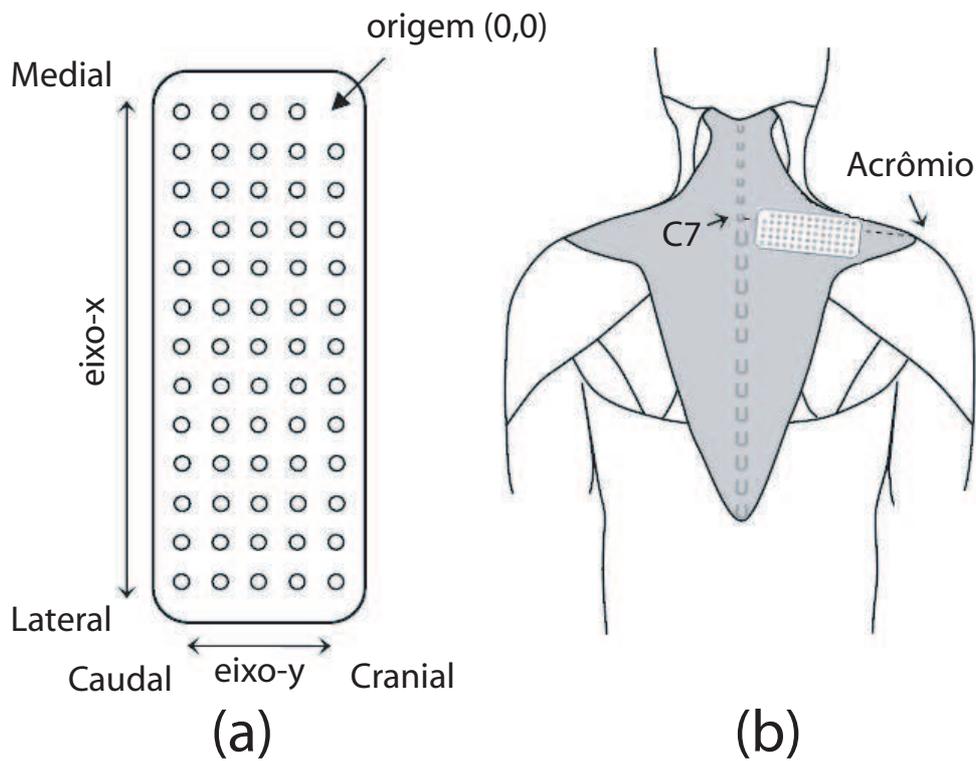


Figura 4.1: (a) Representação esquemática de uma matriz de eletrodos com a indicação dos eixos de coordenadas e de origem para definir a posição do eletrodo. (b) A matriz de eletrodos de S-EMG foi colocada no músculo trapézio superior direito de acordo com a figura. O ponto central foi estimado usando uma régua flexível. As linhas da matriz foram alinhadas ao longo da linha pontilhada. Os canais da segunda linha referentes ao segundo arranjo de eletrodos lineares de cima para baixo foram utilizados para o processamento de sinais de todos os sujeitos.

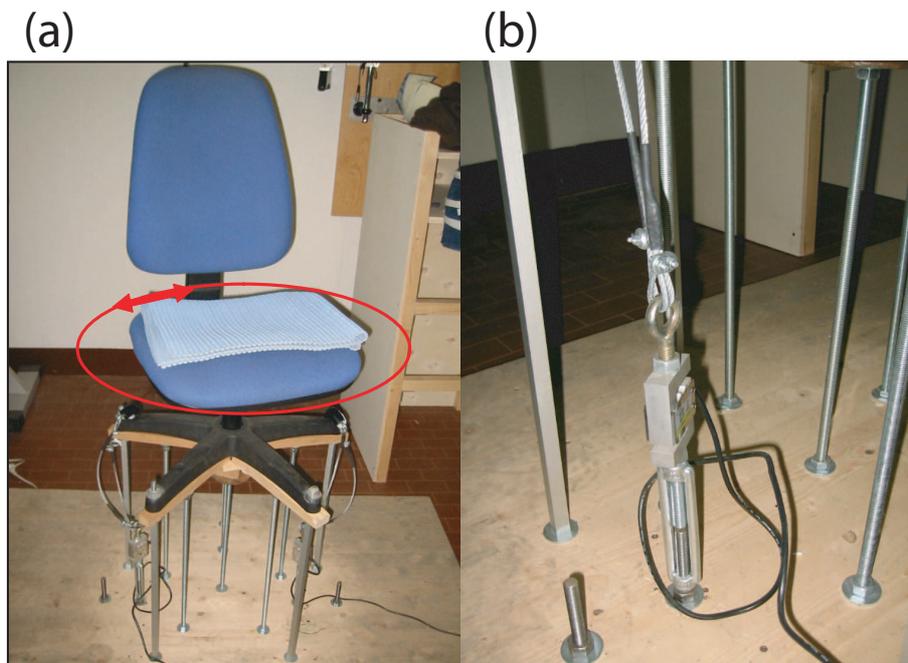


Figura 4.2: (a) Cadeira desenvolvida para aquisição de esforços do músculo trapézio. O voluntário se senta na cadeira que é ajustada de forma que o sujeito não encosta os pés no chão. (b) Célula de carga presa ao assoalho do sistema de medição. A célula é presa a uma empunhadura que é ajustada de forma que o braço do voluntário faça um ângulo reto com o chão. Figuras cedidas por Roberto Merletti.

Cada voluntário sentou-se em uma cadeira especialmente adaptada para firmar o cotovelo de tal forma que o único movimento possível do braço fosse a flexão isométrica do cotovelo (Figura 4.3). Isto foi feito para minimizar contrações de músculos que pudessem interferir nos resultados do experimento.

Um eletromiógrafo EMG 16 (OT Bioelettronica snc, Itália), conectado a um computador portátil com um cartão PCMCIA, foi usado para adquirir o sinal de S-EMG e os sinais de força. Uma célula de carga de 50 kgf de carga máxima, modelo TS (AEPH do Brasil, São Paulo, Brasil), ligada a um amplificador de sinal biomecânico MISO II (OT Bioelettronica snc, Itália), foi usada para medir o nível de força dos sujeitos. O ganho de amplificação da força foi definido como 1. Três contrações isométricas de 3 segundos foram realizadas no início de cada sessão para determinar a MVC do voluntário. No entanto, a MVC medida durante a primeira sessão foi adotada como a MVC para todas as sessões. Os valores de MVC das demais aquisições foram aferidos apenas para garantir a repetibilidade do protocolo em todas as sessões. Forte encorajamento verbal foi usado para cada MVC. Depois de cada estimativa da MVC, o voluntário repousou por um minuto.

Um arranjo de 16 eletrodos (Ag, dimensão: 10 mm \times 1 mm, 5 mm de distância inter-eletrodo, OT Bioelettronica snc, Itália) foi utilizado para o mapeamento da região ideal de aquisição de S-EMG do bíceps braquial em cada sessão. A taxa de amostragem usada foi 2048 Hz e um ganho analógico de 1000 na configuração diferencial foi usado. O nível de força usado foi de 30% da MVC. Um sinal de três segundos foi usado para o mapeamento da posição ideal. Um exemplo de resultado é mostrado na Figura 4.4, onde a zona de inervação e regiões ideais para a aquisição são claramente distinguíveis. Após esse esforço, o voluntário repousou por dois minutos.

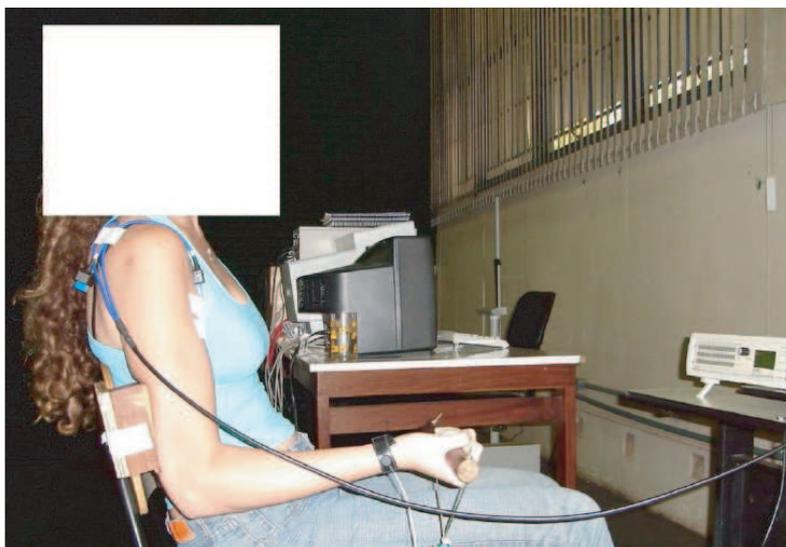


Figura 4.3: Posição do sujeito durante o exercício. Uma cadeira adaptada foi utilizada para fixar o cotovelo de tal forma que o único movimento possível do braço fosse a flexão isométrica do cotovelo. A célula de carga foi fixada em um gancho ao lado da cadeira com cabos ajustáveis, de modo que a articulação do cotovelo foi flexionada em um ângulo de 90°.

Após o mapeamento, sinais de S-EMG foram adquiridos com um arranjo linear de oito eletrodos de superfície semi-descartável (5 mm de distância inter-eletrodo, OT Bioelettronica snc, Itália), que foi colocado sobre a região ideal da cabeça curta do bíceps braquial. A pele foi limpa e gel condutor foi aplicado entre a pele e cada eletrodo. A configuração diferencial foi usada, resultando em um sinal contendo 7 canais de S-EMG para cada aquisição. Um eletrodo de referência foi colocado no pulso direito. A taxa de amostragem utilizada foi 2048 Hz e um ganho analógico de 1000 foi utilizado. A posição onde o conjunto de eletrodos foi colocado é mostrado na Figura 4.5. Três aquisições de 10 segundos usando 20% da MVC foram realizadas com um intervalo de 5 minutos entre uma e outra. Após 5 minutos de descanso, duas contrações isométricas foram realizadas por 90 segundos usando 40% da MVC registrada anteriormente. Houve um descanso de 20 minutos entre cada contração longa. Um exemplo representativo dos sinais de S-EMG medidos durante essa contração é mostrado na Figura 4.6.

4.4 Protocolo de aquisição para sinais do músculo bíceps braquial utilizando matriz de eletrodos I

Foram avaliados sinais de 11 sujeitos do sexo masculino (28 ± 4 anos de idade), praticantes eventuais e não praticantes de exercícios físicos regulares. O protocolo experimental foi aprovado pelo comitê de ética da instituição e os voluntários forneceram consentimento por escrito.

Para a aquisição dos sinais de S-EMG foi utilizado o equipamento EMG-128 (OT Bioelettronica, Torino, Itália). Utilizando uma matriz de 64 eletrodos, com 5 linhas e 13 colunas, sendo a posição (1,1) desprovida de eletrodo (Figura 4.7), preenchida com gel condutor. A distância inter-eletródica é de 8 mm. A aquisição foi realizada em modo diferencial com os arranjos mais longos (12 e 13 eletrodos) no sentido

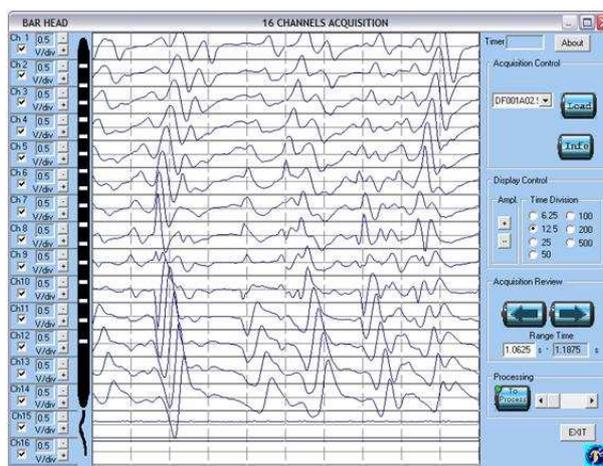


Figura 4.4: Mapeamento das regiões dos tendões e das zonas de inervação do músculo bíceps braquial, usando um arranjo linear de 16 eletrodos (Ag, 10 mm × 1 mm de área e 5 mm de distância inter-eletrodo, OT Bioelettronica snc, Itália). Neste exemplo, uma zona de inervação foi encontrada próxima ao par de eletrodos correspondente ao canal 9. As regiões ideais para aquisição de S-EMG são as regiões logo acima ou logo abaixo desse par de eletrodos.

paralelo às fibras musculares, com taxa de amostragem de 2048 Hz, usando o programa OTBioLab (OT Bioelettronica, Torino, Itália) para gravação do sinal.

Para garantir uma aquisição isométrica, foi utilizada uma célula de carga Modelo TS (AEPH do Brasil, São Paulo, Brasil), com carga máxima de 50 kg, acoplada a um sistema de instrumentação [119], que permite a visualização gráfica dos valores medidos em tempo real.

Os sujeitos sentaram-se em uma cadeira com suporte acolchoado para o braço, o qual impedia a movimentação de ombro e cintura escapular e mantinha o cotovelo em um ângulo de 90 (Figura 4.7). Segurando uma alça ligada à célula de carga, a MVC foi estimada utilizando esforço de 5 segundos, com descanso de 30 minutos. Durante esse tempo de repouso, a matriz de eletrodos foi então posicionada sobre o bíceps braquial (Figura 4.8), de forma que a dimensão de maior comprimento da matriz ficasse paralela às fibras motoras (Figura 4.7). Então, os voluntários executavam uma contração isométrica de 60% da MVC, sob forte incentivo verbal, durante 30 segundos. Durante essa contração, os dados de S-EMG dos 64 eletrodos (60 canais diferenciais no sentido proximal-distal) eram adquiridos. Após 10 segundos de repouso, realizava-se outra aquisição de dados a 60% da MVC, com mais 10 segundos de repouso e, finalmente, mais uma contração de 60%, até a exaustão.

4.5 Protocolo de aquisição para sinais do músculo bíceps braquial utilizando matriz de eletrodos II

Esse protocolo foi realizado no Laboratório de Engenharia do Sistema Neuromuscular e Reabilitação Motora (LISiN), Politecnico di Torino, Turim, Itália, contemplando o músculo bíceps braquial. Foram



Figura 4.5: Colocação do vetor linear de 8 eletrodos flexíveis semi-descartáveis (5 mm de distância inter-eletrodo, OT Bioelettronica snc, Itália) sobre a região ideal da cabeça curta do bíceps braquial, após a identificação da zona de inervação. Gel condutor foi aplicado entre a pele e cada eletrodo da matriz, após a limpeza da pele.

avaliados sinais de seis sujeitos do sexo masculino (27 ± 5 anos de idade), praticantes eventuais e não praticantes de exercícios físicos regulares.

O braço dominante do sujeito foi fixado em uma cinta com o cotovelo fazendo um ângulo de 105° . Foi realizada a estimacão da MVC. Uma matriz de 64 eletrodos com 8 mm de IED foi posicionada no bíceps braquial do sujeito e preenchida com gel condutor. Foram, então, realizadas contrações isométricas, voluntárias, de 30 segundos, contemplando quatro níveis de força: 10%, 30%, 50% e 70% da MVC. Cada contração foi repetida três vezes com intervalo de 10 segundos. O protocolo foi repetido durante três dias.

4.6 Protocolo de aquisição para sinais do músculo esfíncter anal

Sinais do projeto TASI foram cedidos pelo professor Roberto Merletti para a utilização no desenvolvimento de algoritmo de detecção de zonas de inervação. O protocolo TASI está descrito em [120, 15].

Vinte e oito mulheres saudáveis participaram do estudo na Clínica Ginecológica da Universidade de Tuebingen, na Alemanha. Sinais de S-EMG foram adquiridos por uma sonda anal reutilizável de 48 canais, com três vetores circunferenciais de 16 eletrodos de prata, em forma de barra (comprimento da barra: 10 mm; IED: 15 mm; diâmetro: 14 mm) (Figura 4.9). Cada sujeito foi solicitado a realizar uma MVC do EAS mantida por 10 segundos.

Onze aquisições de 10 segundos foram feitas para cada sujeito em decúbito ventral: duas em estado relaxado, três em MVC do EAS e três durante a extensão do quadril direito ou esquerdo contra a resistência aplicada pelo operador no tornozelo.

As aquisições de S-EMG foram amplificadas, filtradas (filtro passa-banda de 10–500 Hz) e amostradas a 2048 amostras/s.

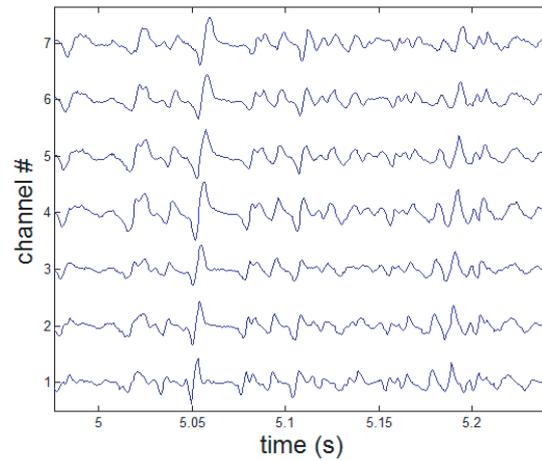


Figura 4.6: Segmento de um sinal de S-EMG contendo 7 canais diferenciais adquirido com um arranjo linear semi-descartável de 8 eletrodos (eletrodos-ponto com 5 mm de distância inter-eletrodo, OT Bioelettronica snc, Itália) a partir da cabeça curta do bíceps braquial. A frequência de amostragem utilizada foi 2048 Hz. Esse segmento tem aproximadamente 0,3 segundo.

(a)



(b)

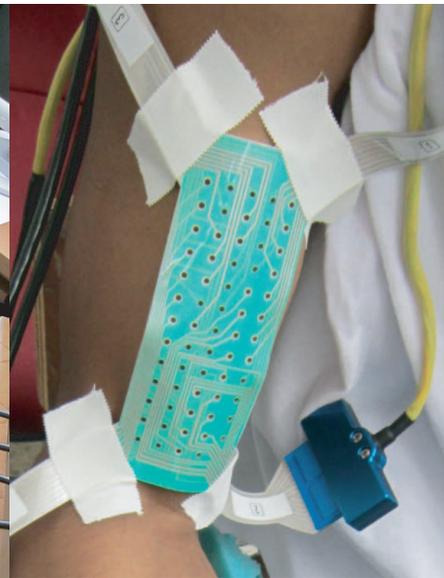


Figura 4.7: (a) Posicionamento do voluntário em uma cadeira com suporte acolchoado para o braço. O cotovelo faz um ângulo de 90° . A alça da célula de carga é posicionada sobre a mão de forma que o punho permaneça reto. (b) Detalhe do posicionamento da matriz de eletrodos.

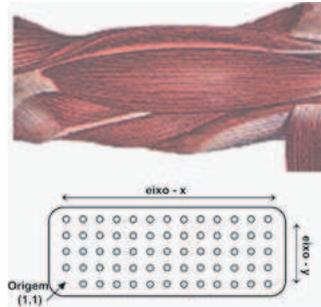


Figura 4.8: Ilustração da matriz de eletrodos utilizada na aquisição de dados, assim como seu posicionamento em relação ao músculo bíceps braquial.

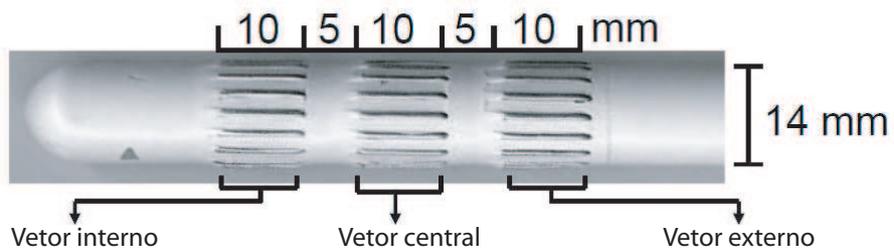


Figura 4.9: Sonda anal para aquisição de S-EMG. A sonda tem 48 eletrodos, dispostos em três vetores circunferenciais de 16 eletrodos de prata, em forma de barra (comprimento da barra: 10 mm; IED: 15 mm; diâmetro: 14 mm). Modificado de [15].

Capítulo 5

Algoritmo para a estimação da média e variância da CV utilizando processamento de imagens

Este capítulo apresenta um novo algoritmo para a estimação da média e da variância da velocidade de condução, utilizando técnicas de processamento de imagem. O algoritmo proposto é comparado com o método clássico de estimação por máxima verossimilhança, proposto por Farina et al. (Med Biol Eng Comput 2001; 39:225 - 236). Os dois algoritmos foram comparados utilizando sinais de S-EMG simulados com diferentes níveis de ruído, e sinais reais de S-EMG adquiridos durante contrações isométricas do músculo bíceps braquial cabeça curta.

5.1 Introdução

A velocidade de condução (CV) é a velocidade de propagação dos MUAPs, durante a atividade muscular. Conforme discutido no capítulo 4, a CV está relacionada com diversos fatores fisiológicos, como a estratégia de controle muscular exercida pelo sistema nervoso central, e pode ser utilizada para avaliar a fadiga muscular e os mecanismos de recrutamento das MUs. Valores típicos de CV estão na faixa de 3 a 5 m/s, com uma média em torno de 4 m/s [22].

Vários métodos foram propostos para estimar a CV no músculo, por meio de colocação dos eletrodos na pele, alinhados com as fibras musculares. A maioria desses métodos procuram obter um valor de CV médio [48, 69, 71, 72, 121, 122, 123]. Alguns trabalhos propõem métodos para estimar a CV a partir de uma única MU [16]. Esses métodos geralmente usam técnicas de processamento de sinais, tais como estimação de máxima verossimilhança (MLE), que é a técnica mais precisa de estimação para CV atualmente [69].

A preferência pela técnica MLE se baseia em sua baixa variância e alta resolução de estimação, quando comparadas com outros métodos [68]. A melhor qualidade da estimação da CV proporcionada pelo método MLE, resulta em mudanças estatisticamente significativas na CV estimada, o que favorece, por exemplo, a estimação da fadiga local.

Características bidimensionais (2-D) de um sinal de S-EMG multicanal podem ser exploradas para a estimação da média e variância da CV. Grönlund et al. [102] utilizaram técnicas 2-D para estimar a CV de uma única MU e a orientação das fibras musculares através de um método de trajetória ótima. Técnicas de processamento de imagens podem ser usadas para estimar a CV média e de MUs distintas, além de poder fornecer uma estimativa da variância da CV em uma janela de tempo.

Este capítulo propõe um método para estimação da média e variância da CV, a partir de sinais de S-EMG, utilizando técnicas de processamento digital de imagens. O método proposto se baseia na definição de uma imagem a partir do conjunto de sinais adquiridos por um vetor de eletrodos posicionados paralelamente à fibra muscular. Nessa imagem, a dimensão vertical corresponde a posição espacial ao longo do vetor de eletrodos, a dimensão horizontal corresponde ao tempo e o nível de cinza representa a intensidade do potencial elétrico medido (amplitude do sinal). A análise da imagem assim obtida permite estimar o atraso entre as formas de onda similares correspondentes aos diferentes canais de S-EMG. Assim, da mesma forma que em métodos tradicionais para estimação da CV, esse atraso permite determinar a velocidade de condução, uma vez que a distância inter-eletródica é conhecida.

O desvio padrão (ou a variância) real da CV de diferentes MUAPs é um indicador de estratégias de recrutamento de diferentes MUs. A variância da CV é uma informação disponível, até o momento, apenas em técnicas invasivas de eletromiografia. Assim, este capítulo introduz uma nova abordagem para o tratamento de sinais multicanal, que pode ser especialmente útil em eletromiografia de alta densidade (HD-EMG).

5.2 Métodos

5.2.1 Sinal S-EMG multicanal exibido como uma imagem

Um sinal de S-EMG multicanal corresponde a sinais de S-EMG em vários pontos de um músculo, adquiridos com um vetor ou uma matriz de eletrodos espaçados uniformemente. A técnica proposta neste capítulo trata os sinais de S-EMG multicanal como imagens, as quais representam informações provenientes de vetores unidimensionais de eletrodos, como os apresentados na Figura 5.1(a).

O processo a seguir foi usado para gerar uma imagem de S-EMG: (i) o sinal de S-EMG multicanal foi segmentado em janelas de três segundos (janelas de 10 segundos foram usadas com os sinais reais), (ii) os dados foram, em seguida, redimensionados, usando interpolação de duas vezes ao longo da dimensão temporal e de 100 vezes ao longo da dimensão dos canais. Esses fatores de interpolação foram escolhidos segundo um compromisso entre custo e eficiência no tempo de processamento. Os tamanhos de imagem resultantes são listadas na Tabela 5.1. Interpolação bicúbica foi utilizada, de forma que cada valor interpolado é uma média ponderada dos pixels em um quadrado vizinho de 4×4 pixels. A interpolação bicúbica foi escolhida porque ela geralmente preserva mais detalhes finos que a abordagem bilinear [124].

Os canais das extremidades são descartados durante o processamento, para evitar imprecisões devido à extrapolação.

Tabela 5.1: Tamanhos de imagem associados com os diferentes sinais utilizados neste trabalho.

Grupo de sinais	número de canais	tamanho da janela	tamanho da imagem
simulado	7	3 segundos ou 6144 amostras	700×12288
bíceps braquial	7	10 segundos ou 20480 amostras	700×40960

Os valores de amplitude foram normalizados para o intervalo de 0 a 1, e representados em tons de cinza. Na imagem resultante (Figura 5.1(b)), o branco representa a amplitude máxima do sinal original e o preto representa a amplitude mínima do sinal original, com níveis intermediários da amplitude representados pelos outros tons de cinza. Objetivou-se, assim, evidenciar a condução dos MUAPs ao longo das MUs como linhas diagonais nas imagens obtidas. A inclinação de cada uma dessas linhas representa a velocidade de condução de uma MUAP.

Em sinais de S-EMG multicanal com uma única IZ, esperam-se dois grupos de linhas diagonais com inclinações opostas. A região da imagem a partir de onde esses dois grupos de linhas opostas se originam é a localização esperada para a IZ. Esse aspecto será avaliado em mais detalhes no capítulo 6.

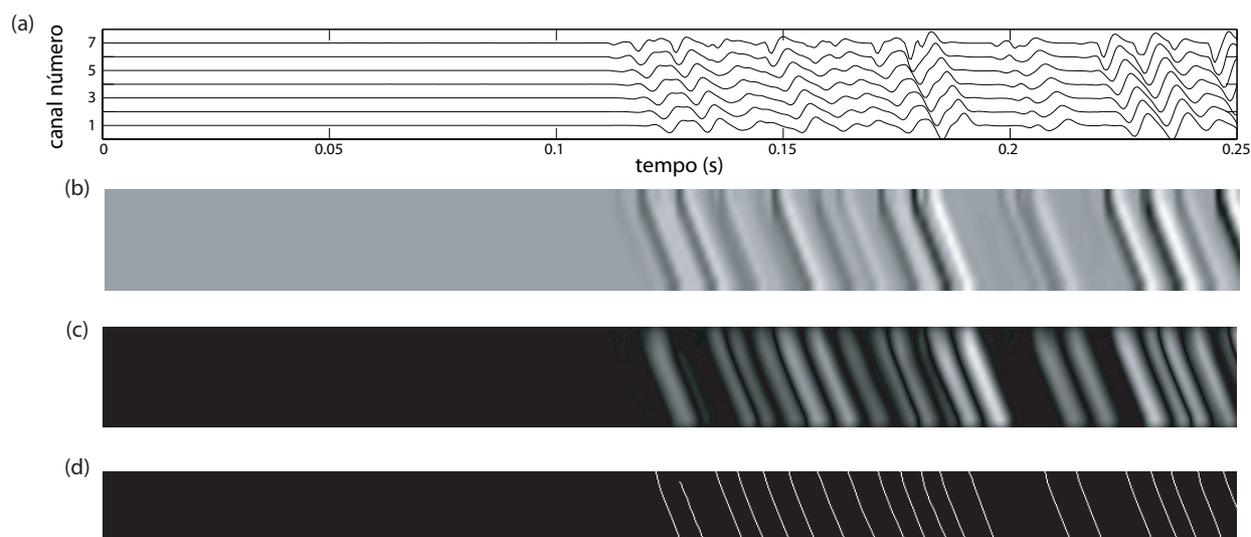


Figura 5.1: Passo-a-passo do algoritmo proposto. (a) Trecho de 0,25 s de um sinal de S-EMG sintético com 7 canais (sem IZ). No eixo das abcissas, temos o tempo; no eixo das ordenadas, temos os canais, com os sinais normalizados entre 0 e 1. (b) Transformação do sinal mostrado em (a) em uma imagem. Para essa transformação, foi utilizada uma interpolação bicúbica com um fator de 2 no eixo do tempo e um fator de 100 no eixo dos canais. (c) Resultado da filtragem da imagem em (b) com o filtro Hermitiano. Observe que as linhas de condução são mais suaves e foram destacadas do fundo. (d) Resultado após o passo (g) do algoritmo. Podemos, por meio das retas em (d), estimar a velocidade média de condução para essa janela de tempo e também o desvio padrão das velocidades de cada MUAP. As figuras foram redimensionadas de forma a alinhar os MUAPs em todas as imagens (de a-d).

5.2.2 Filtro Hermitiano para detecção de formas de onda

As imagens obtidas a partir do sinal de S-EMG multicanal mostram diversas variações de tom de cinza devido às formas dos MUAPs, bem como linhas de condução de baixa intensidade, originadas a partir de MUs profundas ou de tamanho pequeno (com poucas fibras musculares). Essas características tornam o processamento da imagem difícil, já que as linhas de condução geralmente não têm limites claros, e linhas de baixa intensidade podem ser apagadas no processo de binarização. Para resolver esse problema, um filtro de detecção de forma de onda foi utilizado para intensificar as regiões da imagem onde MUAPs estão presentes, de modo que as bordas das linhas sejam exibidas de forma clara e evitando que linhas de baixo contraste sejam descartadas durante a binarização (Figura 5.1(c)). Após a comparação dos filtros Gaussiano, de Gabor e Hermitiano, observou-se que o filtro Hermitiano permitiu uma melhor delimitação dos MUAPs para os sinais testados.

O filtro Hermitiano possui o seguinte *kernel*:

$$G_{2,1}(x, y) = A \frac{-2 \times (x \cos \theta + y \sin \theta)}{\sqrt{2\pi\sigma_x^2\sigma_y^2}} \exp\left(-\frac{(x \cos \theta + y \sin \theta)^2}{\sigma_x^2} - \frac{(-x \sin \theta + y \cos \theta)^2}{\sigma_y^2}\right), \quad (5.1)$$

onde $G_{2,1}(x, y)$ é a primeira derivada de uma Gaussiana com relação ao eixo x , σ_x e σ_y são os desvios padrão (espalhamento, em número de pixels) sobre o eixo x (tempo) e y (canal), respectivamente e θ é a orientação do filtro em radianos. Caso a derivada seja com relação ao eixo y , o resultado será o mesmo, mas a rotação seria alterada em $\pi/2$ e os valores de σ_x e σ_y deveriam ser invertidos.

Foi utilizado o valor $\theta = \pi/2$ radianos, devido ao fato de que esse valor irá destacar as linhas de condução das MUAPs que estão acima ou abaixo da IZ na imagem. Ao fazer isso, não é necessário prestar atenção adicional para a direção de propagação dos MUAPs, o que torna o algoritmo mais genérico. Foi utilizado $\sigma_x = 60$ pixels e $\sigma_y = 30$ pixels. Estes valores são consistentes com a duração típica dos MUAPs [125] para os fatores de interpolação propostos e são capazes de intensificar a amplitude do sinal de forma a diferenciar as regiões de inatividade e as regiões onde estão presentes os MUAPs. Esses valores foram escolhidos com base num compromisso entre o tamanho do filtro e os efeitos de borda criados pela resposta do filtro. Esses efeitos de borda causam ondulações na imagem filtrada, o que pode degradar o sinal. Esta configuração foi a mais adequada para todos os experimentos realizados. Os valores propostos podem ser alterados de acordo com as necessidades de um experimento em particular ou de outra investigação.

A Figura 5.1(c) mostra o efeito do filtro Hermitiano de detecção de forma de onda descrito acima nas imagens de S-EMG. Mais informações sobre filtros Hermitianos podem ser encontradas [126].

5.2.3 Estimação da velocidade de condução

O algoritmo proposto para a estimação da CV é baseado no cálculo da inclinação das linhas de condução dos MUAPs. O algoritmo consiste das seguintes etapas:

(a) A imagem S-EMG é criada utilizando o processo descrito na seção 3.3.

- (b) O filtro Hermitiano de detecção de borda é utilizado para aumentar os limites das linhas de condução dos MUAPs.
- (c) A imagem é binarizada para aumentar a diferença entre as linhas de condução dos MUAPs e o fundo, e para permitir o uso de operações morfológicas binárias. Para tanto, utilizou-se um limiar de 50%. A binarização é realizada atribuindo o valor 0 a todos os níveis de cinza abaixo do médio, e 1 para todos os valores acima ou igual ao nível médio de cinza.
- (d) A operação morfológica de abertura é realizada. Linhas de ruído tendem a ser irregulares e granuladas; assim, essa operação procura apagar essas linhas de ruído.
- (e) A operação morfológica de afinamento é realizada para afinar as linhas de condução dos MUAPs. Essa operação remove pixels, para que um objeto afine até a forma de uma linha onde todos os pixels estão conectados. Isso resulta em linhas que podem ser utilizadas para a estimação da CV (Figura 5.1(d)).
- (f) Todos os objetos em forma de “H” são quebrados, para eliminar eventuais conexões entre duas linhas de condução.
- (g) Os pixels isolados são removidos.
- (h) As bordas superior, inferior e laterais da imagem são descartadas, para evitar distorções na estimação da CV devido aos efeitos da filtragem e interpolação.
- (i) Linhas de condução são automaticamente rotuladas por um algoritmo de detecção de objetos, que encontra e rotula cada elemento da imagem que não está ligado a outros elementos.
- (j) A inclinação de cada linha de condução é estimada usando regressão linear por mínimos quadrados.
- (k) Todos os MUAPs que apresentam um erro médio quadrado (MSE) (com relação à linha de regressão correspondente) acima de $0,6 \text{ mm}^2$ são eliminados. Isso é realizado porque as linhas apresentando um MSE acima de $0,6 \text{ mm}^2$ geralmente indicam uma regressão de dados espalhados, originados de ruído.
- (l) Linhas mais curtas do que o valor da distância inter-eletrodo (5 mm ou 8 mm) são eliminadas.
- (m) Linhas verticais são eliminadas. Essas linhas não representam potenciais propagantes e por isso podem ser descartadas.
- (n) As inclinações das linhas de condução (MUAPs) restantes são ponderadas pelo quadrado de seu comprimento e pelo inverso da variância das distâncias entre os pontos da linha de condução e a linha de regressão que a aproxima. Dessa forma, as linhas com menos dispersão de pixels (menor erro quanto a propagação do MUAP) terão maior peso.
- (o) A CV, em metros por segundo, associada a cada linha de condução, é calculada a partir de sua inclinação, usando a distância inter-eletródica (em milímetros) e os valores de intervalo de amostragem (em milissegundos).
- (p) A CV média é calculada como a média ponderada (pelo peso descrito em (n)) dos valores de CV de todas as linhas de condução que não foram eliminadas.

(q) O desvio padrão das CV de cada linha de condução não excluída é calculado.

A Figura 5.1(d) mostra um exemplo de imagem obtida após a etapa g. As linhas brancas representam as regiões da imagem onde MUAPs foram detectadas.

Em uma etapa anterior à binarização, é possível utilizar algoritmos de classificação para identificar MUs diferentes e, assim, estimar a CV de MUs individuais. As formas, a intensidade e a posição de cada MUAP podem ser usados para esta classificação, mas o foco deste trabalho é encontrar a CV média para cada segmento do sinal e a variância da CV dos diferentes MUAPs nessa janela de tempo.

5.2.4 Avaliação do desempenho do algoritmo

O desempenho do algoritmo proposto foi avaliado, por comparação, com o algoritmo proposto por Farina et al. [16], descrito detalhadamente no capítulo 2. Este utiliza estimação por máxima verossimilhança (MLE, da sigla em inglês) para encontrar o atraso entre os canais que minimiza o erro quadrático médio entre os sinais medidos e maximiza a correlação cruzada entre os canais.

A fim de testar o algoritmo proposto, foram comparados os valores de CV de grupos de 100 sinais sintéticos. Cada grupo possui valores de CV diferentes (3 m/s, 4 m/s ou 5 m/s), desvio padrão nulo e nível de razão sinal ruído diferentes (∞ , 20 dB, 16 dB, 12 dB, 8 dB e 6 dB). Cada grupo teve sua CV estimada por dois algoritmos: o algoritmo proposto de estimação por processamento de imagens (IPE, da sigla em inglês) e o algoritmo MLE [16]. Então, as médias e variâncias dos valores estimados foram comparadas.

Para analisar a capacidade do algoritmo IPE em distinguir grupos de sinais com MUAPs com diferentes variâncias de CV, cinco grupos de sinais sintéticos com MUs com valor médio de CV igual a 4 m/s e com desvio padrão de 0 m/s, 0,2m/s, 0,4 m/s, 0,6 m/s e 0,8 m/s, foram gerados para testar se é possível quantificar o aumento ou a diminuição da variância da CV de sinais de S-EMG por meio do algoritmo proposto. Para tanto, o valor estimado de desvio padrão dos MUAPs, foi comparado com o valor real do desvio padrão dos MUAPs utilizando um teste não paramétrico de Kruskal–Wallis. O teste não paramétrico foi escolhido pois os grupos são heterocedásticos enquanto que uma das exigências para o teste ANOVA é a homocedasticidade. O teste de Kruskal–Wallis é o equivalente não paramétrico do teste ANOVA de uma via, onde se deseja verificar se ao menos uma das distribuições estudadas possui média diferente das demais. Por fim, um teste post hoc de Bonferroni foi executado para indicar quais grupos são diferentes. O teste de Bonferroni é um método conservador que compara as múltiplas distribuições mantendo o controle sobre a taxa de erro tipo I (rejeitar a hipótese nula quando ela é verdadeira).

O desvio padrão da CV das MUAPs pode auxiliar em uma decomposição ou mesmo na compreensão das estratégias de recrutamento de MUs, uma vez que cada MU apresentará CVs distintas para seus MUAPs. Nenhum outro algoritmo de estimação de CV para sinais de S-EMG presente na literatura é capaz de fazer a estimação do desvio padrão das velocidades dos diferentes MUAPs de forma direta. Por esse motivo, não será feita uma comparação com outro algoritmo, mas apenas a comparação do valor estimado com o valor esperado. A análise com os sinais sintéticos foi feita para os níveis de força simulados de 25%, 50% e 75% da MVC e com cinco grupos de 100 sinais conforme explicado acima.

Por fim, ambos os algoritmos foram utilizados para estimar a CV a partir de 58 sinais reais de 10 segundos medidos no músculo bíceps braquial cabeça curta. Neste caso, a CV verdadeira é desconhecida. Assim, as estimativas foram comparadas umas com as outras, por meio do coeficiente de correlação e pelo gráfico de dispersão.

É importante citar ainda que, para o algoritmo MLE, a CV de iniciação (“chute inicial”) para o algoritmo MLE foi 4 m/s, o algoritmo IPE não necessita de valor inicial. Também foi considerado que a direção de propagação é conhecida. Essa informação é necessária para a utilização do algoritmo MLE, o algoritmo IPE estima a IZ para ambas as possíveis direções de propagação.

A abordagem utilizada para gerar os sinais simulados e os protocolos de aquisição dos sinais reais são descritas a seguir.

5.2.4.1 Sinais de S-EMG simulados

Um total de 1800 sinais sintéticos foram simulados, utilizando o método de simulação proposto por Farina e Merletti [95]. Cada sinal simulado contém 15 canais diferenciais. Os sinais criados foram baseados em um músculo hipotético com 220 mm de comprimento, camada adiposa com 3 mm de espessura, camada de pele com 1 mm de espessura e 20 unidades motoras, cada uma com um número aleatório de fibras musculares (variando entre 50 e 550 fibras). Todos os sinais foram simulados sem espalhamento na região de tendão e com base em uma única e estreita IZ, de tal forma que todas as unidades motoras simuladas são inervadas no mesmo local. A IZ simulada foi posicionada em um local diferente para cada sinal (em relação aos eletrodos). A taxa de amostragem utilizada foi de 2048 Hz (por canal). A simulação foi baseada em um conjunto de 16 eletrodos de contato linear, com IED de 5 mm. A duração total de cada sinal foi de 3 segundos. A CV simulada foi de exatamente 3 m/s, 4 m/s ou 5 m/s para todos os sinais (velocidades diferentes para grupos diferentes de sinais). Diferentes níveis de razão-sinal-ruído foram utilizados: sem ruído, SNR de 20 dB, SNR de 16 dB, SNR de 12 dB, SNR de 8 dB e SNR de 6 dB. Um total de 100 sinais foi criado com cada nível de SNR e cada valor de CV. Para a estimação da CV foram selecionados sete canais consecutivos — distantes pelo menos em 5 mm (um canal) da IZ — dentre os 15 canais criados.

5.2.4.2 Protocolos de aquisição de sinais reais

O algoritmo proposto para estimar a CV também foi avaliado utilizando sinais reais de S-EMG medidos sobre o bíceps braquial. O protocolo de aquisição encontra-se detalhado na seção 4.3.

Dos sinais adquiridos sobre o músculo bíceps braquial cabeça curta dos sujeitos, aqueles livres de IZs foram usados na avaliação do algoritmo de estimação de CV (total de 7 canais diferenciais para cada sinal). Ao todo, 58 sinais de 10 segundos foram selecionados aleatoriamente, dentre os sinais adquiridos (os sinais de 90 segundos e os sinais de mapeamento das IZs não foram utilizados nesta parte do trabalho). Quando um sinal sorteado apresentava má qualidade em algum canal, este sinal era descartado e um novo sinal era sorteado.

5.3 Resultados

5.3.1 Estimação da CV

Para avaliar o desempenho dos algoritmos foi levado em conta a capacidade dos algoritmos estimarem a CV com um desvio padrão (DP) e uma raiz quadrada do erro quadrático médio (RMSE, da sigla em inglês), $\leq 0,1$ m/s. Segundo Farina et al., esse valor permite avaliações estatisticamente significativas em relação a CV de diferentes MUs [16], permitindo assim que a CV de uma única MU seja estimada por meio de pré-processamento ou da utilização de classificadores. Esse valor para a DP e a RMSE, portanto, é considerado um valor ótimo. Além disso, um RMSE e um DP de 0,5 são considerados o valor limítrofe de qualidade, uma vez que esse é o valor de DP apresentado pelo algoritmo MLE para dois canais consecutivos [16]. Com esse valor para D.P e RMSE, é possível trabalhar com variações da CV média, mas não é possível estimar a CV de MUs isoladamente.

5.3.1.1 Influência da CV esperada e da relação sinal ruído

As Tabelas 5.2, 5.3 e 5.4 e as Figuras 5.2 e 5.3 apresentam os resultados da avaliação proposta utilizando sinais simulados com diferentes níveis de ruído e valores de CV. Resultados obtidos com o algoritmo proposto (IPE) para estimação da CV e com o algoritmo MLE são mostrados. Um valor de CV foi calculado para cada 3 segundos de sinal, usando cada algoritmo. A Tabela 5.2 mostra a média, o desvio padrão (DP) e RMSE para cada nível de ruído para os sinais sintéticos gerados com CV de 3 m/s, enquanto as Tabelas 5.3 e 5.4 mostram os resultados para sinais sintéticos gerados com CV de 4 m/s e 5 m/s, respectivamente. A Figura 5.2 mostra os gráficos correspondentes. A figura 5.3 mostra gráficos de dispersão (método MLE *versus* algoritmo proposto) para cada nível de ruído e cada valor de CV. As linhas horizontais e verticais indicam o valor verdadeiro da CV. Portanto, pontos perto de uma dessas linhas indicam estimativa precisa de CV para o algoritmo correspondente. A linha vermelha na diagonal é a linha de identidade. Assim, pontos próximos a essa linha indicam resultados semelhantes para os dois algoritmos.

Tabela 5.2: Avaliação dos algoritmos de estimação de CV usando sinais de S-EMG simulados com diferentes níveis de ruído e CV de 3 m/s.

Tipo	Método MLE [16]		Método IPE	
	CV Média \pm DP (m/s)	RMSE	CV Médio \pm DP (m/s)	RMSE
sem ruído	3,01 \pm 0,001	0,01	2,99 \pm 0,002	0,01
SNR de 20 dB	3,01 \pm 0,004	0,01	3,00 \pm 0,011	0,01
SNR de 16 dB	3,01 \pm 0,009	0,01	3,02 \pm 0,019	0,02
SNR de 12 dB	3,01 \pm 0,018	0,02	3,07 \pm 0,047	0,08
SNR de 8 dB	3,00 \pm 0,061	0,06	3,35 \pm 0,190*	0,39*
SNR de 6 dB	3,00 \pm 0,112*	0,11*	3,69 \pm 0,263*	0,74**

* Acima do limite considerado bom ($\leq 0,1$ m/s)

** Abaixo do valor limítrofe de qualidade ($\geq 0,5$ m/s)

Tabela 5.3: Avaliação dos algoritmos de estimação de CV usando sinais de S-EMG simulados com diferentes níveis de ruído e CV de 4 m/s.

Tipo	Método MLE [16]		Método IPE	
	CV Média \pm DP (m/s)	RMSE	CV Médio \pm DP (m/s)	RMSE
sem ruído	4,01 \pm 0,001	0,01	3,99 \pm 0,002	0,02
SNR de 20 dB	4,01 \pm 0,006	0,01	3,98 \pm 0,016	0,02
SNR de 16 dB	4,01 \pm 0,010	0,01	4,00 \pm 0,032	0,03
SNR de 12 dB	4,01 \pm 0,025	0,03	4,05 \pm 0,082	0,10
SNR de 8 dB	4,01 \pm 0,121	0,12	4,27 \pm 0,232*	0,36*
SNR de 6 dB	4,00 \pm 0,209*	0,20*	4,38 \pm 0,242*	0,45*

* Acima do limite considerado bom ($\leq 0,1$ m/s)

Tabela 5.4: Avaliação dos algoritmos de estimação de CV usando sinais de S-EMG simulados com diferentes níveis de ruído e CV de 5 m/s.

Type	Método MLE [16]		Método IPE	
	CV Média \pm DP (m/s)	RMSE	CV Médio \pm DP (m/s)	RMSE
sem ruído	5,01 \pm 0,001	0,01	4,98 \pm 0,003	0,02
SNR de 20 dB	5,01 \pm 0,007	0,01	4,94 \pm 0,041	0,08
SNR de 16 dB	5,01 \pm 0,012	0,02	4,90 \pm 0,084	0,13
SNR de 12 dB	4,90 \pm 0,500**	0,50**	4,78 \pm 0,163*	0,27*
SNR de 8 dB	4,42 \pm 1,053**	1,19**	4,70 \pm 0,273*	0,40*
SNR de 6 dB	3,93 \pm 1,245**	1,64**	4,69 \pm 0,229*	0,38*

* Acima do limite considerado bom ($\leq 0,1$ m/s)

** Abaixo do valor limítrofe de qualidade ($\geq 0,5$ m/s)

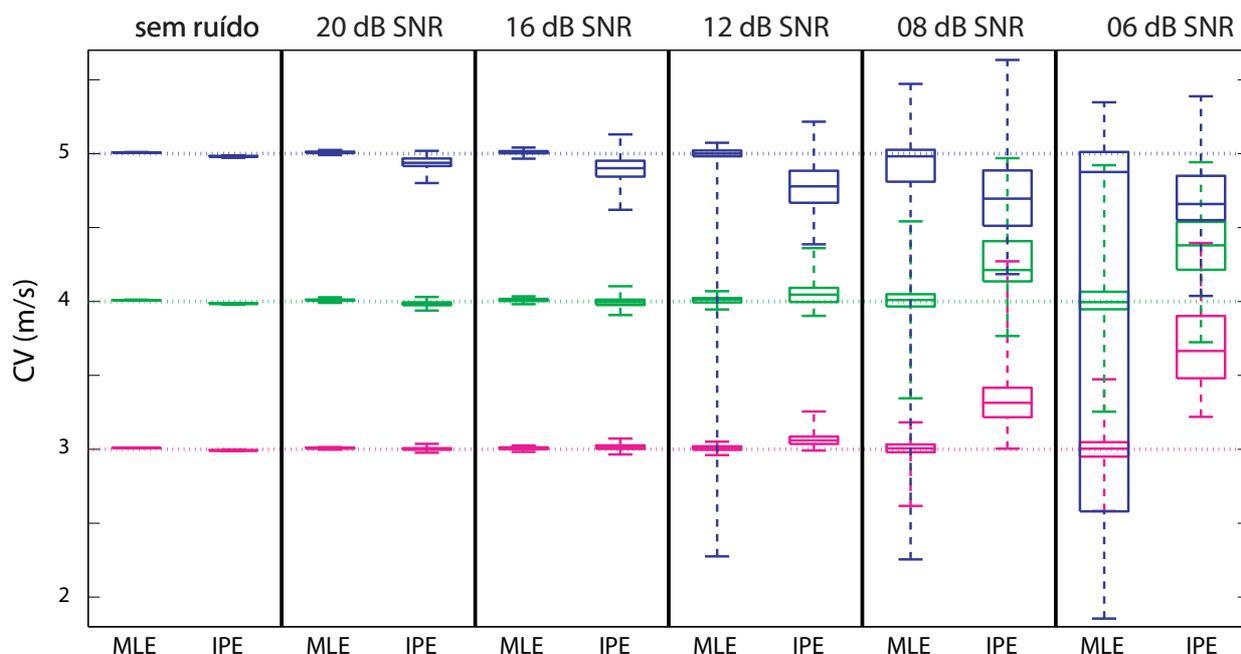


Figura 5.2: Gráficos para os resultados da avaliação usando sinais de S-EMG simulados. Cada caixa corresponde a um nível de ruído diferente: sem ruído, SNR de 20 dB, SNR de 16 dB, SNR de 12 dB, SNR de 8 dB e SNR de 6 dB. Os valores esperados de CV são 3 m/s, 4 m/s e 5 m/s.

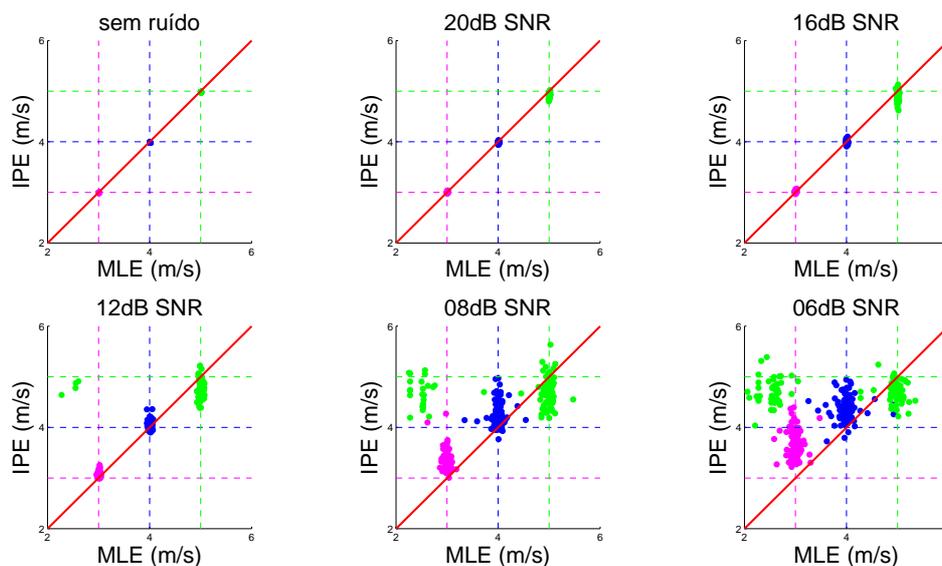


Figura 5.3: Gráficos de dispersão (método MLE *versus* método IPE) para os resultados da avaliação de desempenho utilizando sinais de S-EMG simulados, para diferentes níveis de ruído: (a) sem ruído; (b) SNR de 20 dB; (c) SNR de 16 dB; (d) SNR de 12 dB; (e) SNR de 08 dB; e (f) SNR de 6 dB. As linhas horizontais e verticais magenta, azul e verde, indicam o valor esperado da CV (3 m/s, 4 m/s ou 5 m/s). A linha vermelha na diagonal é a linha de identidade. Os pontos magenta, azul e verde são os valores estimados pelos algoritmos, sendo que suas cores coincidem com as das linhas de suas respectivas CVs esperadas.

Na avaliação com os sinais sem ruído, sinais com SNR de 20 dB e sinais com 16 dB SNR, ambos os métodos foram capazes de estimar precisamente a CV para todos os sinais, como previsto. As diferenças entre os valores estimados de CV para ambos os algoritmos para esses níveis de razão sinal ruído são muito pequenas, sendo possível considera-las desprezíveis para condições reais. Para um SNR de 12 dB SNR, ambos os algoritmos apresentaram resultados considerados bons (RMSE e DP ≤ 0.1) para os sinais gerados com CV de 3 m/s e 4 m/s. Para sinais gerados com CV de 5 m/s, o método MLE apresentou RMSE = 0,50 m/s, valor considerado limítrofe em termos de qualidade. O método IPE apresentou RMSE = 0,27 m/s, ou seja, o algoritmo IPE obteve um desempenho melhor que o algoritmo MLE para este caso.

Para SNR de 8 dB, o método MLE apresentou RMSE variando entre 0,06 e 1,19. Para sinais sintéticos com CV = 5 m/s, o algoritmo apresenta RMSE que ultrapassa o valor limítrofe de qualidade estipulado. Já o algoritmo IPE obteve valores de RMSE entre 0,36 m/s e 0,40 m/s, valores considerados dentro do nível aceitável ($\leq 0,5$ m/s).

Para valores de SNR na ordem de 6 dB SNR, a precisão dos dois algoritmos diminui consideravelmente. O método MLE apresenta valores de RMSE que variam de 0,11 a 1,64 m/s. O método IPE apresenta valores de RMSE que variam de 0,38 a 0,75 m/s.

O método MLE apresentou alguns resultados altamente imprecisos (outliers) para os casos com SNR menor ou igual a 12 dB e CV de 5 m/s. Tais imprecisões podem ser associadas ao problema de mínimos locais quando se utiliza o método de Newton–Raphson. A medida que o ruído aumenta, é possível que o algoritmo não consiga minimizar de forma adequada o erro entre dois canais adjacentes. O método IPE não utiliza métodos de otimização iterativa, por esse motivo ele não é susceptível a esse tipo de erro.

A Figura 5.4 mostra o valor de RMSE para os diferentes níveis de ruído. As linhas ciano mostram o limiar considerado ótimo ($\leq 0,1$ m/s, valor considerado adequado para estimar a CV de MUs isoladas), enquanto as linhas magenta mostram o limiar considerado aceitável (0,5 m/s).

Neste capítulo, usamos apenas sinais de S-EMG gravados ou simulados longe das IZs. Em experimentos preliminares com sinais simulados contendo uma IZ, o método proposto apresentou melhores resultados do que o método MLE. No entanto, nenhum dos métodos avaliados aqui deve ser usado para estimar a CV em sinais contendo IZs, sem modificações. O algoritmo MLE, como proposto por Farina et al. [16], encontra o valor do atraso entre os canais adjacentes, através da minimização do erro mínimo quadrático (EMQ) entre os sinais. Esse atraso, no entanto, deve ser positivo para os canais posicionados antes da IZ e negativo para os canais posicionados após a IZ. O algoritmo MLE não leva isso em consideração e, portanto, não é capaz de estimar com precisão a CV para sinais contendo IZs. O método proposto é potencialmente capaz de estimar com precisão a CV a partir de linhas de condução em ambos os lados da IZ. No entanto, as linhas da imagem correspondente aos canais próximos às IZs devem ser descartados antes do cálculo da CV, porque as linhas de condução são geralmente curvas perto da IZ (devido a potenciais não propagantes). Isso afeta a precisão da estimativa da CV, pois a CV é calculada a partir da inclinação da linha de condução. Um processo de rastreamento automático das IZs [99] e remoção das mesmas pode ser incluído no algoritmo, a fim de permitir a sua utilização com sinais contendo IZs. Essa possibilidade será explorada em trabalhos futuros.

É importante mencionar que, geralmente, sinais com um nível de ruído superior à SNR de 20 dB são descartados.

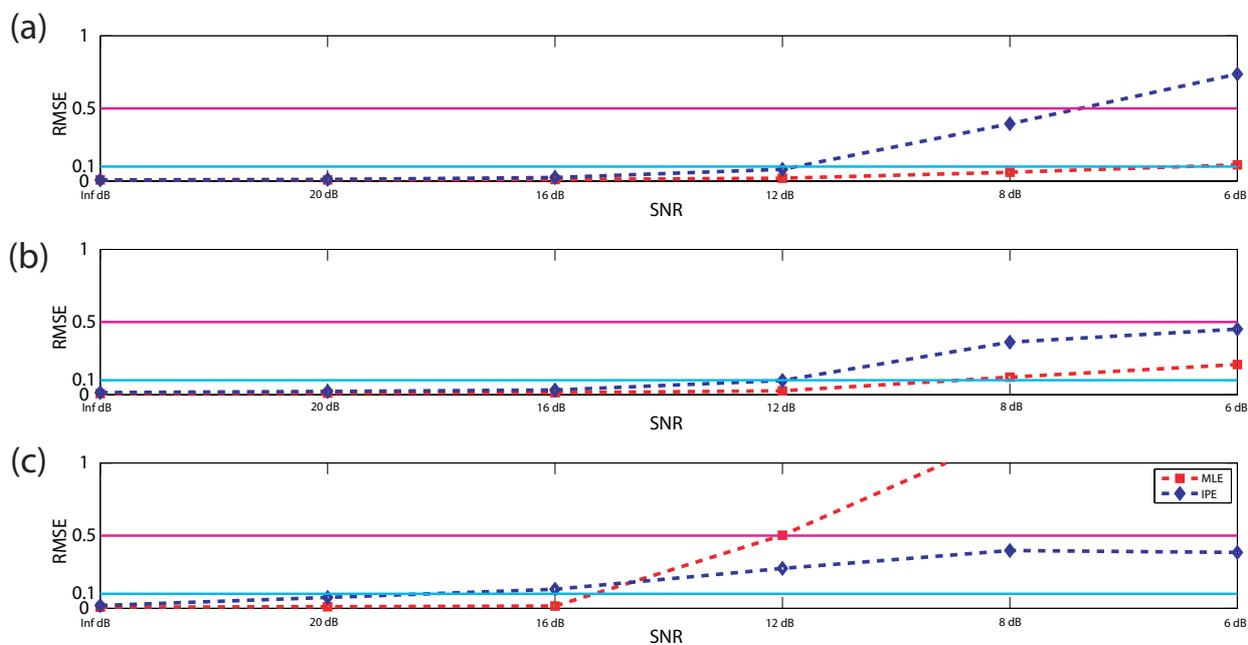


Figura 5.4: Comparação entre o RMSE e o SNR para sinais de S-EMG simulados com CV de: (a) 3 m/s; (b) 4 m/s; e (c) 5 m/s. As linhas ciano mostram o limiar considerado ótimo ($\leq 0,1$ m/s, valor considerado adequado para estimar a CV de MUs isoladas), enquanto as linhas magenta mostram o limiar considerado aceitável (0,5 m/s).

5.3.1.2 Influência do comprimento da janela

A fim de verificar a influência do comprimento da janela de tempo na habilidade dos algoritmos de estimar corretamente a CV, janelas de 0,5 s, 0,6 s, 0,75 s, 1,0 s, 1,5 s e 3 s foram comparadas, usando os mesmos sinais simulados, mas apenas para níveis de SNR de 12 dB ou maior. Os resultados são apresentados na Figura 5.5. Podemos verificar que o desempenho de ambos os algoritmos é similar e que ambos melhoram conforme o comprimento da janela aumenta. Para sinais sem ruído, o algoritmo proposto apresentou melhor desempenho para janelas mais curtas. No entanto, na presença de ruído, o desempenho do método MLE foi melhor para todos os comprimentos de janela. De maneira geral, aumentar o comprimento da janela melhora o desempenho de ambos os algoritmos. No entanto, diminui a resolução temporal da estimação.

5.3.1.3 Influência do número de canais

Também foi avaliada a influência do número de canais utilizados para a estimação da CV, para ambos os algoritmos. Para isso, os sinais simulados, sem ruído, com SNR de 16 dB e com SNR de 12 dB e CV de 4 m/s, foram utilizados. O número de canais variou de 4 a 12.

Os resultados encontram-se na Figura 5.6. Podemos ver que o algoritmo IPE apresenta desempenho ligeiramente superior para um número de canais menor que 6. Com 6 ou mais canais, o desempenho de ambos os algoritmos tende a se equivaler, com exceção do caso onde temos SNR de 12 dB; neste caso,

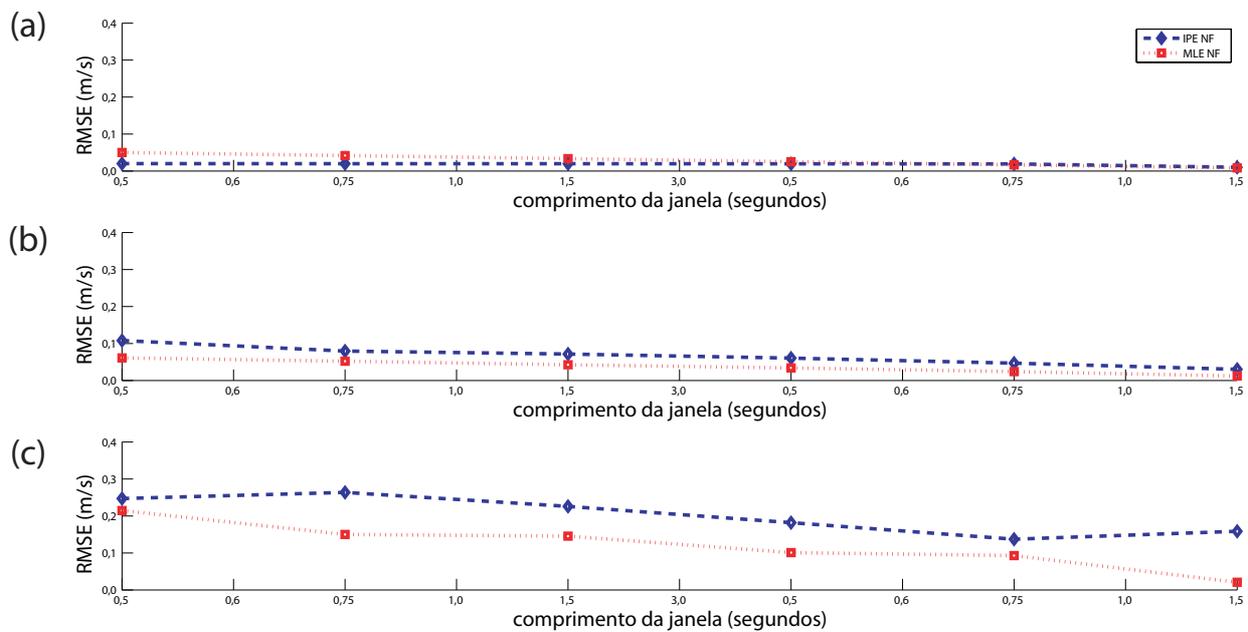


Figura 5.5: Desempenho (Raiz quadrada do erro médio quadrático) dos algoritmos IPE e MLE em função do comprimento da janela de análise utilizada para a estimação da CV, para sinais (a) sem ruído; (b) com SNR de 16 dB; e (c) com SNR de 12 dB, para sinais simulados com $CV = 4$ m/s.

o algoritmo MLE tem desempenho pior para um número de canais igual a 4 e apresenta um desempenho melhor com um número de canais de 5 a 12.

5.3.2 Estimação do desvio padrão (ou variância) da CV, usando sinais simulados

A Tabela 5.5 e a Figura 5.7 mostram o desempenho do algoritmo IPE na estimação do desvio padrão da CV dos diferentes MUAPs presentes no sinal. A Tabela 5.5 mostra a média dos desvios padrões real e estimado para cada grupo de sinais assim como o RMSE. A Figura 5.7 compara os valores esperados com os valores estimados de desvio padrão de cada sinal de cada grupo.

Os resultados mostram que o algoritmo IPE tende a superestimar o valor real do desvio padrão para o caso de valores próximos a 0 m/s e subestimar para os demais casos. O nível de força tem uma pequena influência na estimação do desvio padrão, sendo que temos, para o pior caso, um RMSE de 0,17 para 25% da MVC e um RMSE de 0,27 m/s para 75% da MVC. Pela Figura 5.7, podemos ver que existem cinco grupos distintos, o que é esperado. Para verificar se essa separação é estatisticamente significativa, foi executado um teste de Kruskal–Wallis, seguido de um teste post-hoc de Bonferroni. Os resultados são apresentados na Tabela 5.6.

5.3.3 Avaliação utilizando sinais reais

A Figura 5.8 mostra os resultados obtidos com os sinais reais do bíceps braquial cabeça curta. Para cada sinal, uma única janela de 10 segundos foi analisada. Os resultados mostram forte correlação linear entre os dois algoritmos, o que indica semelhança de comportamento. O coeficiente de correlação foi

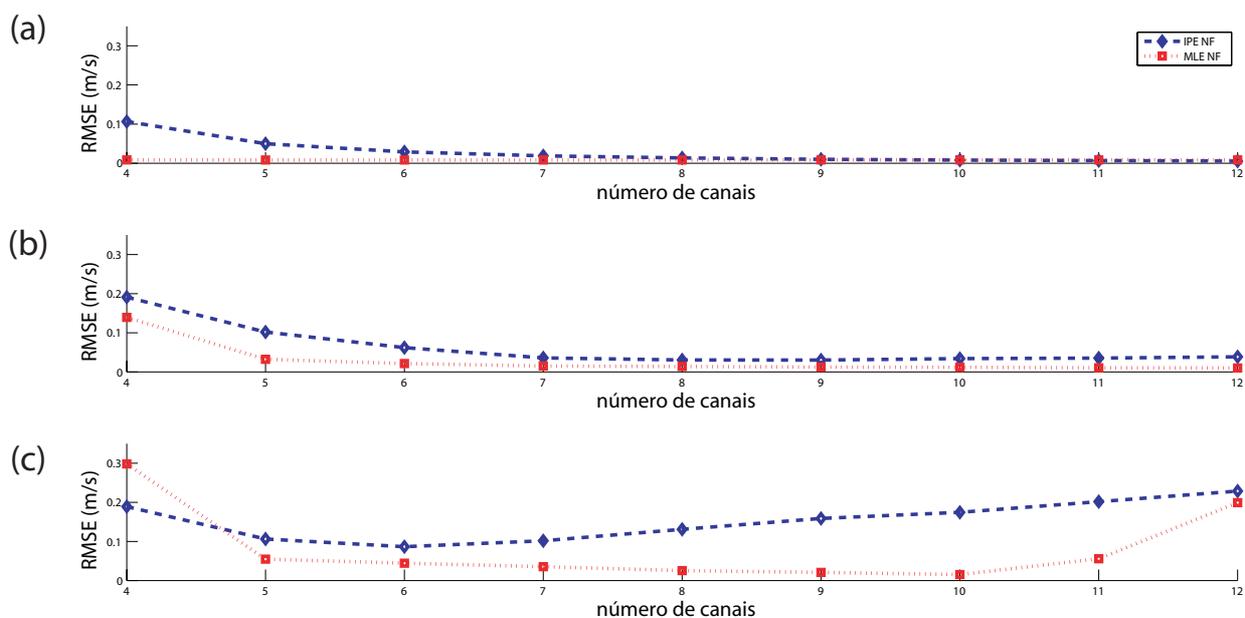


Figura 5.6: Desempenho (raiz quadrada do erro médio quadrático) dos algoritmos IPE e MLE em função do número de canais utilizados para a estimação da CV, para sinais (a) sem ruído (b) com SNR de 16 dB e (c) com SNR de 12 dB, para sinais simulados com $CV = 4$ m/s

Tabela 5.5: Avaliação da estimação do desvio padrão da CV dos MUAPs presentes no sinal, por meio do método IPE, para diferentes níveis simulados de força. Foram usados seis grupos de sinais com desvios padrões de aproximadamente 0 m/s, 0,2 m/s, 0,4 m/s, 0,6 m/s e 0,8 m/s. Todos os sinais simulados não possuem ruído e possuem uma CV média de 4 m/s.

Força 25% MVC			Força 50% MVC			Força 75% MVC		
Real*	IPE*	RMSE*	Real*	IPE*	RMSE*	Real*	IPE*	RMSE*
$6,78 \times 10^{-8}$	0,027	0,028	$8,02 \times 10^{-8}$	0,026	0,026	$8,87 \times 10^{-10}$	0,025	0,025
0,14	0,11	0,038	0,16	0,13	0,046	0,18	0,14	0,057
0,27	0,21	0,079	0,33	0,23	0,105	0,36	0,27	0,110
0,41	0,31	0,122	0,48	0,36	0,141	0,54	0,40	0,160
0,56	0,42	0,168	0,65	0,47	0,210	0,73	0,49	0,265

* em m/s.

Tabela 5.6: Resultado do teste de Kruskal–Wallis e do teste de Bonferroni, comparando os cinco grupos de sinais sintéticos com desvios padrões diferentes. Grupo 1: DP $\approx 0,0$ m/s; grupo 2: DP $\approx 0,2$ m/s; grupo 3: DP $\approx 0,4$ m/s; grupo 4: DP $\approx 0,6$ m/s; e grupo 5: DP $\approx 0,8$ m/s.

Nível de força	valor p (Kruskal–Wallis)	Semelhanças (Bonferroni)
25%	$p \leq 0,01$	Não há grupos semelhantes
50%	$p \leq 0,01$	Não há grupos semelhantes
75%	$p \leq 0,01$	Grupo 4 e 5 semelhantes

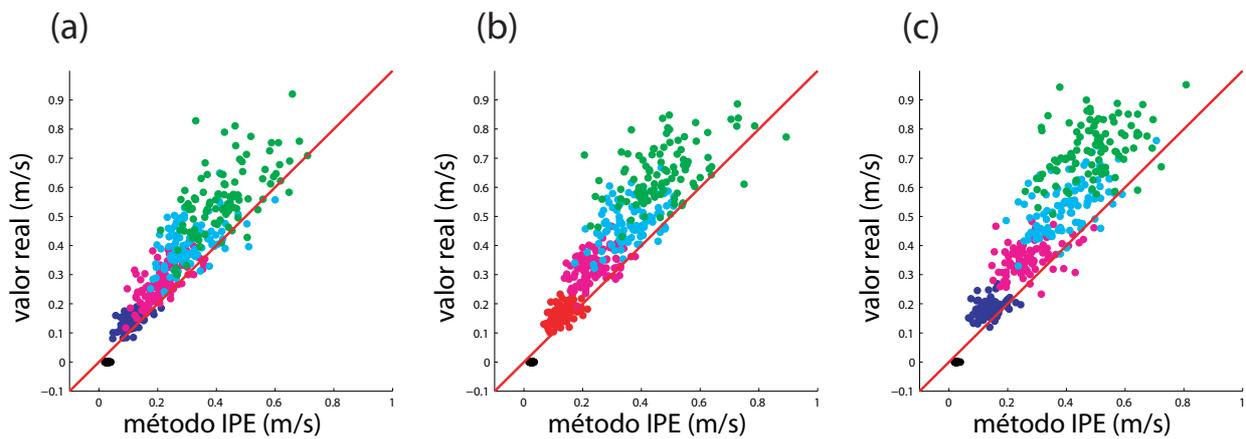


Figura 5.7: Gráficos de dispersão do desvio padrão da velocidade de condução de diferentes MUAPs (método IPE *versus* valor real) para os resultados da avaliação de desempenho utilizando sinais de S-EMG simulados sem ruído, com CV real de 4 m/s e com seis grupos de valores para o desvio padrão: aproximadamente 0 m/s, 0,2 m/s, 0,4 m/s, 0,6 m/s e 0,8 m/s. A linha vermelha na diagonal é a linha de identidade. Nos gráficos (a), (b) e (c) temos respectivamente um nível de força de 25%, 50% e 75% da MVC.

de 0,92 para o conjunto de 58 sinais do músculo bíceps braquial. Os gráficos de dispersão revelam uma boa concordância entre os algoritmos, já que os resultados tendem a se alinhar com a linha de identidade (mostrada em vermelho).

É possível visualizar uma subestimação quando comparamos a reta de regressão com a reta identidade da Figura 5.8. Isso indica que o método IPE tende a subestimar os valores estimados de CV, quando comparado com o método MLE. Quando observamos os resultados para sinais sintéticos, não observamos essa subestimação para o caso sem ruído e podemos observar casos de sub- e superestimação para sinais ruidosos. Em especial, para velocidades mais altas, próximas a 5 m/s, vemos uma tendência a subestimação do algoritmo IPE em relação ao MLE, para SNR mais baixos. Podemos observar, na Figura 5.8, que é justamente os casos onde a CV é mais alta, que contribuem para essa subestimação. A CV de 5 m/s é o limite superior dos valores fisiológicos de CV [22], e não prejudicam significativamente o desempenho do algoritmo. Para corrigir esse problema, no caso de sinais ruidosos, um número maior de canais pode ser utilizado para a estimação da CV, aumentando assim, a resolução espacial, métodos de estimação robusta podem ser utilizados para obter, com mais precisão, o valor da CV, para cada linha de condução da imagem de S-EMG utilizada ou técnicas para filtrar o ruído podem ser utilizadas para melhorar o desempenho do método IPE. Cabe ressaltar, que essa tendência não é observada para altos valores de SNR.

5.3.4 Estimação do desvio padrão (ou variância) da CV dos MUAPs utilizando sinais reais

Para estimar a variância da CV dos MUAPs em sinais reais é importante levar em consideração a resolução temporal desejada. Utilizando janelas longas, teremos o valor dessa variável indicando o que ocorreu em todo o esforço enquanto que, para janelas curtas, temos o comportamento local de um trecho do sinal.

Adotou-se uma janela de 3 segundos para verificar o comportamento da variância da CV dos MUAPs. Esse valor foi o que apresentou melhor resultado visual após uma série de testes, como podemos ver na Figura 5.9, a janela de 10 segundos possui baixa resolução temporal e a janela de 1 segundo possui alta variação. A janela de 3 segundos apresenta melhor qualidade visual. A Figura 5.10 mostra o comportamento dessa variável para um voluntário do sexo masculino e um voluntário do sexo feminino. Podemos observar uma maior variação dessa variável para o sinal do sujeito do sexo feminino. Isso pode indicar uma estratégia de recrutamento diferenciada para os dois gêneros. Esse assunto será melhor tratado no capítulo 7.

Os instantes de tempo onde há maior variância da CV dos MUAPs podem indicar o recrutamento de tipos de fibras musculares diferentes (CVs diferentes) enquanto que os trechos onde há menor variância podem indicar recrutamento de fibras musculares semelhantes. Essa nova variável pode auxiliar em diferentes estudos eletromiográficos, dentre eles, a decomposição do sinal de S-EMG.

5.4 Discussão

A avaliação utilizando sinais simulados mostra que é possível estimar robustamente a CV média de sinais de S-EMG multicanal simulados usando técnicas de processamento de imagem. Enquanto o método IPE foi capaz de estimar com precisão a CV, mesmo para valores moderadamente baixos de SNR (≤ 16 dB), o algoritmo MLE apresentou alguns resultados altamente imprecisos para valores baixos de SNR (≤ 12 dB SNR). Essas imprecisões podem ser atribuídas a casos especiais de mínimos locais quando se utiliza o algoritmo de Newton–Raphson para minimizar o erro no método MLE. O método proposto é imune a esse problema, porque não envolve problemas de minimização.

Com o método proposto, o RMSE foi consideravelmente maior para sinais com 6 dB SNR do que para níveis de SNR mais elevados. Isto é causado por linhas de condução falsas devido ao ruído, que permanecem mesmo após a transformação morfológica. Também pode-se observar que o algoritmo IPE apresenta erros maiores para CVs maiores conforme o nível SNR decai. Essa imprecisão está associada a uma porcentagem do valor real da CV, logo, quanto maior a CV maior o erro. O desempenho do algoritmo proposto pode ser melhorado se um novo filtro com um modelo de forma de onda mais adequado for implementado em trabalhos futuros.

O algoritmo proposto mostrou ser capaz de estimar a variância (desvio padrão) da CV de diferentes MUAPs presentes em uma mesma janela de tempo. Essa capacidade do algoritmo é inédita e ainda não foi explorada para sinais de S-EMG. Essa informação adicional pode auxiliar pesquisadores a compreender as estratégias de recrutamento de diferentes unidades motoras e os padrões de disparo das mesmas, sem necessariamente recorrer à decomposição do sinal. Trata-se de uma técnica bastante complicada e ainda não existe na literatura algoritmo capaz de decompor qualquer caso de esforço muscular. O algoritmo proposto, no entanto, tem um bom desempenho para baixos níveis de ruído e para um nível de força entre 25% e 75% da MVC. É possível observar um decaimento no desempenho do algoritmo, em relação à estimação do desvio padrão da CV dos MUAPs, conforme o nível de força aumenta. Isso é devido ao número maior de MUAPs em uma mesma janela de tempo, para maiores níveis de força, o que pode causar

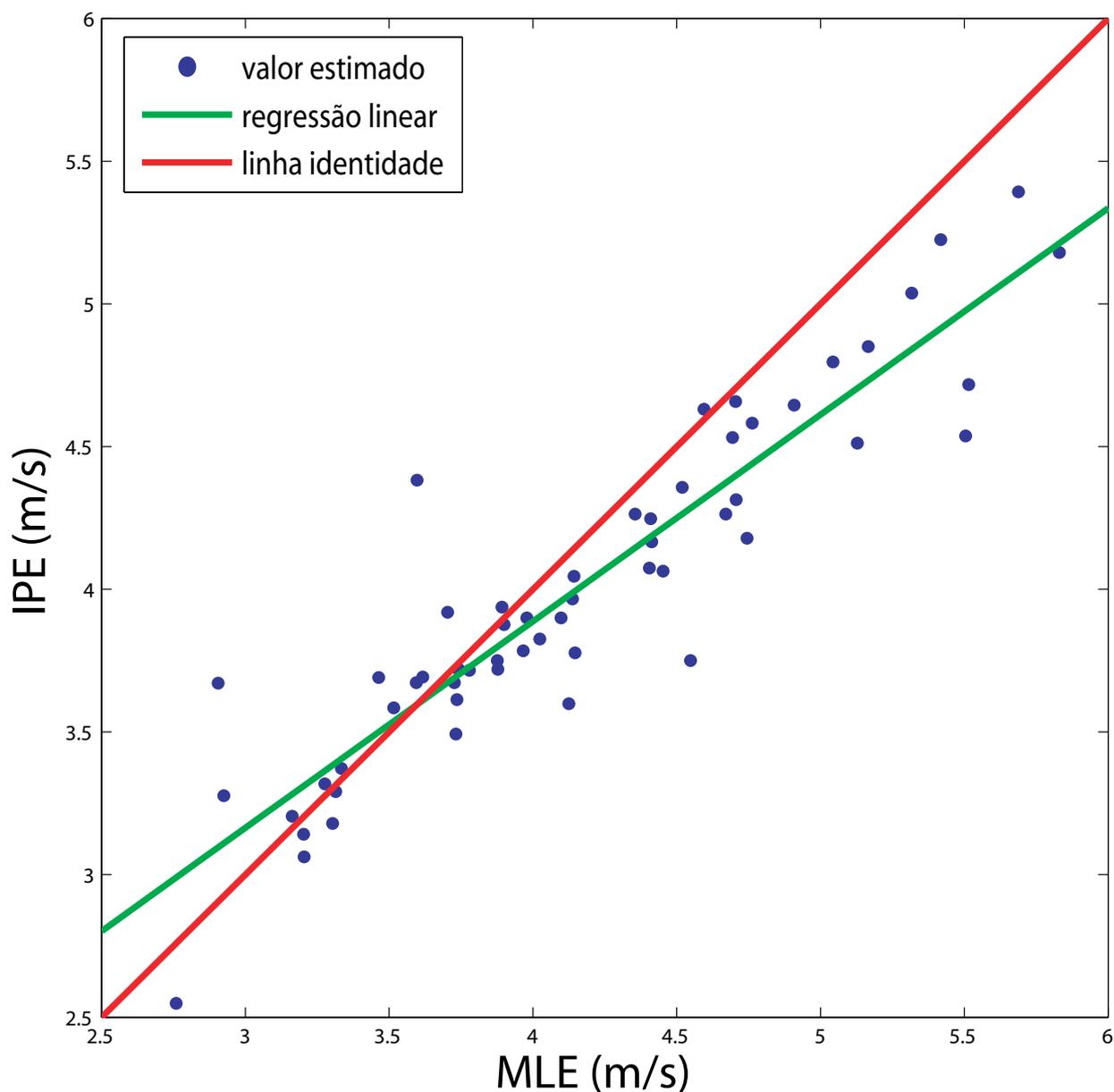


Figura 5.8: Comparação entre CV estimadas obtidas pelo método MLE [16] e pelo método proposto (IPE), usando sinais reais do músculo bíceps braquial cabeça curta. Cada ponto corresponde a estimação da CV para um sinal de 10 segundos. A linha diagonal vermelha é a linha de identidade e a linha verde é a reta de regressão. Existe uma correlação alta (0,92) entre as estimações de ambos os métodos. O método IPE tende a fornecer valores ligeiramente menores que o método MLE, para valores maiores que 4 m/s

erros de sobreposição de linhas de condução. No entanto esse decaimento no desempenho é pequeno (diferença de 0,1 m/s), como podemos observar na Tabela 5.5.

Ademais, o algoritmo IPE não depende de um “chute” inicial do valor de CV e também não precisa de informação a priori sobre o sentido de propagação dos MUAPs, como o método MLE. A questão do valor inicial pode ser crítica, como ilustrado na Figura 5.11. Para valores inesperados de CV, o método

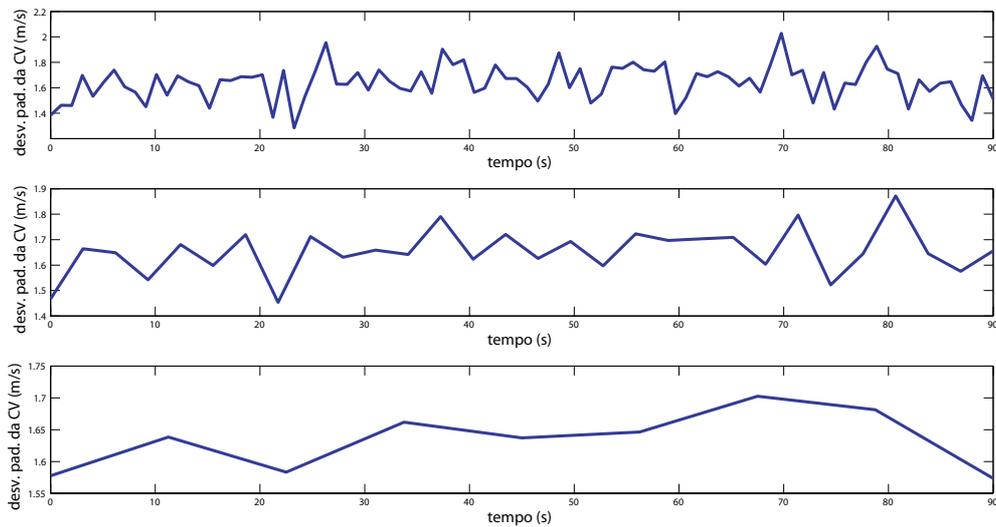


Figura 5.9: Comparação entre diferentes comprimentos de janelas para o estimador de desvio padrão (variância) da CV dos MUAPs para um sinal fatigante de 90s a 40% da MVC. (a) janela de 1 segundo; (b) janela de 3 segundos; e (c) janela de 10 segundos.

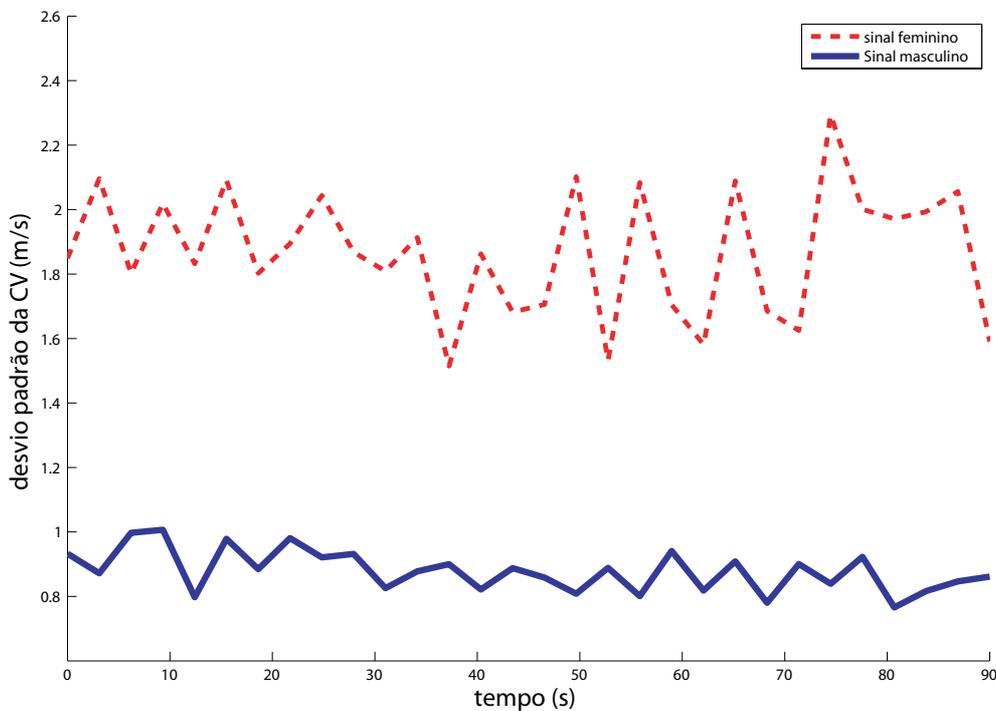


Figura 5.10: Comparação entre a variação do desvio padrão da CV dos MUAPs em janelas de 3 segundos, em um esforço de 90 segundos à 40% da MVC. Em vermelho temos o comportamento dessa variável para um voluntário do sexo feminino e em azul temos os resultados para um voluntário do sexo masculino.

MLE pode errar, por conta de um “chute” inicial inadequado do valor da CV. Da mesma forma, supondo a direção errada de propagação da CV, acarreta em erro do algoritmo MLE. Isto é ilustrado na Figura 5.11.

Para os sinais reais, a variabilidade da CV intra-sinal, varia com o comprimento da janela. Esta variabilidade da CV é devido a múltiplos fatores, incluindo a estratégia de recrutamento e fadiga. Quando

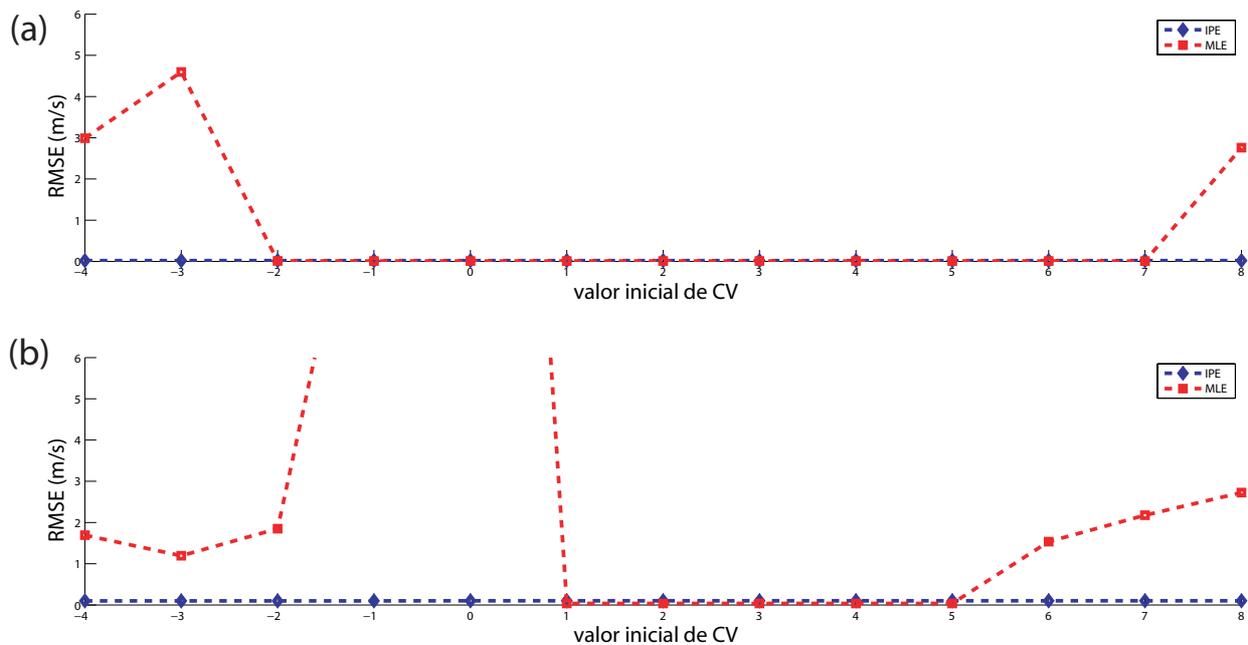


Figura 5.11: Influência do “chute” inicial do valor da CV no desempenho do algoritmo MLE: (a) sem ruído; e (b) SNR=12dB. CVs negativas indicam direção contrária de propagação em relação ao que foi suposto. O algoritmo proposto não requer uma estimativa inicial da CV e é capaz de detectar a direção de programação das MUAPs.

são usadas janelas curtas, o valor estimado refletirá a CV instantânea, com alta resolução temporal. Quando janelas longas são usadas, o valor estimado refletirá a CV média, com baixa resolução temporal.

O algoritmo proposto utiliza um filtro Hermitiano de detecção de forma de onda para destacar as linhas de condução de MUAP na imagem. A forma de onda dos MUAPs pode ser razoavelmente aproximada por um polinômio de Hermite de terceira ordem, mas não exatamente. Um filtro wavelet, construído a partir de uma forma de onda mais semelhante à MUAP, poderia proporcionar um melhor destaque das linhas de condução de MUAPs quando comparado com o filtro Hermitiano proposto. Além disso, a janela retangular usada com o filtro provoca ondulações nas bordas da imagem, devido ao efeito de filtragem. Isto pode ser minimizado usando janela de formas mais suaves, como a janela de Hanning. A avaliação da escolha da janela ideal para o filtro Hermitiano é proposta como trabalho futuro.

Abordagens que utilizam o processamento de imagem, como o utilizado neste trabalho, para o cálculo da CV, podem ser úteis para extrair diferentes parâmetros fisiológicos de sinais de S-EMG multicanal. Uma grande variedade de novos métodos baseados em imagens poderiam ser desenvolvidos para estimar parâmetros difíceis de avaliar através de métodos tradicionais. Um exemplo é a estimação do desvio padrão da CV dos MUAPs presentes em uma janela temporal, conforme demonstrado na seção 5.3.3. Problemas que poderiam ser abordados através de técnicas de processamento de imagem, em combinação com métodos de reconhecimento de padrões, incluem: estimação da CV para MUs individuais, decomposição de EMG e estudo de estratégias de recrutamento das unidades motoras. As limitações dos algoritmos IPE e MLE são resumidas na Tabela 5.7.

Tabela 5.7: Resumo das limitações dos algoritmos IPE e MLE.

Método	Aspecto	Fatores
IPE	tipo de filtro	– detecção de MUAPs
	tipo de janelamento	– fenomeno de Gibbs
MLE	convergência do algoritmo	– condições iniciais
	capacidade de estimação do desvio padrão da CV das MUAPs	– método de minimização
Ambos	SNR	– não é capaz
	tamanho da janela	
	número de canais usados	

5.5 Conclusão

É possível concluir que as técnicas de processamento de imagem podem ser usadas para estimar com precisão a CV a partir de sinais de S-EMG multicanal, assim como o desvio padrão da CV dos diferentes MUAPs presentes na janela avaliada. Este último ainda não foi explorado na literatura e possui uma ligação estreita com as estratégias de recrutamento das MUs. A técnica proposta foi capaz de estimar a CV a partir de sinais contaminados com altos níveis de ruído. Quando comparado com o algoritmo MLE, proposto por Farina et al. [16], o método proposto mostrou desempenho similar para sinais reais do músculo bíceps braquial cabeça curta e para sinais simulados com níveis de ruído aditivo baixo ($SNR \geq 16$ dB), e um desempenho inferior com sinais simulados com níveis de ruído aditivo alto ($SNR \leq 16$ dB).

Técnicas de processamento de imagem podem potencialmente ser usadas para extrair diversas informações fisiológicas dos sinais de S-EMG multicanal, tendo potencial para se tornar uma poderosa ferramenta para explorar as propriedades e características desse sinal biológico.

Capítulo 6

Identificação automática das zonas de inervação

O posicionamento de eletrodos é um aspecto importante para a aquisição de sinais de S-EMG. A informação registrada pode ter baixa qualidade se os eletrodos não estiverem devidamente posicionados, especialmente se forem colocados perto da IZ ou das regiões de tendão. A IZ também é uma região crítica que deve ser evitada em intervenções cirúrgicas. Neste capítulo, o sinal de S-EMG multicanal é transformado em uma imagem filtrada e interpolada que mostra as linhas de condução, onde os MUAPs estão viajando em ambas as direções ao longo do músculo. Lacunas entre duas linhas de condução com inclinações opostas indicam regiões onde estão localizados as IZs. O algoritmo foi testado utilizando sinais sintéticos e reais.

6.1 Introdução

O posicionamento do eletrodo é uma questão importante durante a gravação de sinais de S-EMG [127]. A posição do eletrodo é geralmente determinada pela localização da IZ. As informações registradas podem ter a qualidade deteriorada se os eletrodos não estiverem devidamente posicionados, especialmente se eles estiverem próximos às IZs ou às regiões de tendão, onde a forma do MUAP muda significativamente [43, 75, 76]. A eletromiografia de superfície multicanal permite a extração de informações anatômicas acerca das MUs, tais como a localização e o espalhamento das IZs [43, 75, 76]. Num futuro próximo, grandes conjuntos de eletrodos serão incorporadas em peças de vestuário, com a finalidade de monitorar a atividade dos muitos músculos. A identificação automática das zonas de inervação musculares será essencial para a estimação automática de características anatômicas e fisiológicas. Além disso, episiotomia ou lacerações durante o parto podem acarretar em danos às inervações dos músculos na região do períneo, ocasionando em incontinência fecal ou urinária [81]. Sendo assim, um cuidado adicional com as IZs, deve

ser tomado durante o parto ou durante a episiotomia, a fim de evitar perda do controle dos músculos do períneo.

A identificação visual das IZs em sinais de eletromiografia é possível, mas frequentemente difícil, principalmente quando se está analisando um músculo com múltiplas IZs, como o esfíncter anal. Embora existam, na literatura, métodos para o rastreamento automático de IZs [81], nenhum método até o momento se mostrou eficaz no rastreamento de múltiplas IZs.

O deslocamento da IZ sob a pele fornece informações sobre as alterações do comprimento muscular [128], enquanto os canais em cada lado da IZ fornecem estimativas da velocidade de condução dos MUAPs, que pode ser usada como um indicador de fadiga, conforme visto no Capítulo 5. Essas e outras aplicações fornecem a justificativa para o desenvolvimento de métodos para o mapeamento automático das IZs e da condução dos MUAPs. Este capítulo propõe a utilização de um filtro Hermitiano para a detecção dos MUAPs, rastreando sua origem em sinais multicanal de S-EMG e localizando, assim, as IZs. O método proposto é avaliado utilizando sinais de EMG sintéticos com uma ou mais IZs, e utilizando também sinais de S-EMG reais medidos no músculo trapézio e músculo bíceps braquial cabeça curta.

6.2 Métodos

O algoritmo para identificação das zonas de inervação utiliza a transformação do sinal multicanal de S-EMG em imagem e a filtragem Hermitiana, já explorados nos Capítulos 3 e 5. No entanto, devido a diferenças importantes, o procedimento de criação de imagem e filtragem Hermitiana utilizada neste contexto serão descritos aqui brevemente.

6.2.1 Sinal S-EMG multicanal exibido como uma imagem

Para o caso da identificação das IZs, desejamos encontrar a origem dos MUAPs, mas não estamos interessados em sua forma de onda. Por esse motivo, podemos eliminar altas frequências de forma a facilitar a identificação da condução dos MUAPs, mesmo que isso altere a forma de onda dos MUAPs, o que conseqüentemente pode alterar os valores de frequência e amplitude. Com isso em mente, o sinal de S-EMG é filtrado por um filtro passa-baixas com frequência de corte de 120 Hz. Note que essa frequência está dentro da banda do sinal de S-EMG, alterando, portanto, o sinal e, conseqüentemente, os valores estimados de suas variáveis. A técnica descrita neste capítulo é altamente sensível a esse filtro inicial. Como existe conhecimento *a priori* sobre o tipo de IZ esperada para cada músculo, este filtro pode ser modificado para cada caso, aumentando ou diminuindo a sensibilidade do algoritmo e assim, evitando falsos negativos e minimizando casos de falso positivo. Após essa filtragem, o novo sinal multicanal será transformado em imagem.

Conforme discutido no Capítulo 3, sinais de S-EMG multicanal podem ser apresentados como uma imagem onde temos em uma dimensão o tempo e, em uma outra dimensão, os canais de S-EMG enquanto que os tons de cinza representam a amplitude do sinal naquele dado instante e para aquele determinado canal. Para tanto, conforme discutido no Capítulo 5, a interpolação é necessária para melhor visualização do sinal.

Para o algoritmo de identificação das IZs, os dados bidimensionais de S-EMG foram interpolados utilizando um fator de interpolação de 2 ao longo da dimensão temporal e de 100 ao longo da dimensão dos canais. O método de interpolação utilizado foi a interpolação bicúbica.

Os valores de amplitude dos sinais foram normalizados para o intervalo de 0 a 1, e representados em tons de cinza, onde o branco representa a amplitude máxima do sinal original e o preto representa a amplitude mínima do sinal original. Dessa forma, evidencia-se a condução dos MUAPs ao longo das MUs como linhas diagonais nas imagens obtidas. O histograma de tons de cinza foi equalizado a fim de destacar ainda mais os MUAPs.

Dessa forma, em sinais de S-EMG multicanal contendo IZs, espera-se grupos de linhas diagonais com inclinações opostas, onde as regiões da imagem a partir de onde esses grupos de linhas opostas se originam indicam a localização das IZs.

Um exemplo de uma imagem interpolada obtida a partir de um sinal de S-EMG multicanal simulado e livre de ruídos é mostrado na Figura 6.1(b). Essa imagem foi criada a partir do trecho do sinal mostrado na Figura 6.1(a). As linhas brancas e pretas indicam condução de MUAPs através dos canais. O valor de amplitude de 0,5 (tom de cinza intermediário) representa amplitude zero do S-EMG (ausência de MUAPs). A região de cor cinza perto do canal 8 indica a localização da IZ. Observe a mudança de fase nas linhas de condução de MUAPs. Por exemplo, próximo ao instante de tempo $t = 0,2$ s, a linha de propagação do MUAP vai do preto ao branco para os canais 1 a 8, e do branco ao preto para os canais 8 a 15. Essas mudanças de fase são devido ao modo de detecção diferencial. A partir de imagens desse tipo, é possível estimar a posição da IZ, a velocidade de condução, bem como a duração de cada MUAP (utilizando matrizes de tamanho apropriado). Este capítulo foca no mapeamento das IZs de diferentes tipos. A estimação da CV foi discutida no capítulo 5 e a estimação de outros parâmetros associados aos MUAPs serão investigados em trabalhos futuros.

A dimensão do eixo dos canais para as imagens interpoladas utilizados neste trabalho foi escolhida segundo um compromisso entre a qualidade da imagem e o tempo de processamento. Essa dimensão e a dimensão do tempo geram uma imagem com boa resolução. Outros tamanhos de imagem podem ser utilizados, por correta interpolação dos sinais, para obter outros números de linhas e colunas.

6.2.2 Filtro Hermitiano para detecção de MUAPs

Sinais de EMG de superfície normalmente apresentam algum nível de ruído de diferentes fontes, além de possuir formas de onda com diferentes amplitudes e duração. Essas características do sinal tornam difícil, em alguns casos, a identificação das IZs diretamente das imagens obtidas por interpolação. Para facilitar o processo de identificação das IZs, as linhas relacionadas com a propagação dos MUAPs em uma imagem podem ser realçadas usando um filtro de detecção de forma de onda devidamente ajustado.

O filtro Hermitiano, discutido na seção 5.2.2, usa a equação de Hermite [77] com a orientação de direção, de forma que as linhas diagonais associadas com a condução de MUAPs possam ser identificadas, uma vez que a transição de picos e vales serão traduzidas como bordas em uma imagem. Funções de Hermite e de Gabor foram anteriormente utilizadas em filtros de imagem para identificar formas e padrões de texturas [129, 130, 126]. Esses métodos intensificam as regiões de uma imagem onde as formas são

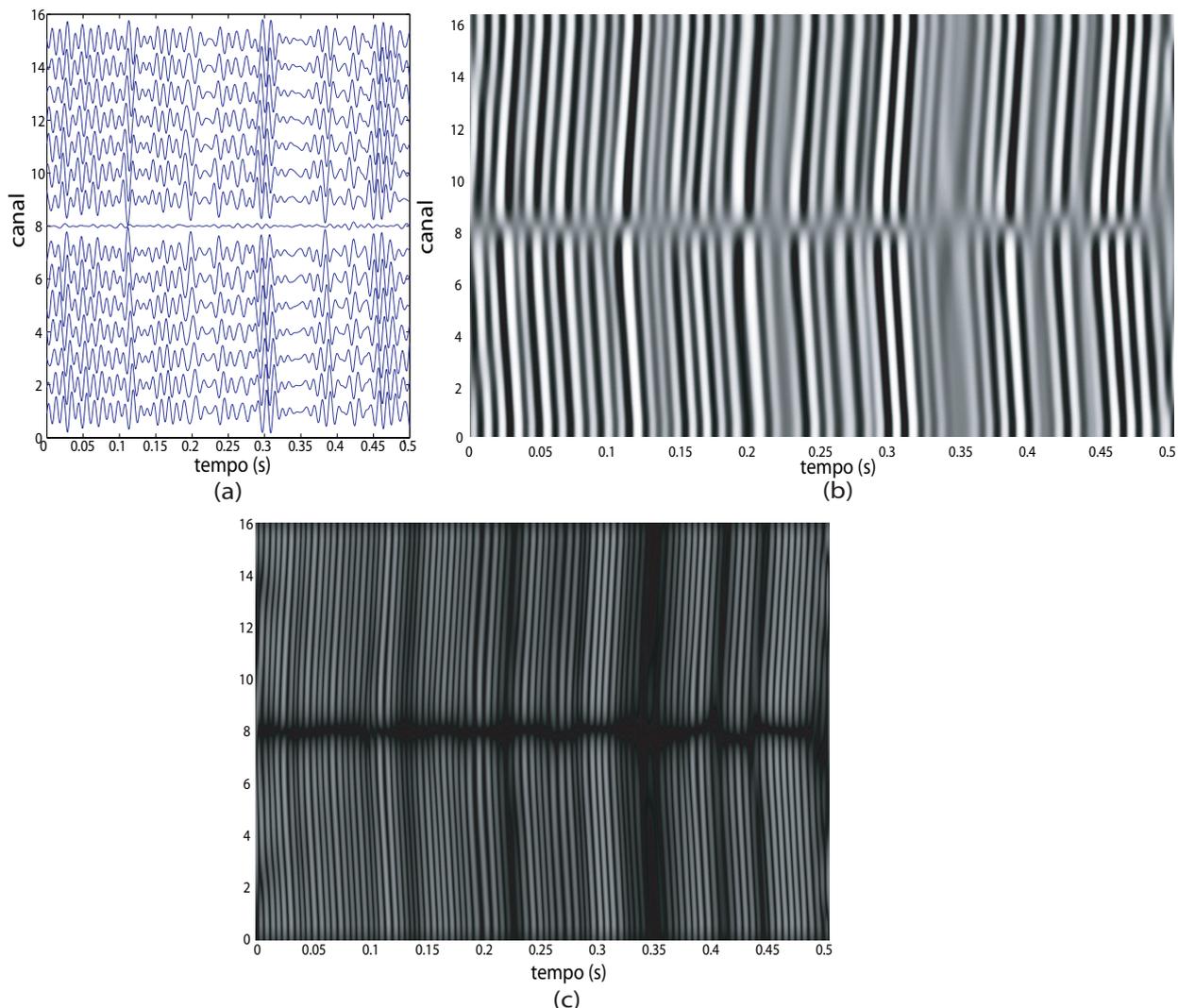


Figura 6.1: (a) Sinal simulado de S-EMG com duração de 0,5 s e 15 canais diferenciais. Este sinal foi criado com base em um músculo hipotético, com camada de gordura de 3 mm de espessura, camada de pele com 1 mm de espessura, e 20 unidades motoras, tendo cada MU um número aleatório de fibras musculares (de 50 a 550 fibras), com um comprimento de 220 mm. Todas as unidades motoras são inervadas no mesmo local: sob o canal 8 (entre os eletrodos 8 e 9), com espalhamento. Não houve espalhamento da regiões de tendões. A taxa de amostragem utilizada foi de 2048 Hz para cada um dos 15 canais diferenciais; (b) imagem de S-EMG obtida a partir do sinal em (a); (c) resultado da filtragem da imagem em (b) com um filtro Hermitiano. Linhas brancas indicam a presença de MUAPs. Os parâmetros do filtro foram: $\sigma_x = 60$ pixels, $\sigma_y = 10$ pixels e $\theta = \pi/2$ rad.

semelhantes à resposta ao impulso do filtro e atenuam as regiões onde essas formas de onda estão ausentes. Nos músculos fusiformes com fibras paralelas à pele, os MUAPs viajam das IZs às zonas de tendões em ambas as direções. Cada MUAP registrado de forma diferencial possui uma forma semelhante à derivada de uma forma de onda Gaussiana (similar à função de Hermite de 3ª ordem). No entanto, próximo às IZs, os sinais apresentam inversão de fase dos MUAPs, anulando-se e sendo evidenciadas como um gap na imagem. O resultado de uma convolução entre uma imagem de um sinal de S-EMG multicanal com um filtro Hermitiano irá resultar em um gap entre as duas linhas de condução. Enquanto que as linhas de condução representam as regiões do músculo onde MUAPs estão viajando ao longo das fibras musculares, esse gap indica a localização da IZ. A Figura 6.1 mostra um sinal de S-EMG e a imagem obtida por filtragem com filtro de Hermite Figura 6.1(c).

A teoria e formulação para a criação do filtro Hermitiano de detecção de forma de onda é idêntica a apresentada no Capítulo 5 e, portanto, não será apresentada aqui.

6.2.3 Ajuste dos parâmetros do filtro

Vários sinais de S-EMG de superfície foram usados para ajustar os parâmetros do filtro Hermitiano para melhorar o desempenho do algoritmo. O valor de θ foi escolhido como aquele que forneceu a maior amplitude de saída. Foram testados vários valores de θ em incrementos de $\pi/36$ radianos. Valores de σ_x e σ_y foram escolhidos empiricamente por tentativa e erro. Os melhores valores encontrados foram: $\theta = \pi/2$ rad, $\sigma_x = 60$ pixels (aproximadamente 9,8 ms), e $\sigma_y = 10$ pixels (equivalente a 0,5 mm). Esses valores são consistentes com a duração típica dos MUAPs [125] e são capazes de intensificar de forma adequada a diferença de amplitude do sinal entre as regiões onde há inatividade de MUAPs e regiões onde os mesmos estão presentes.

O ajuste foi baseado em um compromisso entre o tamanho do filtro e a qualidade da resposta do filtro. O fenômeno de Gibbs causa ondulações na imagem filtrada, o que podem ser erroneamente interpretadas como uma IZ. O valor de θ escolhido ($\pi/2$) é o melhor para intensificar os ângulos das linhas de condução de MUAPs que começam na IZ e viajam em ambas as direções (linhas de condução distais à IZ têm ângulos um pouco menor que $\pi/2$ e as linhas proximais à IZ têm ângulos um pouco maior que $\pi/2$). Essa configuração foi a melhor encontrada nos experimentos realizados. Os valores propostos podem ser alterados de acordo com as necessidades de um experimento ou investigação em particular. Uma segunda operação de filtragem pode ser realizada separadamente para as regiões da imagem acima e abaixo da IZ e o valor ideal θ poderia ser identificado para cada região, melhorando assim a qualidade da imagem filtrada. No entanto, isso demandaria um algoritmo mais complexo do que o explicado aqui e essa complexidade seria ainda maior em casos de múltiplas zonas de inervação.

6.2.4 Método para identificação das zonas de inervação

O algoritmo proposto para a identificação automática das IZs é baseado no gradiente das formas de onda na direção dos canais. Dessa forma, temos uma medida da direção em que os MUAPs viajam. Gradientes opostos e divergentes indicam regiões onde existem IZs. Gradientes opostos e convergentes

indicam regiões onde ocorre a soma de MUAPs. Nesse algoritmo, esse caso será ignorado, mas isso pode ser explorado em algoritmos de decomposição do sinal de S-EMG.

O algoritmo para identificação e apresentação das IZs consiste das seguintes etapas:

1. O sinal de S-EMG é filtrado, utilizando um filtro passa-baixas, para remoção de possíveis ruídos de alta frequência e para suavizar as formas de onda.
2. O sinal é dividido em janelas de 0,1 s.
3. A imagem de S-EMG é criada a partir da interpolação da janela escolhida do sinal filtrado.
4. As amplitudes, para a janela, são normalizadas de 0 a 1.
5. O histograma de tons de cinza da imagem da janela é equalizado para melhorar o contraste da imagem.
6. O filtro Hermitiano é utilizado para destacar as linhas de condução dos MUAPs para cada janela.
7. Para cada linha da imagem (isto é, para cada canal), é calculada a média temporal das amplitudes em cada instante de tempo na janela (tons de cinza das colunas da imagem).
8. Os passos 3 a 7 são repetidos para cada uma das janelas temporais.
9. Os vetores coluna resultantes das médias temporais de cada janela são guardados em uma matriz, formando uma nova imagem.
10. Nessa nova imagem, é feita uma decimação no eixo dos canais para melhorar a visualização da imagem. Dessa forma, obtemos o número de janelas temporais no eixo do tempo (*ex.* 30 amostras para uma janela de 0,1 s, contemplando um sinal de 3s) e 15 linhas no eixo dos canais, representando cada canal do vetor de eletrodos.
11. É aplicado o gradiente da imagem na direção correspondente à direção dos canais.
12. Uma superfície é formada a partir dos gradientes, onde os picos são as possíveis posições das IZs.
13. Um mapa topológico em tons de cinza é criado a partir da superfície, onde as regiões mais claras indicam as IZs.
14. É feita uma média temporal das regiões com gradientes divergentes, criando-se, assim, um mapa de IZs onde picos mais altos indicam regiões contendo IZs onde houve um grande número de ativações (grande número de MUAPs partindo dessa IZ). Dessa forma, é possível observar as regiões onde as MUs mais ativas estão. Esse mapa foi normalizado de 0 a 1, de forma que a região contendo o pico em 1 possui a IZ pertencente a MU mais ativada.

As Figuras de 6.2 e 6.3 ilustram o processo de rastreamento das zonas de inervação para um sinal com duas IZs. A Figura 6.2 mostra duas IZs próximas dos canais 6 e 9 de um sinal de S-EMG sintético, simulado com força de 30% da MVC. A Figura 6.3 (a) mostra o resultado do procedimento 11, onde é possível identificar as IZs na janela de tempo respectiva observando vetores divergentes. A Figura 6.3 (b)

mostra o resultado do procedimento 12, onde as IZs são os picos para cada janela de tempo. A Figura 6.3 (c) mostra o mapa de IZs criado após o passo 13. Nessa etapa, podemos observar as regiões ativadas em cada janela de tempo. A Figura 6.3 (d) mostra o passo 14, o passo final do processo, que mostra as regiões onde existem IZs pertencentes às MUs que contribuirão para o sinal de S-EMG.

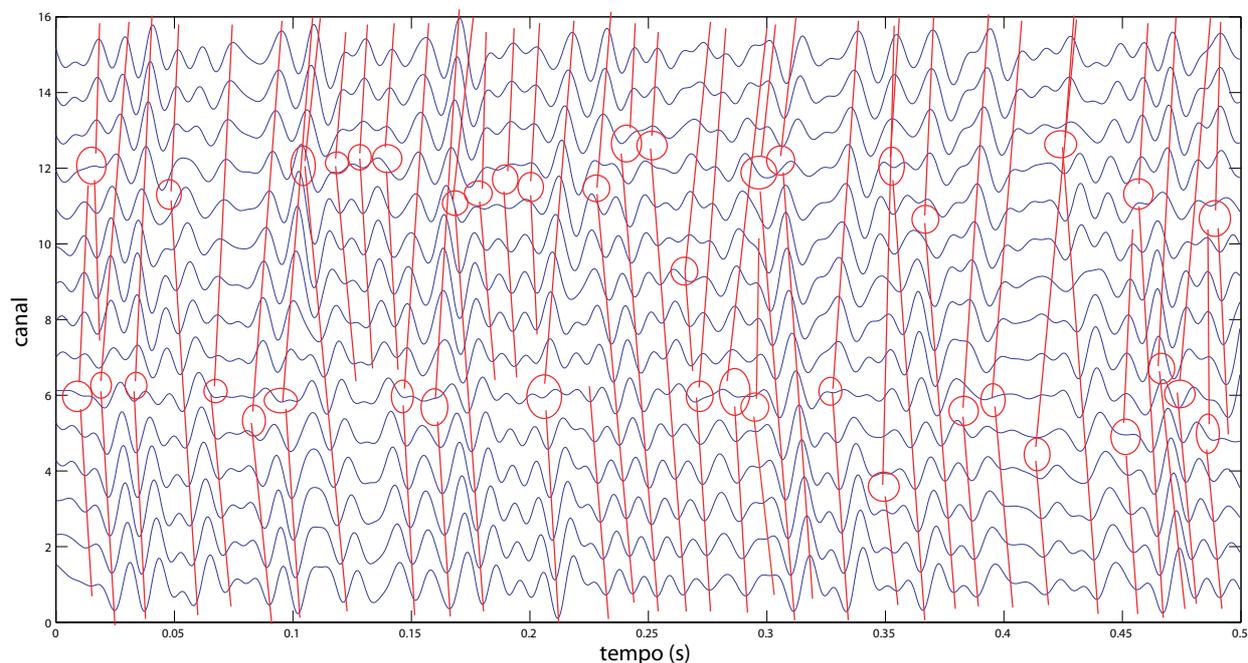


Figura 6.2: Sinal sintético com 0,5 segundo de duração e com duas IZs, uma próxima ao canal 12 e outra próxima ao canal 6, ambas com espalhamento. O sinal foi simulado com um nível de força de 30% da MVC. Os círculos vermelhos mostram o centro das IZs e as linhas vermelhas mostram a propagação do sinal a partir da IZ apontada.

6.2.5 Sinais de S-EMG simulados

Primeiramente, 60 sinais de 1 segundo, contemplando casos com de uma a quatro IZs e sem ruído, foram criados para avaliar o método proposto. O modelo utilizado para a simulação foi proposto por Farina e Merletti [95]. Esses sinais são baseados em um músculo hipotético, com 3 mm de espessura da camada de gordura, 1 mm de espessura da camada de pele e 49 unidades motoras, cada uma com um número aleatório de fibras musculares (de 50 a 550 fibras) com um comprimento de 220 mm. A taxa de amostragem utilizada foi 2048 Hz para cada um dos 15 canais diferenciais, obtidos a partir de um arranjo de 16 eletrodos lineares com uma distância inter-eletrodo de 5 mm. O nível de força simulado foi de 30% da MVC e o limiar de recrutamento de 100% das fibras musculares foi 60% da MVC. Em seguida, 16 sinais, contemplando de uma a quatro IZs foram criados, agora utilizando 60% da MVC, mas seguindo as mesmas especificações musculares descritas acima. Esses 16 sinais foram então adicionados a ruído, de forma a criar seis grupos de 16 sinais; são eles: SNR infinito, SNR de 20 dB, 16 dB, 12 dB, 8 dB e 6 dB. Esses sinais foram usados para avaliar o desempenho do algoritmo em relação ao nível de ruído.

As posições das IZs variam de posição do canal 2 ao canal 14. Nenhuma IZ foi posicionada no primeiro e último canais, porque a inversão de fase e diminuição da amplitude não podem ser adequadamente vistas

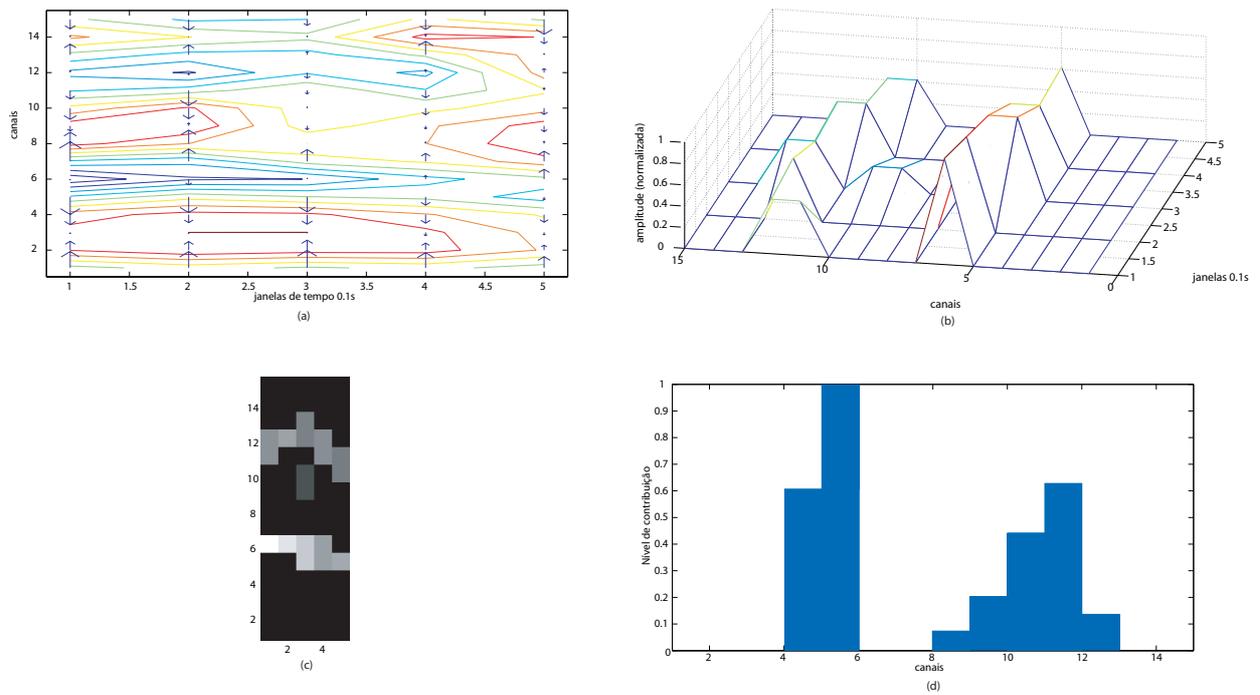


Figura 6.3: Passos para a identificação das IZs. O sinal da Figura 6.2 foi dividido em janelas de 0,1 segundo. (a) Mostra o resultado do procedimento 11, onde é possível identificar as IZs em cada janela de tempo, observando vetores divergentes. (b) Mostra o resultado do procedimento 12, onde as IZs são os picos para cada janela de tempo. (c) Mostra o mapa de IZs criado após o passo 13; nessa etapa, podemos observar as regiões ativadas em cada janela de tempo. (d) Mostra o resultado do passo 14, o passo final do processo, que mostra as regiões onde existem IZs pertencentes às MUs que contribuíram para o sinal de S-EMG. A imagem (c) pode ser usada para identificar os instantes onde as MUs inervadas em diferentes IZs são ativadas e (d) mostra as regiões onde existem IZs.

nesses casos. A duração total de cada sinal foi de 1 segundo; no entanto, apenas 0,5 segundo será usado para a estimação da posição das IZs, para facilitar o trabalho de identificação manual das IZs. Um exemplo de um trecho de 0,5 segundo do sinal de S-EMG simulado, com 15 canais diferenciais e duas IZs posicionadas no canal 6 e 12 com espalhamento, é mostrado na Figura 6.2.

O algoritmo proposto foi aplicado a todos os sinais e as posições das IZs foram identificadas. A identificação foi considerada bem sucedida quando os mapas de IZs mostram regiões de IZs que contenham a IZ real, detectada manualmente, dos sinais sintéticos. Casos de falsos positivos (regiões onde o algoritmo aponta IZs, mas na verdade não há IZs) e casos de falsos negativos (regiões nas quais o algoritmo não apontou IZs, mas na verdade há IZs) são tratados separadamente.

6.2.6 Aquisição de sinais de S-EMG

Os sinais reais utilizados para avaliar o algoritmo de identificação de zonas de inervação vem dos mesmos protocolos discutidos no capítulo 4.

O primeiro grupo de sinais vem do protocolo de aquisição contemplando o músculo trapézio (Capítulo 4 seção 4.2). Um total de 12 sinais foram selecionados (de um total de 24 sinais), cada um correspondendo a um sujeito diferente e/ou um nível de força diferente. Somente os dados do centro da matriz (coluna 3) foram utilizados. Uma IZ foi detectada em cada medição no meio da matriz.

O segundo grupo de sinais vem do protocolo de aquisição contemplando o músculo bíceps braquial cabeça curta adquiridos com um vetor de eletrodos. Doze sinais foram selecionados entre os sinais disponíveis do protocolo mostrado no Capítulo 4 seção 4.3. Foram utilizados os sinais de S-EMG de mapeamento das IZs, ou seja, sinais de 15 canais de S-EMG, contendo a IZ em um dos canais. Foram utilizados 9 sinais desse grupo. Esses sinais foram selecionados dentre os demais seguindo o critério de ter um nível de ruído baixo o suficiente para análise manual e com no máximo um canal defeituoso.

O terceiro grupo de sinais vem do protocolo de aquisição do bíceps braquial realizado pelo laboratório LISiN (Capítulo 4 seção 4.5) e cedido para esta análise pelo prof. Roberto Merletti. Nesse protocolo, houve três contrações isométricas de 30 segundos, espaçadas por 10 segundos de relaxamento. Para a avaliação da IZ, apenas o vetor central (terceira linha de eletrodos, com um total de 12 eletrodos), e apenas a primeira contração isométrica foram utilizados. Foram utilizados apenas os sete melhores sinais com o menor número de canais defeituosos e menor nível de ruído. Os sinais do bíceps braquial do segundo e terceiro grupos foram tratados como um só para a avaliação das IZs em músculo bíceps braquial.

Por fim, o grupo de sinais do esfíncter anal foi adquirido segundo o protocolo TASI, realizado pelo laboratório LISiN e cedido para esta análise. Sinais de um total de 4 voluntários foram cedidos. Apenas os sinais com o maior nível de força de cada voluntário foi utilizado. Os sinais foram adquiridos seguindo a configuração monopolar, mas a configuração bipolar foi criada em um pós processamento.

6.2.7 Identificação manual das IZs

Para verificar se as posições das IZs apontadas pelo algoritmo estão corretas, um técnico treinado fez cuidadosamente a inspeção dos sinais usados neste capítulo e apontou as regiões onde existem IZs. Essas estimativas manuais foram consideradas o “padrão ouro”.

6.3 Resultados

Primeiramente, 60 sinais sem ruído com uma, duas, três ou quatro IZs, com dispersão máxima de 1 canal para mais ou para menos foram gerados utilizando um valor de 30% da MVC, com 1 segundo de duração. Como o limiar de recrutamento total das fibras musculares é 60% da MVC, essa é considerada uma contração de baixa intensidade. Em seguida, o algoritmo foi utilizado para identificar as IZs em uma janela de 0,5 segundo de cada sinal, em seguida, para todo o sinal e, finalmente, foi utilizado todo o sinal e um limiar de 10% da maior contribuição das IZs para eliminar falsos positivos, ou seja, toda amplitude do mapa menor que 10% da amplitude da IZ que mais contribuiu para a geração de MUAPs foi eliminada. As Tabelas 6.1, 6.2 e 6.3 mostram os resultados obtidos pelo algoritmo e pela identificação manual das IZs para janelas de 0,5 s, 1 s e 1 s com limiar, respectivamente. Podemos ver que quanto maior o tamanho da janela, menor será o número de falsos negativos, ou seja, menor será a possibilidade do algoritmo não apontar uma IZ existente. No entanto, maior será a possibilidade de falsos positivos, ou seja, maior será o número de IZs falsas apontadas pelo algoritmo. Por esse motivo, falsos positivos e falsos negativos devem ser levados em conta ao selecionar o comprimento da janela. Por exemplo, em uma episiotomia, é vital que o cirurgião evite atingir regiões onde há IZs. Como apenas um corte é necessário, contanto que pelo menos uma região sem IZs seja observada corretamente, falsos positivos não comprometerão a análise.

Os resultados mostrados nas Tabelas 6.1, 6.2 e 6.3 apontam que o algoritmo é robusto contra falsos negativos. Apenas um falso negativo foi observado para janelas de 0,5s e um esforço de 30% da MVC, que é um caso de janela curta com esforço de baixa intensidade. Uma análise mais cuidadosa do falso negativo apresentado na Tabela 6.1 mostra que essa IZ teve baixa contribuição no sinal, como pode ser visto na Figura 6.4.

O problema do falso negativo desaparece nas Tabelas 6.2 e 6.3, pois essas tabelas mostram resultados de estimativa para todo o sinal, ao invés de apenas 0,5 s de sinal. As Tabelas 6.1 e 6.2, apresentam um número grande de falsos positivos (21 e 23 respectivamente). Isso pode ser um problema, especialmente quando essas falsas IZs são espalhadas. Para resolver essa questão, um limiar pode ser usado para eliminar contribuições falsas detectadas pelo algoritmo. A Tabela 6.3 mostra resultados obtidos utilizando todo o sinal para a estimativa da localização das IZs, e um limiar de 10% da amplitude da IZ que mais contribuiu no sinal para descartar falsos positivos. Os resultados mostrados na Tabela 6.3 não apontam nenhum falso negativo e apenas um falso positivo. Conclui-se que o uso de uma janela maior ou igual a 1 s e um limiar de 10% da maior contribuição observada é suficiente para reduzir consideravelmente os valores de falso positivos, ainda conservando um número reduzido de falso negativos.

Outro fator considerado ao se avaliar o desempenho do algoritmo proposto é o nível de ruído presente no sinal. Para se avaliar essa característica, 16 sinais sem ruído e 16 sinais para cada grupo com SNR

de 20 dB, 16 dB, 12 dB, 8 dB e 6 dB, com uma, duas, três ou quatro IZs e com dispersão máxima de 1 canal para mais ou para menos entre as IZs, foram gerados utilizando-se um valor de 60% da MVC. As IZs foram identificadas manualmente e comparadas com os resultados do algoritmo. Então, foram contados os números de falsos positivos, falsos negativos e o espalhamento das IZs identificadas pelo algoritmo para cada nível de ruído. O espalhamento das IZs mostra quantos canais adjacentes às IZs o algoritmo aponta, devido ao espalhamento das formas de onda de detecção resultantes do algoritmo. Quanto mais espalhamento, menos preciso é o resultado. Os valores citados são mostrados na Figura 6.5.

Os resultados apontados na Figura 6.5 mostram que o uso do limiar para eliminar falsos positivos também torna o algoritmo mais sensível a falsos negativos para sinais ruidosos. Temos um máximo de 4 falsos positivos para 12 dB SNR no uso do algoritmo sem limiar e um máximo de 4 falsos negativos para 20 dB SNR para o sinal com limiar. O espalhamento aumenta consideravelmente para valores menores ou iguais a 16 dB SNR, o que indica uma perda considerável de precisão (sabe-se que existe uma IZ mas não há certeza quanto a sua localização). Dadas essas informações, consideramos que, para sinais com SNR menor ou igual a 16 dB, o algoritmo não é adequado para a identificação das IZs. No entanto, para essa SNR, a identificação visual também é muito difícil, especialmente para múltiplas IZs. Portanto, sinais com esse nível de ruído não possuem um nível de qualidade adequado para a identificação das IZs.

Um terceiro ponto a se considerar na análise do algoritmo é a influência da força empregada na execução do esforço para a geração dos sinais de EMG. Quanto maior o esforço executado, mais MUs serão recrutadas e, conseqüentemente, mais fácil será identificar as IZs. Uma série de simulações de músculos com uma, duas ou três IZs foram geradas e sinais contemplando níveis de força variando de 10% a 100% da MVC em passos de 10% foram criados. No entanto, não foram identificadas diferenças significativas entre as estimações. O algoritmo é capaz de identificar as IZs corretamente independentemente do nível de força. Um motivo provável para isso é que o algoritmo normaliza a contribuição das IZs, tomando como referência a IZ que mais contribuiu para o sinal. Mesmo assim, devido às estratégias de recrutamento, aconselha-se o uso de um valor de pelo menos 40% da MVC para garantir um recrutamento da maioria das MUs nos sinais gravados para a identificação das IZs.

Finalmente, o algoritmo proposto foi testado com sinais reais do músculo trapézio, bíceps braquial e esfíncter anal. A Tabela 6.4 mostra os resultados para esses testes. Nessa tabela, temos o número de sinais contemplados para cada músculo, o tamanho da janela e o número de falso negativos e falsos positivos. Ainda sobre a Tabela 6.4, foi considerado acerto quando todas as IZs de um sinal detectadas pelo técnico foram também detectadas pelo algoritmo. Uma única região com IZ que não tenha sido identificada pelo algoritmo em um sinal é considerado erro de estimação. Os resultados obtidos com sinais reais refletem as tendências apontadas pela avaliação com sinais sintéticos. O músculo esfíncter anal é um músculo complexo com múltiplas IZs e o algoritmo conseguiu estimar de forma correta as IZs reais em todos os sinais. O músculo trapézio é um músculo simples com apenas uma IZ central e o algoritmo também foi capaz de estimar de forma apropriada todas as IZs reais desses sinais. Os sinais do bíceps braquial foram adquiridos segundo os dois protocolos para bíceps braquial: um realizado na Universidade de Brasília e o outro no LISiN, ambos isométricos. A maioria desses sinais possuía algum nível de ruído ou canais defeituosos. Para a análise com limiar, foram observados três falsos negativos. Para a análise sem limiar, nenhum falso negativo foi detectado.

Tabela 6.1: Posição das IZs de diferentes sinais sintéticos avaliados durante 0,5 s, identificados manualmente e pelo algoritmo proposto. A localização real de cada IZ foi estimada por um técnico treinado. Os falsos positivos e os falsos negativos são mostrados separadamente.

Sinal	IZ real	IZ estimada	Falso +	Falso -	Sinal	IZ real	IZ estimada	Falso +	Falso -
01	8	7-9	4,12	-	31	5-8,11	4-8,10-12	-	-
02	8	7-9	-	-	32	5-7,11	4-7,10-12	-	-
03	8	7-9	4	-	33	5,7-8,11	5-8,11-12	-	-
04	8	7-9	4	-	34	5-6,8,10-11	4-12	-	-
05	8	7-9	-	-	35	4,8,10-11	4-5,7-8,10-12	-	-
06	12	11-13	5-8	-	36	4-8	4-9	12-13	-
07	12	11-13	5-8	-	37	4-5,7-8	3-8	12	-
08	12	11-12	6-7	-	38	4-5,9	4-5,9-12	-	-
09	12	11-13	4-6	-	39	4-5,7-9,12	4-9,12	-	-
10	12	11-13	4-8	-	40	4-5,7-8,12	4-5,7-10,12	-	-
11	4	3-5	10-12	-	41	4,6,8	4-11	-	-
12	4	3-5	10-11	-	42	4-6,9	4-7,9-12	-	-
13	4	3-5	9-12	-	43	5-10	5-10	-	-
14	4	3-5	8-9,12	-	44	4-9,12	3-9,11-12	-	-
15	4	3-5	11-12	-	45	4-9	3-9	12	-
16	5-6,10	4-7,10-11	-	-	46	4-9,11	4-9,11-12	-	-
17	5-6,10	4-6,9-11	-	-	47	4-5,7-9,10-12	4-5,7-9,11-12	-	10
18	5-6,9-10	4-6,9-11	-	-	48	4-7,10-11	4-12	-	-
19	6,10-11	5-7,10-12	-	-	49	4-6,10-11	4-6,9-11	-	-
20	5-6,10-11	5-7,10-12	-	-	50	4-10	4-11	-	-
21	4,7-8	3-9	-	-	51	5-7,9-12	5-7,9-13	-	-
22	3-4,7-8	3-4,7-8	-	-	52	4,7-9,12-13	4,6-9,11-13	-	-
23	4,7-8	4-5,7-9	12	-	53	5,10,12	4-6,9-12	-	-
24	4,8	3-5,7-9	-	-	54	5-8,11-12	4-9,11-13	-	-
25	4,7-8	3-4,7-9	-	-	55	3-4,7-8,12-13	3-4,7-9,11-13	-	-
26	4,10	4-5,9-11	4-5	-	56	3-4,6-8,11-12	3-12	-	-
27	4,10	3-5,9-11	4-6	-	57	4,7-8,11-12	3-4,6-9,11-13	-	-
28	4,10	4-5,9-11	-	-	58	3-4,8-9,12-13	3-4,7-9,11-13	-	-
29	4,10	3-5,10-12	8	-	59	3-4,7-9,12	3-4,7-9,12	-	-
30	4,10	3-4,10-11	-	-	60	3-5,7-8,12	3-9,12-13	-	-

Tabela 6.2: Posição das IZs de diferentes sinais sintéticos avaliados durante 1s, identificados manualmente e pelo algoritmo proposto. A localização real de cada IZ foi estimada por um técnico treinado. Os falsos positivos e os falsos negativos são mostrados separadamente.

Sinal	IZ real	IZ estimada	Falso +	Falso -	Sinal	IZ real	IZ estimada	Falso +	Falso -
01	8	7-9	4-5,12	-	31	5-8,11	4-12	-	-
02	8	7-9	12	-	32	5-7,11	4-8,10-12	-	-
03	8	7-9	12	-	33	5,7-8,11	4-12	-	-
04	8	7-9	4,12	-	34	5-6,8,10-11	4-12	-	-
05	8	7-9	-	-	35	4,8,10-11	4-12	-	-
06	12	11-13	5-7	-	36	4-8	3-9	12	-
07	12	11-13	4-8	-	37	4-5,7-8	3-10	-	-
08	12	11-12	3-8	-	38	4-5,9	4-12	-	-
09	12	11-13	4-8	-	39	4-5,7-9,12	3-10,12	-	-
10	12	11-13	4-7	-	40	4-5,7-8,12	4-12	-	-
11	4	3-5	10-12	-	41	4,6,8	3-9	12	-
12	4	3-5	9-12	-	42	4-6,9	4-12	-	-
13	4	3-5	9-11	-	43	5-10	4-10	12	-
14	4	3-5	8-12	-	44	4-9,12	3-12	-	-
15	4	3-5	8-12	-	45	4-9	3-10	12	-
16	5-6,10	5-7,9-11	-	-	46	4-9,11	3-12	-	-
17	5-6,10	4-7,9-12	-	-	47	4-5,7-9,10-12	3-12	-	-
18	5-6,9-10	4-6,9-11	-	-	48	4-7,10-11	4-12	-	-
19	6,10-11	5-7,10-12	-	-	49	4-6,10-11	3-12	-	-
20	5-6,10-11	5-7,9-12	-	-	50	4-10	3-11	-	-
21	4,7-8	3-5,7-9	-	-	51	5-7,9-12	4-12	-	-
22	3-4,7-8	3-4,7-9	12	-	52	4,7-9,12-13	4-9,11-13	-	-
23	4,7-8	3-5,7-10	-	-	53	5,8,10,12	2-12	-	-
24	4,8	3-4,7-9	12	-	54	5-8,11-12	4-9,11-13	-	-
25	4,7-8	4-5,7-9	11-12	-	55	3-4,7-8,12-13	3-9,11-13	-	-
26	4,10	3-5,9-11	-	-	56	3-4,6-8,11-12	3-12	-	-
27	4,10	3-5,7-12	-	-	57	4,7-8,11-12	3-9,11-13	-	-
28	4,10	3-6,9-11	-	-	58	3-4,8-9,12-13	3-9,11-13	-	-
29	4,10	3-7,9-11	-	-	59	3-4,7-9,12	2-4,7-9,12	-	-
30	4,10	3-5,9-11	7	-	60	3-5,7-8,12	3-9,11-13	-	-

Tabela 6.3: Posição das IZs de diferentes sinais sintéticos avaliados durante 1 s, identificados manualmente e pelo algoritmo proposto. A localização real de cada IZ foi estimada por um técnico treinado. Os falsos positivos e os falsos negativos são mostrados separadamente. Para a estimação da IZ, foi utilizado um limiar de 10% da IZ com maior contribuição. Qualquer valor abaixo desse limiar foi descartado.

Sinal	IZ real	IZ estimada	Falso +	Falso -	Sinal	IZ real	IZ estimada	Falso +	Falso -
01	8	7-9	-	-	31	5-8,11	5-12	-	-
02	8	8-9	-	-	32	5-7,11	4-8,10-12	-	-
03	8	7-9	-	-	33	5,7-8,11	5-9,11-12	-	-
04	8	8-9	-	-	34	5-6,8,10-11	4-12	-	-
05	8	8-9	-	-	35	4,8,10-11	4,7-12	-	-
06	12	11-12	-	-	36	4-8	4-9	-	-
07	12	11-12	-	-	37	4-5,7-8	3-5,7-9	-	-
08	12	11-12	-	-	38	4-5,9	4-5	-	-
09	12	11-12	-	-	39	4-5,7-9,12	4-5,7-9,12	-	-
10	12	11-12	-	-	40	4-5,7-8,12	4-8,12	-	-
11	4	4-5	-	-	41	4,6,8	4-8	-	-
12	4	4-5	-	-	42	4-6,9	4-9	12	-
13	4	4-5	-	-	43	5-10	4-10	-	-
14	4	4	-	-	44	4-9,12	3-9,12	-	-
15	4	4-5	-	-	45	4-9	4-10	-	-
16	5-6,10	5-7,9-11	-	-	46	4-9,11	3-12	-	-
17	5-6,10	5-6,9-11	-	-	47	4-5,7-9,10-12	3-12	-	-
18	5-6,9-10	4-6,9-11	-	-	48	4-7,10-11	4-12	-	-
19	6,10-11	5-7,10-12	-	-	49	4-6,10-11	3-6,9-11	-	-
20	5-6,10-11	5-7,9-12	-	-	50	4-10	4-11	-	-
21	4,7-8	4,7-9	-	-	51	5-7,9-12	4-12	-	-
22	3-4,7-8	3-4,7-9	-	-	52	4,7-9,12-13	4-9,11-13	-	-
23	4,7-8	3-4,7-9	-	-	53	5,8,10,12	2-5,8,10,12	-	-
24	4,8	4,7-9	-	-	54	5-8,11-12	5-9,11-13	-	-
25	4,7-8	4,7-9	-	-	55	3-4,7-8,12-13	3-9,11-13	-	-
26	4,10	4-5,9-11	-	-	56	3-4,6-8,11-12	3-9,11-13	-	-
27	4,10	3-5,10-12	-	-	57	4,7-8,11-12	4-9,11-12	-	-
28	4,10	4-5,10-11	-	-	58	3-4,8-9,12-13	3-4,7-9,12-13	-	-
29	4,10	3-5,7-11	-	-	59	3-4,7-9,12	2-4,7-9,12	-	-
30	4,10	3-5,9-11	7	-	60	3-5,7-8,12	3-5,7-9,12	-	-

Tabela 6.4: Posição das IZs de diferentes sinais reais avaliados durante 0,5 s (3 s para o esfíncter anal), identificados manualmente e pelo algoritmo proposto. A localização real de cada IZ foi estimada por um técnico treinado. Os falsos positivos e os falsos negativos são mostrados separadamente.

Tipo	Nº de sinais	Com limiar			Sem limiar		
		Nº de Falso +	Nº de Falso -	IZs reais ¹	Nº de Falso +	Nº de Falso -	IZs reais ¹
Trapézio	12	0	0	100%	0	0	100%
BB ²	16	1	3	81,25%	5	0	100%
EAS ³	4	0	0	100%	0	0	100%

¹ IZs reais identificadas

² Bíceps braquial

³ Esfíncter anal

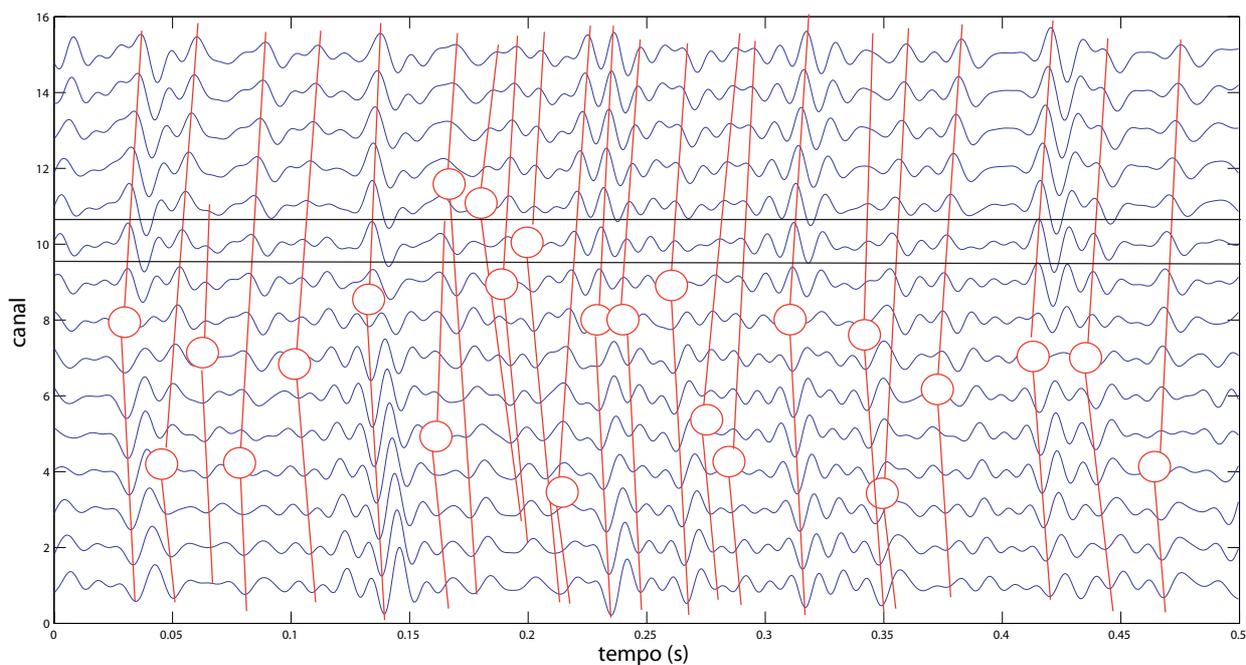


Figura 6.4: Janela de 0,5 s do sinal 47 da Tabela 6.1. Os círculos vermelhos indicam as IZs identificadas manualmente e as linhas vermelhas indicam as linhas de condução que partem das IZs. As linhas pretas delimitam a região do canal 10. Podemos ver apenas um MUAP que parte dessa IZ. Como a contribuição da IZ presente nesse canal é muito pequena (apenas um MUAP) essa IZ não foi detectada pelo algoritmo. Por esse motivo, intensidades maiores de força e uma janela de tempo maior são recomendados. Esse sinal foi utilizado para a identificação das IZs mostrada na Figura 6.6(a). Uma janela maior de tempo e uma intensidade maior de força pode destacar essa IZ de forma a torná-la detectável. Apenas alterando o tamanho da janela de tempo é suficiente para eliminar esse falso negativo, como visto na Figura 6.6(b)

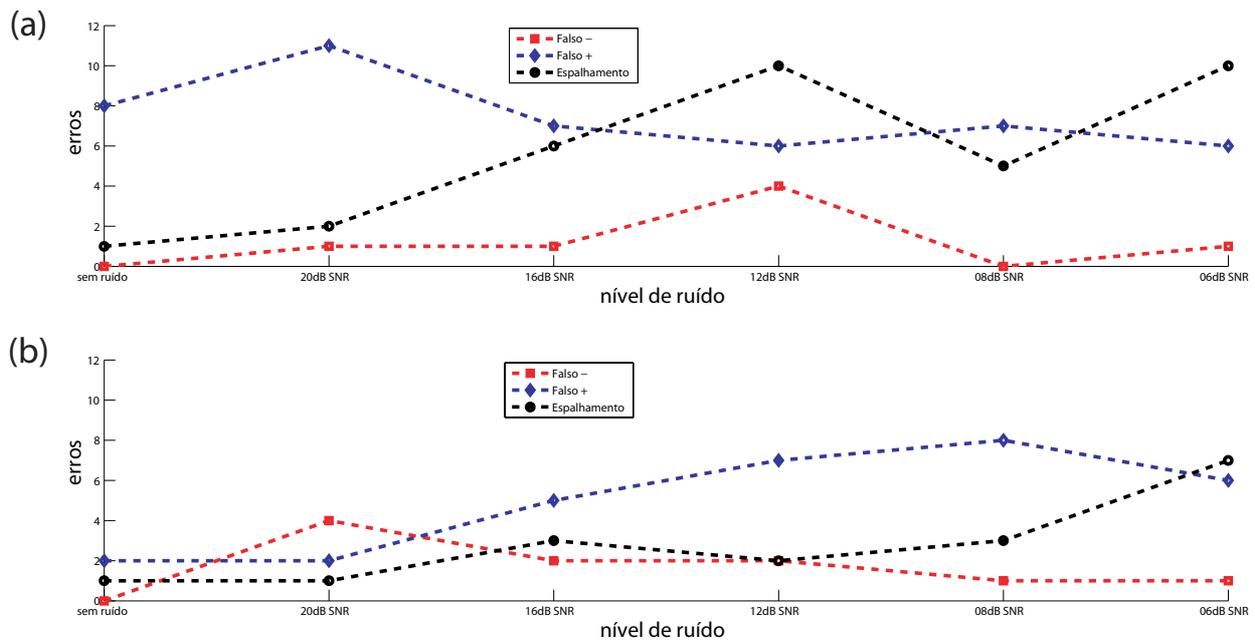


Figura 6.5: Número de falsos positivos, falsos negativos e espalhamento para diferentes níveis de ruído para o caso sem limiar (a) e com limiar (b). Podemos ver que a utilização de limiar aumenta a sensibilidade a falsos negativos para sinais ruidosos, mas mantém o número de falsos positivos baixos até 16 dB SNR, onde temos 5 falsos positivos.

6.4 Discussão

Os resultados apresentados na Tabela 6.1 mostram que o algoritmo de identificação das IZs é eficiente em encontrar corretamente as IZs em sinais com número de IZs variando entre uma e quatro, e sem ruído. Houve apenas um caso de falso negativo nos 60 sinais sintéticos utilizados (sinal 47 – 1,67% de falsos negativos). No entanto, utilizar 1 segundo de sinal para análise, ao invés de 0,5 segundo, foi suficiente para corrigir esse erro, como pode ser visto na Figura 6.6. Ou seja, a utilização de uma janela de 1 s garante resultados mais confiáveis quanto à identificação correta das IZs. Ainda sobre o sinal 47, podemos verificar na Figura 6.4 que a contribuição da IZ localizada em 10 é muito pequena para a janela de 0,5 segundo. Logo é importante utilizar níveis de força moderados ou altos (acima de 40% da MVC) e durações de 1 s ou mais para garantir a detecção correta das IZs presentes no sinal.

Apesar de o algoritmo proposto ser capaz de identificar corretamente as regiões onde existem IZs com um número bastante reduzido de falsos negativos, o algoritmo apresenta um número alto de falsos positivos. Um total de 22 e 23 sinais para janelas de 0,5 e 1 s, respectivamente (36,7% dos sinais para janelas de 0,5 s e 38,3% dos sinais para janelas de 1 s), tiveram falsos positivos apontados pelo algoritmo. Isso se deu principalmente em sinais com uma única IZ, como pode ser observado nas Tabelas 6.1 e 6.2. Conforme discutido anteriormente, os falsos positivos não são considerados erros graves. No entanto, para avaliações onde o falso positivo possui um nível maior de importância, é possível utilizar um limiar para descartá-los, uma vez que os falsos positivos sempre apresentam contribuição muito inferior a de IZs reais. Um aumento no tamanho da janela temporal pode fazer com que novos falsos positivos apareçam, ou seja, a estratégia de aumentar o tamanho da janela não é recomendada para diminuir as contribuições das falsas IZs. A Figura

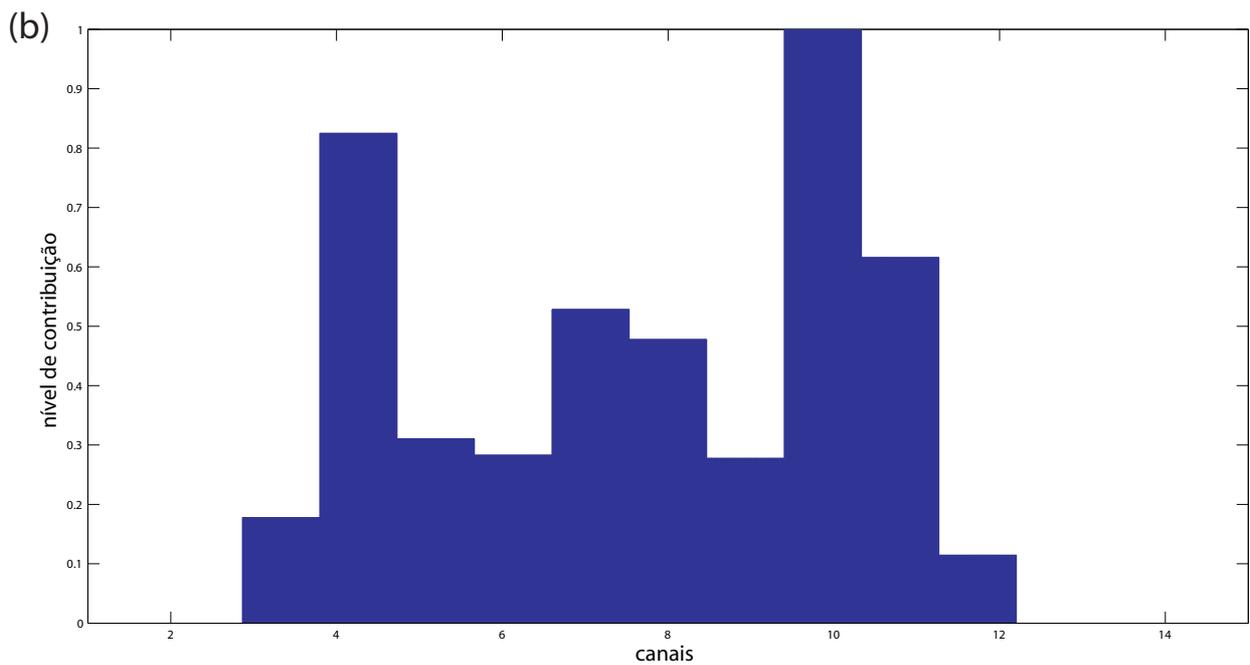
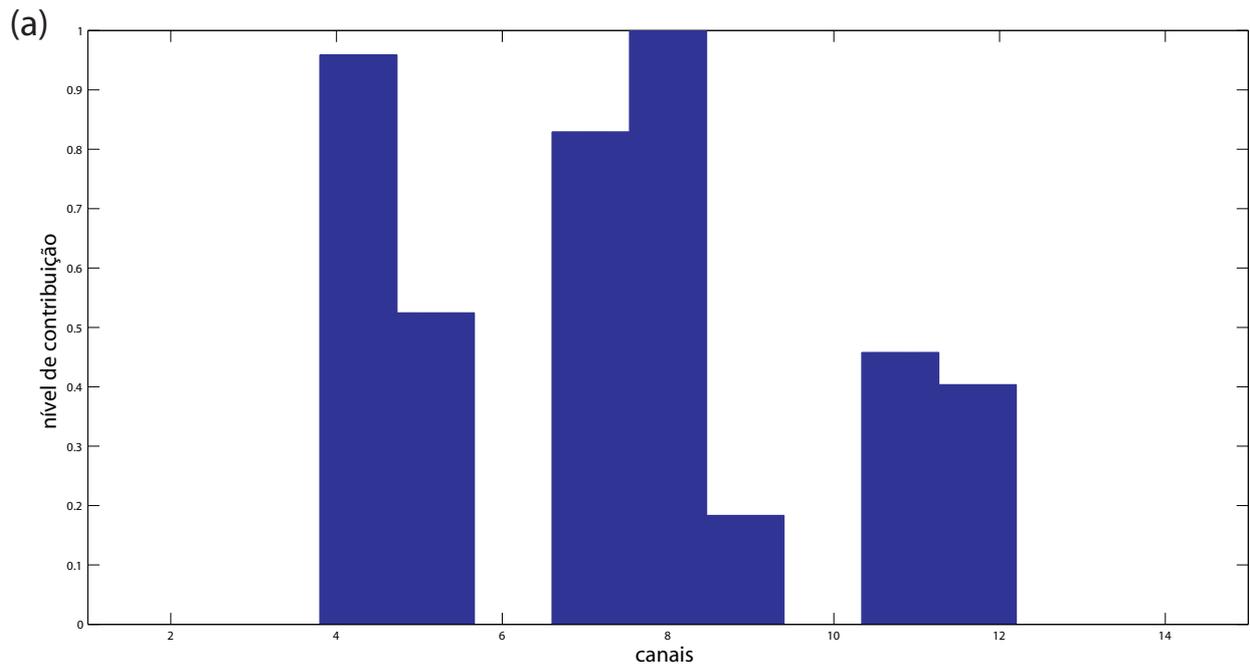


Figura 6.6: a) Resultado apresentado pelo algoritmo proposto para o sinal 47 da Tabela 6.1. Existe uma IZ no canal 10 que não foi identificada corretamente quando utilizando uma janela de 0,5 s. b) Resultado para o mesmo sinal, desta vez utilizando 1 s de sinal. É possível ver que, em aumentado o tamanho da janela para a avaliação pelo algoritmo, é possível identificar de forma mais precisa as IZs, evitando-se falsos negativos.

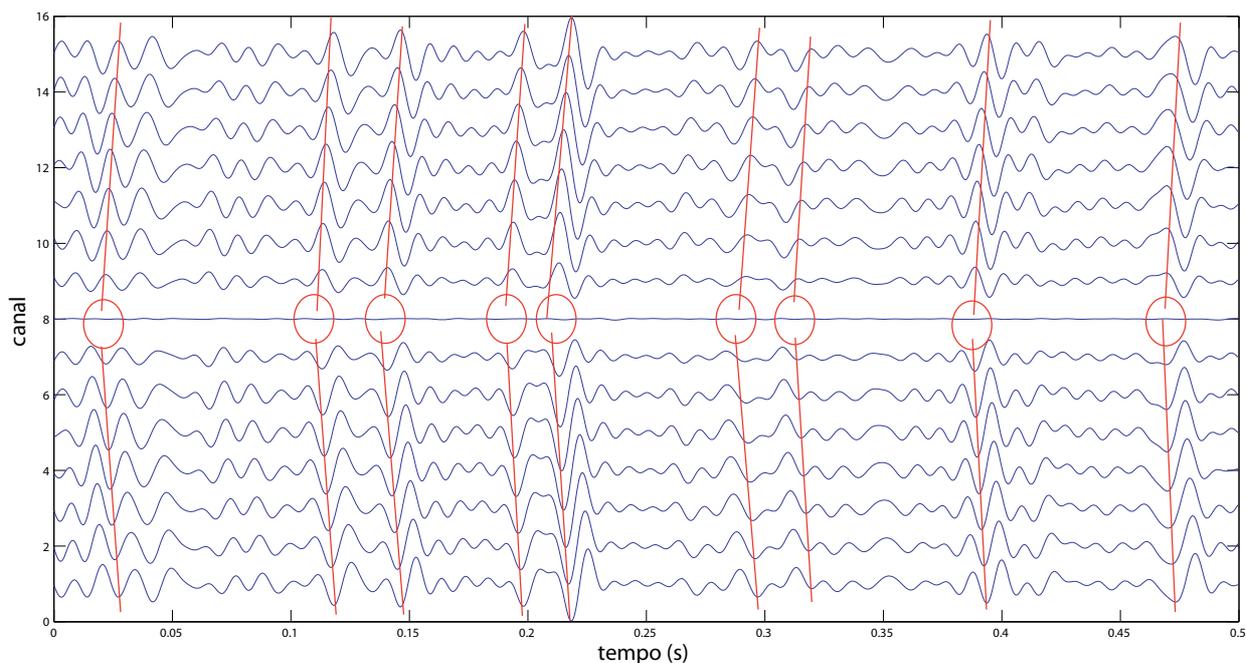


Figura 6.7: Sinal utilizado para a identificação das IZs mostrada na Figura 6.8. É possível visualizar uma única IZs próxima ao canal 8.

6.8 ilustra o resultado apresentado pelo algoritmo com falso positivos, mostrando o resultado apresentado pelo algoritmo para um sinal contendo apenas uma IZ, sob o canal 8 (Figura 6.7). O algoritmo identifica duas IZs falsas nos canais 4 e 12. Na Figura 6.8(a), temos o resultado para uma janela de 0,5 s. Na Figura 6.8(b), temos o resultado para uma janela de 1 s. É possível ver que o tamanho da janela influencia na contribuição do falso positivo, mas não necessariamente faz com que os falsos positivos diminuam. Quando aumentamos a janela de tempo, a contribuição da falsa IZ no canal 12 diminui. No entanto, a contribuição da falsa IZ no canal 4 aumenta e se espalha para o canal 5. Além disso, é possível ver que os falso positivos possuem contribuição muito pequena em relação à IZ real. Nesse caso, é possível utilizar limiares para excluir falsos positivos. Podemos observar, na Tabela 6.3, que um limiar de 10% é suficiente para reduzir a quantidade de falsos negativos de 23 para 2, ou seja, apenas 3,33% dos sinais apresentam falsos positivos nesse caso. No entanto, a prática de usar limiares para eliminar falsos positivos deve ser usada com cautela, uma vez que, conforme visto nos resultados, essa prática aumenta a probabilidade de falsos negativos.

Além dos casos de falsos positivos e negativos, temos os casos de imprecisão do algoritmo. Como podemos ver na Tabela 6.1, existem casos onde o algoritmo estende a região das IZs por um ou até dois canais adjacentes. Essas extensões são consideradas imprecisões do algoritmo, uma vez que, para a identificação das IZs o algoritmo tem que atribuir o valor de um canal próximo a região onde existe mudança de direção do gradiente. Para diminuir essa imprecisão, é possível utilizar interpolação. No entanto, para um resultado mais preciso, recomenda-se a utilização de um número maior de eletrodos com uma IED reduzida.

É possível ver, pelas Tabelas 6.1 e 6.2, que aumentando-se o tamanho da janela temporal, é possível diminuir o número de falsos negativos apontados pelo algoritmo proposto. No entanto, aumenta-se o

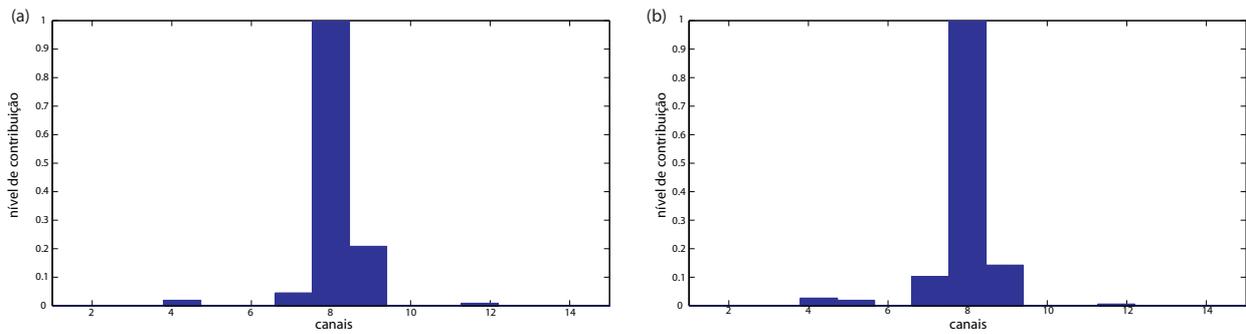


Figura 6.8: a) Resultado para uma janela de 0,5 s, apresentado pelo algoritmo para a análise de um sinal com uma única IZ, no canal 8 (Figura 6.7). É possível ver dois falsos positivos: um próximo ao canal 4 e outro próximo ao canal 12. b) Resultado para o mesmo sinal, desta vez para uma janela de 1 s. É possível ver que o tamanho da janela influencia na contribuição do falso positivo. Temos um maior espalhamento da falsa IZ próxima ao canal 4 no sinal de 1 s e uma ligeira redução da contribuição da falsa IZ próxima ao canal 12. Além disso, é possível ver que os falsos positivos possuem contribuição muito pequena em relação à IZ real.

número de falsos positivos. Contudo, podemos também verificar que, em alguns casos, o número de falsos positivos em um mesmo sinal diminui, assim como os espalhamentos das IZs detectadas. Uma combinação de diferentes tamanhos de janela, juntamente com algoritmos de classificação, pode aumentar a precisão do algoritmo proposto, diminuindo ainda mais a possibilidade de falsos negativos, diminuindo a possibilidade de falsos positivos e diminuindo os espalhamentos imprecisos das IZs. Essa estratégia é proposta como trabalho futuro.

Por fim, o algoritmo ainda oferece a possibilidade de observar as IZs ativadas ao longo das janelas temporais. Esse procedimento é particularmente útil quando temos sinais dinâmicos, uma vez que as IZs deslocam-se em relação a posição dos eletrodos, fazendo com que, no sinal, uma mesma IZ apareça em dois canais diferentes em instantes de tempo diferentes. A Figura 6.9 mostra uma janela de 0,5 s de sinal, avaliada pelo algoritmo em janelas de 0,1 s do sinal. Podemos ver duas IZs com algum espalhamento. Nesse mapa, podemos ver também regiões onde ocorre uma troca em termos de contribuição das IZs, ou seja, uma IZ deixa de influenciar fortemente o sinal (o mapa, nessa região, se torna mais escuro) enquanto que a outra passa a ser mais forte (o mapa, nessa região, se torna mais claro). Na mesma figura, temos o sinal que originou o mapa e podemos ver a relação entre os dois.

6.5 Conclusões

O uso de filtros de detecção de forma de onda baseados em funções de Hermite produziu resultados promissores para a detecção das IZs em condições experimentais. O algoritmo proposto foi capaz de identificar corretamente as IZs para sinais livres de ruído (100% de IZs reais corretamente identificadas para sinais sem ruído e com 1 s de duração). Foi verificado que o espalhamento das IZs aumenta conforme a SNR se reduz a um limite de 16 dB, nível de ruído para o qual o algoritmo não é mais recomendado

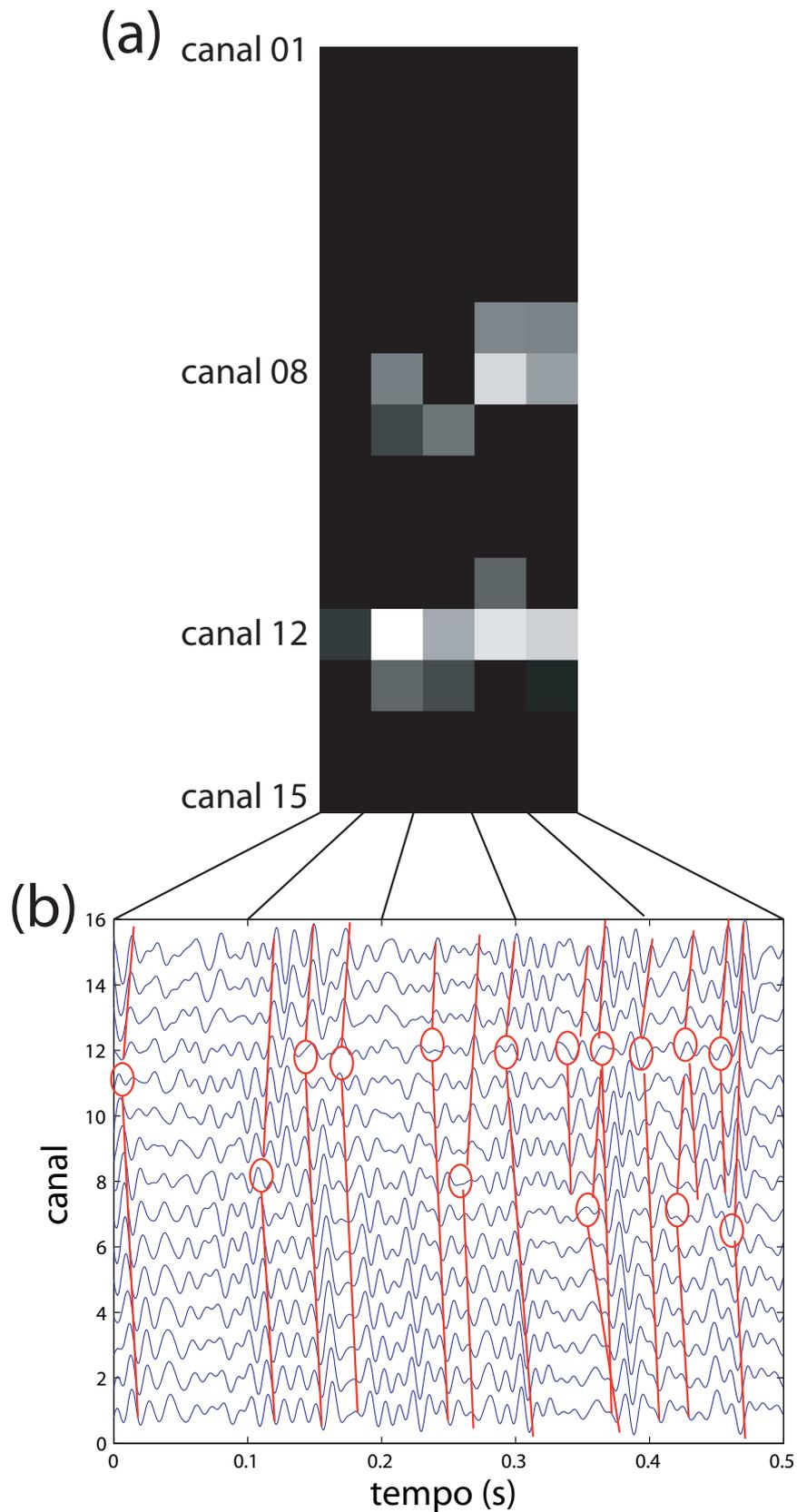


Figura 6.9: a) Mapa de ativação das IZs. Ao todo, são mostradas cinco janelas de 0,1 s. Podemos ver que a IZ próxima ao canal 12 é mais ativa do que a próxima ao canal 8. No entanto, podemos ver nas janelas de 0,2 a 0,4 uma “troca” entre as ativações da IZ próxima ao canal 8 e o 12. b) Sinal do qual o mapa de IZ em (a) se originou. As linhas pretas ligam as regiões dos mapas e o equivalente temporal do sinal.

para identificação das IZs. Também foi possível avaliar que a força, apesar de ser um fator importante para garantir o recrutamento de todas as IZs, não é um fator importante para a identificação das IZs ativas.

Quanto à avaliação do algoritmo proposto em relação a sinais reais, observou-se que o desempenho é similar ao observado em sinais sintéticos. O algoritmo é eficiente em identificar as IZs, garantido a ausência de falsos negativos para sinais com baixo ruído, mesmo para sinais com múltiplas IZs, como os do esfíncter anal. O uso de limiares de aceitação é eficiente em eliminar falsos positivos, mas torna o algoritmo sensível a falsos negativos conforme o nível de ruído aumenta.

O algoritmo mostra resultados promissores quanto à correta identificação das IZs. O espalhamento observado em alguns casos de múltiplas IZs pode ser reduzido com a utilização de limiares ou mesmo com algoritmos de classificação, utilizados após a etapa 13 do algoritmo, descrito na seção 6.2.4.

É possível que a utilização de mapas provenientes de processamento de vídeos, contemplando duas dimensões espaciais (matrizes de eletrodos) e a dimensão temporal, seja mais precisa que o algoritmo apresentado aqui. No entanto, pode-se deduzir facilmente que o método apresentado é uma etapa necessária para tal abordagem.

Capítulo 7

Estudo de caso - a fadiga investigada por técnicas de imagens

O objetivo deste capítulo é utilizar técnicas de imagem para investigar a manifestação da fadiga em sinais eletromiográficos multicanal. Para tanto, o algoritmo de estimação de velocidade de condução proposto nesta tese será usado para investigar o comportamento da fadiga durante o ciclo menstrual e também comparando a manifestação da fadiga em homens e mulheres. Posteriormente, uma análise sobre a uniformidade espacial da manifestação da fadiga no músculo será realizada, afim de explorar essa questão ainda não respondida. Para tanto, dois protocolos de aquisição foram utilizados: um para avaliar os sinais ao longo do ciclo menstrual e na comparação entre gêneros e o outro, para estimar variações nas variáveis eletromiográficas que traduzam fadiga.

7.1 Introdução

O estudo de lesões e dores musculares é relevante em áreas como a ergonomia, esportes e tratamento da dor crônica. Distensões e ruptura do ligamento cruzado anterior são as lesões mais comuns em esportes coletivos e atletismo, e têm recebido atenção especial por parte da comunidade científica [131, 69]. Há também interesse especial em dores no ombro e nas costas [132, 25].

Uma consequência da contração muscular é o aumento na concentração de ácido lático, um produto metabólico [133]. Durante contrações isométricas sustentadas, em que o comprimento do músculo e tensão são mantidas constantes, o aumento da concentração de lactatos é responsável por mudanças no pH intracelular e, como resultado, a CV das fibras musculares diminui [134], alterando diretamente a

forma de onda do MUAP [133]. Esse fenômeno está relacionado com uma diminuição das frequências média e mediana do espectro dos sinais de S-EMG [135].

Em vários trabalhos, as diferenças entre gêneros têm sido observadas em atividades musculares ¹. As mulheres geralmente são capazes de sustentar uma contração por períodos mais longos de tempo do que os homens, especialmente com contrações de intensidades mais baixas [136, 137, 138], mas não em contrações máximas [139]. As explicações mais comuns para essas diferenças são a maior força muscular dos homens e a menor dependência das mulheres sobre o metabolismo glicolítico. Os homens são geralmente mais fortes do que as mulheres, portanto, eles devem ativar uma maior massa muscular para exercer a mesma força relativa, o que será acompanhado por maiores pressões intramuscular e uma maior oclusão do fluxo sanguíneo [140]. Biópsias musculares mostraram menor atividade da enzima glicolítica em mulheres, indicando uma potencial diminuição da glicólise anaeróbica [141], o que aumentaria sua resistência. Em geral, essas diferenças levam a menor sensibilidade à fadiga em mulheres. Essa menor sensibilidade pode sujeitar as fibras musculares das mulheres à fadiga de longa duração e, em casos extremos, contribuir para lesões [142, 11].

O ciclo menstrual é outro fator importante que influencia a fadiga muscular nas mulheres. Há uma forte ligação entre os níveis hormonais e frouxidão das articulações [143], tornando as mulheres mais vulneráveis às lesões [144]. O nível de estrogênio, que fortalece os músculos e tendões [145], é significativamente reduzido no meio do ciclo menstrual, como se pode observar na Figura 7.1. No final do ciclo, o nível do hormônio relaxina aumenta, o que também enfraquece os tendões [25, 146]. A diferença na concentração de hormônios sexuais também podem explicar as diferenças no controle neuromuscular [147].

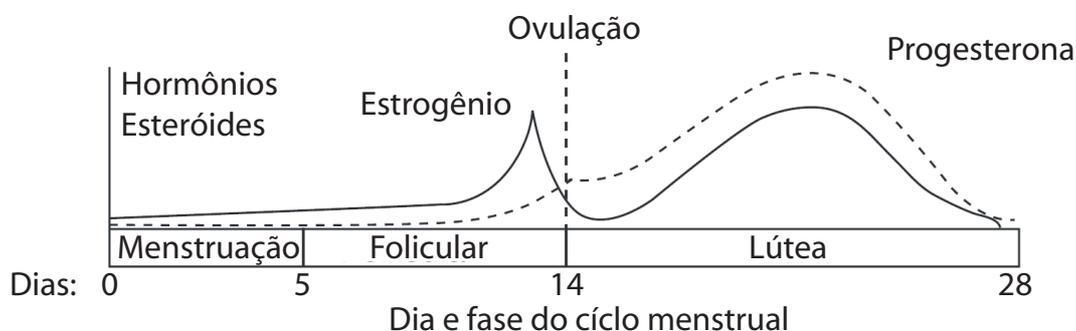


Figura 7.1: Níveis hormonais durante as fases do ciclo menstrual. Modificado de [17].

Além das questões levantadas acima, é sabido que o volume condutor dos músculos não é homogêneo [148]. A distribuição espacial das MUs e as estratégias de recrutamento dessas MUs pelo sistema nervoso central pode fazer com que a fadiga se dê de forma diferenciada espacialmente no músculo. Com esse intuito, mapas espaciais de fadiga podem apontar as regiões mais fatigadas e mesmo as regiões mais ou menos ativadas em um dado instante de tempo.

¹Parte do trabalho apresentado neste capítulo foi desenvolvido ao longo do curso de mestrado do autor [23]. No entanto, o refinamento do trabalho e a publicação desses resultados em periódico [24] se deu no período em que o autor desenvolvia esta tese. A intenção aqui é aprofundar o trabalho anterior complementando as análises utilizando técnicas de processamento de imagens.

Este capítulo é dividido em duas partes distintas. Na primeira parte, é feita uma investigação acerca da manifestação da fadiga em homens e mulheres e ao longo do ciclo menstrual. Para tanto, o algoritmo para estimação da CV e de sua variância, por meio de processamento de imagens proposto nesta tese no Capítulo 5, é usado para: (i) averiguar se este é capaz de identificar as mesmas tendências apontadas por estudos anteriores sobre a fadiga ao longo do ciclo menstrual [23, 25, 24]; (ii) verificar se este é capaz de identificar as diferenças entre gêneros apontadas em estudos anteriores de fadiga [25] e; (iii) verificar se as diferenças na fadigabilidade ao longo do ciclo menstrual e entre os gêneros também se traduzem em diferenças significativas na variância da CV em diferentes intervalos de tempo. Caso essa diferença na variância seja significativa, isso pode apontar diferenças entre as estratégias de recrutamento das MUs entre os gêneros e ao longo do ciclo menstrual.

Na segunda parte deste capítulo, procuramos primeiramente identificar, em sinais bidimensionais de S-EMG, se existe diferença espacial significativa entre as variáveis de frequência (MNF e MDF) (i) na direção das fibras musculares e (ii) na direção paralela às fibras musculares. Ademais, mapas de fadiga são propostos para facilitar a visualização das mudanças na variação da fadiga em posições distintas do músculo. Esses mapas são, na verdade, mapas de variação de variáveis eletromiográficas que são influenciadas pela fadiga, mas aqui, usaremos a denominação mapas de fadiga.

As variáveis de amplitude (RMS e ARV) não foram estudadas aqui, pois estudos anteriores não identificaram diferenças significativas dessas variáveis quando avaliando as diferenças ao longo do ciclo menstrual [23, 25, 24] e as diferenças entre gêneros [25].

7.2 Métodos

7.2.1 Protocolo experimental

Dois protocolos foram utilizados para a análise de fadiga neste capítulo. O protocolo 1 foi utilizado para a análise da fadiga entre os gêneros e ao longo do ciclo menstrual. O protocolo 2 foi utilizado para o estudo da distribuição espacial da fadiga.

7.2.1.1 Protocolo 1

Vinte e três indivíduos do sexo feminino se voluntariaram para participar do estudo. Devido à desistência, problemas hormonais e altos níveis de ruído nas gravações de S-EMG, apenas quatorze voluntárias ($24,1 \pm 2,5$ anos de idade) foram incluídas na análise. Todas as voluntárias eram destros e não tinham doenças neurológicas conhecidas. Todas as voluntárias tinham ciclos menstruais regulares, não estavam praticando exercícios regulares e não estavam usando nenhum medicamento hormonal ou anticoncepcional por pelo menos 6 meses. Todas as voluntárias leram e assinaram o formulário de consentimento. Dezoito indivíduos do sexo masculino se voluntariaram para participar do estudo. Devido à desistência e altos níveis de ruído nas gravações de S-EMG, apenas 11 voluntários ($25,8 \pm 2,6$ anos de idade) foram incluídos na análise. Todos os voluntários eram destros e não tinham doenças neurológicas conhecidas. Todos os voluntários eram não praticantes de exercícios regulares e assinaram o formulário

de consentimento. O protocolo contemplando o bíceps braquial cabeça curta, discutido no capítulo 4, foi utilizado para a investigação discutida no presente capítulo. Apenas sinais da primeira contração de longa duração (90 segundos) de cada semana do ciclo menstrual para as voluntárias do sexo feminino e a primeira contração de longa duração da aquisição dos voluntários do sexo masculino foram utilizados neste experimento.

7.2.1.2 Protocolo 2

Onze indivíduos do sexo masculino se voluntariaram para participar do estudo (28 ± 4 anos de idade). Todos os voluntários não tinham doenças neurológicas conhecidas, não estavam praticando exercícios regulares e não estavam usando nenhum medicamento do tipo anti-inflamatório ou relaxante muscular durante as sessões. Todos os voluntários leram e assinaram o formulário de consentimento livre e esclarecido. O protocolo I contemplando o bíceps braquial utilizando matriz de eletrodos, discutido no capítulo 4, foi utilizado para a investigação discutida no presente capítulo. Apenas sinais da primeira contração de longa duração (30 segundos) de cada sujeito foram utilizados neste experimento.

7.2.2 Organização dos dados para a análise ao longo do ciclo menstrual

Para a análise dos sinais de S-EMG do gênero feminino ao longo do ciclo menstrual, uma organização dos dados faz-se necessária. A data da primeira sessão de cada voluntária foi programada sem considerar o ciclo menstrual da mesma, ou seja, algumas das voluntárias começaram o protocolo durante a fase folicular, outras durante a fase lútea (Tabela 7.1). Após quatro semanas, os resultados de cada sessão de cada voluntária foram reordenados ciclicamente de modo que o primeiro conjunto de resultados corresponderia à sessão que teve lugar na data mais próxima à menstruação da voluntária. Após o reordenamento, os resultados de cada sessão foram rotulados F1 (folicular 1) e F2 (folicular 2) para a fase folicular e L1 (lútea 1) e L2 (lútea 2) para a fase lútea. Por exemplo, se, para uma voluntária, a segunda sessão ocorreu um dia após sua menstruação, então a segunda sessão foi considerada como a primeira semana do ciclo menstrual e foi rotulada como F1, a terceira sessão foi considerada como a segunda semana do ciclo menstrual e foi rotulada como F2, a quarta sessão foi considerada como a terceira semana do ciclo menstrual e foi rotulada como L1, e a primeira sessão foi considerada como a quarta semana do ciclo menstrual e foi rotulada como L2.

Tabela 7.1: Rotulação cíclica das sessões, com base na semana durante a qual ocorreu a menstruação.

semana da menstruação	sessão 1	sessão 2	sessão 3	sessão 4
primeira	F1	F2	L1	L2
segunda	L2	F1	F2	L1
terceira	L1	L2	F1	F2
quarta	F2	L1	L2	F1

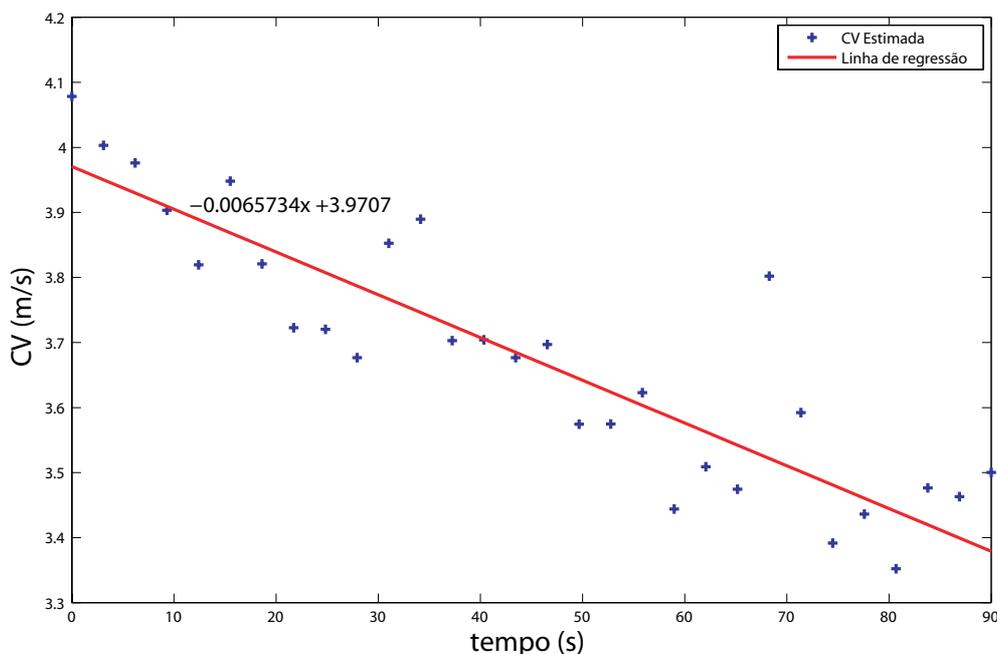


Figura 7.2: Valores de CV estimados pelo algoritmo IPE para cada janela de 3 segundos de um sinal fatigante de 90 segundos. O esforço foi executado com 40% da MVC. A equação sobre a reta de regressão mostra os coeficientes da equação da reta.

7.2.3 Analisando o comportamento da CV em S-EMG multicanal unidimensional

Conforme discutido na ref. [24], a redução de CV pode representar um indicador mais robusto e confiável de fadiga do que a variação dos valores de MNF e MDF, porque a CV fornece informações não apenas sobre as mudanças no espectro de frequência [149], mas também sobre as propriedades da membrana da fibra muscular e da fadiga muscular periférica [9]. Alterações na CV também são indicativos da composição dos tipos de fibra muscular recrutadas e treinamento muscular específico [135]. Por esse motivo, este estudo concentra-se apenas no estudo da CV e sua variância ao longo de um esforço fatigante, de forma a identificar particularidades sobre a intensidade da fadiga entre gêneros e ao longo do ciclo menstrual. Quanto maior o decaimento da CV, maior é considerado o nível de fadiga observado.

Para estimar a CV dos sinais registrados segundo o Protocolo 1, o método proposto no Capítulo 5 foi utilizado. Para cada janela de 3 segundos do sinal, o algoritmo foi utilizado para estimar a CV média e a variância da CV, totalizando 30 estimações para cada uma das variáveis. Em seguida, foi calculada a reta de regressão que melhor aproxima as 30 amostras de CV média. Os coeficientes de inclinação (a constante a da equação da reta $ax+b$) das retas de regressão de cada sinal foram então utilizadas como indicadores de fadiga. A Figura 7.2 ilustra essa questão.

Em seguida, as inclinações das retas de regressão foram agrupadas em cinco grupos: folicular 1 (F1), folicular 2 (F2), lútea 1 (L1), lútea 2 (L2) e masculino (M). A normalidade de cada um desses grupos foi verificada utilizando o teste Lilliefors. Em seguida, um teste ANOVA foi executado, com $\alpha=0,05$. Por fim, um teste post-hoc de Tukey foi executado para verificar onde as diferenças se encontravam.

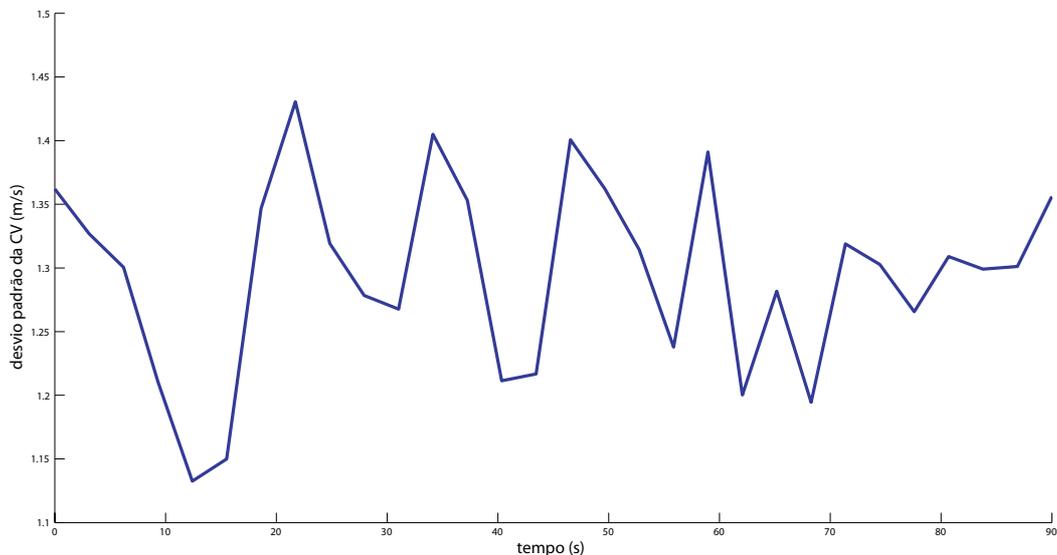


Figura 7.3: Comportamento do desvio padrão da CV dos diferentes MUAPs ao longo do tempo. Os valores foram estimados pelo algoritmo IPE, para cada janela de 3 segundos, de um sinal fatigante de 90 segundos. O esforço foi executado com 40% da MVC. É possível ver que o comportamento do desvio padrão ao longo do tempo é não linear.

O comportamento do desvio padrão da CV das MUAPs em cada janela de tempo, não tem um comportamento linear em vários casos, como pode ser visto na Figura 7.3. Por esse motivo, ao invés de usar as inclinações das retas de regressão, foram criados cinco grupos (F1, F2, L1, L2 e M) contendo todas as estimações dos desvios padrões das CVs para cada janela de tempo considerada. A normalidade de cada um desses grupos foi verificada utilizando o teste Lilliefors. Como os grupos não seguiam uma distribuição normal, um teste não paramétrico de Kruskal–Wallis foi executado, com $\alpha = 0,05$. Por fim, um teste post-hoc de Tukey foi executado para verificar onde as diferenças se encontram.

7.2.4 Analisando a distribuição espacial da fadiga sobre o músculo

Para analisar a distribuição espacial, foram avaliadas as variáveis espectrais dos sinais, usando os estimadores MDF e MNF. A MDF é a frequência que divide o espectro de potência do sinal em duas metades de energia igual. Já a MNF é a frequência média do espectro de potência do sinal. Ambos os estimadores foram discutidos detalhadamente no Capítulo 2.

Para cada sujeito e para cada canal, O sinal fatigante de 30 segundos foi subdividido em janelas de 1 segundo para os quais os valores de MDF e MNF foram calculados, totalizando 30 valores para cada variável. Esses valores foram divididos em três grupos para cada estimador de frequência: grupo I, com as 10 primeiras estimações; grupo II, com as 10 estimações intermediárias; e grupo III, com as 10 estimações finais. Em seguida, uma reta de regressão foi estimada para cada grupo de dados. Dessa forma, temos três coeficientes angulares para cada canal e para cada estimador, que representam o decaimento da frequência nos trechos inicial, intermediário e final de tempo do esforço.

A disposição espacial desses coeficientes angulares é, então: cinco linhas, sendo a primeira com 11 coeficientes; e as demais com 12 coeficientes; e 12 colunas, sendo que a primeira com 4 coeficientes e as demais com 5 coeficientes.

A fim de explorar a manifestação da fadiga de forma visual em relação ao posicionamento da matriz de eletrodos sobre o músculo estudado, um mapa de fadiga foi criado a partir dos coeficientes angulares para cada grupo em questão: fadiga no início do esforço, fadiga no trecho intermediário do esforço e fadiga no final do esforço. É esperado que, com o surgimento da fadiga, a frequência decresça ao longo do tempo [148, 23]. Por esse motivo, foi adotado o nível de cinza branco (nível máximo de intensidade) para o coeficiente angular mais negativo estimado e o nível de cinza preto (nível mínimo de intensidade) como o coeficiente de inclinação menos negativo estimado. Dessa forma, quanto mais claro for o setor do mapa, maior foi a variação na frequência detectada naquele ponto. A Figura 7.4 ilustra essa questão.

Podemos observar na Figura 7.4 os mapas de fadiga para os estimadores (a) MNF e (b) MDF de um sinal fatigante de 30 segundos, a 60% da MVC, para um voluntário do sexo masculino. Foram mapeadas três janelas de 10 segundos para cada estimador: janela 1 = 0 a 10 segundos, janela 2 = 10 a 20 segundos e janela 3 = 20 a 30 segundos. Podemos notar que a primeira janela é a mais escura, o que indica menor inclinação das retas de regressão. A janela 2 possui, em média, as maiores inclinações das retas de regressão, e a janela 3 possui inclinação intermediária. Isso sugere que as maiores mudanças na frequência ocorrem no meio do esforço muscular, ou seja, após um certo tempo, a variação da frequência chega a um valor máximo e após esse tempo essa variação tende a diminuir, indicando uma fadiga mais severa, onde o voluntário passa a diminuir a intensidade de força e a soltar a empunhadura do aparato experimental.

Para obtermos um resultado objetivo, foram feitas duas comparações com os sinais de cada sujeito, individualmente para cada uma das três janelas: i) comparação entre linhas do mapa de fadiga, para verificar se existe diferença significativa na fadiga muscular entre diferentes posições perpendiculares às fibras musculares e; ii) comparação entre as colunas do mapa de fadiga, para verificar se existe diferença significativa na fadiga muscular entre diferentes posições paralelas às fibras musculares. Para esse fim, o teste não paramétrico de Kruskal–Wallis foi adotado, pois o número de elementos de cada grupo é pequeno e não se pode garantir normalidade para todos os grupos de dados. Em seguida um teste de Tukey foi executado para verificar onde as diferenças se encontram. Todos os canais que apresentam evidências de mau contato (ausência de MUAPs) ou alto nível de ruído (presença de sinal, mas impossibilidade de visualizar MUAPs) foram descartados da análise estatística.

A comparação foi feita sujeito a sujeito, pois o músculo de cada voluntário possui características próprias de espessura da camada de gordura, tamanho do músculo e posição da IZ e das regiões tendíneas. Sendo assim, não podemos afirmar que, por exemplo, a região do músculo referente à linha 1 do eletrodo para o sujeito 1 é igual a região do músculo referente à linha 1 do eletrodo para o sujeito 2. Apenas podemos afirmar que as diferentes linhas e colunas do mapa de cada sujeito estão em posições diferentes em relação ao músculo.

Os estimadores de frequência foram adotados neste estudo, no lugar do estimador de CV, porque os estimadores de frequência possuem maior resolução espacial (utilizam apenas um canal) do que o estimador de CV (utilizam quatro ou mais canais). No entanto, um mapa de fadiga com CV pode ser

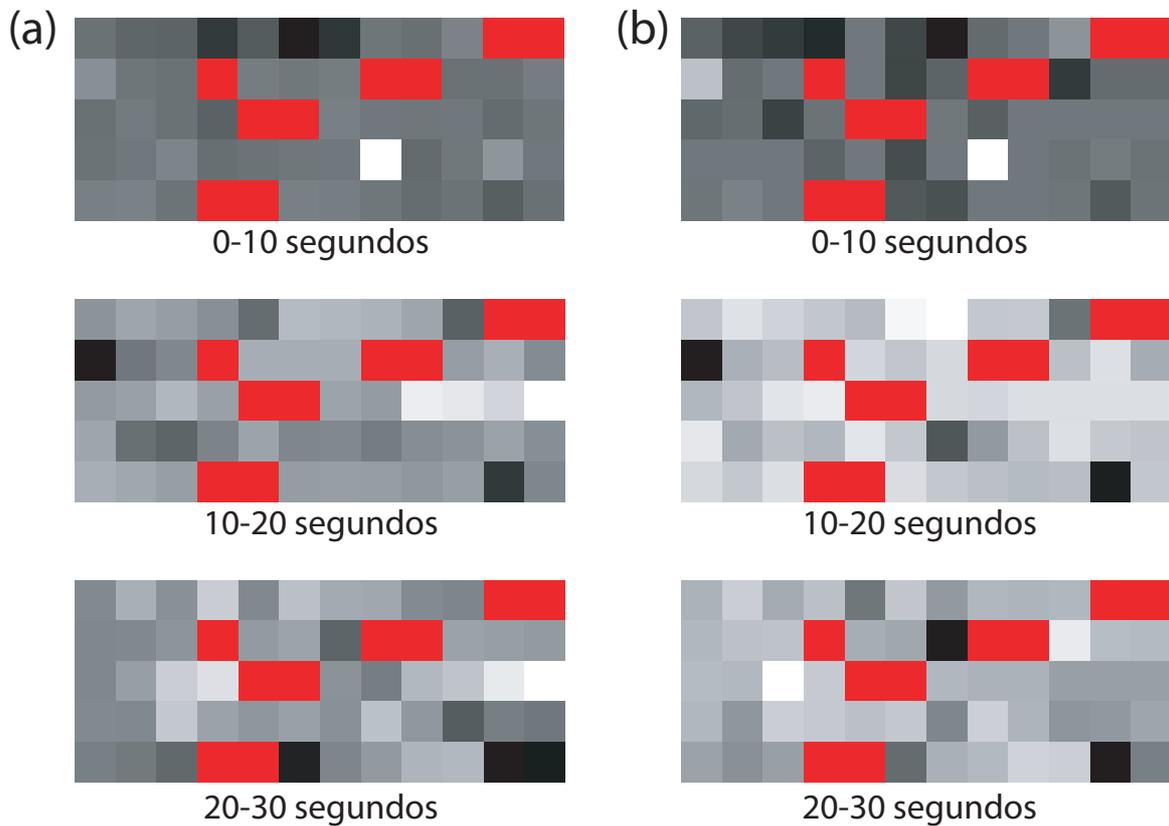


Figura 7.4: Mapas de fadiga para os estimadores (a) MNF e (b) MDF de um sinal fatigante de 30 segundos, a 60% da MVC, para um voluntário do sexo masculino. Foram mapeadas três janelas de 10 segundos para cada estimador: janela 1 = 0 a 10 segundos, janela 2 = 10 a 20 segundos e janela 3 = 20 a 30 segundos. Podemos notar que a primeira janela é a mais escura, o que indica menor inclinação das retas de regressão. A janela 2 possui, em média, as maiores inclinações das retas de regressão, e a janela 3 possui inclinação intermediária. Isso sugere que as maiores mudanças na frequência ocorrem no meio do esforço muscular. As áreas em vermelho representam canais excluídos ou inexistentes.

criado, mas para isso recomenda-se o uso de uma matriz mais densa, que fornecerá um número maior de valores de CV ao longo do músculo.

7.3 Resultados

Os resultados são apresentados em duas partes: a primeira mostra os resultados para a comparação da fadiga entre os gêneros e ao longo do ciclo menstrual, e a segunda mostra a análise espacial da fadiga sobre o músculo bíceps braquial e os mapas de fadiga propostos.

7.3.1 Resultados para a comparação da fadiga entre os gêneros e ao longo do ciclo menstrual

7.3.1.1 CV média

Os valores de inclinação da reta de regressão da CV média dos cinco grupos (folicular 1, folicular 2, lútea 1, lútea 2 e masculino) foram submetidos ao teste Lilliefors de normalidade. Todos os grupos avaliados foram considerados aproximadamente normais, conforme mostrado na Tabela 7.2. Isso habilita o uso de testes paramétricos para a análise estatística.

Tabela 7.2: Valores de p para o teste Lilliefors de normalidade. O valor α considerado foi 0,05. Portanto $p > 0,05$ indica a impossibilidade de diferenciar a distribuição analisada de uma distribuição normal. Enquanto que $p < 0,05$ indicaria que a distribuição analisada é significativamente diferente de uma distribuição normal.

Grupo	valor p
Folicular 1	0,50
Folicular 2	0,50
Lútea 1	0,50
Lútea 2	0,12
Masculino	0,10

Uma vez constatado que os diferentes grupos seguem distribuições aproximadamente normais, optou-se pelo teste ANOVA de uma via para averiguar se pelo menos um desses grupos difere significativamente dos demais. Foi adotado $\alpha = 0,05$. O valor de p observado quando testados os cinco grupos pelo teste ANOVA foi $p = 0,017$, ou seja, existia ao menos um grupo que diferia dos demais. Em seguida, um teste post-hoc de Tukey foi executado para averiguar onde se encontravam as diferenças entre os grupos. A Figura 7.5 mostra os valores médios dos cinco grupos e as diferenças encontradas pelo teste de Tukey.

A Figura 7.6 mostra a média e o desvio padrão dos coeficientes angulares da CV média para os cinco grupos do estudo. É possível ver que a fadiga dos homens tem uma média de inclinação tão forte quanto às inclinações dos grupos da CV média onde as mulheres são mais sensíveis à fadiga (F2 e L2). Na Figura 7.7 temos as retas de regressão médias para as quatro fases do ciclo menstrual e também para o grupo masculino. Podemos ver que, em média, os sinais masculinos possuem inclinação bastante próxima à

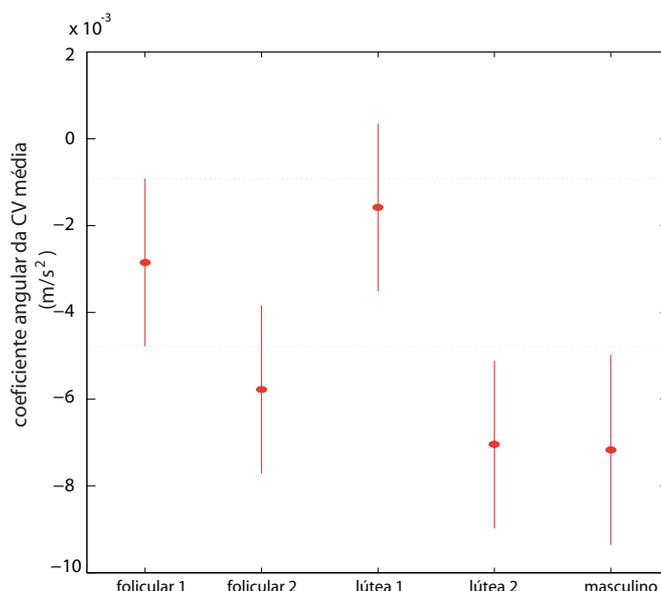


Figura 7.5: Resultado do teste de Tukey comparando os cinco grupos em relação ao coeficiente angular da CV média. O grupo folicular 1 é diferente dos grupos lútea 2 e masculino; o grupo folicular 2 é diferente do grupo lútea 1; o grupo lútea 1 é diferente dos grupos folicular 2, lútea 2 e masculino; o grupo lútea 2 é diferente dos grupos folicular 1 e lútea 1; o grupo masculino é diferente dos grupos folicular 1 e lútea 1.

inclinação da fase L2. Podemos ver também inclinações médias maiores para F2 e L2 e menores para F1 e L1.

Para os coeficientes angulares obtidos das retas de regressão dos valores estimados de CV média, as fases F2, L2 e Masculino apresentaram maiores declives médios ($-0,0058$, $-0,0070$ e $-0,0072$ m/s^2), respectivamente e as fases F1 e L1 tiveram menores declives médios ($-0,0029$ e $-0,0016$ m/s^2), respectivamente. O teste de Tukey indicou diferenças estatisticamente significativas entre os grupos F1 e L2, F1 e M, F2 e L1, L1 e F2, L1 e L2, L1 e M, e L2 e L1. Embora pareça haver uma diferença entre os grupos F1 e F2, esta não foi estatisticamente significativa para esse número de indivíduos ($n = 14$ para o gênero feminino e $n = 11$ para o gênero masculino). Nenhuma diferença significativa foi encontrada entre os grupos F1 e L1 e entre grupos F2, L2 e M.

7.3.1.2 Desvio padrão da CV

Para analisar o comportamento do desvio padrão da CV das MUAPs ao longo das janelas de tempo de três segundos, primeiramente foi feito um teste de normalidade Lilliefors. Para todos os cinco grupos (F1, F2, L1, L2 e M) o teste rejeitou a possibilidade de distribuição normal. Por esse motivo, o teste não paramétrico de Kruskal–Wallis, que é o equivalente não paramétrico do teste ANOVA de uma via, foi utilizado. O teste apontou que aumentos um dos grupos era diferente dos demais ($p < 0,01$). Após a constatação de que havia diferença significativa entre os grupos, um teste post-hoc de Tukey foi executado para verificar onde as diferenças entre os grupos existiam. A Figura 7.8 mostra as diferenças detectadas por esse teste.

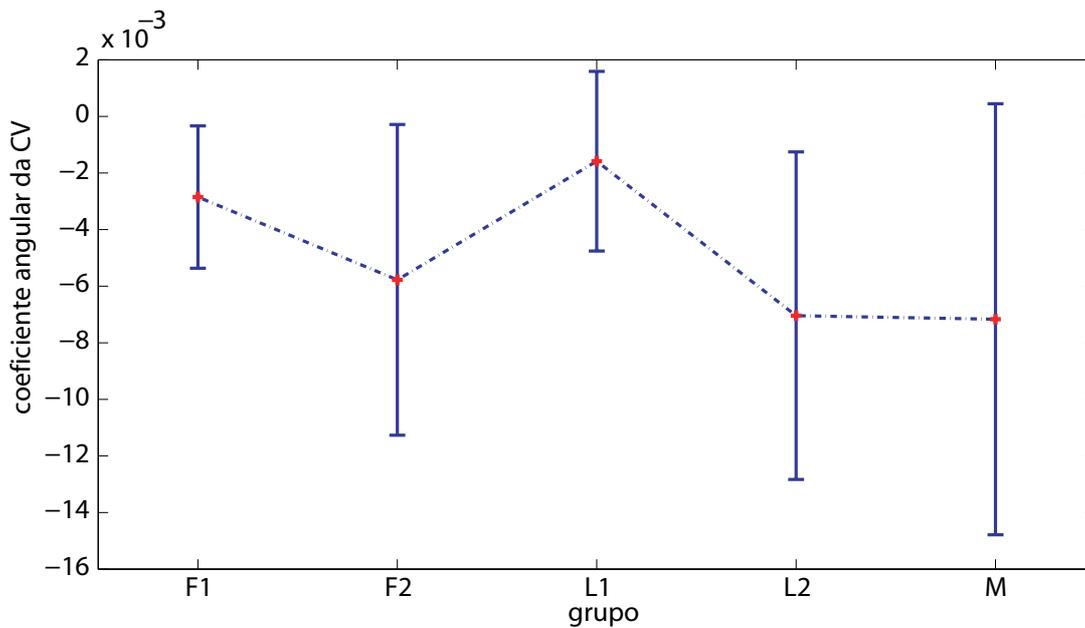


Figura 7.6: Média (em vermelho) e desvio padrão (barra azul) dos coeficientes angulares da CV média para os cinco grupos do estudo. É possível ver que a fadiga dos homens tem uma média de inclinação tão forte quanto às inclinações dos grupos onde as mulheres são mais sensíveis à fadiga (F2 e L2).

A Figura 7.9 mostra o comportamento do desvio padrão da CV das MUAPs ao longo do tempo para uma voluntária do sexo feminino (para as quatro semanas do ciclo menstrual) e um voluntário do sexo masculino. Podemos ver que o comportamento é diferente para cada semana do ciclo menstrual. Temos, em F2, uma mudança ampla do desvio padrão. Os sinais em F1 e M apresentam menor variação do desvio padrão da CV das MUAPs. O sinal do indivíduo do sexo masculino (M) tem um comportamento semelhante ao que ocorre em F1 e L1 e diferente do que ocorre em F2 e L2. Esse comportamento varia de sujeito para sujeito, e, em alguns casos, temos uma maior variação em uma ou outra fase do ciclo menstrual. Mas, em geral os sinais masculinos possuem menor variação que o dos voluntários do sexo feminino. A Figura 7.8 mostra que, quando agrupamos os resultados por fase do ciclo menstrual e por gênero, temos que a fase folicular 1 do ciclo menstrual não pode ser diferenciada do grupo masculino quando levamos em conta apenas o desvio padrão da CV das MUAPs. As fases lútea 1 e lútea 2 possuem menor desvio padrão médio e a fase folicular 2 apresenta maior valor médio para o desvio padrão.

7.3.2 Resultados para a avaliação espacial da fadiga

A Figura 7.10 mostra os mapas de fadiga baseado no estimador MNF para os três segmentos de retas de regressão avaliados (reta de regressão para os 10 segundos iniciais, para os 10 segundos centrais e para os 10 segundos finais do esforço fatigante de 30 segundos a 60% da MVC). Avaliando o comportamento das estimações de MNF, podemos observar que para seis dos onze voluntários a média do módulo do coeficiente de inclinação é baixo para o primeiro segmento, máximo para o segundo segmento e diminui novamente para o terceiro segmento. Para dois dos 11 voluntários; a média do módulo do coeficiente de inclinação cresce do segmento 1 para o segmento 3, para dois voluntários, a média do módulo do coeficiente

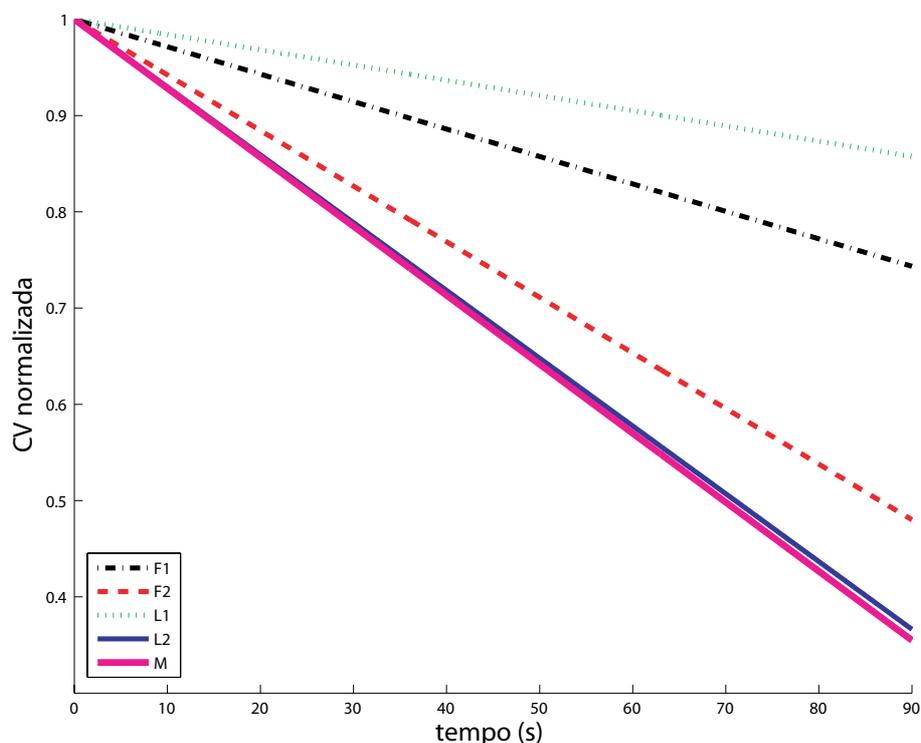


Figura 7.7: Média das linhas de regressão normalizadas obtidas com o estimador de CV média para cada fase do ciclo menstrual e para o grupo masculino durante contrações fatigantes de 90 segundos. As fases F2 e L2 e o grupo masculino (M) apresentaram maior taxa de diminuição de CV média do que as fases F1 e L1, o que sugere que os voluntários são mais suscetíveis à fadiga durante esses períodos.

de inclinação decresce do segmento 1 para o segmento 2 e depois cresce do segmento 2 para o segmento 3; para um dos voluntários, a média do módulo do coeficiente de inclinação decresce do segmento 1 para o segmento 3.

O comportamento para o estimador MDF foi ligeiramente diferente do estimador MNF: podemos observar que, para quatro dos onze voluntários, a média do módulo do coeficiente de inclinação é baixo para o segmento 1, máximo para o segmento 2 e diminui novamente para o segmento 3; para dois dos onze voluntários, a média do módulo do coeficiente de inclinação cresce do segmento 1 para o segmento 3; para três voluntários, a média do módulo do coeficiente de inclinação decresce do segmento 1 para o segmento 2 e depois cresce do segmento 2 para o segmento 3; e para dois voluntários, a média do módulo do coeficiente de inclinação decresce do segmento 1 para o segmento 3. A Figura 7.11 mostra os mapas de fadiga baseado no estimador MDF dos mesmos sinais.

A diferença entre os resultados dos dois estimadores pode ser justificada pela sensibilidade que estes apresentam em relação ao ruído ou à fadiga, uma vez que: o estimador MDF é menos sensível a ruído e mais sensível a fadiga que o estimador MNF [53]. Portanto, para esta avaliação, consideramos os resultados do estimador MDF mais confiáveis.

Esses comportamentos podem sugerir maior ou menor resistência à fadiga. Por exemplo, quando a média do módulo do coeficiente de inclinação tende a diminuir do primeiro para o terceiro segmento, isso pode indicar que já nos 10 primeiros segundos o voluntário entrou em fadiga e a partir daí ele tende a

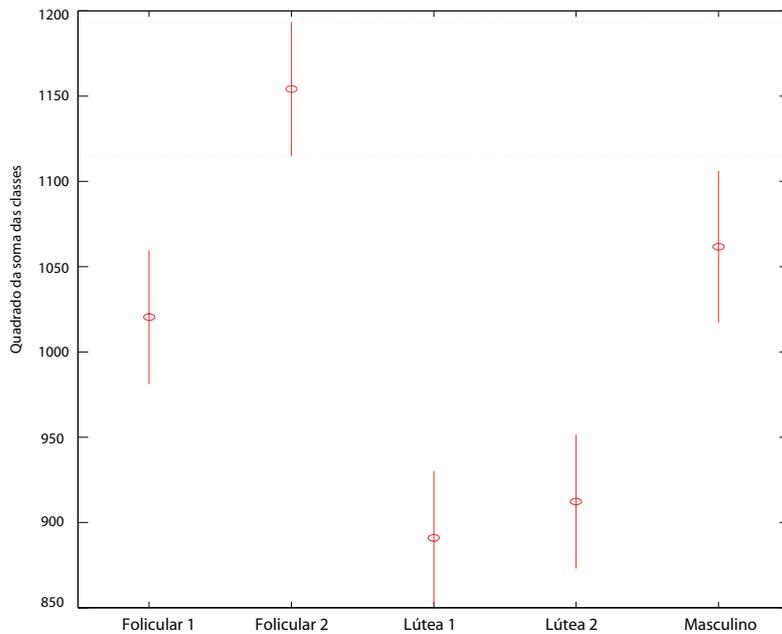


Figura 7.8: Resultado do teste de Tukey comparando os cinco grupos em relação ao desvio padrão da CV das MUAPs. O grupo folicular 1 é diferente dos grupos lútea 1, lútea 2 e folicular 2; o grupo folicular 2 é diferente dos demais grupos; o grupo lútea 1 é diferente dos grupos folicular 1, folicular 2 e masculino; o grupo lútea 2 é diferente dos grupos folicular 1, folicular 2 e masculino; o grupo masculino é diferente dos grupos folicular 2, lútea 1 e lútea 2.

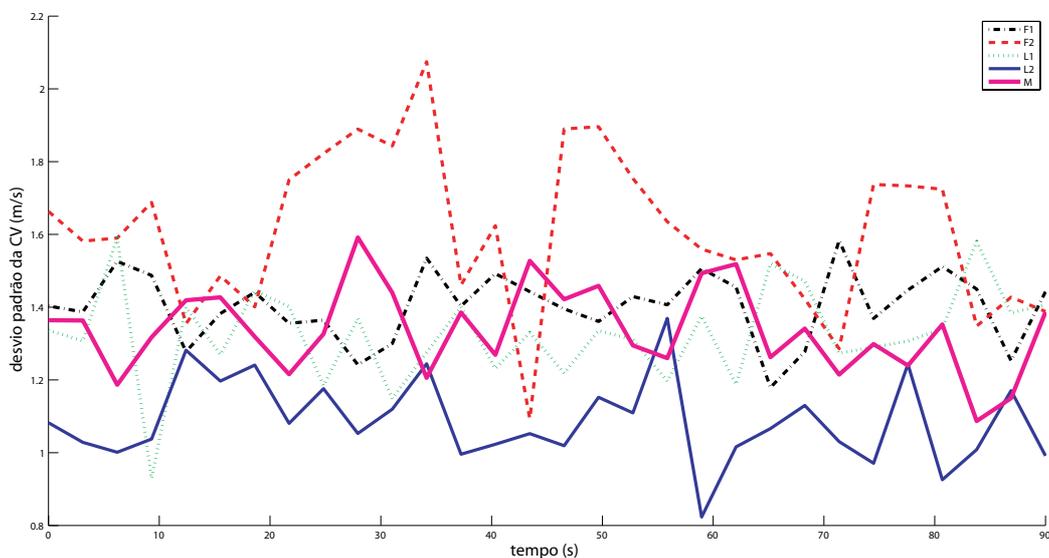


Figura 7.9: Comportamento do desvio padrão da CV das MUAPs ao longo do tempo para uma voluntária do sexo feminino e um voluntário do sexo masculino. Podemos ver que o comportamento dessa variável para o sexo masculino é diferente do que observamos no sexo feminino para as fases F2 e L2. Essa diferença entre gêneros se repete para diferentes sujeitos quanto a variação do desvio padrão ao longo do tempo. Podemos ver que o valor médio da variância do sinal masculino se comporta de forma semelhante à fase F1, como podemos observar na Figura 7.8.

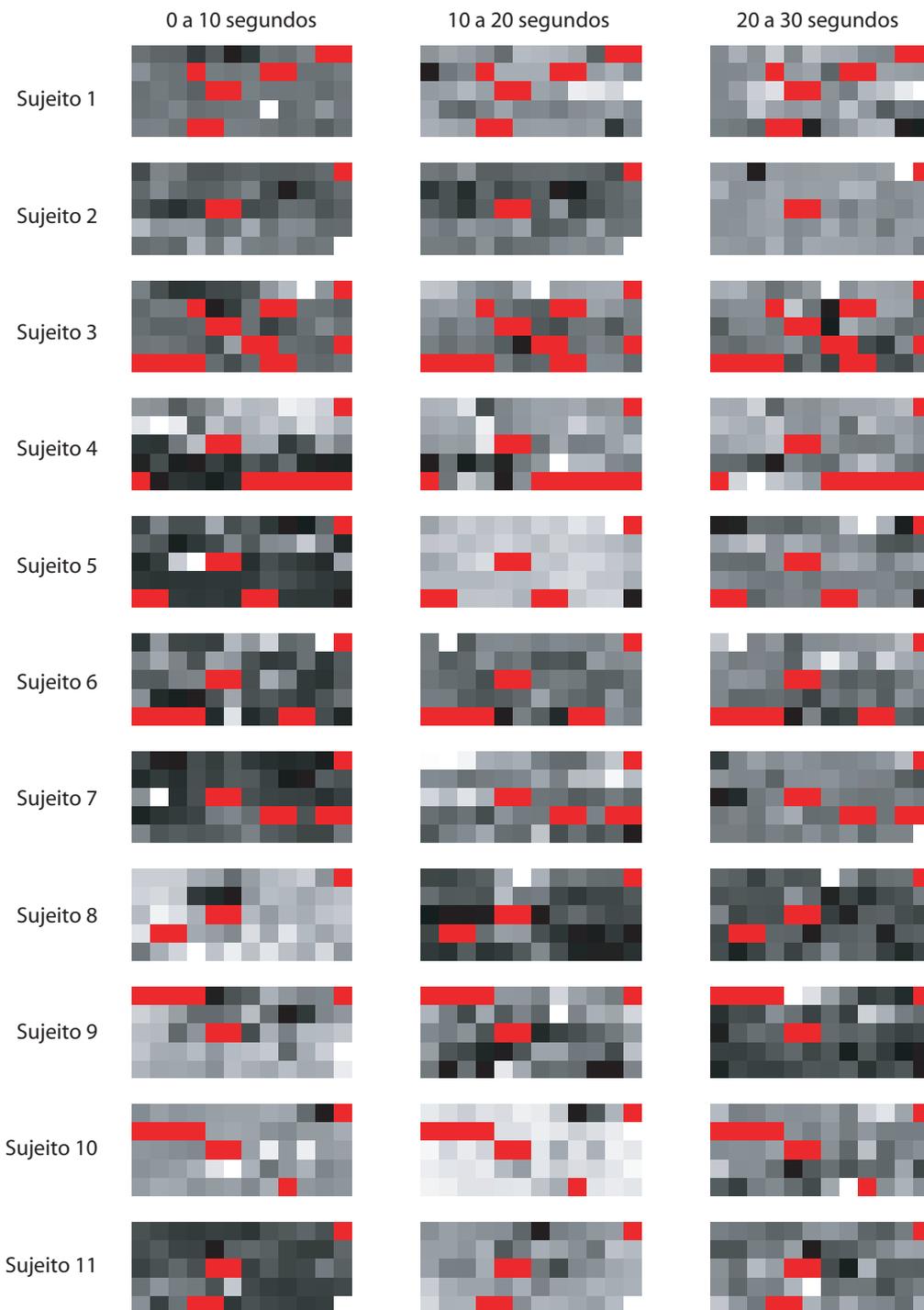


Figura 7.10: Mapas de fadiga para o estimador de MNF do sinal fatigante de 30 segundos a 60% da MVC, para todos os voluntários do sexo masculino. Foram mapeadas três janelas de 10 segundos para cada estimador: de 0 a 10 segundos, de 10 a 20 segundos e de 20 a 30 segundos. Podemos notar que, para a maioria dos voluntários, o primeiro intervalo tem mapas mais escuros, o que indica menor inclinação das retas de regressão; os do segundo intervalo possuem em média as maiores inclinações das retas de regressão; e os do terceiro intervalo possuem inclinação intermediária. Isso indica que as maiores mudanças na frequência ocorrem no meio do esforço muscular, para a maioria dos voluntários. As áreas em vermelho representam canais excluídos ou inexistentes.



Figura 7.11: Mapas de fadiga para o estimador de MDF do sinal fatigante de 30 segundos a 60% da MVC, para todos os voluntários do sexo masculino. Foram mapeadas três janelas de 10 segundos para cada estimador: de 0 a 10 segundos, de 10 a 20 segundos e de 20 a 30 segundos. Podemos notar que, para a maioria dos voluntários, o primeiro intervalo tem mapas mais escuros, o que indica menor inclinação das retas de regressão; o os do segundo intervalo possuem em média as maiores inclinações das retas de regressão; e os do terceiro intervalo possuem inclinação intermediária. Isso indica que as maiores mudanças na frequência ocorrem no meio do esforço muscular, para a maioria dos voluntários. As áreas em vermelho representam canais excluídos ou inexistentes.

perder força. Quando a média do módulo do coeficiente de inclinação aumenta do primeiro para o segundo segmento e depois diminui do segundo para o terceiro, isso pode indicar que o sujeito está entrando em fadiga durante 20 segundos e em fadiga profunda nos 10 segundos restantes e, a partir desse momento, o sujeito passa a perder força. O voluntário cuja média do módulo do coeficiente de inclinação aumenta do primeiro para o terceiro segmento é provavelmente um voluntário mais resistente a fadiga que os demais, uma vez que ainda não está perdendo força no final dos 30 segundos de esforço.

Além dessa informação, que pode ser inferida simplesmente calculando as médias das inclinações espaciais, temos a informação local, mostrando quais regiões do músculo tiveram maior ou menor variação do coeficiente de inclinação da reta de regressão dos valores estimados. Essa informação pode refletir estratégia de recrutamento e regiões mais ou menos demandadas do músculo ao longo do esforço.

Nas figuras Figuras 7.10 e 7.11, podemos notar visualmente que a fadiga não se dá de forma uniforme. Em alguns casos ela inicia no centro da região de aquisição (maior coeficiente de inclinação da reta de regressão dos valores estimados) e então se espalha. Em outros casos, ela se inicia na parte superior ou inferior do músculo e depois se espalha.

A fim de verificar se esse comportamento não uniforme é estatisticamente significativo, o teste não paramétrico de Kruskal–Wallis, seguido de um teste post-hoc de Tukey, foi executado para ambas as variáveis de frequência (MNF e MDF), para cada segmento de retas de regressão (inicial, intermediário e final) e para cada sujeito individualmente, comparando todas as linhas da matriz de aquisição (diferentes regiões perpendiculares às fibras musculares) e todas as colunas da matriz de aquisição (diferentes regiões paralelas às fibras musculares).

Quando comparamos as colunas da matriz de aquisição de cada sujeito, não encontramos nenhuma diferença para o estimador MDF. Ou seja, para esse estimador, não existe diferença significativa da variação da MDF em diferentes posições paralelas às fibras musculares. Para o estimador MNF, apenas os sujeitos 5, 8 e 11 apresentaram diferenças significativas no sentido paralelo às fibras musculares, todos para o segundo segmento (reta de regressão para as estimações de MNF realizadas entre o 10^o e o 20^o segundo do esforço. Essas diferenças podem ser devido a menor sensibilidade à fadiga e a maior sensibilidade a ruído do estimador MNF.

Os resultados para as regiões perpendiculares às fibras musculares encontram-se nas Tabelas 7.3 e 7.4.

Tabela 7.3: Avaliação estatística do comportamento da variável MNF para posições perpendiculares às fibras musculares. São ao todo 5 posições, sendo que a posição 1 é a mais proximal ao corpo e a posição 5 a mais distal em relação ao corpo, conforme discutido no Capítulo 4. Foi adotado $\alpha=0,05$.

Sujeito	Segmento 1 (0 à 10 segundos)		Segmento 2 (10 à 20 segundos)		Segmento 3 (20 à 30 segundos)	
	<i>p</i>	Posições diferentes	<i>p</i>	Posições diferentes	<i>p</i>	Posições diferentes
1	0,01	1 ≠ 2, 3, 4, 5	<0,01	3 ≠ 1, 2, 4, 5	<0,01	1 ≠ 5; 3 ≠ 2, 4, 5, 3; 4 ≠ 3, 5
2	<0,01	4 ≠ 1, 2, 3; 5 ≠ 1, 2, 3	<0,01	1 ≠ 2, 5; 2 ≠ 1, 4, 5; 3 ≠ 4, 5	0,83	—
3	0,75	—	<0,01	1 ≠ 2, 3, 4, 5; 2 ≠ 1, 4;	<0,01	1 ≠ 3, 4, 5; 2 ≠ 5
4	<0,01	1 ≠ 3, 4, 5; 2 ≠ 3, 4, 5; 3 ≠ 1, 2, 4, 5	0,13	—	<0,01	4 ≠ 1, 2, 3, 5; 5 ≠ 1, 2, 3, 4
5	<0,05	2 ≠ 4, 5; 3 ≠ 4, 5	0,32	—	0,56	—
6	0,25	—	0,04	1 ≠ 3, 4, 5	<0,01	1 ≠ 3, 4, 5; 2 ≠ 3, 4, 5; 3 ≠ 1, 2, 5
7	0,04	1 ≠ 3, 5; 2 ≠ 5	<0,01	1 ≠ 4, 5; 2 ≠ 4, 5	0,17	—
8	0,14	—	<0,01	1 ≠ 3, 4, 5; 2 ≠ 3	0,16	—
9	<0,01	1 ≠ 3, 4, 5; 2 ≠ 4, 5	0,04	1 ≠ 5; 2 ≠ 3, 5	<0,01	1 ≠ 3, 4, 5; 2 ≠ 4, 5
10	0,29	—	0,14	—	0,09	—
11	0,30	—	<0,01	1 ≠ 4, 5; 2 ≠ 5; 3 ≠ 4, 5	0,17	—

Tabela 7.4: Avaliação estatística do comportamento da variável MDF para posições perpendiculares às fibras musculares. São ao todo 5 posições, sendo que a posição 1 é a mais proximal ao corpo e a posição 5 a mais distal em relação ao corpo, conforme discutido no Capítulo 4. Foi adotado $\alpha=0,05$.

Sujeito	Segmento 1 (0 à 10 segundos)		Segmento 2 (10 à 20 segundos)		Segmento 3 (20 à 30 segundos)	
	<i>p</i>	Posições diferentes	<i>p</i>	Posições diferentes	<i>p</i>	Posições diferentes
1	0,15	—	0,34	—	0,40	—
2	0,03	5 ≠ 1,3; 4 ≠ 3	<0,01	5 ≠ 1,2,3; 4 ≠ 2,3	0,57	—
3	<0,01	1 ≠ 3,4,3	<0,01	1 ≠ 2,3,4,5; 2 ≠ 1,3,4; 3 ≠ 1,2;	<0,01	1 ≠ 2,3,4,5; 2 ≠ 1,4,5;
4	<0,01	1 ≠ 4,5; 2 ≠ 3,4,5; 3 ≠ 2,4	0,15	—	<0,01	4 ≠ 1,2,5
5	0,01	3 ≠ 1,2,4,5	0,12	—	0,44	—
6	0,31	—	0,15	—	<0,01	1 ≠ 3,4,5; 2 ≠ 3,4,5; 3 ≠ 1,2,5
7	0,06	—	<0,01	1 ≠ 3,4,5; 2 ≠ 3,4,5	0,85	—
8	0,01	1 ≠ 5; 2 ≠ 3,4,5	<0,01	1 ≠ 2,3,4,5; 2 ≠ 1,3,4	0,19	—
9	0,01	1 ≠ 2,3,4,5; 2 ≠ 1,4,5	0,01	1 ≠ 3,5; 2 ≠ 3,4,5	0,02	1 ≠ 3,4,5
10	0,44	—	0,38	—	0,25	—
11	0,95	—	0,01	4 ≠ 1; 5 ≠ 1,2,3	0,19	—

As Tabelas 7.3 e 7.4 apontam diferenças no comportamento das variáveis MNF e MDF para diferentes posições e instantes de tempo. No entanto essas diferenças não são iguais para os três segmentos temporais e não são iguais para diferentes sujeitos, o que provavelmente indica uma diferença na estratégia de recrutamento muscular e também na resistência à fadiga que cada sujeito apresenta.

7.4 Discussão

O objetivo principal deste capítulo foi investigar os aspectos da fadiga relacionados a i) gênero, ii) fase do ciclo menstrual e iii) manifestação da fadiga paralelamente e perpendicularmente às fibras musculares. Assim como foi feito na metodologia e nos resultados, esta sessão é dividida em duas partes, a primeira trata dos aspectos sobre os gêneros e sobre o ciclo menstrual, a segunda parte trata da manifestação da fadiga em diferentes regiões do músculo.

7.4.1 Discussão acerca das diferenças entre a manifestação da fadiga entre gêneros e ao longo do ciclo menstrual

Os resultados encontrados nesta pesquisa sobre a manifestação da fadiga associada ao decaimento da CV, levando em consideração o gênero do sujeito e a fase do ciclo menstrual, no caso do gênero feminino, estão de acordo com resultados reportados previamente [23, 25, 24]. Isso reforça a confiabilidade do algoritmo de estimação de CV, discutida na Capítulo 5. Os resultados apresentados em [24] mostram mudanças na CV e no espectro de frequência do sinal de S-EMG. Os resultados observados com as variáveis no domínio da frequência (MNF e MDF) apresentaram maior taxa de diminuição durante as fases F1 e L2 e menor diminuição durante as fases F2 e L1. Para o estimador de CV utilizando o algoritmo MLE, discutido anteriormente, observou-se maior decaimento nas fases F2 e L2 e menor decaimento nas fases F1 e L1 [24]. O mesmo resultado foi obtido com o algoritmo proposto.

Conforme discutido anteriormente, diminuições na CV podem representar um indicador de fadiga mais robusto e confiável do que o decremento nas variáveis MNF e MDF. As diferenças entre os resultados associados com o estimador de CV e aqueles associados aos estimadores MNF e MDF podem ser devido a fatores como diferenças nas estratégias de recrutamento das fibras.

Quando comparamos o decaimento da CV entre os gêneros, vemos que o decaimento da CV no gênero masculino é, em média, maior do que o decaimento em todas as fases do gênero feminino (Figura 7.7). A análise estatística mostra que existe diferença significativa entre o decaimento da CV em sinais do gênero masculino e entre as fases F1 e L1 do ciclo menstrual, e que não existem diferenças significativas entre o decaimento da CV no gênero masculino e o que ocorre nas fases F2 e L2 do ciclo menstrual. Essas informações, associadas a observação do valor médio de decaimento, sugerem que o homem é mais susceptível a fadiga do que a mulher. Esses resultados estão em concordância com outras pesquisas [136, 137, 138].

Os resultados sobre o desvio padrão da CV das MUAPs ao longo do tempo traz informações acerca do recrutamento das MUs e os tipos de fibras motoras dessas MUs. Segundo discutido em [22], os diferentes tipos de fibras musculares (tipo I, tipo IIa e tipo IIb) possuem velocidades de condução diferentes. As fibras

tipo I possuem CV menores e são mais resistentes a fadiga; as fibras tipo IIa possuem CV intermediária e são resistentes a fadiga; e as fibras tipo IIb possuem CV mais alta e são menos resistentes a fadiga. Dessa forma, uma variância (ou desvio padrão) maior para as CVs das MUAPs, em um dado instante de tempo, pode apontar um recrutamento de MUs com diferentes tipos de fibra musculares, enquanto que, uma variância menor, pode indicar o recrutamento de MUs com um mesmo tipo de fibra muscular. Ou seja, a informação sobre a variância da CV das MUAPs em um dado instante de tempo traz informações sobre as MUs e os tipos de fibras musculares associadas a elas. Uma diferença estatisticamente significativa em relação à variância média da CV das MUAPs entre os gêneros ou ao longo do ciclo menstrual podem apontar diferenças entre as estratégias de recrutamento das MUs.

Segundo o que foi observado nos resultados da investigação, o desvio padrão médio da CV das MUAPs é estatisticamente diferente quando comparamos entre F1 e L1, entre F1 e L2, Entre F1 e F2, entre F2 e L1 e entre L1 e L2. Não há diferença significativa entre L1 e L2. Quando observamos apenas a diferença entre os gêneros, vemos que F1 e M são estatisticamente semelhantes e que, M é estatisticamente diferente de F2, L1 e L2. Essas diferenças podem apontar diferenças entre as estratégias de recrutamento das MUs promovido pelo sistema nervoso central ao longo do ciclo menstrual, bem como uma semelhança entre as estratégias de recrutamento das MUs em homens e em mulheres durante a fase folicular 1.

As descobertas acerca das diferenças na variância da CV das MUAPs ao longo do tempo estão de acordo com as diferenças encontradas entre as variáveis de frequência e CV em outros trabalhos [24] e com os resultados encontrados para o estimador de CV neste trabalho e em trabalhos anteriores [24, 23, 25]. As fibras tipo I possuem contrações mais lentas que as tipo IIa e IIb, o que está associado a frequência de disparo dessas fibras [22].

Os resultados aqui discutidos não apontam a estratégia utilizada pelo sistema nervoso central para o recrutamento das diferentes MUs ao longo do exercício fatigante. Uma investigação desse tipo demanda a decomposição do sinal de S-EMG. Os trabalhos sobre decomposição publicados até o momento não decompõem sinais com níveis de força altos adequadamente, por esse motivo, essa análise é proposta como trabalho futuro.

As fases do ciclo menstrual que apresentaram maior fadigabilidade de acordo com o estimador CV (F2 e L2) coincidem com períodos de diminuição acentuada do estrogênio [17], conforme pode ser observado na Figura 7.1. O estrogênio tem efeitos diretos sobre o músculo, e as flutuações nos níveis de estrogênio e de outros hormônios sexuais femininos podem desempenhar um papel no controle muscular dinâmico [146]. Estudos têm relatado a existência de receptores de estrogênio em músculos estriados [150]. Relatos recentes de que o estrogênio não influencia as propriedades mecânicas dos ligamentos do joelho sugerem que os efeitos do ciclo menstrual e dos hormônios podem estar relacionados a efeitos neuromusculares [151]. Além disso, foi demonstrado que as flutuações nos níveis de estrogênio podem afetar padrões de disparo neuromuscular [152]. Esses achados são corroborados por um estudo que mostrou que as atletas que tomam contraceptivos hormonais tiveram uma menor taxa de lesões, porque o estrógeno e a progesterona em pílulas anticoncepcionais orais inibem oscilações hormonais ovulatórias e impedem a ovulação dirigida pelo hipotálamo [153].

A fadigabilidade aumentada em mulheres durante certos períodos do ciclo menstrual pode indicar a necessidade de atenção especial. De acordo com o modelo de lesão de sobrecarga [154], exercícios

fatigantes e de repetição estão relacionados com doenças músculo-tendinosas. O uso repetitivo dos músculos pode eventualmente levar a inflexibilidade, fraqueza muscular e desequilíbrio de força muscular em uma área particular. O uso contínuo pode causar lesões patológicas [25].

7.4.2 Discussão acerca da distribuição espacial da fadiga

Essa etapa do trabalho introduziu os mapas de fadiga, ferramenta com a qual foi possível visualizar a variação dos valores de MDF e MNF, que estão diretamente ligados à manifestação da fadiga. Como apresentado nos resultados, sujeitos apresentam comportamento diferente quanto à taxa de decaimento das variáveis de frequência. Em alguns casos a inclinação da reta de regressão das estimações aumenta do segmento 1 para o segmento 2 e diminui do segmento 2 para o segmento 3. Em outros casos, essa inclinação diminui do segmento 1 ao segmento 3 e, em outros casos, aumenta do segmento 1 ao segmento 3 e, em um último caso, essa inclinação aumenta ou diminui do segmento 1 para o segmento 2 e depois aumenta do segmento 2 para o segmento 3. Esses comportamentos podem indicar a resistência a fadiga dos sujeitos, uma vez que, com um decaimento contínuo, especula-se que a estratégia de recrutamento ainda não atingiu o limite inferior de frequência do músculo.

Resultados acerca da manifestação da fadiga para o sujeito 9, tanto para o estimador MNF quanto para o estimador MDF, mostram um decaimento cada vez menor para essas variáveis quando comparamos os três segmentos de tempo. Esse comportamento pode indicar um número maior de fibras tipo II para esse sujeito, uma vez que fibras tipo II entram em fadiga mais rapidamente que as fibras tipo I.

Além dessa questão, os mapas de fadiga mostram as regiões onde ocorreu maior e menor variação no comportamento das variáveis de frequência. Um estudo de compartimentação dessas regiões, em conjunto com um profissional de fisiologia, podem trazer resultados acerca do uso menos danoso ao músculo (por exemplo, em questões de análise de marcha) ou mesmo permitir estudar como a fadiga se manifesta em regiões distintas do músculo, buscando compreender as estratégias de recrutamento deste.

As análises estatísticas acerca das diferenças no comportamento das variáveis de frequência em diferentes regiões do músculo mostraram duas tendências. Em primeiro lugar, há pouca ou nenhuma diferença quando comparamos as regiões paralelamente às fibras musculares. Esse resultado é esperado, pois, na direção das fibras musculares temos os eletrodos vizinhos “enxergando” as mesmas MUs aproximadamente sob a mesma profundidade. Em segundo lugar há diferença significativa no comportamento das variáveis de frequência entre as diferentes posições perpendiculares às fibras. Esse resultado também é esperado, pois a maior diferença em relação ao volume condutor está na direção perpendicular às fibras musculares. No sentido perpendicular às fibras musculares, temos MUs que estarão mais superficiais em relação a uma posição e mais profundas em relação a outra posição, o que influencia na contribuição dessas MUs nos sinais adquiridos, dependendo da região em que isso ocorre.

Ainda em relação aos resultados acerca do comportamento das variáveis de frequência no sentido perpendicular às fibras musculares, podemos ver pelas Tabelas 7.3 e 7.4 que as diferenças espaciais tendem a diminuir nos instantes finais do esforço (os 10 segundos finais do esforço de 30 segundos). Isso indica que a fadiga inicia de forma desigual pelo músculo, mas a medida que o músculo manifesta fadiga cada

vez mais profunda, essa se dá de forma cada vez mais homogênea até que todo o músculo esteja em nível aproximadamente igual de fadiga.

7.5 Conclusão

Os resultados obtidos com o estimador de CV proposto sugerem que indivíduos do sexo feminino são mais suscetíveis à fadiga durante o final de ambas as fases (folicular e lútea) do ciclo menstrual. Essas fases coincidem com períodos de diminuição acentuada na concentração de hormônio. Variáveis espectrais do sinal de S-EMG indicaram aumento da fadiga em diferentes fases do ciclo menstrual quando comparados com a variável CV, segundo estudos anteriores. Essas diferenças podem ser, por exemplo, devido a fatores como estratégias de recrutamento de MUs, fato que foi observado nesse estudo, ou diferenças nas taxas de disparo. No entanto, ambos os resultados sugerem uma variação significativa, ao longo do ciclo menstrual, na suscetibilidade à fadiga muscular durante contrações isométricas.

Níveis de fadiga pode estar associados a lesões [155, 156, 157]. Portanto, não levar em consideração as flutuações hormonais nas mulheres em programas de treinamento ou em esportes pode aumentar o risco de lesões musculares. Os resultados aqui apresentados sugerem que programas de treinamento que levem em conta o ciclo menstrual podem levar a um melhor desempenho por atletas do sexo feminino.

Adicionalmente, foi observado que a manifestação da fadiga no gênero masculino tende a ser maior que no gênero feminino. Foi observado neste trabalho, que o decaimento do estimador de CV no gênero masculino é tão grande quanto na fase do ciclo menstrual onde se observou o maior decaimento da CV, a fase lútea 2. Esses resultados estão em concordância com estudos anteriores, que indicam que as mulheres são mais resistentes à fadiga que os homens.

Acerca da segunda parte deste trabalho, a utilização dos mapas de fadiga, levando em consideração as diferentes regiões dos músculos em estudo, podem trazer informações adicionais acerca de como a fadiga se manifesta e como os diferentes tipos de treinamento influenciam essa variável. Foi observada uma diferença significativa entre as regiões perpendiculares às fibras musculares. Nas diferentes regiões paralelas às fibras musculares, foram identificadas poucos casos onde há diferença significativa, no estimador MNF e nenhuma diferença no estimador MDF.

Finalmente, observando as diferenças nas regiões perpendiculares às fibras musculares, observa-se que a heterogeneidade da fadiga diminui ao longo do exercício, sendo que no final do esforço se observou uma diferença espacial muito menor na maioria dos voluntários. Isso sugere que a fadiga tende a se distribuir de forma mais uniforme ao longo do músculo nos instantes finais de esforços fatigantes.

Capítulo 8

Conclusões

8.1 Conclusões finais

O presente trabalho tratou de três aspectos: i) proposta de um algoritmo para a estimação da velocidade de condução em sinais de S-EMG multicanal; ii) proposta de um algoritmo para estimação da posição das zonas de inervação em sinais de S-EMG multicanal; e iii) estudo de caso sobre o comportamento da fadiga ao longo do ciclo menstrual e entre gêneros utilizando sinais de S-EMG multicanal e análise espacial do comportamento da fadiga por meio de sinais de HD-EMG.

O objetivo principal deste trabalho foi explorar técnicas de processamento de imagens para o processamento de sinais de S-EMG multicanal e HD-EMG e pôr essas técnicas à prova em um estudo de caso, verificando se informações adicionais podem ser obtidas a partir dessas novas técnicas.

No Capítulo 2, foi realizada uma revisão bibliográfica a acerca da eletromiografia de superfície, seus estimadores, técnicas e desafios atuais. Esse capítulo serviu como base teórica para o trabalho aqui desenvolvido. No Capítulo 3 foi mostrado o procedimento para transformar um sinal de S-EMG multicanal em uma imagem, e explorado o conceito de mapas de diferentes estimadores de S-EMG a partir de sinais de HD-EMG. No Capítulo 4, foram mostrados todos os protocolos experimentais para adquirir sinais de S-EMG multicanal e HD-EMG utilizados ao longo da tese.

O Capítulo 5 apresenta uma proposta de novo algoritmo para estimar a CV de sinais de S-EMG multicanal, utilizando processamento de imagens. A técnica proposta foi capaz de estimar a CV em sinais contaminados com ruído (com SNR ≥ 16 dB). Quando comparado com o algoritmo MLE, proposto por Farina et al. [16], o método proposto mostrou desempenho similar com sinais reais do músculo bíceps braquial cabeça curta. Além disso, o algoritmo introduz uma nova variável: o desvio padrão da CV das MUAPs em uma mesma janela de tempo. Essa variável pode ser utilizada para obter informações acerca das estratégias de recrutamento utilizadas pelo sistema nervoso central.

No Capítulo 6, foi desenvolvido um algoritmo para identificar automaticamente as posições das IZs. O algoritmo proposto foi capaz de identificar corretamente as IZs para sinais livres de ruído (100% de IZs reais corretamente identificadas para sinais sem ruído e com 1 s de duração). O limite de operação do algoritmo proposto (quanto ao nível de ruído do sinal) é de 16 dB SNR, nível de ruído para o qual o

algoritmo não apresenta um número alto de falsos positivos e negativos. Quanto a avaliação do algoritmo proposto em relação a sinais reais, observou-se que o desempenho é similar ao observado em sinais sintéticos, ou seja, o algoritmo é eficiente em identificar as IZs, garantido a ausência de falsos negativos para sinais com baixo ruído, mesmo para sinais com múltiplas IZs, como os do esfíncter anal. Outros algoritmos que identificam múltiplas IZs baseiam-se em decomposição do sinal, tarefa complexa e ainda não totalmente resolvida.

No Capítulo 7, foi feito um estudo aprofundado sobre a fadiga, comparando seu comportamento ao longo do ciclo menstrual, investigando a diferença entre gêneros e analisando a manifestação espacial da fadiga sobre o músculo. Esse estudo iniciou-se em trabalhos anteriores [23, 25] e teve parte dos resultados publicados em periódico indexado durante o período de desenvolvimento desta tese [24].

Os resultados obtidos no Capítulo 7 com o estimador de CV sugerem que indivíduos do sexo feminino são mais suscetíveis à fadiga durante o final de ambas as fases (folicular e lútea) do ciclo menstrual. Essas fases coincidem com períodos de diminuição acentuada na concentração de hormônio. Também foram identificadas diferenças no comportamento do desvio padrão das CVs das MUs ao longo do esforço para diferentes fases do ciclo menstrual. Isso pode estar associado a estratégias de recrutamento adotadas pelo sistema nervoso central.

Adicionalmente, ainda no Capítulo 7, foi observado que a manifestação da fadiga no gênero masculino tende a ser maior que no gênero feminino. Foi observado que o decaimento do estimador de CV no gênero masculino é tão grande quanto na fase do ciclo menstrual onde se observou o maior decaimento da CV, a fase lútea 2. Esses resultados corroboram estudos anteriores, que indicam que as mulheres são mais resistentes à fadiga que os homens [25].

Finalmente, quanto à etapa de investigação da manifestação espacial da fadiga, foram observados diferenças estatisticamente significativas nas regiões perpendiculares às fibras musculares. observou-se que a heterogeneidade da fadiga diminui ao longo do exercício, sendo que, no grupo final de tempo, observa-se uma diferença muito menor na maioria dos voluntários. Isso indica que a fadiga tende a se distribuir de forma mais uniforme ao longo do músculo nos instantes finais de esforços fatigantes. Sobre esse assunto, existem muitas questões a serem respondidas, por exemplo: O nível de treinamento do voluntário interfere na forma com que a fadiga se manifesta? As intensidades de força criam variações diferenciadas espacialmente para os estimadores de fadiga? O ângulo das juntas (como o cotovelo, para o bíceps braquial) e o tipo de esforço interferem?

Os resultados apresentados acima sugerem que técnicas de processamento de imagem podem ser usadas para extrair informações fisiológicas adicionais dos sinais de S-EMG multicanal, e podem se tornar uma poderosa ferramenta para explorar as propriedades e características desse sinal biológico.

Ao longo do desenvolvimento desta tese foram publicados um artigo no periódico internacional *Physiological Measurements* e 14 artigos em anais de congressos. O artigo de periódico trata da avaliação da fadiga ao longo do ciclo menstrual [24]. Os artigos publicados em anais de congressos desse período foram [57, 158, 159, 160, 161, 162, 99, 101, 163, 164, 165, 166, 167, 168], e um resumo expandido foi publicado no Reporte Anual do Laboratório LISiN [169]. Mais quatro trabalhos serão submetidos a periódicos internacionais indexados: Dois artigos sobre os algoritmos propostos nos Capítulos 5 e 6 estão em estágio final de preparação e serão submetidos em breve. Um artigo de revisão bibliográfica será

submetido à Revista Brasileira de Engenharia Biomédica, com o conteúdo do capítulo 2. Finalmente, um artigo será preparado com os resultados apresentados no Capítulo 7.

8.2 Trabalhos futuros

8.2.1 Estimadores de CV

Ao longo do desenvolvimento da presente tese, observou-se que, de posse de um sinal de HD-EMG, um vídeo pode ser criado contendo em cada quadro as duas dimensões espaciais e a amplitude do sinal expressa em níveis de cinza ou em cores. Dessa forma, podemos observar a propagação dos MUAPs ao longo das duas dimensões espaciais, permitindo que a CV seja estimada de forma correta mesmo que a matriz de eletrodos não esteja perfeitamente alinhada com as fibras musculares. Essa é uma aplicação que será explorada em trabalhos futuros.

Além disso, será desenvolvido um trabalho em conjunto com profissionais da área de fisiologia para identificar possíveis aplicações da variação do desvio padrão da CV das MUAPs. Um protocolo de aquisição será preparado para explorar adequadamente esse novo estimador. É possível que essa informação possa ser explorada, em conjunto com outras técnicas, para buscar um nível de decomposição do sinal de HD-EMG, sem recorrer à separação cega ou a outras técnicas de separação mais complexas utilizadas atualmente.

8.2.2 Estimadores de IZ

Apesar de o algoritmo apresentado no Capítulo 6 conseguir estimar a posição das IZs de sinais de S-EMG multicanal para múltiplas IZs, o algoritmo possui sensibilidade moderada a ruído (operação até o nível de 16 dB SNR) e apresenta falsos positivos em vários casos. Novas aproximações para a identificação dos pontos de origem dos MUAPs serão testadas. Duas possibilidades serão exploradas: i) o uso de *wavelets* 2-D contendo informações sobre a forma e a propagação do MUAP; e ii) o uso da técnica de segmentação *split and merge fuzzy* [170]. Essas técnicas serão utilizadas para identificar os pontos de origem das propagações dos MUAPs que viajam em duas direções e, dessa forma, construir uma imagem com as IZs.

8.2.3 Novos estudos sobre a fadiga

Apesar de se especular que a diferença em relação aos níveis de fadiga detectados no gênero feminino tem origem hormonal, nenhum estudo relacionou os níveis hormonais com as variações dos estimadores de fadiga. Pretende-se iniciar um trabalho, em parceria com profissionais da área da saúde, para que os estudos da fadiga ao longo do ciclo menstrual sejam acompanhados de exames que identifiquem os níveis hormonais presentes no organismo feminino naquele dado instante. Dessa forma, teremos respostas mais objetivas e poderemos relacionar o nível de hormônio com a taxa de variação dos estimadores eletromiográficos.

Além disso, pretende-se explorar por meio de protocolos mais específicos, o conceito de mapas de fadiga, buscando utilizar matrizes de eletrodos com mais canais e com variados formatos anatômicos, além de uma distância inter-eletrodo menor que permita avaliar esse conceito com melhor resolução espacial.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] A. Rigutti, *Atlas ilustrado de anatomia*, M. Sayalero, Ed. Girassol, 2005.
- [2] Understanding isometric-isotonic contractions. Data de acesso: 08 Mar. 2013. [Online]. Available: <http://www.animal-kingdom-workouts.com/isometric-isotonic.html>
- [3] Biodex's system 4. Data de acesso: 08 Mar. 2013. [Online]. Available: <http://billgalway.wordpress.com>
- [4] K. Roeleveld, D. F. Stegeman, H. M. Vingerhoets, and A. V. Oosterom, "The motor unit potential distribution over the skin surface and its use in estimating the motor unit location," *Acta Physiol. Scand.*, vol. 161, pp. 465–472, 1997.
- [5] T. Masuda, H. Miyano, and T. Sadoyama, "The position of innervation zones in the biceps brachii investigated by surface electromyography," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 32, pp. 36–42, 1985.
- [6] B. U. Kleine, J. H. Blok, R. Oostenveld, P. Praamstra, and D. F. Stegeman, "Magnetic stimulation induced modulations of motor unit firings extracted from multi-channel surface EMG," *Muscle Nerve*, vol. 23, pp. 1005–1015, 2000.
- [7] B. U. Kleine, N. P. Schumann, D. F. Stegeman, and H. C. Scholle, "Surface EMG mapping of the human trapezius muscle: the topography of monopolar and bipolar surface EMG amplitude and spectrum parameters at varied forces and in fatigue," *Clin. Neurophysiol.*, vol. 4, pp. 686–693, 2000.
- [8] D. Farina, R. Merletti, and C. Disselhorst-Klug, "Multi-channel techniques for information extraction from the surface EMG," in *Electromyography: Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2004, ch. 7, pp. 169–2003.
- [9] D. Farina, L. Arendt-Nielsen, R. Merletti, and T. Graven-Nielsen, "Assessment of single motor unit conduction velocity during sustained contractions of the tibialis anterior muscle with advanced spike triggered averaging," *J. Neurosci. Meth.*, vol. 115, pp. 1–12, 2002.
- [10] R. Merletti, M. Avenaggiato, A. Botter, A. Holobar, H. Marateb, and T. M. Vieira, "Advances in surface EMG: Recent progress in detection and processing techniques," *Crit. Rev. Biomed. Eng.*, vol. 38, pp. 305–345, 2010.
- [11] R. Merletti, A. Rainoldi, and D. Farina, "Myoelectric manifestations of muscle fatigue," in *Electromyography: Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications*, R. Merletti and P. A. Parker, Eds. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2004, ch. 9, pp. 233–258.

- [12] R. Merletti, A. Botter, C. Cescon, M. A. Minetto, and T. M. Vieira, “Advances in surface EMG: Recent progress in clinical research applications,” *Crit. Rev. Biomed. Eng.*, vol. 38, pp. 347–379, 2010.
- [13] R. Merletti, A. Botter, A. Troiano, E. Merlo, and M. A. Minetto, “Technology and instrumentation for detection and conditioning of the surface electromyographic signal: State of the art,” *Clin. Biomech.*, vol. 24, pp. 122–134, 2009.
- [14] T. M. M. Vieira, R. Merletti, and L. Mesin, “Automatic segmentation of surface EMG images: Improving the estimation of neuromuscular activity,” *J. Biomech.*, vol. 43, pp. 2149–2158, 2010.
- [15] P. Enck, H. Hinninghofen, A. Holobar, and R. Merletti, “On the origin of non-propagating components in surface EMG from the external anal sphincter,” LISiN - Centro di Bioingegneria, Tech. Rep., 2008.
- [16] D. Farina, W. Muhammad, E. Fortunato, O. Meste, R. Merletti, and H. Rix, “Estimation of single motor unit conduction velocity from surface electromyogram signals detected with linear electrode arrays,” *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 39, pp. 225–236, 2001.
- [17] T. E. Hewett, G. D. Myer, and K. R. Ford, “Anterior cruciate ligament injuries in female athletes part 1, mechanisms and risk factors,” *Am. J. Sports Med.*, vol. 34, pp. 299–311, 2006.
- [18] J. H. Blok, J. P. V. Dijk, G. Drost, M. J. Zwartst, and D. F. Stegeman, “A high-density multichannel surface electromyography system for the characterization of single motor units,” *Rev. Sci. Instrum.*, vol. 73, pp. 1887–1897, 2002.
- [19] E. Stalberg, “Single fiber EMG, macro EMG, and scanning EMG. new ways of looking at the motor unit.” *Crit. Rev. Clin. Neurobiol.*, vol. 2, pp. 125–167, 1986.
- [20] M. J. Zwartz and D. F. Stegeman, “Multichannel surface EMG: basic aspects and clinical utility,” *Muscle Nerve*, vol. 28, pp. 1–17, 2003.
- [21] A. L. Delis, J. L. A. Carvalho, A. F. da Rocha, R. U. Ferreira¹, S. S. Rodrigues, and G. A. Borges, “Estimation of the knee joint angle from surface electromyographic signals for active control of leg prostheses,” *Physiol. Meas.*, vol. 30, pp. 931–946, 2009.
- [22] T. Moritani, D. F. Stegeman, and R. Merletti, “Basic physiology and biophysics of the EMG signal generation,” in *Electromyography: Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications*, R. Merletti and P. A. Parker, Eds. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2004, ch. 1, pp. 1–25.
- [23] F. A. Soares, “Estudo do comportamento das variáveis eletromiográficas ao longo do ciclo menstrual,” Master’s thesis, Universidade de Brasília - Departamento de Engenharia Elétrica, 2007.
- [24] F. A. Soares, S. E. Salomoni, W. H. Veneziano, J. L. A. de Carvalho, F. A. O. Nascimento, K. F. Pires, and A. F. da Rocha, “On the behavior of surface electromyographic variables during the menstrual cycle,” *Physiol. Meas.*, vol. 32, pp. 543–557, 2011.

- [25] S. Salomoni, “Efeito das diferenças entre gêneros e do ciclo menstrual feminino na fadiga e seus reflexos nas variáveis do sinal eletromiográfico de superfície,” Master’s thesis, Universidade de Brasília, 2008.
- [26] K. D. Keele, “Leonardo da Vinci’s influence on renaissance anatomy,” *Med Hist.*, vol. 8, pp. 360–370, 1964.
- [27] J. V. Basmajian and C. J. D. Luca, *Muscles alive*. Williams & Wilkns, 1985.
- [28] G. Moruzzi, “The electrophysiological work of carlo matteucci,” *Brain Research Bulletin*, vol. 40, pp. 69–91, 1996.
- [29] J. R. Cram and G. S. Kasman, “Anatomy and physiology,” in *Introduction to Surface Electromyography*, J. Holtz, Ed. Aspen, Inc, 1998, ch. 2, pp. 9–39.
- [30] H. Piper, *Electrophysiologie menschlicher muskeln*. Springer-Verlag, 1912.
- [31] J. V. Trontelj, J. Jabre, and M. Mihelin, “Needle and wire detection techniques,” in *Electromyography: Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications*, R. Merletti and P. A. Parker, Eds. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2004, ch. 2, pp. 27–46.
- [32] H. J. Hermens, B. Freriks, R. Merletti, D. Stegeman, J. Blok, G. Rau, C. Disselhorst-Klug, and G. Hägg, *SENIAM 8 - European recommendations for surface electromyography*. Roessingh Research and Development, 1999.
- [33] C. J. D. Luca and W. J. Forrest, “Some properties of motor unit action potential trains recorded during constant force isometric contractions in man,” *Kybernetik*, vol. 12, pp. 160–168, 1973.
- [34] D. Farina, R. Merletti, and D. F. Stegeman, “Biophysics of the generation of EMG signals,” in *Electromyography: Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications*, R. Merletti and P. A. Parker, Eds. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2004, ch. 4, pp. 81–105.
- [35] S. V. Nasser, “Identificação dos limiares de lactato, ventilatórios e eletromiográficos em exercício resistido,” Master’s thesis, Universidade de Brasília, 2010.
- [36] J. J. Knapik, J. E. Wright, R. H. Mawdsley, and J. Braun, “Isometric, isotonic, and isokinetic torque variations in four muscle groups through a range of joint motion,” *Phys. Ther.*, vol. 63, pp. 938–947, 1983.
- [37] J. Malmivuo and R. Plonsey, *Bioelectromagnetism principles and applications of bioelectric and biomagnetic fields*. Oxford University Press, 1995.
- [38] R. Plonsey, “Action potential sources and their volume conductor fields,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 56, pp. 601–611, 1977.
- [39] J. W. Morrenhof and H. J. Abbink, “Cross-correlation and cross-talk in surface electromyography,” *Electromyogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 25, pp. 73–79, 1985.
- [40] S. Andreassen and L. Arendt-Nielsen, “Muscle fiber conduction velocity in motor units of the human anterior tibial muscle: A new size principle parameter,” *J. Physiol.*, vol. 391, pp. 561–571, 1987.

- [41] J. P. V. Vugt and J. G. van Dijk, "A convenient method to reduce crosstalk in surface EMG," *Clin. Neurophysiol.*, vol. 112, pp. 583–592, 2001.
- [42] D. Farina, R. Merletti, B. Indino, and T. Graven-Nielsen, "Surface EMG crosstalk evaluated from experimental recordings and simulated signals. reflections on crosstalk interpretation, quantification and reduction," *Methods Inf. Med.*, vol. 43, pp. 30–35, 2004.
- [43] R. Merletti, D. Farina, and M. Gazzoni, "The linear electrode array: a useful tool with many applications," *J. Electromyography Kinesiol.*, vol. 13, pp. 37–47, 2003.
- [44] M. Gazzoni, D. Farina, and R. Merletti, "Motor unit recruitment during constant low force and long duration muscle contractions investigated with surface electromyography," *Acta Physiol. Pharmacol. Bulg.*, vol. 26, pp. 67–71, 2001.
- [45] K. C. McGill, Z. C. Lateva, and H. R. Marateb, "EMGLAB: An interactive EMG decomposition program," *J. Neurosci. Meth.*, vol. 149, pp. 121–133, 2005.
- [46] D. Dumitru and J. C. King, "Far-field potentials in muscle," *Muscle Nerve*, vol. 14, pp. 981–989, 1991.
- [47] A. S. Wee and R. A. Ashley, "Volume-conducted or "far-field" compound action potentials originating from the intrinsic-hand muscles," *Electromyogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 30, pp. 325–333, 1990.
- [48] L. Lindstrom and R. Magnusson, "Interpretation of myoelectric power spectra: A model and its applications," *Proc. IEEE*, vol. 65, pp. 392–399, 1977.
- [49] C. Disselhorst-Klug, J. Silny, and G. Rau, "Improvement of spatial resolution in surface-EMG: A theoretical and experimental comparison of different spatial filters," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 44, pp. 567–574, 1997.
- [50] H. Reucher, G. Rau, and J. Silny, "Spatial filtering of noninvasive multielectrode EMG: Part i - introduction to measuring technique and applications," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 34, pp. 98–105, 1987.
- [51] H. Reucher, J. Silny, and G. Rau, "Spatial filtering of noninvasive multielectrode EMG: Part ii filter performance in theory and modeling," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 34, pp. 106–113, 1987.
- [52] D. Farina and R. Merletti, "Comparison of algorithms for estimation of EMG variables during voluntary isometric contractions," *J. Electromyogr. Kinesiol. 10 (2000)*, vol. 10, pp. 337–349, 2000.
- [53] E. A. Clancy, D. Farina, and G. Filligoi, "Single-channel techniques for information extraction from the surface EMG signal," in *Electromyography: Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications*, R. Merletti and P. A. Parker, Eds. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2004, ch. 6, pp. 133–168.
- [54] R. Osu, D. W. Franklin, H. Kato, H. Gomi, K. Domen, T. Yoshioka, and M. Kawato, "Short- and long-term changes in joint co-contraction associated with motor learning as revealed from surface EMG," *J. Neurophysiol.*, vol. 88, pp. 991–1004, 2002.

- [55] P. Shenoy, K. J. Miller, B. Crawford, and R. P. N. Rao, "Online electromyographic control of a robotic prosthesis," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 55, pp. 1128–1135, 2008.
- [56] D. Farina, C. Cescon, and R. Merletti, "Influence of anatomical, physical, and detection-system parameters on surface EMG," *Biol. Cybern.*, vol. 86, pp. 445–456, 2002.
- [57] G. M. Q. Mendonça, F. A. Soares, V. A. R. Júnior, A. F. da Rocha, and J. L. A. Carvalho, "Análise multidimensional da fadiga muscular por meio de eletromiografia de superfície de alta densidade," in *Anais do XXIII Congresso Brasileiro em Engenharia Biomédica*, 2012.
- [58] F. B. Stulen and C. J. DeLuca, "Frequency parameters of the myoelectric signal as a measure of muscle conduction velocity," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 28, pp. 512–522, 1981.
- [59] F. B. Stulen and C. D. Luca, "Muscle fatigue monitor: a non invasive device for observing localized muscular fatigue," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 29, pp. 760–769, 1982.
- [60] C. H. Hakansson, "Conduction velocity and amplitude of the action potential as related to circumference in the isolated fiber of frog muscle," *Acta Physiol. Scand.*, vol. 37, pp. 14–22, 1956.
- [61] L. Brody, M. Pollock, and S. Roy, "pH induced effects on median frequency and conduction velocity of the myoelectric signal," *J. Appl. Physiol.*, vol. 71, pp. 1878–1885, 1991.
- [62] S. Morimoto and T. Masuda, "Dependence of conduction velocity on spike interval during voluntary muscular contraction in human motor units," *J. Appl. Physiol.*, vol. 53, pp. 191–195, 1984.
- [63] R. Merletti and C. J. De Luca, "New techniques in surface electromyography," in *Computer Aided Electromyography and Expert Systems*, J. E. Desnedt, Ed. Elsevier, 1989.
- [64] L. Arendt-Nielsen and K. R. Mills, "The relationship between mean power frequency of the EMG spectrum and muscle fibre conduction velocity," *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 60, pp. 130–134, 1985.
- [65] C. J. De Luca, "Physiology and mathematics of myoelectric signals," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 26, pp. 313–325, 1979.
- [66] R. Merletti, M. Knaflitz, and C. J. De Luca, "Myoelectric manifestations of fatigue in voluntary and electrically elicited contractions," *J. Appl. Physiol.*, vol. 69, pp. 1810–1820, 1990.
- [67] L. Arendt-Nielsen and M. Zwarts, "Measurement of muscle fiber conduction velocity in humans: techniques and applications," *J. Clin. Neurophysiol.*, vol. 6, pp. 73–190, 1989.
- [68] D. Farina, E. Fortunato, and R. Merletti, "Noninvasive estimation of motor unit conduction velocity distribution using linear electrode arrays," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 47, pp. 380–388, 2000.
- [69] D. Farina and R. Merletti, "Methods for estimating muscle fibre conduction velocity from surface electromyographic signals," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 42, pp. 432–445, 2004.
- [70] L. R. L. Conte and R. Merletti, "Advances in processing of surface myoelectric signals: Part 2," *Med. & Biol. Eng. Comput.*, vol. 33, pp. 373–384, 1995.

- [71] R. Merletti and L. R. Lo Conte, “Advances in processing of surface myoelectric signals: Parts 1 and 2,” *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 33, pp. 362–384, 1995.
- [72] K. McGill and L. Dorfman, “High resolution alignment of sampled waveforms,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-31, pp. 462–470, 1984.
- [73] A. Rainoldi, G. Melchiorri, and I. Caruso, “A method for positioning electrodes during surface EMG recordings in lower limb muscles,” *J. Neurosci. Meth.*, vol. 134, pp. 37–43, 2004.
- [74] H. J. Hermens, B. Freriks, C. Disselhorst-Klug, and G. Rau, “Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures,” *J. Electromyogr. Kines.*, vol. 10, pp. 361–374, 2000.
- [75] K. Saitou, T. Masuda, D. Michikami, R. Kojima, and M. Okada, “Innervation zones of the upper and lower limb muscles estimated by using multichannel surface EMG,” *J. Hum. Ergol.*, vol. 29, pp. 35–52, 2000.
- [76] C. Cescon, “Automatic location of muscle innervation zones from multi-channel surface EMG signals,” in *MeMeA2006*, 2006.
- [77] L. L. Conte, R. Merletti, and G. V. Sandri, “Hermite expansion of compact support waveforms: application to myoelectric signals,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 41, pp. 1147–1159, 1994.
- [78] P. Enck, H. Franz, E. Davico, F. Mastrangelo, L. Mesin, and R. Merletti, “Repeatability of innervation zone identification in the external anal sphincter muscle,” *Neurorol. Urodynam.*, vol. 29, pp. 449–457, 2010.
- [79] L. Mesin, M. Gazzoni, and R. Merletti, “Automatic localisation of innervation zones: A simulation study of the external anal sphincter,” *J. Electromyogr. Kines.*, vol. 19, pp. e413–e421, 2009.
- [80] C. Cescon, L. Mesin, M. Nowakowski, and R. Merletti, “Geometry assessment of anal sphincter muscle based on monopolar multichannel surface EMG signals,” *J. E.*, vol. 21, pp. 394–401, 2011.
- [81] N. Ostlund, B. Gerdle, and J. S. Karlsson, “Location of innervation zone determined with multichannel surface electromyography using an optical flow technique,” *J. Electromyography Kinesiol.*, vol. 17, pp. 549–555, 2007.
- [82] A. Holobar and D. Zazula, “Correlation-based decomposition of surface electromyograms at low contraction forces,” *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 42, pp. 487–495, 2004.
- [83] ———, “Multichannel blind source separation using convolution kernel compensation,” *IEEE T. Signal Proces.*, vol. 9, pp. 4487–4496, 2007.
- [84] C. J. D. Luca, A. Adam, R. Wotiz, L. D. Gilmore, and S. H. Nawab, “Decomposition of surface EMG signals,” *J. Neurophysiol.*, vol. 96, pp. 1646–1657, 2006.
- [85] M. Gazzoni, D. Farina, and R. Merletti, “A new method for the extraction and classification of single motor unit action potentials from surface EMG signals,” *J. Neurosci. Methods.*, vol. 136, pp. 165–177, 2004.

- [86] B. U. Kleine, J. P. van Dijk, B. G. Lapatki, M. J. Zwarts, and D. F. Stegeman, "Using two-dimensional spatial information in decomposition of surface EMG signals," *J. Electromyogr. Kines.*, vol. 17, pp. 535–548, 2007.
- [87] D. Zazula and A. Holobar, "An approach to surface EMG decomposition based on higher-order cumulants," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 80, pp. S51–S60, 2005.
- [88] Q. Li, J. H. Yang, X. Chen, Z. Liang, and Y. X. Ren, "The decomposition of surface EMG signals based on blind source separation of convolved mixtures," in *Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, vol. 6, 2005, pp. 5912–5915.
- [89] R. Merletti, L. R. L. Conte, and C. Orizio, "Indices of muscle fatigue," *J. Electromyogr. Kines.*, vol. 1, pp. 20–33, 1991.
- [90] G. V. Dimitrov and N. A. Dimitrova, "Precise and fast calculation of the motor unit potentials detected by a point and rectangular plate electrode," *Med. Eng. Phys.*, vol. 14, pp. 374–381, 1974.
- [91] P. Griep, K. Boon, and D. F. Stegeman, "A study of the motor unit action potential by means of computer simulation," *Biol. Cybern.*, vol. 30, pp. 221–230, 1978.
- [92] R. Merletti, L. L. Conte, E. Avignone, and P. Guglielminotti, "Modeling of surface EMG signals. part i: Model and implementation," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 46, pp. 810–820, 1999.
- [93] K. Roeleveld, J. H. Blok, D. F. Stegeman, and A. V. Oosterom, "Volume conduction models for surface EMG: Confrontation with measurements," *J. Electromyogr. Kines.*, vol. 7, pp. 221–232, 1997.
- [94] B. J. Roth, F. L. H. Gielen, and J. P. Wikswo, "Spatial and temporal frequency-dependent conductivities in volume conduction calculations of skeletal muscle," *Math. Biosci.*, vol. 1988, pp. 159–189, 1988.
- [95] D. Farina and R. Merletti, "A novel approach for precise simulation of the EMG signal detected by surface electrodes," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 4, pp. 637–646, 2001.
- [96] K. C. McGill and Z. C. Lateva, "A model of the muscle-fiber intracellular action potential waveform, including the slow repolarization phase," *IEEE Trans Biomed Eng.*, vol. 48, pp. 1480–1483, 2001.
- [97] D. Farina, L. Mesin, S. Martina, and R. Merletti, "A surface EMG generation model with multilayer cylindrical description of the volume conductor," *IEEE Trans Biomed Eng.*, vol. 51, pp. 415–426, 2004.
- [98] N. Jiang, D. Falla, A. d'Avella, B. Graimann, and D. Farina, "Myoelectric control in neurorehabilitation," *Crit. Rev. Biomed. Eng.*, vol. 38, pp. 381–391, 2010.
- [99] F. A. Soares, M. M. Andrade, A. F. da Rocha, and R. Merletti, "Automatic tracking of innervation zones using image processing methods," in *ISSNIP Biosignals and Biorobotics Conference 2010*. Vitoria-ES, Brazil: IEEE Computer Society, 2010, pp. 214–218.

- [100] K. Nishihara, H. Kawai, T. Gomi, M. Terajima, and Y. Chiba, "Investigation of optimum electrode locations by using an automatized surface electromyography analysis technique," *IEEE Trans Biomed Eng.*, vol. 55, pp. 636–642, 2008.
- [101] F. A. Soares, S. Salomoni, and A. F. da Rocha, "S-EMG conduction velocity estimation using image processing techniques," in *Proceedings of ISEK 2010, Alborg*, 2010.
- [102] C. Grönlund, Ostlund, Roeleveld, and Karlsson, "Simultaneous estimation of muscle fibre conduction velocity and muscle fibre orientation using 2D multichannel surface electromyogram," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 43, pp. 63–70, 2005.
- [103] R. Farias and C. Bentes, "Placas gráficas - o novo cérebro veloz dos computadores," *Ciência Hoje*, vol. 47, pp. 32–37, 2011.
- [104] Z. Yang, Y. Zhu, and Y. Pu, "Parallel image processing based on cuda," in *proceedings on 2008 International Conference on Computer Science and Software Engineering*, 2008.
- [105] J. Fung and S. Mann, "Using graphics devices in reverse: GPU-based image processing and computer vision," in *Proceedings on 2008 IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, 2008.
- [106] P. Zhou, N. L. Suresh, M. M. Lowery, and W. Z. Rymer, "Nonlinear spatial filtering of multichannel surface electromyogram signals during low force contractions," *IEEE Trans Biomed Eng.*, vol. 56, pp. 1871–1879, 2009.
- [107] E. Henneman, G. Somjem, and D. Carpentr, "Functional significance of cell size in spinal motoneurons," *J. Neurophysiol.*, vol. 28, pp. 560–580, 1965.
- [108] A. J. Fuglevand, D. A. Winter, and A. E. Patla, "Models of recruitment and rate coding organization in motorunit pools," *J. Neurophysiol.*, vol. 70, pp. 2470–2488, 1993.
- [109] L. R. T. Peixoto, A. F. da Rocha, J. L. A. Carvalho, and C. A. Gonçalves, "Electromyographic evaluation of muscle recovery after isometric fatigue," in *Proc. of the 32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 2010.
- [110] T. Masuda, H. Miyano, and T. Sadoyama, "The propagation of motor unit action potential and the location of neuromuscular junction investigated by surface electrode arrays," *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 55, pp. 594–600, 1983.
- [111] D. Farina and C. Cescon, "Concentric-ring electrode systems for noninvasive detection of single motor unit activity," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 48, pp. 1326–1334, 2001.
- [112] H. C. Scholle, N. P. Schumann, and C. Anders, "Quantitative-topographic and temporal characterization of myoelectrical activation patterns: new diagnostic possibilities in neurology, physiotherapy and orthopaedics," *Funct. Neurol.*, vol. 9, pp. 35–54, 1994.
- [113] M. Gazzoni, F. Camelia, and D. Farina, "Conduction velocity of quiescent muscle fibers decreases during sustained contraction," *J. Neurophysiol.*, vol. 94, pp. 387–394, 2005.

- [114] E. Schulte, O. Miltner, E. Junker, and G. Rau, "Upper trapezius muscle conduction velocity during fatigue in subjects with and without work-related muscular disorders: a non-invasive high spatial resolution approach," *J. Appl. Physiol.*, vol. 96, pp. 194–202, 2006.
- [115] L. A. Kallenberg, E. Schulte, C. Disselhorst-Klug, and H. J. Hermens, "Myoelectric manifestations of fatigue at low contraction levels in subjects with and without chronic pain," *J. Electromyogr. Kines.*, vol. 17, pp. 264–274, 2007.
- [116] G. Drost, D. F. Stegeman, B. G. van Engelen, and M. J. Zwarts, "Clinical applications of high-density surface EMG: A systematic review," *J. Electromyogr. Kines.*, vol. 16, pp. 586–602, 2006.
- [117] J. P. van Dijk, J. H. Blok, B. G. Lapatki, I. N. van Schaik, M. J. Zwarts, and D. F. Stegeman, "Motor unit number estimation using high-density surface electromyography," *Clin. Neurophysiol.*, vol. 119, pp. 33–42, 2008.
- [118] T. M. M. Vieira, U. Windhorst, and R. Merletti, "Is the stabilization of quiet upright stance in humans driven by synchronized modulations of the activity of medial and lateral gastrocnemius muscles?" *J. Appl. Physiol.*, vol. 108, pp. 85–97, 2010.
- [119] J. A. Ferraz, "Estudo de parâmetros associados a sinais de força variável durante a realização de contrações isométricas conduzindo a fadiga muscular," Master's thesis, Universidade de Brasília, 2012.
- [120] C. Cescon, I. Destefano, P. Enck, H. Franz, R. Merletti, and M. Nowakowski, "TASI project preliminary results," LISiN - Centro di Bioingegneria, Tech. Rep., 2008.
- [121] E. Fortunato, "Methods for estimating muscle fiber conduction velocity distribution," Ph.D. dissertation, Torino, Italy: Dept. Electron, Politecnico di Torino, 1998.
- [122] M. Naeije and H. Zorn, "Estimation of action potential conduction velocity in human skeletal muscles using the surface EMG cross-correlation technique," *Electromyogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 23, pp. 73–85, 1983.
- [123] L. W. Hunter, R. E. Kearney, and L. A. Jones, "Estimation of the conduction velocity of muscle action potentials using phase and impulse response function techniques," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 25, pp. 121–126, 1987.
- [124] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, M. J. Horton, Ed. Pearson Education, Inc., 2008.
- [125] I. Rodriguez, A. Gila, L. Malanda, I. Gurtubay, F. Mallor, S. Gomez, J. Rodriguez, and J. Navallas, "Motor unit action potential duration, i: Variability of manual and automatic measurements," *J. Clin. Neurophysiol.*, vol. 24, pp. 52–58, 2007.
- [126] C. J. Rivero-Moreno, S. Bres, and V. Eglin, "Hermite filter-based texture analysis with application to handwriting document indexing," *LNICS*, vol. 3656, pp. 747–745, 2005.

- [127] H. J. Hermens, B. Freriks, C. Disselhorst-Klug, and G. Rau, "Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures," *J. Electromyogr. Kines.*, vol. 10, pp. 361–374, 2000.
- [128] H. Piitulainen, T. Rantalainen, V. Linnamo, P. Komi, and J. Avela, "Innervation zone shift at different levels of isometric contraction in the biceps brachii muscle," *J. Electromyogr. Kines.*, vol. 19, pp. 667–675, 19.
- [129] C. J. Rivero-Moreno and S. Bres, "Conditions of similarity between hermite and gabor filters as models of the human visual system," *LNCS*, vol. 2756, pp. 762–769, 2003.
- [130] ———, "Spatio-temporal primitive extraction using hermite and laguerre filters for early vision video indexing," *LN*, vol. 3211, pp. 825–832, 2004.
- [131] S. E. Sandler, *Changes in joint laxity associated with the menstrual cycle, with pregnancy, with the post-partum period, and with the menopause*. Open University, 2006.
- [132] A. Rainoldi, R. Casale, P. Hodges, and G. Jull, "Applications in rehabilitation medicine and related fields," in *Electromyography: Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications*, R. Merletti and P. A. Parker, Eds. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2004, ch. 16, pp. 403–433.
- [133] M. Cifrek, V. Medved, S. Tonković, and S. Ostojić, "Surface EMG based muscle fatigue evaluation in biomechanics," *Clin. Biomech.*, vol. 24, no. 4, pp. 327–340, 2009.
- [134] L. R. Brody, M. T. Pollock, S. H. Roy, C. J. De Luca, and B. Celli, "pH-induced effects on median frequency and conduction velocity of the myoelectric signal," *J. Appl. Physiol.*, vol. 71, no. 5, pp. 1878–1885, 1991.
- [135] T. Sadoyama, T. Masuda, H. Miyata, and S. Katsuta, "Fiber conduction velocity and fiber composition in human vastus lateralis," *Eur. J. Appl. Physiol.*, vol. 57, no. 1, pp. 767–771, 1988.
- [136] A. L. Hicks, J. Kent-Braun, and D. S. Ditor, "Sex differences in human skeletal muscle fatigue," *Exercise Sport Sci. R.*, vol. 29, no. 3, pp. 109–112, 2001.
- [137] B. C. Clark, S. R. Collier, T. M. Manini, and L. L. Ploutz-Snyder, "Sex differences in muscle fatigability and activation patterns of the human quadriceps femoris," *Eur. J. Appl. Physiol.*, vol. 94, no. 1, pp. 196–206, 2005.
- [138] S. K. Hunter, J. E. Butler, G. Todd, S. C. Gandevia, and J. L. Taylor, "Supraspinal fatigue does not explain the sex difference in muscle fatigue of maximal contractions," *J. Appl. Physiol.*, vol. 101, no. 4, pp. 1036–1044, 2006.
- [139] S. Baudry, M. Klass, B. Pasquet, and J. Duchateau, "Age-related fatigability of the ankle dorsiflexor muscles during concentric and eccentric contractions," *Eur. J. Appl. Physiol.*, vol. 100, no. 5, pp. 515–525, 2007.
- [140] C. J. de Ruyter, J. F. A. Goudsmit, J. A. Van Tricht, A. de Haan *et al.*, "The isometric torque at which knee-extensor muscle reoxygenation stops," *Med. Sci. Sport Exer.*, vol. 39, no. 3, pp. 443–453, 2007.

- [141] S. M. Ettinger, *Muscle sympathetic nerve activity during exercise and the influences of gender*, in *Gender Differences in Metabolism*, M. Tarnopolsky, Ed. CRC press: Boca Raton, 1998.
- [142] S. C. Gandevia, "Spinal and supraspinal factors in human muscle fatigue," *Physiol. Rev.*, vol. 81, no. 4, pp. 1725–1789, 2001.
- [143] N. A. Heitz, P. A. Eisenman, C. L. Beck, and J. A. Walker, "Hormonal changes throughout the menstrual cycle and increased anterior cruciate ligament laxity in females," *J. Athl. Train.*, vol. 34, pp. 144–149, 1999.
- [144] G. Masterson, "The impact of menstrual phases on anaerobic power performance in collegiate women," *J. Strength Cond. Res.*, vol. 13, no. 4, pp. 325–329, 1999.
- [145] D. A. Lowe, K. A. Baltgalvis, and S. M. Greising, "Mechanisms behind estrogens' beneficial effect on muscle strength in females," *Exerc. Sport. Sci. Rev.*, vol. 38, pp. 61–67, 2010.
- [146] T. E. Hewett, B. T. Zazulak, and G. D. Myer, "Effects of the menstrual cycle on anterior cruciate ligament injury risk: A systematic review," *Am. J. Sports Med.*, vol. 35, no. 4, pp. 659–668, 2007.
- [147] T. E. Hewett, G. D. Myer, K. R. Ford, R. S. Heidt, A. J. Colosimo, S. G. McLean, A. J. van den Bogert, M. V. Paterno, and P. Succop, "Biomechanical measures of neuromuscular control and valgus loading of the knee predict anterior cruciate ligament injury risk in female athletes," *Am. J. Sports Med.*, vol. 33, pp. 492–501, 2005.
- [148] D. F. Stegeman, R. Merletti, and H. J. Hermens, "EMG modeling and simulation," in *Electromyography - Engineering, and Non-Invasive Applications*. IEEE Press, 2004.
- [149] C. J. De Luca, "Myoelectrical manifestations of localized muscular fatigue in humans," *Crit. Rev. on Biomed. Eng.*, vol. 11, no. 4, pp. 251–279, 1984.
- [150] T. Dahn, "The effect of sex and menstrual cycle phase on neuromuscular control of trunk musculature," Master's thesis, Dalhousie University, 2012.
- [151] S. J. Warden, L. K. Saxon, A. B. Castillo, and C. H. Turner, "Knee ligament mechanical properties are not influenced by estrogen or its receptors," *Am. J. Physiol. Endoc. M.*, vol. 290, no. 5, pp. 1034–1040, 2006.
- [152] H. Abe and E. Terasawa, "Firing pattern and rapid modulation of activity by estrogen in primate luteinizing hormone releasing hormone-1 neurons," *Endocrinology*, vol. 146, pp. 4312–4320, 2005.
- [153] J. Moller-Nielson and M. Hammar, "Sports injuries and oral contraceptive use. Is there a relationship?" *Sports Med.*, vol. 12, no. 3, pp. 152–160, 1991.
- [154] W. B. Kibler, T. J. Chandler, and E. S. Stracener, "Musculoskeletal adaptations and injuries due to overtraining," *Exercise Sport Sci. R.*, vol. 20, no. 1, pp. 99–126, 1992.
- [155] A. Gefen, "Biomechanical analysis of fatigue-related foot injury mechanisms in athletes and recruits during intensive marching," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 40, no. 3, pp. 302–310, 2002.

- [156] A. Stacoff, S. Steger, E. Stussi, and C. Reinschmidt, "Lateral stability in the sideward cutting movements," *Med. Sci. Sport Exer.*, vol. 28, no. 1, pp. 350–358, 1996.
- [157] S. K. Grimston and R. E. Zernicne, "Exercise-related stress response in bone," *J. Appl. Biomech.*, vol. 9, no. 1, pp. 2–14, 1993.
- [158] L. O. Santhomé, L. R. T. Peixoto, C. M. Guimarães, A. F. da Rocha, F. A. Soares, and C. A. Gonçalves, "Electromyographic study in 5 muscles during an isometric fatiguing protocol," in *Proc. of the 34th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 2012.
- [159] F. A. Soares, J. L. A. Carvalho, C. J. Miosso, and A. F. da Rocha, "Estimação da média e variância da velocidade de condução de S-EMG baseada em processamento de imagens," in *Anais do XXIII Congresso Brasileiro em Engenharia Biomédica*, 2012.
- [160] F. A. Soares, C. J. Miosso, J. B. Cavalcante, I. L. B. Moura, B. T. Nakamuta, G. Peron, R. Torres, R. Vinícius, and A. F. da Rocha, "Modelo matemático intercidades para evolução de doenças com estudo de caso baseado na influenza h1n1," in *Anais do XXIII Congresso Brasileiro em Engenharia Biomédica*, 2012.
- [161] F. A. Soares, A. Zagherro, J. L. A. de Carvalho, and A. F. da Rocha, "Rastreamento de multiplas zonas de inervação de S-EMG multicanal por técnicas de processamento de imagens," in *Anais do XXIII Congresso Brasileiro em Engenharia Biomédica*, 2012.
- [162] J. R. C. da Silva, F. A. Soares, and A. F. da Rocha, "Sistema para automação do monitoramento de temperatura em estabelecimentos assistenciais de saúde," in *Anais do XXIII Congresso Brasileiro em Engenharia Biomédica*, 2012.
- [163] F. A. Soares, S. E. Salomoni, and A. F. da Rocha, "S-EMG conduction velocity estimation using image processing techniques," in *Proceedings of ISEK 2010, Alborg*, 2010.
- [164] F. G. G. Elpídio, L. F. R. Costa, G. L. Pucci, M. M. Andrade, E. J. A. C. Jr, F. A. Soares, and L. M. Brasil, "Automatic identification of aedes aegypti eggs deposited in ovitraps slides using image processing techniques," in *Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, 2010, Tiradentes. CBEB, 2010.*, 2010.
- [165] M. do C. Reis, F. A. Soares, A. F. da Rocha, J. L. A. Carvalho, and S. S. F. R. Rodrigues, "Insole with pressure control and tissue neofomation induction systems for diabetic foot," in *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE*, 2010.
- [166] P. F. da, S. B., C. B. Cruz, F. A. Soares, J. L. A. Carvalho, and A. F. da Rocha, "Evaluation of a mobile electrode for electrical stimulation of the perineal muscle," in *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE*, 2010.
- [167] F. P. Schwartz, F. A. do Nascimento, C. M. C. Pereira, M. V. C. Costa, and F. A. Soares, "Algorithm for identification of pedaling cycles from surface EMG signals," in *30th Iberian-Latin-American Congress on Computational Methods in Engineering, 2009, Búzios. Annals of 30th Iberian-Latin-American Congress on Computational Methods in Engineering*, 2009.

- [168] H. R. Marateb, F. A. Soares, M. Rojas, and R. Merletti, "An expert-based fuzzy system for automatically identifying the location of muscle innervation zones in surface electromyography," in *Anais Xth EMG Quantitative Conference, 2009*, 2009.
- [169] F. A. Soares and R. Merletti, "Automatic identification of innervation zones using a neural network based algorithm," in *LISiN Annual Report 2008*, 2009.
- [170] G. A. Borges and M. J. Aldon, "A split-and-merge segmentation algorithm for line extraction in 2D range images," in *15th International Conference on Pattern Recognition, 2000. Proceedings*, 2000.