

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA BIOMÉDICA**

**Seleção de características para identificação de diferentes
proporções de tipos de fibras musculares por meio da
eletromiografia de superfície**

Amanda Medeiros de Freitas

Uberlândia

2015

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

F866s
2015 Freitas, Amanda Medeiros de.
 Seleção de características para identificação de diferentes proporções
 de tipos de fibras musculares por meio da eletromiografia de superfície /
 Amanda Medeiros de Freitas. - 2015.
 104 f. : il.

 Orientador: Alcimar Barbosa Soares.
 Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia,
 Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica.
 Inclui bibliografia.

 1. Engenharia biomédica - Teses. 2. Músculos - Teses. 3.
 Eletromiografia - Teses. I. Soares, Alcimar Barbosa, 1965- II.
 Universidade Federal de Uberlândia, Programa de Pós-Graduação em
 Engenharia Biomédica. III. Título.

CDU: 62:61

Amanda Medeiros de Freitas

**Seleção de características para identificação de diferentes
proporções de tipos de fibras musculares por meio da
eletromiografia de superfície**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Biomédica da Universidade Federal de Uberlândia, como parte dos requisitos para obtenção do grau de Mestre em Ciências.

Área de Concentração: Engenharia Biomédica

Linha de Pesquisa: Engenharia de reabilitação e tecnologias assistivas

Prof. Alcimar Barbosa Soares, Dr.

Orientador

Uberlândia

2015

Amanda Medeiros de Freitas

**Seleção de características para identificação de diferentes
proporções de tipos de fibras musculares por meio da
eletromiografia de superfície**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação
em Engenharia Biomédica da Universidade Federal de
Uberlândia, como parte dos requisitos para obtenção do
grau de Mestre em Ciências.

Área de Concentração: Engenharia Biomédica

Linha de pesquisa: Engenharia de reabilitação e tecnolo-
gias assistivas

Uberlândia, 14 de agosto de 2015.

Banca examinadora:

Prof. Alcimar Barbosa Soares, Dr. - Orientador (UFU)

Prof. Adriano Alves Pereira, Dr. (UFU)

Profa. Luciane Fernanda Rodrigues Martinho Fernandes, Dra. (UFTM)

Agradecimentos

Agradeço primeiramente à Deus pela determinação e resiliência a mim concedidas para enfrentar as dificuldades que apareceram ao longo do mestrado.

Aos meus pais, Isac e Marina, que sempre me apoiaram incondicionalmente nas minhas decisões e sempre foram meus exemplos de determinação e integridade pessoal.

Ao meu namorado, Murilo Boareto, que vivenciou com plenitude o desenvolvimento do mestrado, sempre demonstrando companheirismo, dedicação, paciência e carinho.

Ao meu orientador, professor Alcimar Barbosa, que me proporcionou crescimento pessoal e intelectual. À professora Luciane que nos acompanhou durante o desenvolvimento da pesquisa; serei eternamente grata por sua dedicação e cumplicidade.

Aos colegas e amigos do Laboratório de Engenharia Biomédica (Biolab) que sempre me apoiaram e auxiliaram em todas as etapas do mestrado. Em especial à Luiza e à Maristella que presenciaram toda a evolução do projeto; ao Andrei, ao Daniel e ao Ricardo que sempre me assessoraram nas programações em Matlab e souberam proporcionar diversas discussões filosóficas e intelectuais, sem vocês, nada do meu mestrado seria possível; à Isabela Alves e à Isabela Miziara pela disposição constante em ajudar no que for preciso; à Bárbara e ao Franciel pelos conhecimentos essenciais compartilhados na reta final. Enfim, a todos que colaboraram de forma direta ou indireta para o desenvolvimento desta pesquisa.

Aos voluntários da pesquisa pela ajuda desinteressada, nada disso seria possível sem a colaboração de vocês. Ao CNPq, CAPES e FAPEMIG pelo apoio financeiro para esta pesquisa.

"O que a literatura faz é o mesmo que acender um fósforo no campo no meio da noite. Um fósforo não ilumina quase nada, mas nos permite ver quanta escuridão existe ao redor."

William Faulkner

Resumo

A musculatura esquelética é constituída por tipos de fibras musculares que possuem características fisiológicas e bioquímicas distintas. Basicamente, elas podem ser classificadas em fibras do tipo I e fibras do tipo II, apresentando, dentre outras características, velocidade de contração e sensibilidade à fadiga diferentes para cada tipo de fibra muscular. Estas fibras coexistem na musculatura esquelética e suas proporções relativas são moduladas de acordo com a funcionalidade do músculo e com o estímulo a que é submetido. Para identificar as diferentes proporções de tipos de fibra na composição muscular, muitos estudos utilizam a biópsia como procedimento padrão. Como a eletromiografia de superfície (EMGs) nos permite extrair informações sobre o recrutamento de diferentes unidades motoras, este estudo parte da hipótese de que seja possível utilizar a EMGs para identificar diferentes proporções de tipos de fibras em uma musculatura.

O objetivo deste estudo foi identificar as características dos sinais EMGs que sejam capazes de distinguir, com maior precisão, diferentes proporções de tipos de fibras. Também foi investigado a combinação de características por meio de modelos matemáticos apropriados.

Para alcançar o objetivo proposto, sinais emulados foram desenvolvidos com diferentes proporções de unidades motoras recrutadas e diferentes razões sinal-ruído. Treze características no domínio do tempo e da frequência foram extraídas dos sinais emulados. Os resultados de cada característica extraída dos sinais emulados foram submetidos ao algoritmo de agrupamento k-means para separar as diferentes proporções de unidades motoras recrutadas nos sinais emulados. Técnicas matemáticas (matriz confusão e técnica de capacidade) foram implementadas para selecionar as características capazes de identificar diferentes proporções de tipos de fibras musculares. Como resultado, a frequência média e a frequência mediana foram selecionadas

como capazes de distinguir com maior precisão as diferentes proporções de tipos de fibras musculares.

Posteriormente, as características consideradas mais capazes foram analisadas de forma associada por meio da análise de componentes principais. Foram encontradas duas componentes principais para os sinais emulados sem ruído (CP1 e CP2) e duas componentes principais para os sinais com ruído (CP1' e CP2'), sendo as primeiras componentes principais (CP1 e CP1') identificadas como capazes de distinguirem diferentes proporções de fibras.

As características selecionadas (frequência mediana, frequência média, CP1 e CP1') foram utilizadas para analisar sinais EMGs reais, comparando pessoas sedentárias com pessoas fisicamente ativas praticantes de treinamentos físicos de força (musculação). Os resultados obtidos com os diferentes grupos de voluntários mostram que as pessoas fisicamente ativas obtiveram valores mais elevados de frequência média, frequência mediana e componentes principais em comparação com as pessoas sedentárias. Além disto, estes valores decaíram com o aumento do nível de força para ambos os grupos, entretanto, o decaimento foi mais acentuado para o grupo de pessoas fisicamente ativas. Com base nestes resultados, presume-se que os voluntários do grupo fisicamente ativo apresentam maiores proporções de fibras do tipo II, se comparado com as pessoas sedentárias.

Por fim, com base nos resultados obtidos, pode-se concluir que as características selecionadas foram capazes de distinguir diferentes proporções de tipos de fibras musculares, tanto para os sinais emulados quanto para os sinais reais. Estas características podem ser utilizadas em vários estudos, como por exemplo, para avaliar a evolução de pessoas com miopatias e neuromiopia em decorrência da reabilitação fisioterápica, e também para analisar o desenvolvimento de atletas que visam melhorar sua capacidade muscular de acordo com sua modalidade esportiva. Em ambos os casos, a extração destas características dos sinais de eletromiografia de superfície proporciona um *feedback* ao fisioterapeuta e ao treinador físico, que podem analisar o aumento na proporção de determinado tipo de fibra, conforme desejado em cada caso.

Palavras chave: Características de sinais eletromiográficos; Proporções de fibras musculares; K-means; Matriz confusão; Análise de componentes principais; Análise

de capacidade.

Abstract

Skeletal muscle consists of muscle fiber types that have different physiological and biochemical characteristics. Basically, the muscle fiber can be classified into type I and type II, presenting, among other features, contraction speed and sensitivity to fatigue different for each type of muscle fiber. These fibers coexist in the skeletal muscles and their relative proportions are modulated according to the muscle functionality and the stimulus that is submitted. To identify the different proportions of fiber types in the muscle composition, many studies use biopsy as standard procedure. As the surface electromyography (EMGs) allows to extract information about the recruitment of different motor units, this study is based on the assumption that it is possible to use the EMG to identify different proportions of fiber types in a muscle.

The goal of this study was to identify the characteristics of the EMG signals which are able to distinguish, more precisely, different proportions of fiber types. Also was investigated the combination of characteristics using appropriate mathematical models.

To achieve the proposed objective, simulated signals were developed with different proportions of motor units recruited and with different signal-to-noise ratios. Thirteen characteristics in function of time and the frequency were extracted from emulated signals. The results for each extracted feature of the signals were submitted to the clustering algorithm k-means to separate the different proportions of motor units recruited on the emulated signals. Mathematical techniques (confusion matrix and analysis of capability) were implemented to select the characteristics able to identify different proportions of muscle fiber types. As a result, the average frequency and median frequency were selected as able to distinguish, with more precision, the proportions of different muscle fiber types.

Posteriorly, the features considered most able were analyzed in an associated way through principal component analysis. Were found two principal components of the

signals emulated without noise (CP1 and CP2) and two principal components of the noisy signals (CP1' and CP2'). The first principal components (CP1 and CP1') were identified as being able to distinguish different proportions of muscle fiber types.

The selected characteristics (median frequency, mean frequency, CP1 and CP1') were used to analyze real EMGs signals, comparing sedentary people with physically active people who practice strength training (weight training). The results obtained with the different groups of volunteers show that the physically active people obtained higher values of mean frequency, median frequency and principal components compared with the sedentary people. Moreover, these values decreased with increasing power level for both groups, however, the decline was more accentuated for the group of physically active people. Based on these results, it is assumed that the volunteers of the physically active group have higher proportions of type II fibers than sedentary people.

Finally, based on these results, we can conclude that the selected characteristics were able to distinguish different proportions of muscle fiber types, both for the emulated signals as to the real signals. These characteristics can be used in several studies, for example, to evaluate the progress of people with myopathy and neuromyopathy due to the physiotherapy, and also to analyze the development of athletes to improve their muscle capacity according to their sport. In both cases, the extraction of these characteristics from the surface electromyography signals provides a feedback to the physiotherapist and the coach physical, who can analyze the increase in the proportion of a given type of fiber, as desired in each case.

Keywords: Features of electromyographic signals; Proportions of muscle fibers; K-means; Confusion matrix; Principal component analysis; Analysis of capability.

Publicações

Mariano, D. T. G.; Freitas, A. M.; Luiz, L. M. D.; Silva, A. N.; Pierre, P.; Naves, E. L. M. An accelerometer-based human computer interface driving an alternative communication system. In Biosignals and Biorobotics Conference: Biosignals and Robotics for Better and Safer Living (BRC), 5th ISSNIP-IEEE (pp. 1-5). IEEE, 2014

Freitas, A. M.; Luiz, L. M. D.; Silva, M. B.; Pelet, D. C. S.; Fernandes, L. F. R. M.; Soares, A. B. Análise da irradiação em músculos homólogos e contralaterais durante atividade unilateral de extensão de punho. XXIV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, 2014

Freitas, A. M.; Luiz, L. M. D.; Carneiro, P. C.; Cardoso, R. G.; Milagre, S. T. Comparação entre placa bloqueada (LISS) e sistema de compressão dinâmica (DCS) para o tratamento imediato de fraturas intercondilíneas de fêmur. XXIV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, 2014

Luiz, L. M. D.; Freitas, A. M.; Silva, M. B.; Pelet, D. C. S.; Fernandes, L. F. R. M.; Soares, A. B. Comportamento da frequência mediana do sinal EMG em pacientes pós lesão nervosa periférica. XXIV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, 2014

Pelet, D. C. S.; Moraes, D. F.; Luiz, L. M. D.; Freitas, A. M.; Silva, M. B.; Bertonecello, D.; Fernandes, L. F. R. M.; Soares, A. B. Efeito da técnica do espelho na atividade muscular dos extensores do punho após lesão do nervo radial. XXIV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, 2014

Luiz, L. M. D.; Freitas, A. M.; Mariano, D. T. D. G.; Cardoso, R. G.; Pino, P.; Naves, E. L.

M. Comunicação alternativa de paciente com Esclerose Lateral Amiotrófica por meio de acelerometria. VII Simpósio em Engenharia Biomédica, Universidade Federal de Uberlândia, 2014

Freitas, A. M.; Luiz, L. M. D.; Silva, M. B.; Pelet, D. C. S.; Fernandes, L. F. R. M.; Soares, A. B. Protocolo de coleta do sinal eletromiográfico do músculo extensor radial do carpo durante a realização de terapias de reabilitação. VII Simpósio em Engenharia Biomédica, Universidade Federal de Uberlândia, 2014

Sumário

Lista de Figuras	xv
Lista de Tabelas e Quadros	xix
Lista de Abreviaturas e Siglas	xx
1 Introdução	1
1.1 Objetivos	5
1.2 Estrutura do trabalho	5
2 Musculatura esquelética	7
3 Extração de características do sinal eletromiográfico	16
3.1 Média dos valores absolutos	17
3.2 Média das diferenças absolutas	17
3.3 Média das segundas diferenças absolutas	18
3.4 Valor quadrático médio	18
3.5 Frequência mediana	19
3.6 Frequência média	19
3.7 Cruzamento por zero	20
3.8 Variância amostral	20
3.9 Desvio padrão	21
3.10 Intervalo do sinal	22
3.11 Intervalo interquartil do sinal	22
3.12 Entropia de Shannon	22
3.13 Entropia espectral	23
3.14 Análise de componentes principais	23

4	Metodologia experimental	28
4.1	Experimentos com sinais emulados	29
4.1.1	Desenvolvimento dos sinais emulados	29
4.1.2	Extração de características	31
4.1.3	K-means	32
4.1.4	Método de avaliação	34
4.1.5	Análise de componentes principais	36
4.2	Experimentos com sinais reais	37
4.2.1	Coleta de dados	37
4.2.2	Processamento dos sinais reais	39
5	Resultados	41
5.1	Sinais emulados	41
5.1.1	Desenvolvimento dos sinais emulados	41
5.1.2	Processamento dos sinais emulados	46
5.2	Sinais reais	71
6	Discussão	80
6.1	Sinais emulados	80
6.2	Sinais reais	83
7	Conclusão	89
	Referências Bibliográficas	90

Lista de Figuras

2.1	Estruturas da musculatura esquelética	8
2.2	Representação da unidade motora	9
3.1	Exemplo das direções dos cossenos encontrados para o autovetor 1 . .	26
3.2	Exemplo das direções dos cossenos encontrados para o autovetor 2 . .	26
4.1	Diagrama da metodologia experimental utilizada para o desenvolvimento da pesquisa	29
4.2	Diagrama da metodologia utilizada para simular os sinais de EMG . . .	31
4.3	Exemplo do processo de agrupamento realizado na atribuição dos dados em 3 grupos distintos por meio do algoritmo de K-means	33
4.4	Haste em forma de T acoplada à célula de carga.	38
4.5	Voluntário realizando extensão de punho em CIVM tracionando a célula de carga e com monitoramento da atividade eletromiográfica por meio da eletromiografia de superfície.	39
4.6	Aba de Configurações para feedback visual e auditivo do Myosystem. Exemplo de valores setados para valor base, faixa de erro e sons a serem executados de acordo com o nível da força.	40
5.1	Potencias de ação de 15 unidades motoras originais com características de contração lenta.	42
5.2	Potencias de ação de 15 unidades motoras modificadas com características de contração rápida.	43
5.3	Exemplo de 4 sinais emulados sem ruído e com diferentes proporções de unidades motoras recrutadas	44
5.4	Exemplo de 4 sinais emulados com ruído de 20 dB e com diferentes proporções de unidades motoras recrutadas	45

5.5	Agrupamento realizado pelo método k-means para a média dos valores absolutos (MVA)	47
5.6	Agrupamento realizado pelo método k-means para o valor médio absoluto das diferenças (VMAD)	48
5.7	Agrupamento realizado pelo método k-means para o valor médio absoluto da segunda diferença (VMASD)	49
5.8	Agrupamento realizado pelo método k-means para o valor quadrático médio (RMS)	50
5.9	Agrupamento realizado pelo método k-means para a frequência mediana (FMD)	51
5.10	Agrupamento realizado pelo método k-means para a frequência média (FM)	52
5.11	Agrupamento realizado pelo método k-means para o cruzamento por zero (CZ)	53
5.12	Agrupamento realizado pelo método k-means para a variância (VAR) .	54
5.13	Agrupamento realizado pelo método k-means para o desvio padrão (DP)	55
5.14	Agrupamento realizado pelo método k-means para o intervalo do sinal (IS)	56
5.15	Agrupamento realizado pelo método k-means para o intervalo interquartil (IIS)	57
5.16	Agrupamento realizado pelo método k-means para a entropia de Shannon (ES)	58
5.17	Agrupamento realizado pelo método k-means para a entropia espectral (EE)	59
5.18	Matrizes confusão das atribuições obtidas pelo método de agrupamento para cada característica extraída dos sinais emulados sem ruído.	60
5.19	Matriz confusão das atribuições obtidas pelo método de agrupamento para cada característica extraída dos sinais emulados com ruído de 20 dB.	61
5.20	Análise de capacidade das características: (a) média dos valores absolutos e (b) média das diferenças absolutas	62

5.21	Análise de capacidade das características: (a) média das segundas diferenças absolutas e (b) valor quadrático médio	63
5.22	Análise de capacidade das características: (a) frequência mediana (b) e frequência média	63
5.23	Análise de capacidade das características: (a) cruzamento por zero e (b) variância amostral	64
5.24	Análise de capacidade das características: (a) desvio padrão e (b) intervalo do sinal	64
5.25	Análise de capacidade das características: (a) intervalo interquartil do sinal e (b) entropia de Shannon	65
5.26	Análise de capacidade da característica de entropia espectral. A variabilidade permitida para o processo foi estabelecida entre o limite inferior (LIE) de 75% e o limite superior (LSE) de 100%.	65
5.27	Agrupamento realizado para a primeira componente principal (CP1) extraída dos sinais emulados sem ruído e dos sinais com ruído de 20 dB .	67
5.28	Agrupamento realizado para a segunda componente principal (CP2) extraída dos sinais emulados sem ruído e dos sinais com ruído de 20 dB .	68
5.29	Matrizes confusão do método de agrupamento para as componentes principais	69
5.30	Análise de capacidade da (a) primeira componente principal e da (b) segunda componente principal	70
5.31	Exemplo de sinal eletromiográfico e o sinal de força correspondente durante uma coleta realizando 75% da força máxima do indivíduo.	72
5.32	Resultado da frequência mediana (FMD) extraída de pessoas sedentárias e pessoas fisicamente ativas para diferentes níveis de força	73
5.33	Resultado da frequência média (FM) extraída de pessoas sedentárias e pessoas fisicamente ativas para diferentes níveis de força.	74
5.34	Resultado da primeira componente principal (CP1) para sinais sem ruído extraída de pessoas sedentárias e pessoas fisicamente ativas em diferentes níveis de força	75

5.35	Resultado da primeira componente principal (CP1) para sinais com ruído extraída de pessoas sedentárias e pessoas fisicamente ativas em diferentes níveis de força	76
5.36	Resultado da média dos valores absolutos extraída de pessoas sedentárias e pessoas fisicamente ativas	78
5.37	Resultado do valor quadrático médio (RMS) extraído de pessoas sedentárias e pessoas fisicamente ativas	79
6.1	Exemplo dos sinais EMGs de um mesmo voluntário realizando contração em 100% de CVM e 25% de CVM	87
6.2	Exemplo amplificado dos sinais EMGs da figura 6.1	87

Lista de Tabelas e Quadros

2.1	Diferentes procedimentos e suas respectivas terminologias para classificação das fibras musculares	9
4.1	Classificação dos processos de acordo com o índice de performance encontrados pela análise de capacidade	36
5.1	Índices de performance (P_P) calculados pelo método de capacidade para cada característica extraída dos sinais emulados.	66
5.2	Índices de performance (P_P) calculados pelo método de capacidade para cada componente principal extraída dos sinais emulados.	70

Lista de Abreviaturas e Siglas

ACP	Análise de componentes principais
CIVM	Contração isométrica voluntária máxima
CP	Componente principal
CVM	Contração voluntária máxima
CZ	Cruzamento por zero
DP	Desvio padrão
EE	Entropia espectral
EMD	<i>Empirical mode decomposition</i>
EMGi	Eletromiografia invasiva
EMGs	Eletromiografia de superfície
ERC	Extensor radial do carpo
ES	Entropia de Shannon
FM	Frequência média
FMD	Frequência mediana
IIS	Intervalo interquartil do sinal
IMF	<i>Intrinsic mode functions</i>
IS	Intervalo do sinal
LNP	Lesão nervosa periférica

MDA	Média das diferenças absolutas
MSDA	Média das segundas diferenças absolutas
MVA	Média dos valores absolutos
PAUM	Potencial de ação de unidade motoras
RMS	Valor quadrático médio
TPAUM	Trem de potenciais de ação da unidade motoras
UM	Unidade motora
VAR	Variância

Capítulo 1

Introdução

O neurofisiologista inglês Charles Sherrington resumiu as capacidades do ser humano com a seguinte frase: “Mover coisas é tudo que o homem pode fazer... para isso o único executante é o músculo” [1]. A citação de Sherrington fornece a devida importância ao sistema motor, mas oculta a complexidade inerente à composição, ativação e controle da musculatura.

A execução do movimento está relacionada principalmente com a musculatura esquelética, composta por tipos de fibras musculares que possuem a mesma origem embriológica mas apresentam características fisiológicas e bioquímicas distintas entre si [2]. Basicamente, as diferentes fibras musculares podem ser classificadas como fibras do tipo I ou fibras do tipo II. As fibras do tipo I apresentam velocidade de contração lenta e podem executar trabalho com força relativamente baixa por um longo período de tempo, enquanto as fibras do tipo II possuem alta velocidade de contração e proporcionam elevados níveis de força, mas são pouco resistentes à fadiga [1, 3–5].

As diferentes fibras musculares coexistem na musculatura e suas proporções relativas são moduladas de acordo com a funcionalidade do músculo e o estímulo a que é submetido. Os estudos [6–8] investigaram a relação existente entre as proporções dos tipos de fibra e as funcionalidades dos músculos. Os pesquisadores relataram que os músculos envolvidos na sustentação do corpo e na locomoção (trapézio, escaleno médio, esternocleidomastoideo, esplênio cervical, sóleo, gastrocnêmio e tibial anterior) possuem maiores proporções de fibras do tipo I do que os músculos que podem ser recrutados para exercer força (bíceps braquial, tríceps braquial e vasto lateral). Os estudos [9–14] analisaram as variações na composição muscular decorrente da

prática de atividade física comparando atletas com sedentários e também atletas de diferentes modalidades esportivas. Foi observado que jogadores de futebol, corredores de velocidade e levantadores de peso possuem maiores proporções de fibras do tipo II do que pessoas sedentárias e corredores de longas distâncias. As pesquisas [15–19] exploraram a consequência do envelhecimento na modificação das proporções dos tipos de fibras e encontraram correlação positiva entre o aumento da idade e a diminuição das proporções de fibras do tipo II. A denervação muscular também foi estudada [20–25] para analisar alterações na composição muscular resultantes da ausência do estímulo neuromuscular. Os pesquisadores perceberam que nas primeiras semanas de denervação ocorre atrofia das fibras do II; depois de seis meses de denervação, a atrofia é perceptível nos dois tipos de fibra e a musculatura passa a ter predominância de fibras do tipo II.

Analisar as proporções dos tipos de fibras na composição muscular possui importante aplicabilidade em diversas situações, como por exemplo, na avaliação de treinamentos físicos e fisioterapêuticos. Para melhorar o desempenho de atletas, extensos protocolos de atividades físicas são propostos de acordo com a modalidade esportiva de interesse, visando, por exemplo, aumentar as proporções de fibras do tipo II para esportes de força e explosão, ou aumentar fibras do tipo I para esportes de longa duração e força reduzida. Se estas variações são observadas ao longo do treinamento, pode-se inferir que o protocolo utilizado é eficiente para melhorar a capacidade muscular do atleta [3]. Algumas miopatias congênitas, como a miopatia da parte central e a miopatia nemalínica, são caracterizadas pela predominância de fibras do tipo I em praticamente todos os músculos esqueléticos do corpo humano, e a evolução positiva do paciente perante o tratamento fisioterapêutico pode ser mensurada pelo aumento de fibras do tipo II na musculatura [26]. Em alguns casos, a lesão nervosa periférica (LNP) diminui a destreza do indivíduo em executar movimentos finos e precisos com o membro acometido. Em tais situações o fisioterapeuta utiliza protocolos de reabilitação que visam aumentar a proporção de fibras do tipo I e possibilitar que o controle motor fino seja restaurado [21].

Para identificar as diferentes proporções de tipos de fibra na composição da musculatura esquelética, muitos estudos realizam análises histoquímicas por meio da biópsia muscular. Harald Vikne et al. (2012) realizaram biópsia de diferentes músculos com o

objetivo de examinar a relação entre as diferentes proporções de tipos de fibras musculares em um mesmo indivíduo [6]. Rachel Nilwik et al. (2013) analisaram biópsias do músculo vasto lateral para determinar a relação entre a área da secção transversa do músculo e o tamanho das fibras musculares [15]. Embora seja muito utilizada, a biópsia muscular é um procedimento invasivo ao indivíduo e destrutivo à musculatura, pois pequenas amostras do tecido muscular são retiradas para serem analisadas. Além de sua natureza invasiva, a biópsia extrai um pequeno fragmento da musculatura, portanto, para conseguir representar o músculo como um todo, várias amostras precisam ser coletas. Para minimizar o efeito nocivo da biópsia, algumas pesquisas apostam na técnica de espectroscopia por ressonância magnética como procedimento alternativo e não invasivo para estudar a composição muscular. Tony Bex et al. (2014) compararam a composição muscular de voluntários treinados com voluntários não treinados por meio da espectroscopia do hidrogênio por ressonância magnética [27]. Audrey Baguet et al. (2012) investigaram a influência da idade, do gênero e da genética na composição muscular utilizando a espectroscopia dos músculos gastrocnêmio medial e sóleo [28]. Entretanto, apesar de não utilizar procedimentos invasivos, os resultados da espectroscopia por ressonância magnética são influenciados negativamente pela presença das células adiposas na musculatura [29]. A eletromiografia invasiva (EMGi) também é utilizada para estudar a composição muscular e o recrutamento dos diferentes tipos de fibras musculares. Sabrina Lee et al. (2011) utilizaram a EMGi para caracterizar o recrutamento e a ativação dinâmica de unidades motoras lentas e rápidas [30]. Yasin Seven et al. (2013) analisaram sinais de EMGi para determinar a influência do recrutamento de unidades motoras rápidas na densidade espectral de potência [31]. Entretanto, além de ser um procedimento invasivo, a EMGi fornece informações locais sobre as fibras musculares em que os eletrodos de agulha estão inseridos, sem representar o processo de contração de toda a musculatura.

Diferente da eletromiografia invasiva, a eletromiografia de superfície (EMGs) é uma técnica não invasiva que permite uma compreensão mais abrangente sobre o padrão de recrutamento do músculo de interesse, podendo ser utilizada para relacionar a composição muscular com algumas características extraídas do sinal. Sadoyama et al. (1988) analisaram o sinal EMGs no domínio do tempo e encontrou correlação linear entre a velocidade de condução e a área relativa de fibras do tipo II [32]. A pesquisa

realizada por Kupa et al. (1995) encontrou valores iniciais elevados de frequência mediana e velocidade de condução para musculaturas com maiores proporções de fibras do tipo II; os autores também relataram que estas características decrescem mais rapidamente nos músculos com maiores proporções de fibra do tipo II durante contrações sustentadas [33]. Björn Gerdle et al. (2000) encontraram correlação positiva entre o valor quadrático médio da amplitude do sinal EMGs e a proporção de fibras do tipo II [34]. No estudo realizado por Roberto Merletti et al. (2001), os pesquisadores afirmam que em contrações isométricas sustentadas as variações da frequência mediana e da velocidade de condução podem ser associadas aos tipos de fibras musculares [35]. No estudo realizado por James Wakeling (2009) foi utilizado sinais simulados de EMGs para defender a hipótese de que maiores proporções de unidades motoras rápidas contribuem para valores mais elevados de frequência no espectral do sinal [36]. Trent Herda et al. (2010) investigaram a relação existente entre a amplitude do sinal de EMGs e a força exercida por pessoas com diferentes proporções de tipos de fibras [37]. Hiroyuki Tsuboi et al. (2013) utilizaram as frequências média e mediana do sinal EMGs para relacionar a fadiga muscular com a proporção de fibras do tipo II [38].

Apesar dos estudos encontrados na literatura que relacionam a composição muscular com atributos extraídos do sinal de EMGs, não foram encontrados relatos que explorem a capacidade de cada característica em distinguir diferentes proporções de tipo de fibra, tão pouco pesquisas que analisam as características de forma combinada para atingir seus objetivos. A identificação dos parâmetros de sinais EMGs que discriminam com maior precisão diferentes proporções de tipos de fibras musculares pode contribuir para a diminuição da necessidade de biópsias do tecido muscular e para proporcionar ferramentas dinâmicas de fácil implementação que permitam analisar a composição da musculatura esquelética, possibilitando sua utilização em clínicas fisioterapêuticas para reabilitação muscular e também em instituições que visam desenvolver a capacidade muscular de atletas.

1.1 Objetivos

Diante do exposto, a proposta do presente estudo foi identificar as características dos sinais de eletromiografia de superfície que sejam capazes de distinguir, com maior

precisão, diferentes proporções de tipos de fibras. Também foi investigado a combinação de características por meio de modelos matemáticos apropriados.

Para tal, sinais emulados foram gerados para possibilitar uma variação controlada do recrutamento de diferentes unidade motoras, modificando também a quantidade e a taxa de disparo em que elas são recrutadas. Características no domínio do tempo e da frequência foram extraídas dos sinais emulados para detectar possíveis padrões nas variações das proporções de tipos de fibras. Técnicas de classificação e agrupamento foram utilizadas para avaliar a capacidade de cada característica em identificar grupos que possuem aspectos semelhantes. Os resultados dos agrupamentos foram confrontados com os grupos preditos por meio de procedimentos estatísticos para determinar quais as características são mais precisas para identificar variações de tipos de fibra estabelecidas nos sinais emulados. Posteriormente, as características consideradas sensíveis às variações foram utilizadas para analisar sinais EMGs reais para avaliação final da pesquisa.

1.2 Estrutura do trabalho

Este capítulo apresentou uma breve introdução do que é abordado nesta pesquisa, assim como os objetivos almejados do estudo e os passos que foram seguidos para concretizá-lo. Além disto, a presente dissertação está estruturada nos capítulos descritos a seguir.

Subsequente ao capítulo introdutório, o capítulo 2 fornece noções gerais sobre a base da pesquisa que é a musculatura esquelética, abordando sua definição, composição e suas alterações estruturais.

O capítulo 3 está focado nas características extraídas do sinal eletromiográfico de superfície que podem indicar alterações na musculatura esquelética.

No capítulo 4 é abordado as ferramentas computacionais utilizadas para classificar, avaliar e selecionar as características sensíveis à variação do tipo de fibra.

O capítulo 5 abrange a metodologia utilizada nos experimentos com sinais emulados e reais.

No capítulo 6 é exposto os resultados alcançados com os experimentos detalhados no capítulo 5.

O capítulo 7 discute os resultados obtidos ao longo da pesquisa.

Para finalizar, o capítulo 8 apresenta as conclusões finais da pesquisa, bem como as propostas para trabalhos futuros.

Capítulo 2

Musculatura esquelética

O tecido muscular é constituído por células com alto grau de contratibilidade, perfazendo entre 40 a 50% do peso corporal humano, com mais de 400 músculos com diferentes localizações e funções. A musculatura é especializada principalmente no deslocamento da estrutura física do corpo, mas também proporciona estabilidade postural e garante a regulação volumétrica dos órgãos. O tecido muscular pode ser subdividido em: tecido muscular cardíaco, tecido muscular liso e tecido muscular esquelético, sendo o último o propósito desse estudo [3, 39].

A musculatura esquelética, como pode ser visualizada na Figura 2.1, possui como estrutura mais externa o tecido conjuntivo denominado epimísio, responsável por separar os músculos e mantê-los no lugar. Internamente ao epimísio, conjuntos de fibras musculares são envoltas pelo perimísio, constituindo os fascículos. Interno à cada fascículo, encontra-se o endomísio circundando as fibras musculares.

As fibras musculares são células multinucleadas, alongadas e cilíndricas delimitadas pelo sarcolema. Cada fibra muscular é constituída por miofibrilas circundadas pelo sarcoplasma e possuem proteínas responsáveis pela contração muscular. De modo geral, as miofibrilas são integradas por dois miofilamentos proteicos: o miofilamento delgado, formado pelas proteínas actina, tropomiosina e troponina; e o miofilamento espesso, constituído pela proteína miosina. A disposição desses filamentos concede ao músculo esquelético uma feição estriada, apresentando regiões claras (filamento de actina) e escuras (filamentos de miosina) quando observado ao microscópio. Quando as proteínas desses miofilamentos se ligam, proporciona um mecanismo deslizante da cadeia de actina realizando então a contração da musculatura

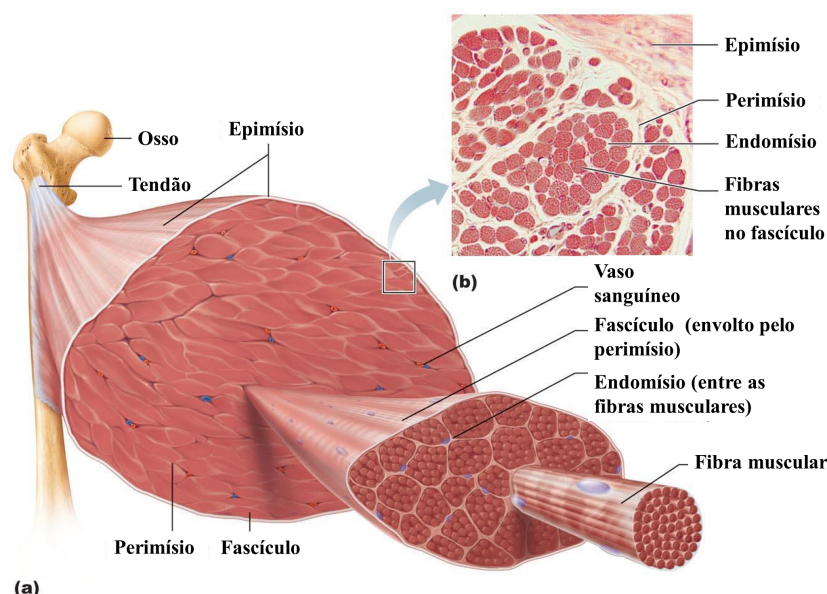


Figura 2.1: Estruturas da musculatura esquelética. Transcrição de Copyright © 2011 Pearson Education, Inc.

[3, 39–41].

O sistema motor, como pode ser visto na Figura 2.2, é a associação do músculo esquelético e das partes do sistema nervoso que estão vinculados ao músculo. Cada fibra muscular é innervada por uma única ramificação de axônio dos neurônios motores inferiores provenientes do corno ventral da medula espinhal. Esses neurônios são conhecidos como motoneurônios alfa e, conforme eles se propagam ao músculo, perdem a bainha de mielina e se ligam à musculatura, estabelecendo então a junção neuromuscular, local onde ocorre a comunicação entre essas estruturas.

Um neurônio motor alfa e todas as fibras musculares innervadas por ele compõem uma unidade motora (UM), considerada a unidade funcional básica do controle motor. O número de fibras musculares de uma unidade motora varia de acordo com o tipo e a funcionalidade do músculo. Por exemplo, UMs com poucas fibras musculares proporcionam força reduzida mas permite um controle motor fino e preciso, como é o caso dos músculos oculares. Enquanto UMs com grande quantidade de fibras oferecem maior força e um controle motor robusto, como os músculos dos membros inferiores [1, 4, 42].

As fibras musculares possuem características histológicas e morfológicas análogas entre si, entretanto, elas podem ser distintas quanto aos aspectos fisiológicos e bioquímicos, conseqüentemente, discernindo também suas funcionalidades. É essa

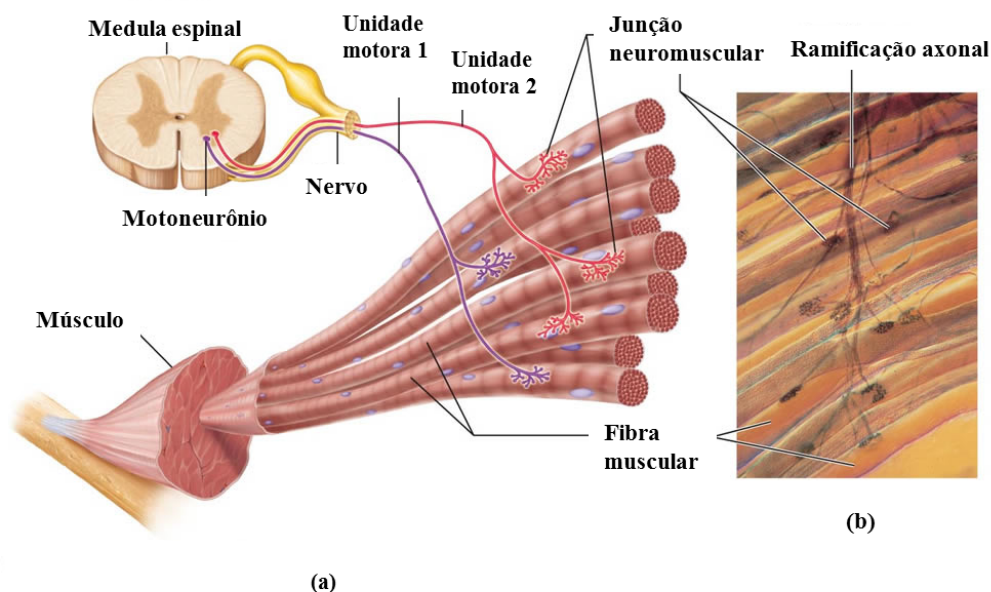


Figura 2.2: Representação da unidade motora. (a) Axônios dos motoneurônios que se estendem da medula espinal para o músculo. Cada axônio se divide em uma série de terminações axonais que formam junções neuromusculares com as fibras musculares espalhadas por todo o músculo. (b) Ramificações axonais para formar as junções neuromusculares, uma por fibra muscular (fotomicrografia de 330x). Transcrição de Copyright © 2011 Pearson Education, Inc.

heterogeneidade das fibras musculares que possibilita que o mesmo músculo seja recrutado em diversas tarefas, as quais requerem intensidade de força e duração do movimento diferentes para cada atividade [2, 43]. Para identificar as diferentes fibras musculares, são utilizados procedimentos distintos de classificação, resultando em uma terminologia para cada procedimento, como pode ser observado na tabela 2.1

Procedimento de classificação	Terminologia da classificação
Coloração	Vermelho ou Branco
Bioquímico	Oxidativo ou Glicolítico e Oxidativo ou Glicolítico
Histoquímico	Tipo I ou Tipo IIA ou Tipo IIB
Fisiológico	Contração lenta ou Contração rápida
Resistência à fadiga	Alta ou Moderada ou Baixa

Tabela 2.1: Diferentes procedimentos e suas respectivas terminologias para classificação das fibras musculares

A primeira classificação dos diferentes tipos de fibra que se tem relato aconte-

ceu em 1873, quando Ranvier classificou as fibras de acordo com sua coloração, identificando-as como fibras vermelhas ou brancas. Essa heterogeneidade de cores é decorrente do metabolismo enzimático (aeróbico ou anaeróbico), da concentração de mioglobina e da densidade de vascularização [44, 45].

Posteriormente outros procedimentos foram utilizados para classificação. O método histoquímico, uma das técnicas mais utilizadas, analisa a atividade da enzima ATPase nas cadeias proteica de miosina. Essa técnica foi proposta inicialmente por Padykuka e Herman (1955) e Engek (1962), efetuando a primeira separação das fibras entre Tipo I e Tipo II. Posteriormente, Guth e Samaha (1969), Brooke e Kaiser (1970) e Barnard et al. (1971) realizaram aprimoramentos no método por meio da pré-incubação alcalina e ácida. Como consequência, subgrupos foram adicionados à classificação original, sendo três grupos principais: I, IIA e IIB, e quatro grupos intermediários: IC, IIAB, IIAC, IIC [2, 46].

A classificação bioquímica explora o metabolismo das fibras musculares analisando a concentração de enzimas oxidativas e glicolíticas, possibilitando três agrupamentos: fibras de contração lenta e metabolismo oxidativo (*slow oxidative* - SO); fibras de contração rápida e metabolismo glicolítico e oxidativo (*fast oxidative glycolitic* - FOG); e fibras de contração rápida com metabolismo glicolítico (*fast glycolitic* - FG) [21, 45, 47].

Os aspectos fisiológicos das fibras musculares proporcionam uma diferenciação embasada na velocidade de contração e na sensibilidade à fadiga, resultando três organizações distintas: contração lenta com alta resistência à fadiga (*slow twitch* - S); contração rápida e resistente à fadiga (*fast twitch and fatigue resistant* - FR); e contração rápida e fatigável (*fast twitch and fatigable* - FF) [21, 48, 49].

Sendo assim, é possível generalizar e caracterizar as fibras musculares em tipo I ou tipo II. As fibras musculares do tipo I possuem diâmetro reduzido e são inervadas por neurônios motores alfa que também possuem diâmetro delgado. Elas apresentam uma extensa rede de vasos sanguíneos e capilares e possuem alta concentração de mioglobinas e mitocôndrias, proporcionando uma abundante fonte de energia aeróbica. Essa energia oferece à musculatura um longo período de atividade contrátil sem que haja fadiga muscular. Elas apresentam coloração avermelhada, velocidade de contração lenta e executam trabalho com uma força relativamente baixa. Por outro

lado, as fibras do tipo II são brancas e com alta velocidade de contração. Elas dispõem de enzimas ATPase com elevado grau de atividade, proporcionando à musculatura a execução de trabalho com maior potência, ou seja, força. Por possuírem uma quantidade reduzida de mitocôndrias, elas utilizam principalmente o metabolismo anaeróbico para realizar a quebra de ATP, convertendo glicogênio em ácido lático [1, 3–5].

Em um mesmo músculo esquelético, existe tanto fibra do tipo I quanto fibra do II. Entretanto, a proporção de um determinado tipo de fibra na área transversa da musculatura pode diferenciar de acordo com a demanda e o trabalho executado por ela. Musculaturas que são ativas por um longo período, como é o caso dos músculos posturais responsáveis por manter o corpo contra a ação da gravidade, apresentam maior proporção de fibras do tipo I, enquanto os músculos do quadríceps que podem exercer atividades de explosão, como em uma corrida de velocidade, necessitam de maior proporção de fibras do tipo II [3, 4, 45].

Portanto, uma mesma pessoa possui grupos musculares com proporções de tipo de fibras distintas devido à demanda funcional de cada músculo. Além disso, pessoas com hábitos diferentes apresentam proporções de tipo de fibra distintas para o mesmo músculo. Essas alterações musculares são acarretadas por diversos fatores, dentre eles: envelhecimento, atividade neuromuscular e prática de exercício físico [2, 45].

Com o avançar da idade as pessoas sofrem modificações musculares consideradas normais decorrente da inatividade física e também da degeneração do sistema nervoso superior e inferior. A redução da área transversa muscular observada no envelhecimento é decorrente principalmente da redução de fibras do tipo II, visto que pessoas idosas não costumam praticar exercícios físicos que necessitam de muita força. A diminuição de motoneurônios provocada pela degeneração nervosa implica na redução de unidades motoras, ou seja, a fibra muscular que perdeu a componente pré-sináptica da junção neuromuscular, recebe brotamento de neurônios alfa adjacentes, adequando-se à nova unidade motora. Portanto, a população da terceira idade possui musculatura com predomínio de fibras tipo I, resultando em músculos lentos e com baixa eficiência em realizar força [2, 45, 50–52].

A composição muscular também é modulada pela ausência de estímulos na junção neuromuscular, como ocorre em casos de lesões nervosas dos motoneurônios alfa. Nestes casos, é comum a utilização de eletroestimulador neuromuscular como

tratamento fisioterapêutico, proporcionando ao músculo acometido impulsos elétricos que se assemelham à atividade do neurônio motor e, conseqüentemente, minimizando os efeitos da lesão na musculatura. Na eletroestimulação é possível alterar parâmetros de frequência, duração e intensidade do pulso, o que pode gerar algumas alterações indesejadas. Por exemplo, a utilização de pulsos de alta frequência tendem a aumentar a proporção de fibras rápidas, assim como pulsos de baixa frequência e intensidade induzem a prevalência de fibras lentas. Portanto, analisar e acompanhar as variações na composição muscular ao longo do tratamento é extremamente importante para evitar que as características originais da musculatura sejam alteradas [1, 45, 53–55].

As fibras musculares também são adaptativas à prática de exercício físico. Em treinamento de força, a modificação muscular acontece principalmente com o aumento de fibra do tipo II e o aumento da área transversa do músculo. Por exemplo, no período de dois a três meses de treinamento, a proporção de fibras do tipo II nos músculos dos membros inferiores aumenta de 20 a 60%, enquanto a proporção de fibra tipo I permanece praticamente inalterada. Em treinamento de longa duração e baixa intensidade, ocorre alteração de fibras do tipo II para fibras do tipo I, aumentando a capacidade oxidativa do músculo para suprir a alta demanda metabólica, possibilitando um treinamento resistente à fadiga e sem aumento considerável do tônus muscular. Atletas maratonistas e nadadores apresentam proporções médias de 78% de fibras lentas e 22% de fibras rápidas para a musculatura do quadríceps; velocistas, saltadores e levantadores de peso apresentam em média uma proporção de 60% de fibras rápidas e 40% de fibras lentas para o mesmo músculo; enquanto pessoas que não realizam nenhuma atividade física específica apresentam musculatura com proporções aproximadamente iguais de tipo de fibra [2, 3, 5, 42, 45].

Independente do fator que irá favorecer as alterações de proporções de tipo de fibra na musculatura, estas alterações só ocorrem devido à existência das células satélites, também conhecidas como células miogênicas. As células satélites foram citadas pela primeira vez em 1961 pelo Alexander Mauro, definindo-as como mioblastos dormentes que não sofreram fusão durante a formação e desenvolvimento do tecido muscular. Ele hipotetizou que as células satélites estariam relacionadas com o crescimento e manutenção do músculo esquelético por meio de brotamento e regeneração

após uma lesão muscular, formando uma membrana em torno do núcleo da célula muscular e uma pequena quantidade de citoplasma. O conceito de célula satélite não sofreu grandes modificações desde então. Elas apresentam morfologia achatada e fusiforme; estão alinhadas paralelamente às miofibrilas; possuem aproximadamente 25 μm ; estão localizadas nas depressões da superfície da fibra, entre o sarcolema e o endomísio; algumas permanecem em estado de constante movimento ao longo de toda fibra; sua quantidade relativa diminui com o aumento da idade e com a inatividade muscular; são distribuídas ao longo de toda fibra, com maior concentração nas proximidades da junção neuromuscular; e são estimuladas com o aumento da demanda funcional das fibras musculares [56–60].

As células satélites são ativas com o aparecimento de microlesões nas fibras musculares, o que desencadeia o processo de regeneração muscular. A regeneração muscular acontece em três etapas: resposta inflamatória; ativação, diferenciação e fusão das células satélites; e maturação das novas fibras musculares. O primeiro estágio tem início com a decomposição do sarcolema da fibra lesionada, o que provoca um aumento de sua permeabilidade e resposta inflamatória com circulação de neutrófilos e macrófagos. O aumento das células de defesa dentro da fibra muscular dá início à segunda etapa da regeneração, na qual as células satélites abandonam seu estado de dormência e inicia o processo de mitose celular com um ciclo de aproximadamente 34 horas. Algumas células geradas do processo mitótico continuam dormentes dando origem a outras células satélites, uma porcentagem sofre fusão com as fibras e regeneram as microlesões musculares, e outras se fundem e formam novas miofibrilas, completando o último estágio do processo de regeneração muscular [57, 58, 60].

Embora haja essa capacidade de alteração e regeneração das fibras musculares, cada unidade motora é constituída com predominância de apenas um tipo de fibra muscular. Assim como as fibras musculares, os neurônios alfa também possuem características distintas. Unidades motoras de contração rápida são inervadas por motoneurônios calibrosos, com alta velocidade de condução do potencial de ação e alta frequência de disparo, variando entre 30 e 60 impulsos por segundo. Em contra partida, unidades motoras lentas dispõem de inervações com diâmetro afinado, velocidade de condução relativamente baixa e taxa de disparo com baixa frequência, entre 10 e 20 Hz [4].

Em 1960, Henneman et al. expôs pela primeira vez que o diâmetro dos motoneurônios possui influência direta nas características de recrutamento das unidades motoras, sendo recrutadas em ordem crescente de tamanho dos motoneurônios alfa, estabelecendo assim o princípio do tamanho [48, 61]. A resistência de membrana e a velocidade de condução do potencial de ação são inversamente proporcionais à área superficial do motoneurônio, portanto, a corrente iônica encontra menor resistência em motoneurônios calibrosos, resultando em um limiar de ativação das UMs superior e decorrente recrutamento tardio em relação às fibras musculares lentas [4, 42].

O potencial de ação é uma transição eletroquímica de curta duração que sucede ao longo da membrana celular axonal, sem que haja redução e deformação da sua forma de onda. Em estado de repouso, as fibras nervosas possuem um potencial intracelular negativo em relação ao líquido extracelular. Essa diferença de potencial de membrana é decorrente da concentração heterogênea principalmente dos íons sódio e potássio. No citosol da membrana celular existe maior quantidade de potássio, enquanto o sódio apresenta maior proporção no exterior da célula. Quando acontece estimulação na membrana nervosa, essas concentrações iônicas são invertidas (despolarização da membrana) e um influxo de íons sódio para a região citoplasmática é estabelecida, tornando-a menos negativa. Se esse influxo for suficiente para atingir o limiar de membrana, então o potencial de ação é gerado. Posteriormente, canais de sódio são fechados enquanto canais de potássio são abertos, permitindo a repolarização da membrana por meio da saída de íons potássio. Mesmo quando o potencial citosólico se torna negativo, os canais de potássio continuam abertos por um curto período, assim, ocorre uma hiperpolarização da membrana. Essa hiperpolarização permanece até que os canais de sódio fechem e as bombas de sódio e potássio reestabeleçam as concentrações iônicas iniciais e o potencial de membrana retorne ao repouso [1, 4, 5].

Com o potencial de ação estabelecido em um ponto da membrana, as regiões adjacentes à excitação também são estimuladas, propagando o potencial de ação ao longo do axônio até atingir a região pré-sináptica da junção neuromuscular. A despolarização da membrana no terminal axonal provoca a abertura de canais de cálcio permitindo o influxo desse íon. A convergência do cálcio faz com que as vesículas sinápticas liberem neurotransmissores acetilcolina na fenda sináptica e se liguem aos receptores nicotínicos presentes na região pós-sináptica, aumentando a permeabili-

dade da membrana das fibras musculares ao sódio e ao potássio. O fluxo desses íons provoca um potencial de ação que é dissipado por toda fibra muscular, causando a liberação de grande quantidade de cálcio presente no interior do retículo sarcoplasmático. O cálcio se liga à proteína troponina provocando um deslocamento na tropomiosina fazendo com que os sítios ativos da actina sejam expostos. Dessa forma, a molécula de actina pode se ligar à ponte cruzada de miosina que, ao liberar energia por meio da molécula de difosfato de adenosina, produz um movimento angular responsável pelo encurtamento do sarcômero e consequente contração muscular. Essa ligação entre miosina e actina permanece até que uma molécula de trifosfato de adenosina seja ligada à cabeça da miosina, retornando ao seu posicionamento inicial de repouso [1, 3, 4].

A somação dos potenciais de ação individuais e combinados das UMs resulta na contração da musculatura esquelética, que pode ser controlada de forma gradual por meio do sistema nervoso central e periférico. A modulação da força ocorre por meio do aumento na taxa de disparo dos neurônios motores e também pelo aumento na quantidade de UMs recrutadas, seguindo o princípio do tamanho. Com isso, atividades musculares que não necessitam de força recrutam apenas as fibras musculares lentas, enquanto atividades musculares de resistência recrutam tanto as UMs lentas quanto as rápidas, aumentando o número de UMs para exercer a força requerida. Algumas musculaturas da mão recrutam todas as suas UMs quando atingem um nível aproximado de 60% da sua força máxima, enquanto o bíceps braquial, deltóide e tibial anterior continuam aumentando a quantidade de UMs recrutadas até, aproximadamente, 80% de sua força máxima [1, 4, 42].

Capítulo 3

Extração de características do sinal eletromiográfico

A eletromiografia de superfície é capaz de mensurar manifestações fisiológicas que acontecem internamente na musculatura sem que haja a necessidade de procedimentos invasivos e desconfortáveis. A EMGs é eficiente para analisar de forma ampla as respostas causadas por processos musculares voluntários, como a geração de força e movimento [48, 62]

O sinal eletromiográfico de superfície é constituído pela somação de potenciais de ação gerados por unidades motoras com taxas de disparo distintas, resultando em um processo não estacionário e estocástico com média zero e variância aleatória. Consequentemente, é possível estimar o nível de recrutamento de UMs por meio de características calculadas no domínio do tempo e da frequência [63].

Explorando relatos da literatura sobre EMGs, é possível notar que existe uma quantidade considerável de variáveis sendo extraídas dos sinais de EMGs para avaliações distintas. De certa forma, todas carregam informações sobre o recrutamento de UMs. Entretanto, ainda não se sabe ao certo como tais variáveis podem contribuir para elucidação do problema que se estuda neste trabalho. Assim, decidiu-se avaliar o conjunto daquelas variáveis mais utilizadas na literatura em métodos associados à decomposição de sinais e classificação de padrões mioelétricos. A pesquisa realizada neste contexto, resultou em 13 características [63–69], que serão detalhadas a seguir. Também será apresentada uma técnica de agrupamento de duas ou mais características dos sinais de EMGs, numa tentativa de se obter informações indiretas associadas à

composição muscular. Neste estudo, iremos analisar as variáveis mais utilizadas na extração de características do sinal EMGs segundo os relatos que encontrados na literatura.

3.1 Média dos valores absolutos

A média dos valores absolutos (MVA) é uma das ferramentas mais utilizadas para análise de sinal EMGs. Ela permite explorar a eletromiografia em termos de amplitude do sinal, fornecendo parâmetros para detecção de começo e fim da atividade muscular. Estudos relatam que o aumento do nível de força e consequente aumento no recrutamento de UMs é perceptível mediante análise da MVA, pois a maior quantidade de fibras musculares recrutadas promove aumento dos potenciais de ação de unidades motoras (PAUMs) no processo de somação detectado na EMGs [70–72]. Musculaturas que apresentam maiores proporções de fibras do tipo II manifestam valores de MVA mais elevados devido ao limiar de ativação deste tipo de fibra muscular, acarretando em PAUMs de maiores amplitudes e maior contribuição no sinal de EMGs [48].

A MVA é calculada segundo a equação 3.1, onde N é a quantidade de pontos do sinal discreto e X_n representa a n -ésima amostra.

$$MVA = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |X_n| \quad (3.1)$$

3.2 Média das diferenças absolutas

A média das diferenças absolutas (MDA) é uma versão modificada da MVA que considera a diferença dos valores entre amostras adjacentes, como pode ser observado pela equação 3.2.

$$MDA = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |X_{n+1} - X_n| \quad (3.2)$$

Como se nota, a MDA também está relacionado com o comprimento, a amplitude e a frequência da forma de onda do sinal eletromiográfico [65, 73, 74]. Portanto,

esta característica engloba os processos fisiológicos como um todo, representando variações tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência.

3.3 Média das segundas diferenças absolutas

A média das segundas diferenças absolutas (MSDA) é uma suavização da MDA, funcionando como filtro das amostras que são influenciadas por características de altas frequências. Matematicamente temos:

$$MSDA = \frac{1}{N-2} \sum_{n=1}^{N-2} |X_{n+2} - X_n| \quad (3.3)$$

3.4 Valor quadrático médio

O valor quadrático médio do sinal (do inglês *root mean square* – RMS) permite analisar o sinal no domínio do tempo e possui relação direta com o nível de força muscular quando não existe a manifestação do processo de fadiga muscular. Atividades que requerem aumento gradativo do nível de força, o que chamamos de exercício em rampa, apresentam elevações dos valores de RMS proporcionais ao nível de força. Porém, quando a contração muscular é sustentada em isometria, o aumento na taxa de disparo para manter as fibras musculares em estado de contração, pode não ser suficiente para conservar o nível de força requerido, ocorrendo então, o fenômeno fisiológico natural de fadiga muscular [48, 75].

Assim, além de possibilitar a comparação do nível de força muscular, o valor quadrático médio proporciona critérios para analisar fadiga muscular e proporções de fibras musculares. Matematicamente, o RMS é expresso da seguinte forma:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X_n^2} \quad (3.4)$$

onde N é o tamanho do sinal analisado e n é o índice da n -ésima amostra do sinal.

3.5 Frequência mediana

Frequência mediana (FMD) é definida como a frequência que divide o espectro de potência em duas regiões de energias iguais. A FMD é calculada segundo a equação 3.5, onde P_j é a distribuição de potência por unidade de frequência e M é a quantidade de frequências estimadas pelo cálculo de densidade espectral de potência.

$$FMD = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M P_j \quad (3.5)$$

A composição do músculo esquelético em relação aos tipos de fibras e suas concentrações possui grande influência em características relacionadas com o conteúdo espectral do sinal eletromiográfico. Estudos apontam que FMD elevada é observada em músculos com grandes concentrações de fibras do tipo II durante execução de tarefas de força crescente, como as contrações em rampa que aumentam a força gradualmente até atingir 100% de sua força máxima [34, 75–77]. Em tarefas em que o objetivo é analisar fadiga muscular por meio de contração sustentada, é observado um decréscimo mais acentuado em músculos com grande área transversa de fibras do tipo II, já que essas fibras musculares são mais sensíveis à fadiga [33, 34, 75, 77, 78].

3.6 Frequência média

Frequência média (FM) representa a média das frequências constituídas em uma densidade espectral de potência, podendo ser calculada da seguinte forma:

$$FM = \frac{\sum_{j=1}^M f_j P_j}{\sum_{j=1}^M P_j} \quad (3.6)$$

onde P_j é a distribuição de potência por unidade de frequência, M é a quantidade de frequências estimadas pela densidade espectral de potência e f_j é a frequência do espectro.

A FM possui comportamento similar à FMD: em tarefas em que o aumento da força acontece de forma gradual existe um aumento também gradual da FM; e em tarefas de contração sustentada por tempo determinado, acontece um decaimento da FM [75, 78].

Em casos de neuropatia do motoneurônio alfa, onde a excitação na junção neuromuscular é interrompida por um período de tempo de acordo com a gravidade da neuropatia, ocorre redução das UMs, portanto as UMs remanescentes são recrutadas com taxa de disparo mais elevada para suprir a demanda de força muscular, fenômeno que pode ser observado tanto na MF quanto na FMD [20, 79].

3.7 Cruzamento por zero

Cruzamento por zero (CZ) contabiliza a quantidade de vezes em que a amplitude do sinal cruza o nível de referência zero, portanto é um atributo mensurável no domínio do tempo que fornece informações relacionadas à frequência do sinal eletromiográfico. Assim como as características de FMD e FM, alterações na frequência do sinal decorrente do recrutamento das fibras musculares são perceptíveis por meio do CZ [63, 65, 73].

Matematicamente temos:

$$CZ = \sum_{n=1}^{N-1} f(W_n \cdot W_{n+1}); \quad (3.7a)$$

$$f(W) = \begin{cases} 1, & \text{se } W \leq 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.7b)$$

onde N representa a quantidade de amostras do sinal e W os valores observados no sinal.

O CZ é sensível ao tamanho da amostra, portanto, comparações entre amostras devem ser feitas considerando o mesmo tamanho de janela do sinal [63].

3.8 Variância amostral

A variância amostral (VAR) é uma medida de dispersão do sinal, indicando a média das distâncias entre as amostras e a média do conjunto de dados, sendo esta distância (diferença) elevada ao quadrado. O cálculo da variância utiliza os quadrados das diferenças para atribuir maior peso às amostras distantes da média (*outliers*) do

que os valores muito perto da média, além de impedir que os valores acima da média anulem os valores abaixo da média, o que poderia resultar em variações iguais a zero.

O valor da variância é dado pela unidade original ao quadrado, portanto, no caso dos sinais de EMG, o resultado da variância do sinal é dado em V^2 .

Durante a modulação de força, a variância do sinal aumenta em decorrência do maior número de unidades motoras recrutadas. Seguindo o princípio do tamanho [61], fibras musculares do tipo II são recrutadas subsequente ao recrutamento das fibras do tipo I, sendo que ambos os tipos de fibra possuem frequências de disparo diferentes entre si [48]. Portanto, espera-se que tais processos influam, pelo menos em parte, nas variações da VAR durante contrações musculares mais intensas que necessitam do recrutamento das fibras do tipo I e do tipo II.

A variância do sinal pode ser calculada da seguinte forma:

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (3.8)$$

3.9 Desvio padrão

As medidas de variância e desvio padrão estão relacionadas com a média dos valores de um conjunto de dados e a distância entre cada amostra e esta média, e por isto, seus significados são relativamente similares. Por definição, o desvio padrão (DP) também indica o quão disperso o sinal está em relação à média, entretanto, ele é calculado pela raiz quadrada da medida de variância [80]. Extrair a raiz quadrada da variância permiti analisar o valor de dispersão na mesma unidade que os dados originais, que no caso de sinais eletromiográficos, o desvio padrão seria dado em Volts (V).

Matematicamente temos:

$$DP = \sqrt{VAR} \quad (3.9)$$

3.10 Intervalo do sinal

O intervalo do sinal (IS), também conhecido como extensão do sinal, representa a diferença entre as amplitudes máxima e mínima do sinal eletromiográfico. Assim como o valor RMS, o IS está intimamente relacionado com a força exercida na contração muscular, pois quanto maior a força, maior será o intervalo de amplitude do sinal em tarefas em que não há presença de fadiga muscular [48, 81].

O IS é calculado por meio da seguinte fórmula:

$$IS = \max(x) - \min(x) \quad (3.10)$$

3.11 Intervalo interquartil do sinal

O intervalo interquartil do sinal (IIS) também é uma medida estatística que fornece informações sobre a variabilidade do sinal, porém ele é baseado na divisão em quatro partes (quartis) do sinal. Ele é calculado segundo a equação 3.11, onde n representa o tamanho da amostra e X as amplitudes do sinal no terceiro quartil e no primeiro quartil. Assim, o IIS é dado pela diferença entre o terceiro quartil e o primeiro quartil da amostra, indicando como 50% dos dados estão distribuídos.

$$IIS = X_{0,75n} - X_{0,25n} \quad (3.11)$$

3.12 Entropia de Shannon

A medida de entropia é um parâmetro capaz de especificar a regularidade de um sinal, indicando o nível de complexidade e imprevisibilidade inerente ao mesmo. Valores elevados de entropia em sinais eletromiográficos podem estar relacionados com o aumento da atividade muscular e consequente aumento no recrutamento das UMs [82]. Existem vários métodos para computar a entropia de um sinal, podendo ser calculado no domínio do tempo ou da frequência [83].

A entropia de Shannon (ES) é o método mais utilizado e considera o domínio do tempo e a distribuição de densidade de probabilidade (P_i), e pode ser calculado se-

gundo a equação 3.12.

$$ES = - \sum_{i=1}^k P_i \log P_i \quad (3.12)$$

3.13 Entropia espectral

Diferente da entropia de Shannon, a entropia espectral (EE) é computada no domínio da frequência, portanto é necessário extrair o espectro de potência do sinal a ser analisado. Desta forma, a EE pode ser calculada por meio da equação 3.13, onde P_i são as amplitudes espectrais da região de frequência i e k é o número de frequências que constituem o espectro do sinal.

$$EE = \frac{- \sum_{i=1}^k P_i \log P_i}{\log k} \quad (3.13)$$

A EE expressa a complexidade existente em um sinal de acordo com as frequências que o compõe. As fibras musculares possuem frequências de disparo associado ao diâmetro de suas fibras e dos axônios que as inervam, portanto, a EE pode ser um indicador de composições musculares distintas observadas pela eletromiografia.

3.14 Análise de componentes principais

Analisar um extenso conjunto de variáveis pode ser uma tarefa árdua e muitas vezes inconclusivas devido à dimensionalidade exacerbada dos dados, por isso, técnicas que objetivam a redução de dimensionalidade muitas vezes são utilizadas para auxiliar a análise multivariada de dados. Uma destas técnicas é a análise de componentes principais (ACP), que é amplamente utilizada em distintas áreas, como meteorologia, processamento de imagens, análises genômicas, recuperação de informação e análises de sinais biométricos. A ACP é uma ferramenta estatística não supervisionada que visa identificar padrões em um conjunto multidimensional de variáveis não correlacionadas, destacando suas similaridades e diferenças para manter o máximo de informação e variabilidade de todas as variáveis originais, expressando-as por meio de novas variáveis não correlacionadas, as componentes principais (CPs) [84–87].

Para encontrar as PCs de um conjunto de dados, primeiramente é necessário encontrar a relação existente entre as variáveis, que pode ser constatada por meio do cálculo da covariância, detalhado na equação 3.14, onde K representa o número de observações de cada variável, I e J indicam a interação entre a I -ésima e J -ésima variável. A covariância é sempre mensurada entre duas dimensões e sua grandeza estabelece o quanto uma variável é dependente da outra, ou seja, se seu valor resultante for positivo, significa que as variáveis aumentam proporcionalmente, mas se o número for negativo, indica que as variáveis são inversamente proporcionais, enquanto uma variável aumenta a outra diminui [84, 85].

$$S_{IJ} = \frac{n \sum X_{IK} X_{JK} - \sum X_{IK} \sum X_{JK}}{[n(n-1)]} \quad (3.14)$$

Comumente a covariância resultante da equação 3.14 é expressa por meio de uma matriz, como mostrado em 3.15, sendo P a quantidade de variáveis.

$$S = \begin{bmatrix} s_1^2 & s_{12} & \cdots & s_{1P} \\ s_{12} & s_2^2 & \cdots & s_{2P} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ s_{1P} & s_{2P} & \cdots & s_P^2 \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

Porém, o cálculo da covariância não pode ser aplicado em variáveis que possuem unidades de grandezas distintas, como por exemplo, unidades de frequência (Hz) e unidades de amplitude (V), o que poderia gerar análises errôneas de variabilidade amostral. Nestes casos, é necessário padronizar as unidades por meio da matriz correlação (R) dada pela equação 3.16a, onde D^{-1} é a transposta da matriz 3.16b e S é a covariância encontrada em 3.15 [84, 87].

$$R = D^{-1} S D^{-1} \quad (3.16a)$$

$$D = \begin{bmatrix} s_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & s_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & s_P \end{bmatrix} \quad (3.16b)$$

Com a matriz correlação estabelecida, é possível progredir no algoritmo da ACP encontrando os autovetores e os autovalores da matriz correlação que melhor repre-

sentam as variáveis padronizadas. Os autovetores são responsáveis por indicar os padrões existente no conjunto de dados, fornecendo informações sobre a direção em que as variáveis estão projetadas e também sobre o comportamento de cada variável em relação às demais, sendo todos os autovetores ortogonais entre si. Os autovalores indicam o grau de variação dos autovetores, ou seja, grandes autovalores significam que naquela direção do autovetor correspondente existe grande variância dos padrões encontrados [85, 88].

Matematicamente, os autovalores e os autovetores são calculados pelas equações 3.17a e 3.17b respectivamente, onde L representa o autovalor, I é a matriz identidade (onde a diagonal principal é igual a 1 e a diagonal secundária é igual a zero) e U indica o autovetor [84].

$$|R - LI| = 0 \quad (3.17a)$$

$$U^{-1}RU = L \quad (3.17b)$$

Geometricamente, os autovetores estabelecem os eixos principais de rotação relacionados com as coordenadas originais normalizadas. Para exemplificar esta definição geométrica, iremos analisar as figuras 3.1 e 3.2 retiradas de Jackson (2005), as quais referenciam dois métodos distintos utilizados para explorar a composição química de 15 amostras divergentes. As componentes do autovetor 1, U_{11} e U_{21} , foram calculadas e estão expostas na figura 3.1, sendo $U_{11} = .7236$ o cosseno entre o autovetor 1 encontrado e o vetor original do método 1, e $U_{21} = .6902$ o cosseno entre o autovetor 1 e o eixo referente ao método 2. Enquanto as componentes do segundo autovetor, U_{12} e U_{22} , estão representadas na figura 3.2, onde $U_{12} = -.6902$ indica o cosseno entre o eixo do método 1 e o segundo autovetor, e $U_{22} = .7236$ representa o cosseno formado entre os eixos do autovetor 2 e do método 2 [84].

Portanto, cada variável original possui um autovetor e um autovalor que a representa. Para alcançar o objetivo principal de redução de dimensionalidade, nem todos os autovetores são utilizados para compor as CPs. Portanto, é necessário escolher qual destes vetores mantêm o máximo possível da variação presente no conjunto de dados originais. Esta escolha baseia-se nos valores encontrados em cada autovalor.

A somação de todos os autovalores consegue representar 100% dos dados origi-

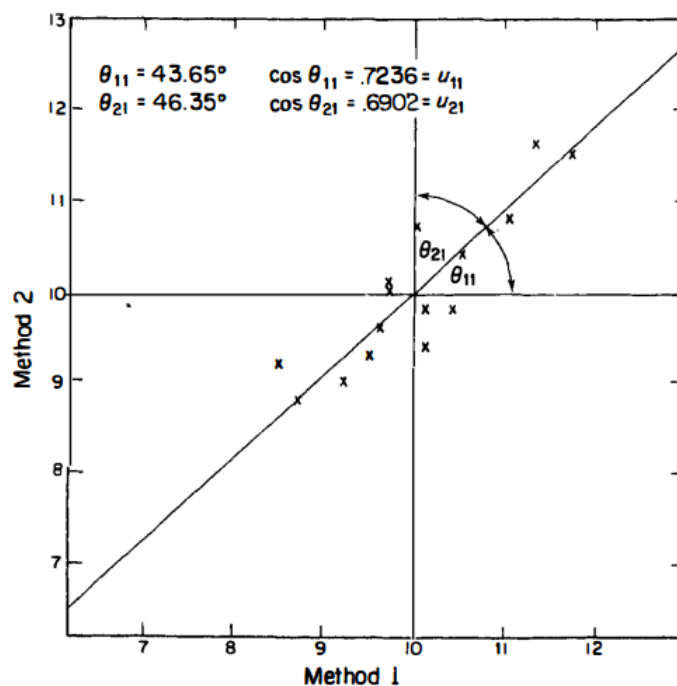


Figura 3.1: Direções dos cossenos encontrados para o autovetor 1 [84].

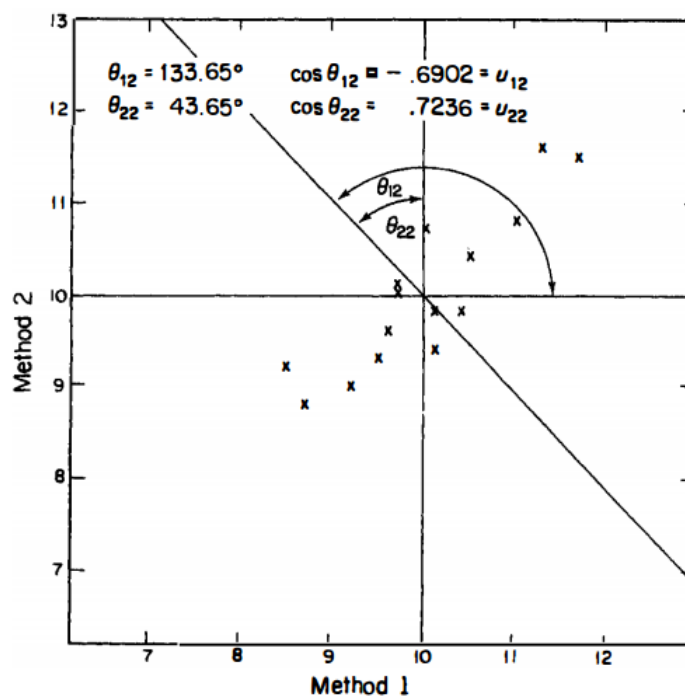


Figura 3.2: Exemplo das direções dos cossenos encontrados para o autovetor 2 [84].

nais, então é necessário estimar qual o nível aceitável de perda em relação à variação dos dados para escolher quais os autovetores são mais significantes para compor as CPs. Usualmente é adotado um erro de 10% na variação dos dados, portanto os autovalores que somados representam 90% dos valores originais são utilizados nas CPs [84, 85].

Nessa fase do algoritmo é possível encontrar as novas variáveis não correlacionadas, que são baseadas nos autovetores e autovalores que melhor representam os dados originais. As componentes principais são calculadas segundo a equação 3.18, onde X são as observações referente às variáveis originais e U_s os autovetores escolhidos.

$$CP = U_s^{-1}X \quad (3.18)$$

Assim, é possível analisar um conjunto de dados originais com multivariáveis por meio das componentes principais, as quais representam os dados com a maior variação possível e com redução da dimensionalidade original.

Neste trabalho iremos analisar o desempenho das componentes principais em relação às características originais, verificando se as informações obtidas com a ACP são suficientes para identificar as diferentes proporções de tipos de fibras musculares nos sinais EMGs.

Capítulo 4

Metodologia experimental

O diagrama exposto na figura 4.1 destaca as unidades básicas que compõem a metodologia a ser adotada nesta pesquisa para consecução dos objetivos propostos. Primeiramente, sinais emulados são gerados para proporcionar informações conhecidas e controladas sobre o sinal eletromiográfico e assim permitir a aferição de cada característica como elemento capaz de diferenciar proporções de tipos distintos de UMs. As características selecionadas são extraídas e utilizadas para realizar o agrupamento (K-means) dos sinais de EMG simulados, de acordo com as proporções de tipos de fibras. A acurácia do agrupamento resultante, para cada característica, é calculada por meio da matriz confusão e, posteriormente, aplica-se o teste de capacidade para selecionar as características com maior potencial para diferenciação de sinais EMG a partir da proporção de tipos de fibras em sua composição. As características mais eficientes são também agrupadas por meio da ACP e estas são igualmente avaliadas conforme descrito para as características isoladas. Por fim, as características com maior capacidade de diferenciação de tipos de sinais EMG, a partir de suas proposições de tipos de fibras, são utilizadas para análise de sinais de EMGs reais, coletados em grupos amostrais distintos.

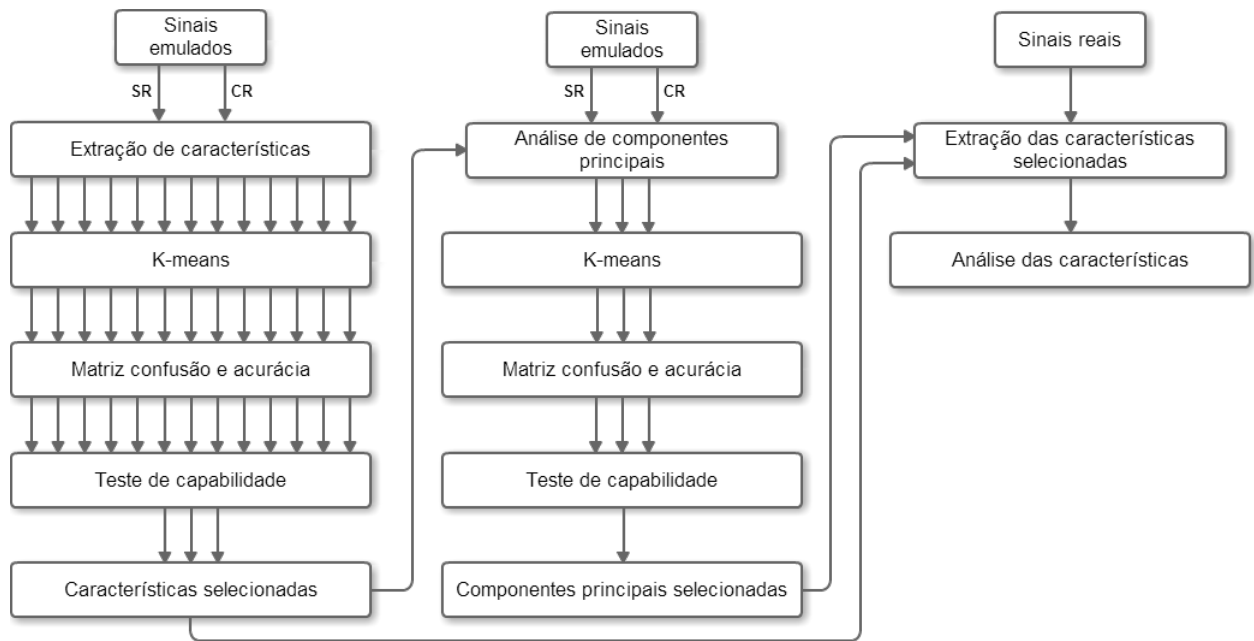


Figura 4.1: Diagrama da metodologia experimental utilizada para o desenvolvimento da pesquisa

4.1 Experimentos com sinais emulados

4.1.1 Desenvolvimento dos sinais emulados

Para selecionar as características que apresentam resultados satisfatórios na identificação de diferentes proporções de tipos de fibras, sinais emulados foram gerados para proporcionar informações conhecidas e controladas, possibilitando a validação da metodologia utilizada como ferramenta de classificação.

Os sinais sintéticos foram gerados utilizando o simulador de sinais de EMG proposto por Andrade et al. [89]. O simulador utiliza sinais reais de eletromiografia captados na musculatura do primeiro interósseo dorsal da mão durante o movimento de abdução do dedo indicador, a contração foi sustentada por 30 segundos sem que houvesse carga resistiva contra o movimento. Com isso, foram obtidos aproximadamente 1000 potenciais de ação de unidades motoras que posteriormente foram agrupados em 15 diferentes unidades motoras.

Relatos da literatura [30, 42, 48, 90, 91] indicam que fibras musculares de contração rápida possuem potencial de ação com comprimento de onda reduzido e pico máximo acentuado em relação às fibras de contração lenta. Portanto, os conjuntos originais de PAUMs com duração de onda variando entre 10 e 18 ms, foram reamos-

trados e geraram outros 15 grupos de PAUMs com duração reduzida de 3 a 8 ms. Consequentemente, podemos considerar que temos um conjunto com PAUMs provenientes de 15 UM de contração lenta (PAUMs originais) e outro conjunto com 15 UM de contração rápida (PAUMs geradas).

Os sinais foram emulados considerando um tempo total de 2 segundos de amostra e frequência de amostragem de 10.040 Hz, respeitando a frequência utilizada na aquisição dos sinais originais. A taxa de disparo média foi definida aleatoriamente seguindo o intervalo de variação para cada tipo de fibra, no qual PAUMs lentos possuem a taxa de disparo dentro dos intervalos de 8 a 15 Hz, enquanto PAUMs variam entre 12 a 24 Hz [92–94]. O desvio padrão para a frequência média foi estabelecido pelo coeficiente de variação com valores entre a faixa de 0,1 e 0,25, também definido de forma randômica [89, 95].

Posteriormente, sequências de PAUMs foram alocadas no tempo conforme o tamanho total do sinal e a taxa de disparo do PAUM, resultando em trem de potenciais de ação da unidade motora (TPAUM) para cada UM, e a combinação dos diferentes TPAUMs compõem o sinal eletromiográfico sintético. Para permitir uma análise do comportamento de cada característica perante à variação dos tipos de fibras recrutadas e, principalmente, examinar como essas variações são classificadas pelo método de agrupamento de K-means, os sinais emulados foram constituídos alterando a quantidade de UMs recrutadas.

Foram gerados 4 grupos com 100 sinais cada, sendo: sinais compostos com 100% de recrutamento de UMs lentas (P1), 75% de UMs lentas e 25% de UMs rápidas (P2), 25% de UMs lentas e 75% de UMs rápidas (P3), e 100% de UMs rápidas (P4), conforme pode ser observado na figura 4.2. Anatomicamente, é pouco provável que um músculo esquelético seja constituído puramente de fibras de contração rápida como é o caso do grupo P4, entretanto, os sinais foram emulados com esta ressalva para observar as consequências provocadas em cada característica decorrente de uma musculatura constituída predominantemente de fibras rápidas.

Por fim, um novo pacote de sinais sintéticos foi gerado a partir dos 400 iniciais por meio da incorporação de atividade de fundo (ruído) com relação sinal-ruído de 20 dB. Assim, obteve-se dois grupos gerais de dados: sinais sem ruído (SR) e com ruído (CR), sendo ambos constituídos por 4 subgrupos (P1, P2, P3 e P4 para o grupo SR;

P1', P2', P3' e P4' para o grupo CR).

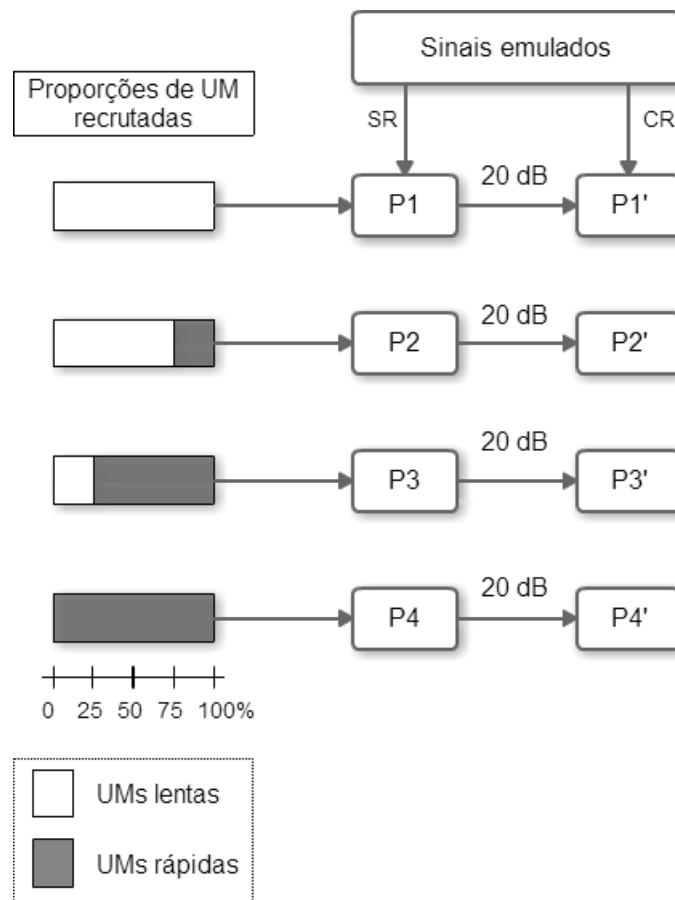


Figura 4.2: Diagrama da metodologia utilizada para simular os sinais de EMG

4.1.2 Extração de características

Para extrair as características detalhadas no capítulo 3, os sinais emulados foram processados por rotinas desenvolvidas em Matlab® (The MathWorks Inc, Natick, Massachusetts, USA). As treze características no domínio do tempo e da frequência foram extraídas dos sinais emulados separadamente, respeitando os grupos majoritários (SR e CR). Seus resultados foram organizadas em 2 matrizes distintas para cada grupo majoritário, onde as colunas correspondem às características e as linhas representam os valores obtidos para cada sinal. Portanto, cada matriz é constituída por 13 colunas (número de características) e 400 linhas (número de sinais emulados).

4.1.3 K-means

Subsequente ao processo de extração de características, foi utilizado o método para classificar os sinais emulados. Para analisar as informações provenientes de sinais EMG distintos, como é o caso dos nossos sinais emulados (P1, P2, P3 e P4; P1', P2', P3' e P4'), é comum a utilização de técnicas de agrupamento de dados, visando a separação das amostras em diferentes grupos de acordo com a similaridade entre elas [96–99]. Os grupos são dispostos de maneira a permitir máxima semelhança entre as amostras de um mesmo grupo e maior discrepância entre os diferentes grupos.

K-means é uma técnica de classificação estatística não supervisionada e não hierárquica, por isso é desprovida de possíveis influências externas do pesquisador e não estabelece nenhuma dependência entre os grupos [100, 101]. Matematicamente, é definida pela distância entre as amostras e o centro de cada grupo, mas a técnica é maleável quanto à escolha da métrica a ser utilizada, permitindo optar pelo cálculo que melhor se enquadra ao conjunto de dados que será classificado. Quando o conjunto de dados apresenta muitas dimensões no espaço, métricas como o cosseno, correlação e soma das diferenças absolutas são utilizadas. Por outro lado, para classificar um conjunto de dados com dimensionalidade reduzida, a métrica mais empregada é a distância Euclidiana [101].

A técnica de K-means utiliza um algoritmo simples de agrupamento que visa encontrar K grupos sem que haja sobreposições entre os diferentes grupos, assim, cada amostra pode pertencer a apenas um grupo. O processo de agrupamento por K-means se dá em quatro etapas. Primeiro, K centróides iniciais são selecionados aleatoriamente, onde o centróide representa o centro do grupo que é tipicamente a média dos pontos daquele grupo, e K é especificado pelo usuário e indica o número de grupos de separação desejado. Segundo, cada amostra é atribuída ao centróide mais próximo por meio da métrica utilizada para encontrar a distância entre os objetos, assim, o conjunto de amostras atribuídas à cada centróide originam um grupo. Posteriormente, os K centróides são atualizados com base nos pontos atribuídos a cada grupo, objetivando melhorar a atribuição das amostras. Finalmente, os processos anteriores são repetidos até atingir o critério de convergência, ou seja, até que nenhuma amostra seja atribuída a um grupo diferente do antecedente [101, 102]. A figura 4.3 representa as interações realizadas no processo de agrupamento para 3 grupos distintos, sendo

a quarta interação o resultado final de K-means.

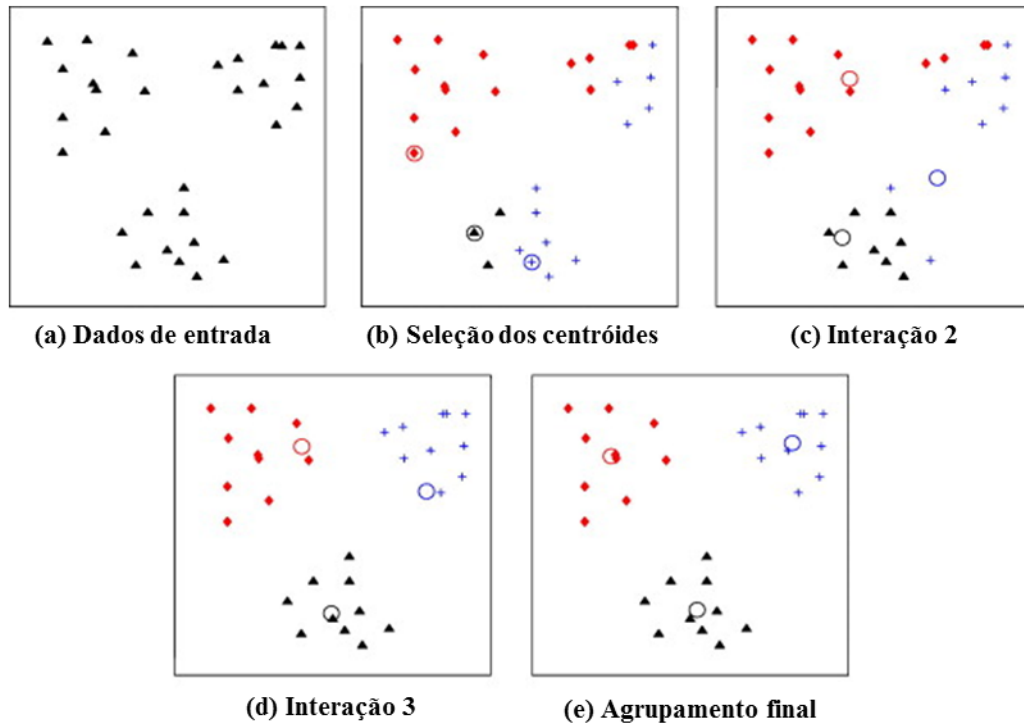


Figura 4.3: Exemplo do processo de agrupamento realizado na atribuição dos dados em 3 grupos distintos por meio do algoritmo de K-means. (a) Dados de entrada distribuídos em 2 dimensões. (b) Centróides atribuídos inicialmente. (c) e (d) atualização dos centróides baseada nas amostras atribuídas para cada grupo. (e) resultado final das interações realizadas pelo processo de agrupamento de K-means. Modificada de [100].

Matematicamente, k-means é calculado por meio das equações 4.1a e 4.1b, utilizando a métrica Euclidiana para compor o algoritmo de agrupamento [86, 100].

$$\sum_{k=1}^K \sum_{i \in C_k} (x_i - m_k)^2 \quad (4.1a)$$

$$m_k = \min \sum_{i \in C_k} \frac{x_i}{n_k} \quad (4.1b)$$

onde m_k é o centróide do grupo C_k e n_k é o número de pontos existentes no respectivo grupo.

Como observado, k-means é uma técnica simples, sendo considerada como o método de referência para agrupamento de dados, podendo ser utilizada em uma larga variedade de dados, como pesquisa de mercado, navegação na internet, indexação

e reconhecimento de imagens, sistemas de recomendação e classificação de dados biométricos [102].

4.1.4 Método de avaliação

Validar quantitativamente o agrupamento resultante do algoritmo de k-means é uma tarefa essencial mas não muito trivial. Medidas baseadas em estatísticas são utilizadas para analisar a associação entre as amostras e os grupos de atribuições, comparando o resultado do agrupamento com a rotulação original a que cada amostra pertence. Muitas estratégias são utilizadas com esse propósito de determinar a concordância de um classificador, e a grande maioria fundamenta seus cálculos na matriz confusão [102–104].

A matriz confusão possui tabulação quadrática com dimensão equivalente à quantidade de classes atribuídas ao classificador. Tem como finalidade expressar o número de classificações obtidas em oposição às classificações preditas para cada classe, indicando a quantidade de acertos e erros do agrupamento. Além disso, possibilita analisar a confusão apresentada pelo classificador ao atribuir classes muito próximas, o que auxilia na tomada de decisão para melhorar o método de classificação [103].

A matriz confusão pode ser reduzida para uma matriz 2x2 para expressar a precisão de cada grupo, contabilizando a quantidade de acertos e erros na classificação dos grupos. Esta matriz reduzida pode ser visualizada em 4.2, onde positivo significa que o classificador identificou a amostra como pertencente à classe, e negativo representa que o classificador rotulou a amostra como não pertencente à classe. Ou seja, verdadeiro positivo (VP) indica o número de classificações corretas pertencentes à classe; falso positivo (FP) contabiliza os dados pertencentes ao grupo mas que não foram classificados como membros do mesmo; falso negativo (FN) mostra a quantidade de dados que não era do grupo mas foi classificado erroneamente como membro da classe; e verdadeiro negativo (VN) representa a quantidade de dados não vinculados ao grupo e classificados como pertencentes a outros. Portanto, uma matriz confusão ideal deve conter a diagonal principal com valores próximos à quantidade amostral dos grupos, enquanto a diagonal secundária deve ser igual à zero, indicando que o classificador não apresentou erro.

$$\begin{bmatrix} \text{verdadeiro positivo} & \text{falso positivo} \\ \text{falso negativo} & \text{verdadeiro negativo} \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

Com a matriz de confusão reduzida é possível extrair características que indicam o desempenho de um classificador, como é o caso da acurácia, que considera a proporção de amostras classificadas corretamente em relação ao número total de amostras. A acurácia de cada grupo é determinada conforme o seguinte cálculo:

$$\text{Acurácia} = \frac{VP + VN}{VP + FP + FN + VN} \quad (4.3)$$

Porém, analisar a acurácia de cada classe não é suficiente para indicar se o classificador como um todo apresenta desempenho satisfatório. A análise de capacidade é uma ferramenta estatística de controle de qualidade que considera os critérios de variabilidade e estabilidade para determinar se o processo é capaz de trabalhar dentro dos parâmetros de qualidade pré-estabelecidos [105–108].

Para um conjunto de dados com distribuição não paramétrica, como é o caso de sinais eletromiográficos, é necessário utilizar a estimativa de densidade Kernel para estabelecer a função de densidade de probabilidade de uma variável aleatória, onde cada observação é ponderada pela distância em relação ao valor médio. Com a curva de densidade estabelecida, é possível calcular o indicador de performance do processo (P_P) [108].

O indicador P_P depende da relação existente entre a variabilidade permitida do processo e a variabilidade real apresentada por ele. A variabilidade permitida é determinada pelo usuário, o qual estabelece um limite inferior (LIE) e um limite superior (LSE) dentro do qual o processo pode variar; e a variabilidade real (σ) é estabelecida pela função de probabilidade resultante da estimativa de densidade Kernel sob com um nível de confiança determinado de 95% ($\alpha = 0,05$). Podemos expressar esse índice matematicamente da seguinte forma [106–108]:

$$P_p = \frac{LSE - LIE}{6\sigma} \quad (4.4)$$

O índice de desempenho resultante da equação 4.4 pode ser interpretado conforme a tabela 4.1 [106, 108].

Índice de performance P_P	Classificação
$P_P < 1,00$	Processo incapaz
$1,00 \leq P_P < 1,33$	Processo adequado com relativa instabilidade
$1,33 \leq P_P < 2,00$	Processo capaz com boa confiabilidade
$P_P \geq 2,00$	Processo capaz e altamente confiável

Tabela 4.1: Classificação dos processos de acordo com o índice de performance encontrados pela análise de capacidade [108]

Conforme mostrado na tabela 4.1, os processos que apresentam índice de performance acima de 1,00 são considerados capazes de executarem a tarefa dentro do padrão de qualidade estabelecido pelo usuário. Neste trabalho, os limites inferior e superior da variação permitida do processo serão estabelecidos entre 75% a 100% de acurácia, garantindo assim, que no mínimo 3 grupos sejam classificados corretamente. Ou seja, as características que apresentarem performance acima de 1,00 são capazes de classificar as diferentes proporções de tipos de fibras musculares com acurácia de 75% a 100%.

4.1.5 Análise de componentes principais

Conforme descrito anteriormente, além das treze características base, analisaremos ainda a possibilidade de associações daquelas características consideradas mais eficientes, numa tentativa de buscar novas informações contidas nos sinais EMG que permitam discriminá-los em relação à proporção de tipos de fibras da musculatura. Para tal, utilizaremos a técnica de análise de componentes principais.

As componentes principais (seus autovetores e autovalores) capazes de explicar pelo menos 90% da variância das amostras originais para os sinais sem ruído e com ruído foram selecionadas e suas performances para discriminação dos sinais EMG foram avaliadas, da mesma forma que para as demais características.

Assim, ao final desta fase, buscamos obter um conjunto de características (entre as treze originais e as componentes principais) capaz de distinguir sinais EMG conforme a proporção de tipos de fibras na musculatura.

4.2 Experimentos com sinais reais

4.2.1 Coleta de dados

A última etapa da metodologia experimental tem por objetivo validar os resultados obtidos anteriormente analisando o comportamento das características selecionadas perante sinais EMGs reais.

O critério escolhido como modulador da composição muscular foi o treinamento de força. Estudos [2, 3, 5, 42, 45] comprovam que praticantes deste tipo de treinamento possuem maiores proporções de fibras do tipo II do que pessoas sedentárias. Assim, foram recrutados 10 indivíduos praticantes de treinamento de força (musculação) há pelo menos 12 meses, compondo o grupo de pessoas fisicamente ativas (PFA); e 10 indivíduos que reportaram não praticar atividade física nos últimos doze meses, para compor o grupo de pessoas sedentárias (PS). Os dois grupos foram formados por indivíduos do sexo masculino com dominância direita dos membros superiores e faixa etária entre 18 e 30 anos. Todos os voluntários foram informados sobre os procedimentos do estudo e assinaram o termo livre e esclarecido concordando com o protocolo experimental a que seriam submetidos. Esta pesquisa foi aprovada pelo Comitê de Ética da Universidade Federal do Triângulo Mineiro (protocolo número 2713).

Para quantificar a atividade muscular, foi utilizado o eletromiógrafo MyosystemBr1-P84[®] da marca Datahominis Tecnologia com as seguintes características: razão de rejeição de modo comum de 92dB, filtro analógico passa-alta de 15Hz e passa-baixa programável entre 100 Hz e 5 kHz (sendo definida a frequência de corte de 4 kHz para este trabalho), conversor analógico de 16 bits e eletrodo de superfície ativo bipolar com 10 mm de distância entre as barras de captação e ganho de 20 vezes. Após a devida abrasão e limpeza da pele, o eletrodo ativo foi posicionado sobre o músculo extensor radial do carpo (ERC)¹ do membro superior direito e o eletrodo de referência foi colocado no maléolo do membro inferior esquerdo. Os sinais foram amostrados a 8 kHz seguindo o teorema de amostragem de Nyquist [48].

¹ A coleta do sinal EMGs foi realizada no músculo extensor radial do carpo porque esta pesquisa foi realizada em conjunto com outros estudos realizados no Laboratório de Engenharia Biomédica (BIO-LAB - UFU) e no Laboratório de Biomecânica e Controle Motor do departamento de fisioterapia aplicada (LABCOM - UFTM) que investigam a consequência da Lesão Nervosa Periférica do nervo radial, que tem como consequência, a denervação do músculo ERC.

Além da atividade eletromiográfica, a força resultante da contração muscular também foi mensurada. A coleta de força teve como objetivo padronizar as proporções de recrutamento de unidades motoras em percentuais da máxima contração voluntária, conforme descrito adiante. Para isto, foi confeccionado uma mesa com apoio de antebraço e adaptação para acoplar uma célula de carga de 20 Kg da marca MK[®] Controle e Instrumentação Ltda. Uma haste metálica em forma de “T” foi conectada à célula de carga para ajustar ao movimento de preensão palmar, conforme mostra a figura 4.4.

Para realização das coletas, os voluntários foram instruídos a permanecerem sentados ao lado da mesa com apoio de antebraço e preensão da mão na haste metálica, como mostrado na figura 4.5.



Figura 4.4: Haste em forma de T acoplada à célula de carga.

O protocolo geral da coleta foi guiado por comando de voz e consistia em realizar 3 contrações isométricas voluntárias de extensão de punho tracionando a célula de carga durante um período de 5 segundos, sendo as contrações intervaladas por períodos de 10 segundos de repouso. A coleta foi repetida 4 vezes modificando o nível de força exercido em cada contração. Inicialmente, a coleta foi realizada com contração isométrica voluntária máxima (CIVM), ou seja, foi solicitado ao voluntário que realizasse a contração com sua força máxima. Depois de finalizada esta primeira coleta, o valor RMS da força exercida nas 3 contrações em CIVM foi computado pelo software do próprio Myosystem e sua média foi considerada como valor de referência para 100% de força. Com isto, foi possível estabelecer a força que o voluntário deveria exercer nas coletas seguintes, sendo respectivamente 75, 50 e 25% de força em relação ao valor máximo. As 4 coletas foram intervaladas por um período de 2 minutos de

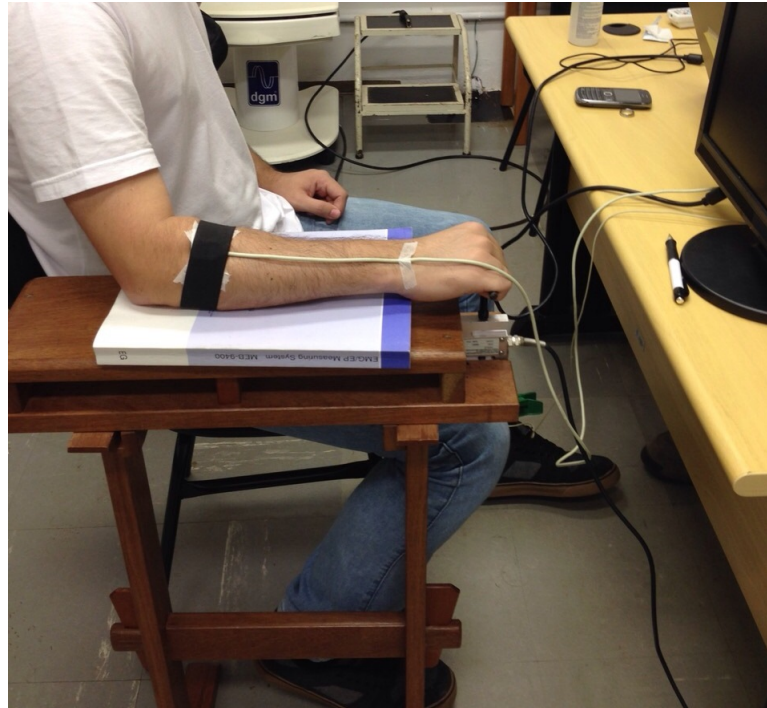


Figura 4.5: Voluntário realizando extensão de punho em CIVM tracionando a célula de carga e com monitoramento da atividade eletromiográfica por meio da eletromiografia de superfície.

repouso para proporcionar descanso ao voluntário e evitar fadiga muscular.

Os níveis de força das coletas 2, 3 e 4 foram controlados pela opção de *feedback* do Myosystem, como pode ser visualizado na figura 4.6. O software permite setar o valor base de força e uma faixa de erro permitida de variação, estabelecida como 10%. Portanto, nos momentos de contração o voluntário deveria manter seu nível de força o mais próximo possível da linha de base (linha em vermelho), podendo variar dentro da faixa erro (linhas brancas). Além do *feedback* visual, o software fornece uma resposta auditiva simultaneamente, permitindo a escolha de músicas distintas para informar quando a força exercida estava abaixo do nível desejado, dentro da faixa permitida e acima do nível desejado.

4.2.2 Processamento dos sinais reais

Os sinais reais de EMGs foram processados de forma *offline* por meio de funções desenvolvidas em Matlab® (The MathWorks Inc, Natick, Massachusetts, USA). Foi realizado um pré-processamento dos sinais com o intuito de eliminar componentes de frequência fora da faixa característica do sinal eletromiográfico de superfície, utilizando

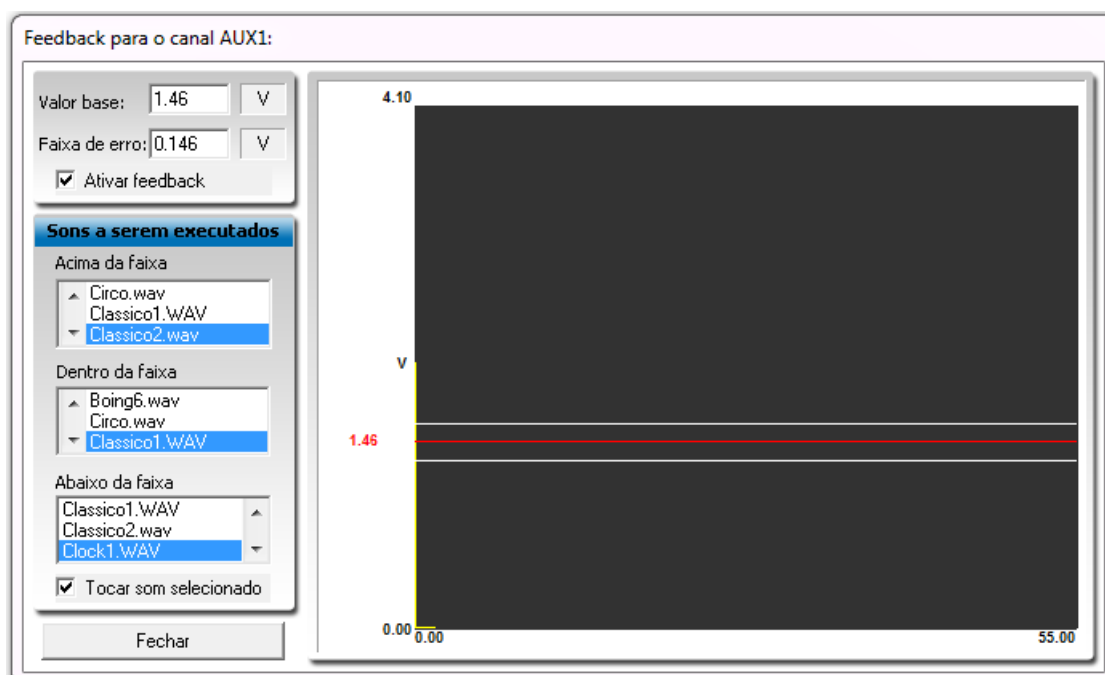


Figura 4.6: Aba de Configurações para feedback visual e auditivo do Myosystem. Exemplo de valores setados para valor base, faixa de erro e sons a serem executados de acordo com o nível da força.

filtro passa-faixa Butterworth de quarta ordem com frequências de corte entre 20 e 500 Hz, filtros notch de segunda ordem com frequência de 60 Hz, 120 Hz, 180 Hz e 240 Hz, e também um filtro baseado no método de decomposição de modo empírico (*empirical mode decomposition* - EMD) proposto por Andrade et al. (2006) [109] para eliminar ruídos de sinais no domínio do tempo. O método EMD decompõe o sinal EMG em um conjunto de funções chamadas de funções de modo intrínseco (*intrinsic mode functions* - IMF). O método utiliza um processo de limiar de suavização em cada IMF e, posteriormente, o sinal é reconstruído por combinação linear das IMFs para obter a versão filtrada do sinal original [89].

Com os sinais EMGs devidamente filtrados, as características selecionadas nas etapas anteriores para identificar diferentes proporções de tipos de fibras foram extraídas destes sinais. A análise de cada característica foi realizada considerando os diferentes níveis de força em contração voluntária isométrica e os dois grupos distintos de voluntários, permitindo comparar o comportamento de cada característica para as diferentes situações.

Capítulo 5

Resultados

5.1 Sinais emulados

5.1.1 Desenvolvimento dos sinais emulados

Conforme detalhado no capítulo 4, sinais eletromiográficos foram emulados com o objetivo de fornecer informações conhecidas e controladas que possibilitem a identificação de características sensíveis à variação de diferentes proporções de tipos de fibras musculares. Os dados que são apresentados na figura 5.1 mostra as 15 unidades motoras originais com características de contração lenta, sendo todas constituídas por aproximadamente 100 potenciais de ação. A figura 5.2 mostra as 15 unidades motoras modificadas para apresentarem características de contração rápida, com tamanho reduzido e amplitude acentuada, apresentando o mesmo número de potenciais de ação das UMs originais.

A metodologia utilizada para gerar os sinais emulados resultou em dois grupos majoritários: o grupo de sinais gerados sem ruído (SR) e o grupo de sinais com ruído (CR), sendo ambos constituídos por 4 subgrupos (P1, P2, P3 e P4; P1', P2', P3' e P4') de 100 sinais com proporções distintas de unidades motoras recrutadas. As figuras 5.3 e 5.4 exemplificam os diferentes sinais gerados conforme os grupos a que pertencem.

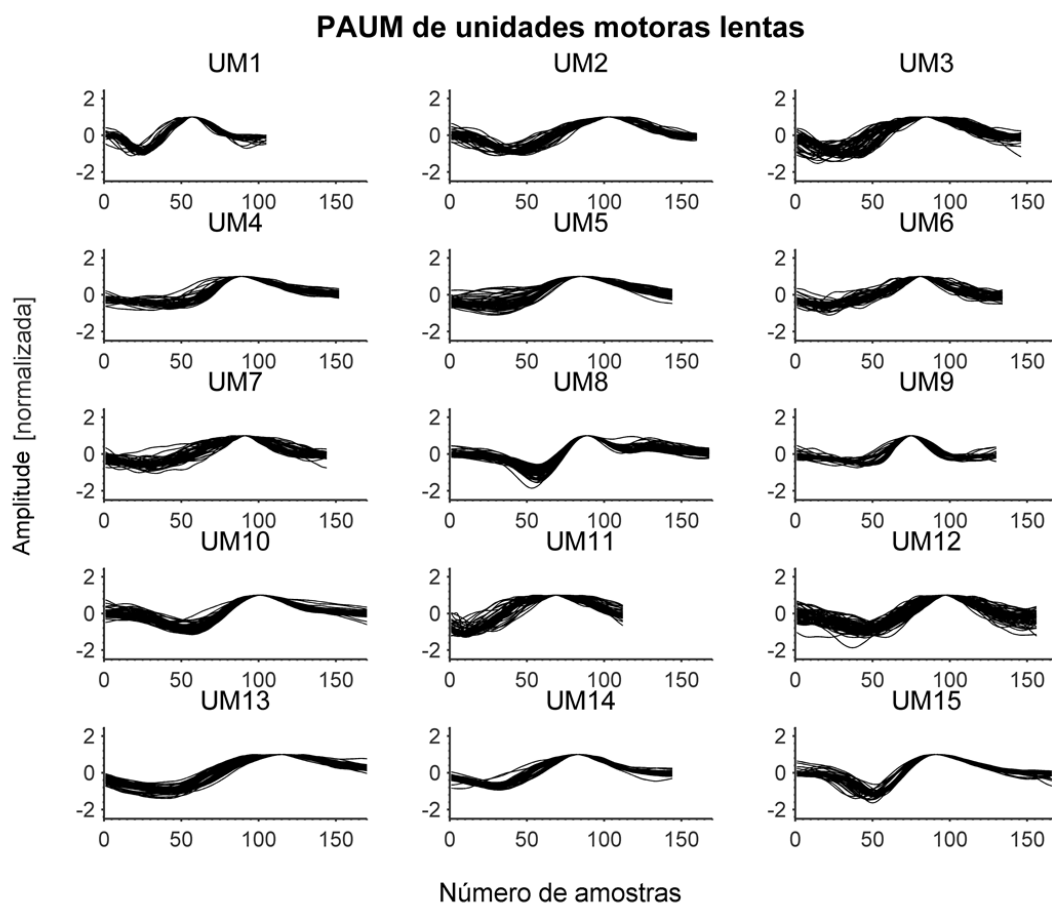


Figura 5.1: Potências de ação de 15 unidades motoras originais com características de contração lenta.

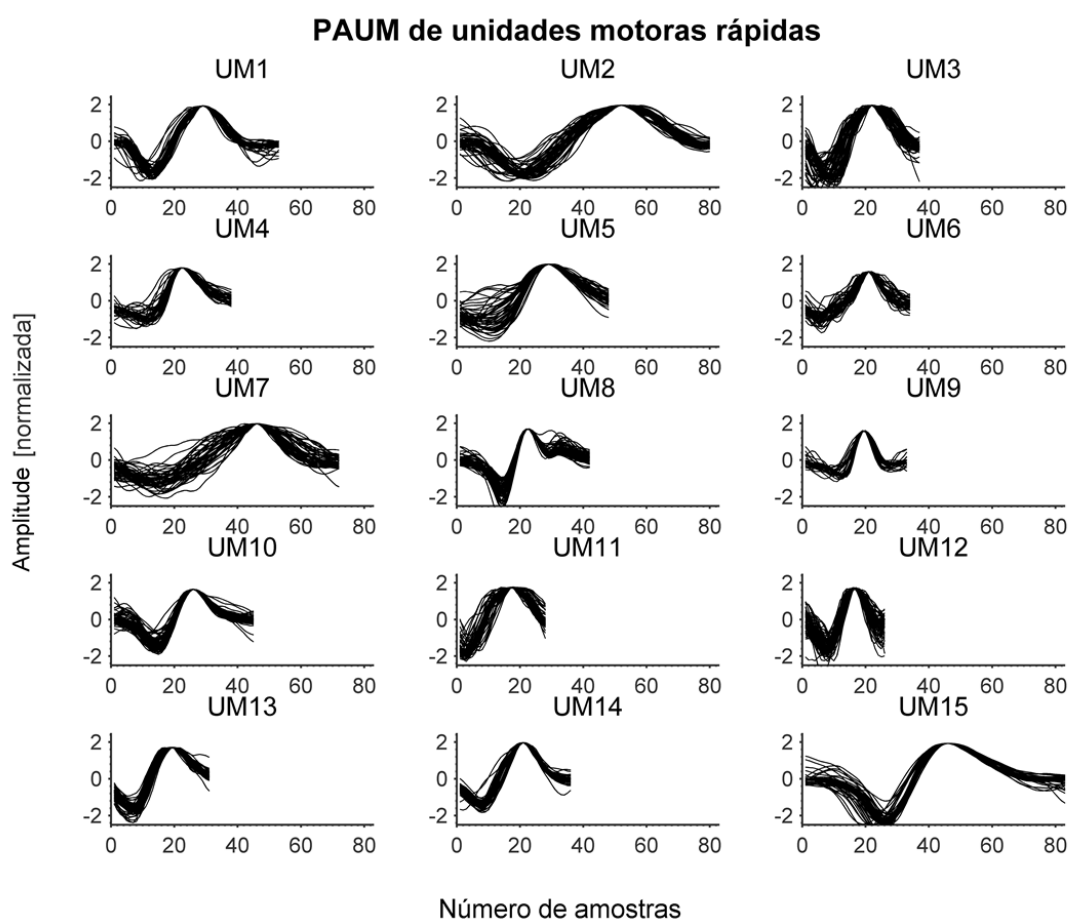


Figura 5.2: Potências de ação de 15 unidades motoras modificadas com características de contração rápida.

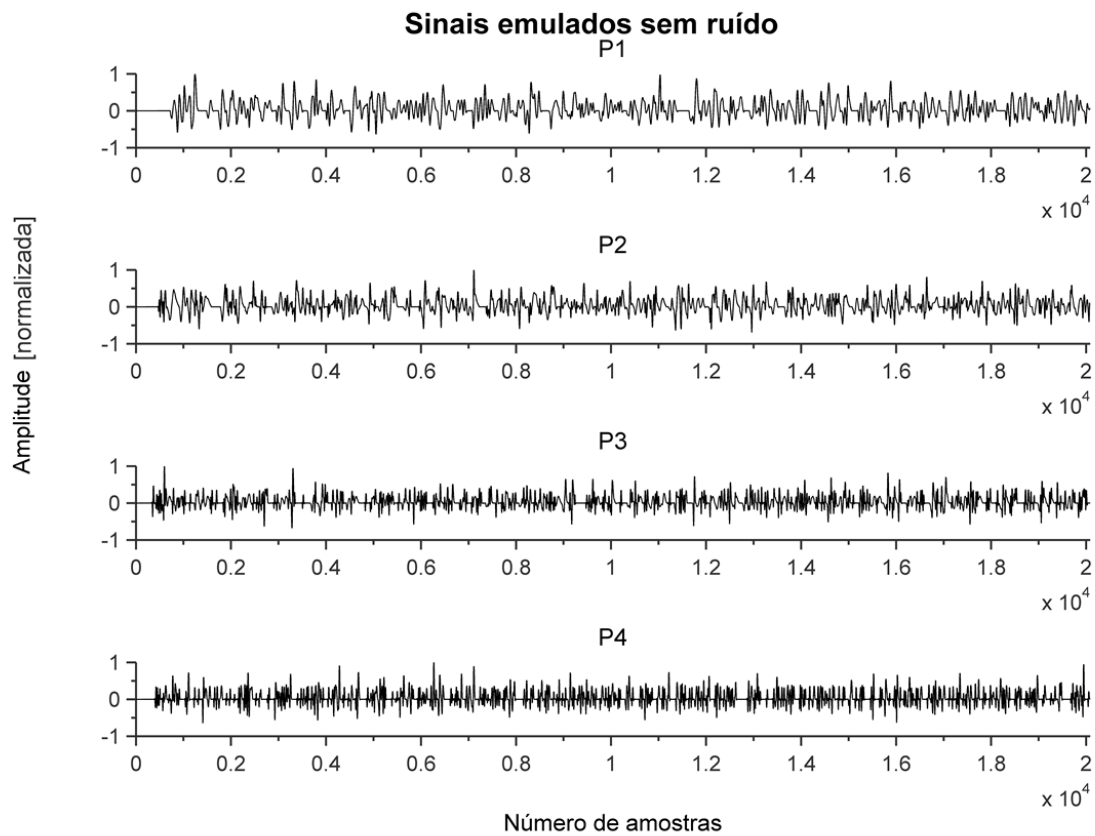


Figura 5.3: Exemplo de 4 sinais emulados sem ruído e com diferentes proporções de unidades motoras recrutadas. P1: sinal constituído por 100% de unidades motoras lentas sendo recrutadas. P2: sinal com 75% de unidades motoras lentas e 25% de unidades motoras rápidas. P3: 25% de UMs lentas e 75% de UMs rápidas. P4: 100% de UMs rápidas.

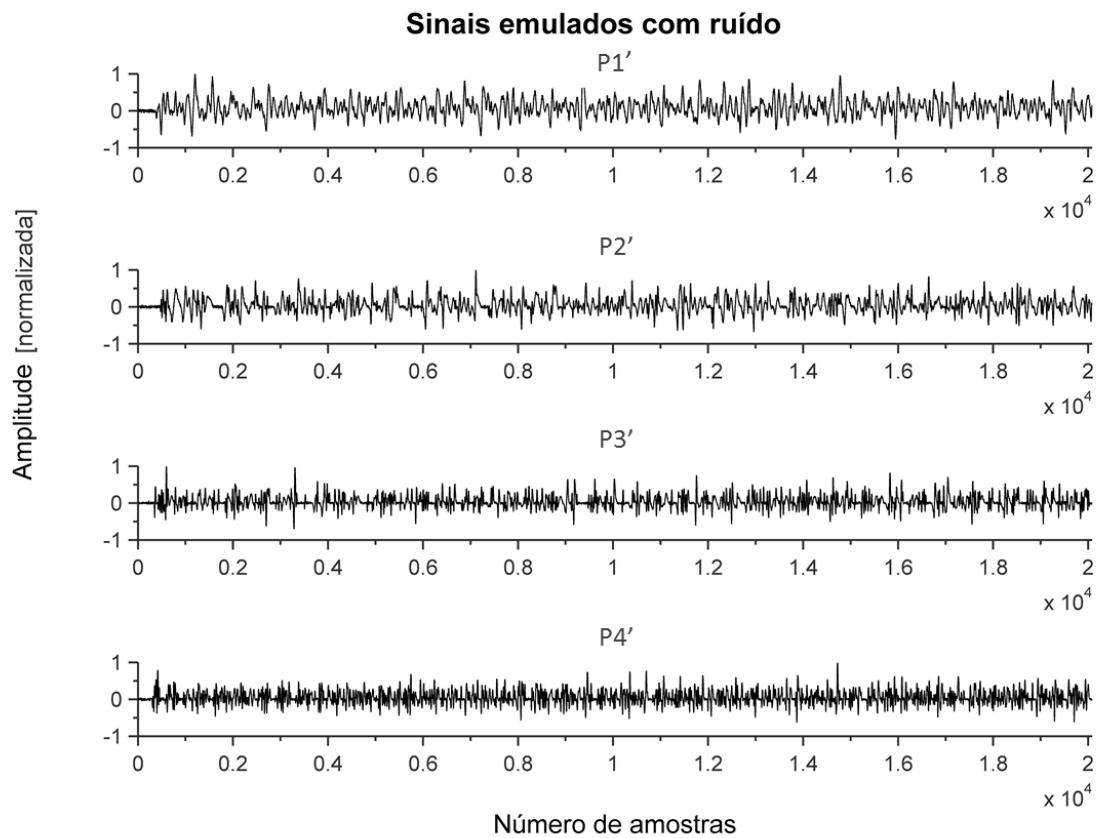


Figura 5.4: Exemplo de 4 sinais emulados com ruído de 20 dB e com diferentes proporções de unidades motoras recrutadas. P1': sinal constituído por 100% de unidades motoras lentas sendo recrutadas. P2': sinal com 75% de unidades motoras lentas e 25% de unidades motoras rápidas. P3': 25% de UMs lentas e 75% de UMs rápidas. P4': 100% de UMs rápidas.

5.1.2 Processamento dos sinais emulados

A primeira etapa do processamento dos sinais emulados foi a extração das 13 características detalhadas do capítulo 3. As características foram extraídas para cada sinal respeitando os grupos majoritários, resultando em duas matrizes características com 400 linhas e 13 colunas cada (maiores detalhes no capítulo 4). Posteriormente, o processo de classificação de k-means foi implementado para cada matriz e para cada característica separadamente, com o objetivo de separar 4 grupos distintos em relação à proporção de tipos de fibra (P1, P2, P3 e P4), sendo cada grupo com 100 amostras.

Os resultados obtidos com o agrupamento de cada característica em relação aos grupos majoritários podem ser observados nas figuras 5.5 a 5.17.

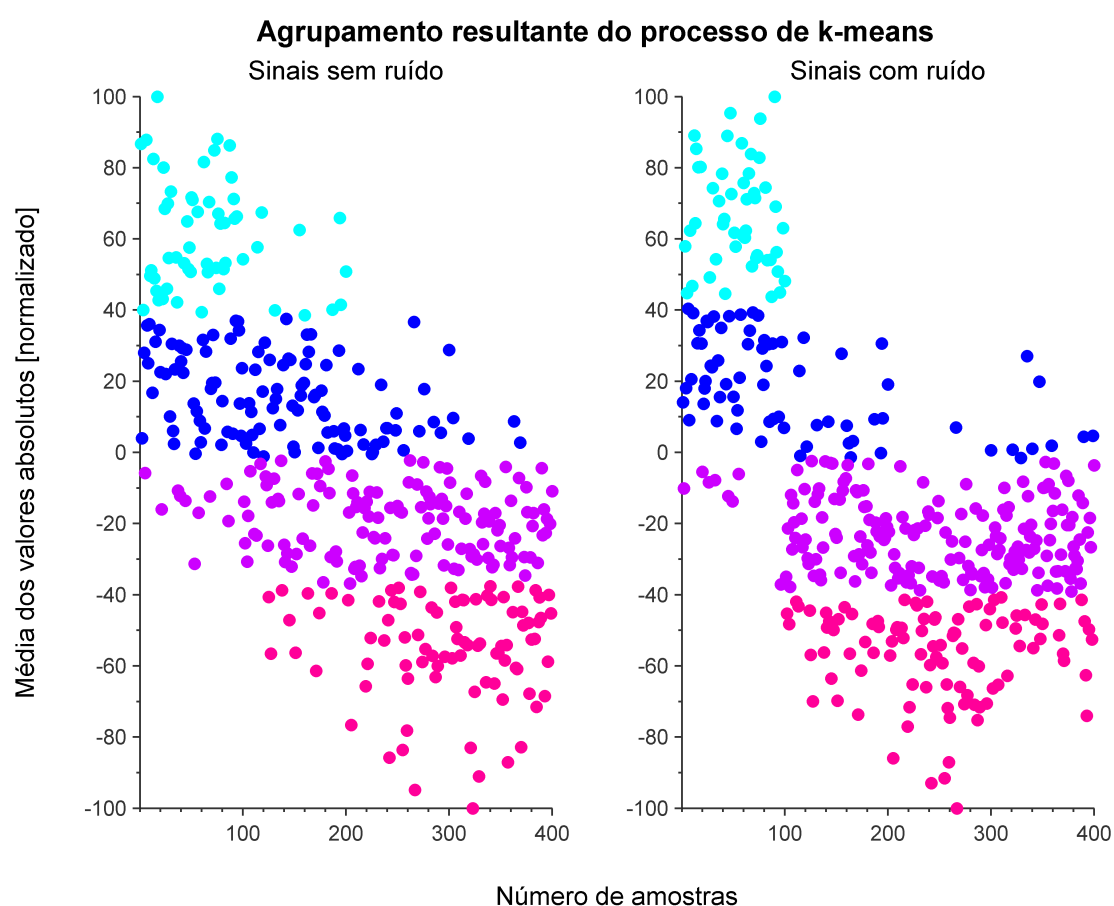


Figura 5.5: Agrupamento realizado pelo método k-means para a média dos valores absolutos (MVA) extraída dos sinais emulados sem ruído (gráfico da esquerda) e sinais com ruído de 20 dB (gráfico da direita). Os pontos em azul claro representam as observações que foram atribuídas ao grupo 1; azul escuro indica as atribuições do grupo 2; roxo representa o grupo 3; e rosa representa o grupo 4. No eixo horizontal, o intervalo entre 1 e 100 amostras representa os sinais emulados do grupo P1; de 101 a 200 representa o grupo P2; de 201 a 300 representa o grupo P3; e 301 a 400 representa o grupo P4.

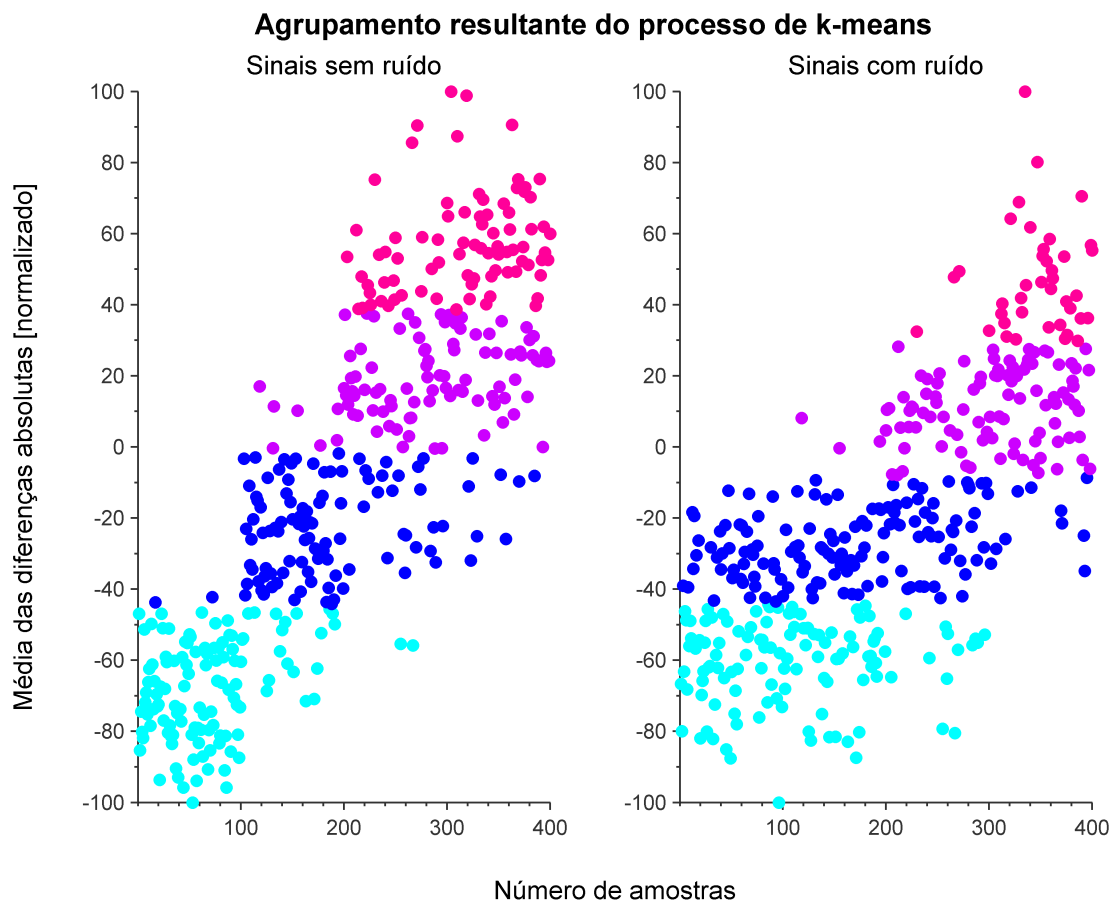


Figura 5.6: Agrupamento realizado pelo método k-means para o valor médio absoluto das diferenças (VMAD) extraído dos sinais emulados sem ruído (gráfico da esquerda) e sinais com ruído de 20 dB (gráfico da direita). Os pontos em azul claro representam as observações que foram atribuídas ao grupo 1; azul escuro indica as atribuições do grupo 2; roxo representa o grupo 3; e rosa representa o grupo 4. No eixo horizontal, o intervalo entre 1 e 100 amostras representa os sinais emulados do grupo P1; de 101 a 200 representa o grupo P2; de 201 a 300 representa o grupo P3; e 301 a 400 representa o grupo P4.

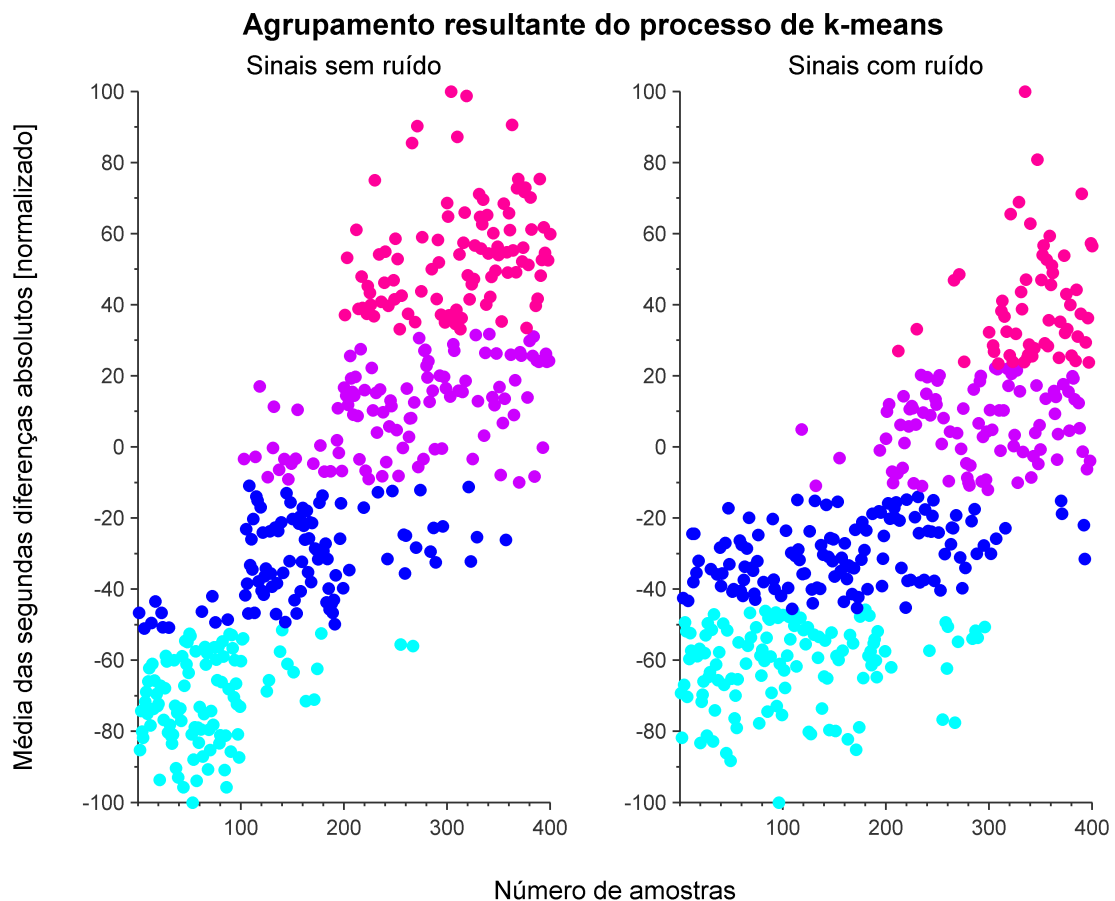


Figura 5.7: Agrupamento realizado pelo método k-means para o valor médio absoluto da segunda diferença (VMASD) extraída dos sinais emulados sem ruído (gráfico da esquerda) e sinais com ruído de 20 dB (gráfico da direita). Os pontos em azul claro representam as observações que foram atribuídas ao grupo 1; azul escuro indica as atribuições do grupo 2; roxo representa o grupo 3; e rosa representa o grupo 4. No eixo horizontal, o intervalo entre 1 e 100 amostras representa os sinais emulados do grupo P1; de 101 a 200 representa o grupo P2; de 201 a 300 representa o grupo P3; e 301 a 400 representa o grupo P4.

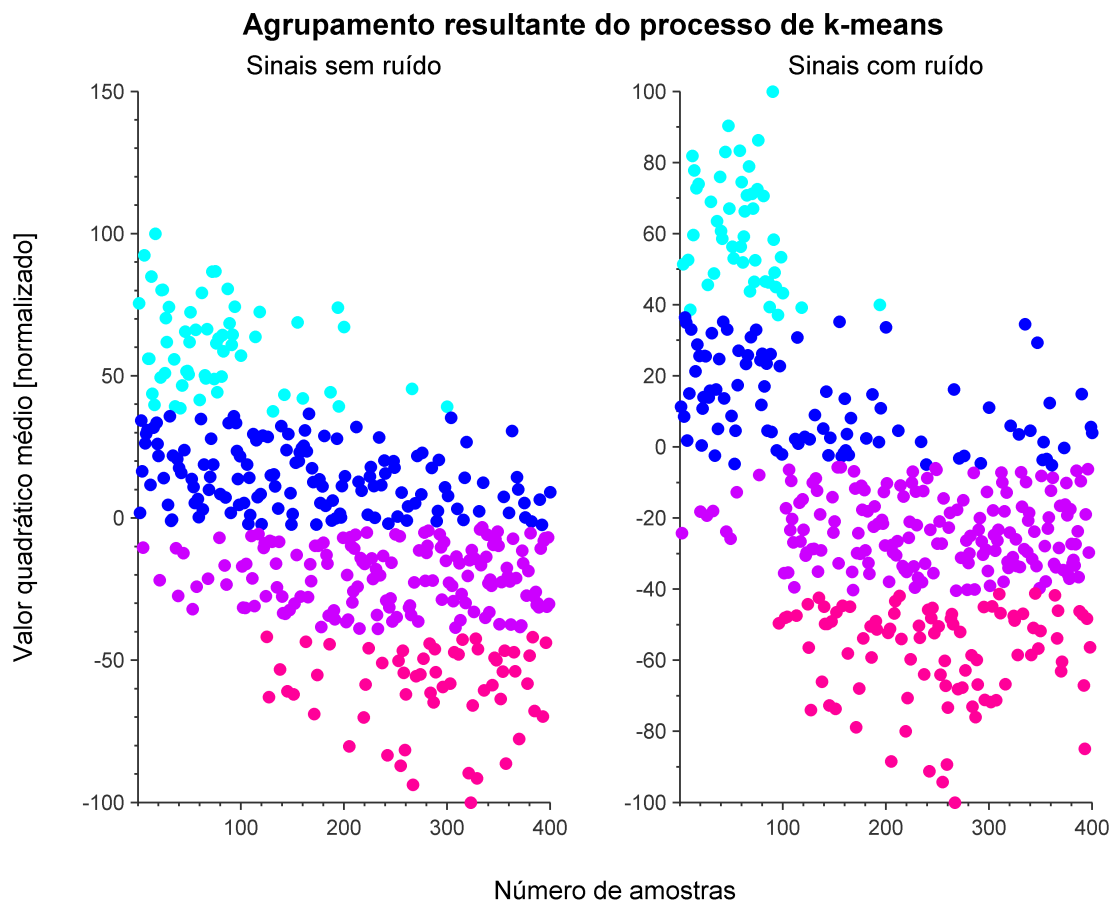


Figura 5.8: Agrupamento realizado pelo método k-means para o valor quadrático médio (RMS) extraído dos sinais emulados sem ruído (gráfico da esquerda) e sinais com ruído de 20 dB (gráfico da direita). Os pontos em azul claro representam as observações que foram atribuídas ao grupo 1; azul escuro indica as atribuições do grupo 2; roxo representa o grupo 3; e rosa representa o grupo 4. No eixo horizontal, o intervalo entre 1 e 100 amostras representa os sinais emulados do grupo P1; de 101 a 200 representa o grupo P2; de 201 a 300 representa o grupo P3; e 301 a 400 representa o grupo P4.

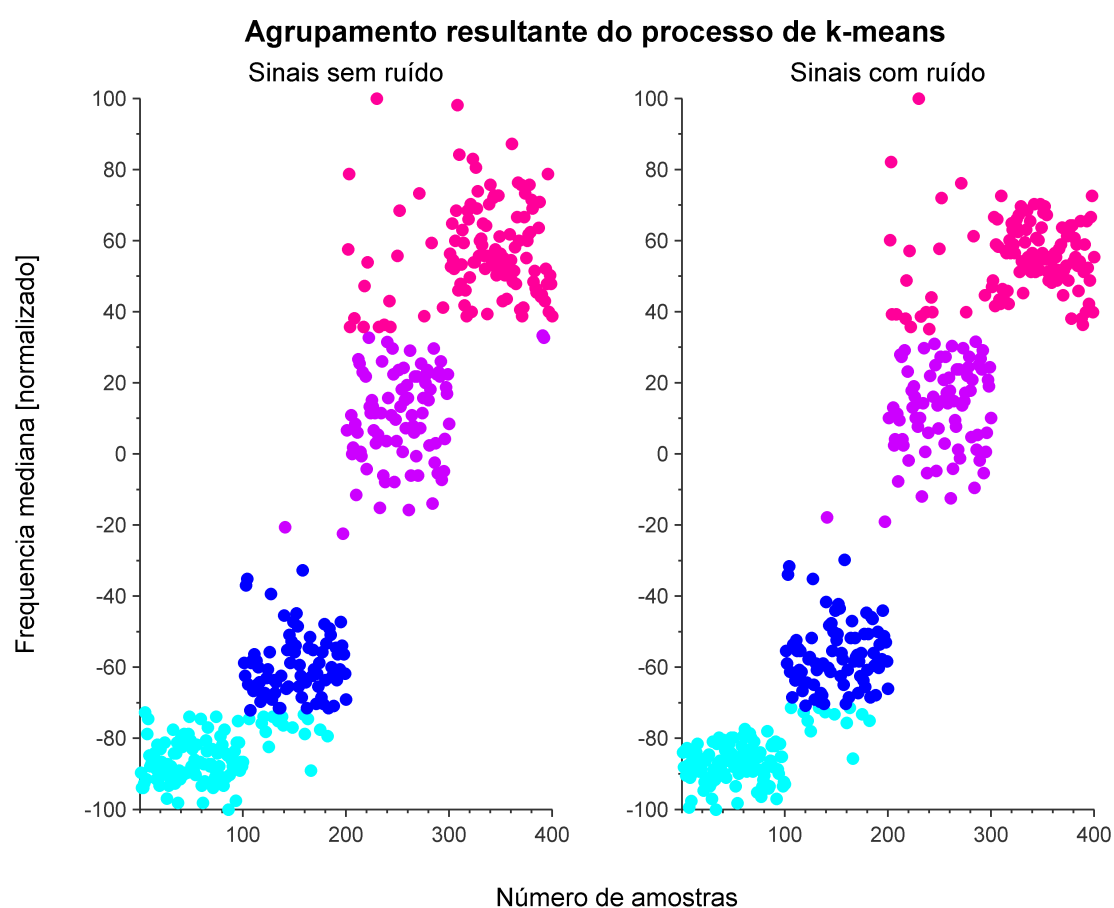


Figura 5.9: Agrupamento realizado pelo método k-means para a frequência mediana (FMD) extraída dos sinais emulados sem ruído (gráfico da esquerda) e sinais com ruído de 20 dB (gráfico da direita). Os pontos em azul claro representam as observações que foram atribuídas ao grupo 1; azul escuro indica as atribuições do grupo 2; roxo representa o grupo 3; e rosa representa o grupo 4. No eixo horizontal, o intervalo entre 1 e 100 amostras representa os sinais emulados do grupo P1; de 101 a 200 representa o grupo P2; de 201 a 300 representa o grupo P3; e 301 a 400 representa o grupo P4.

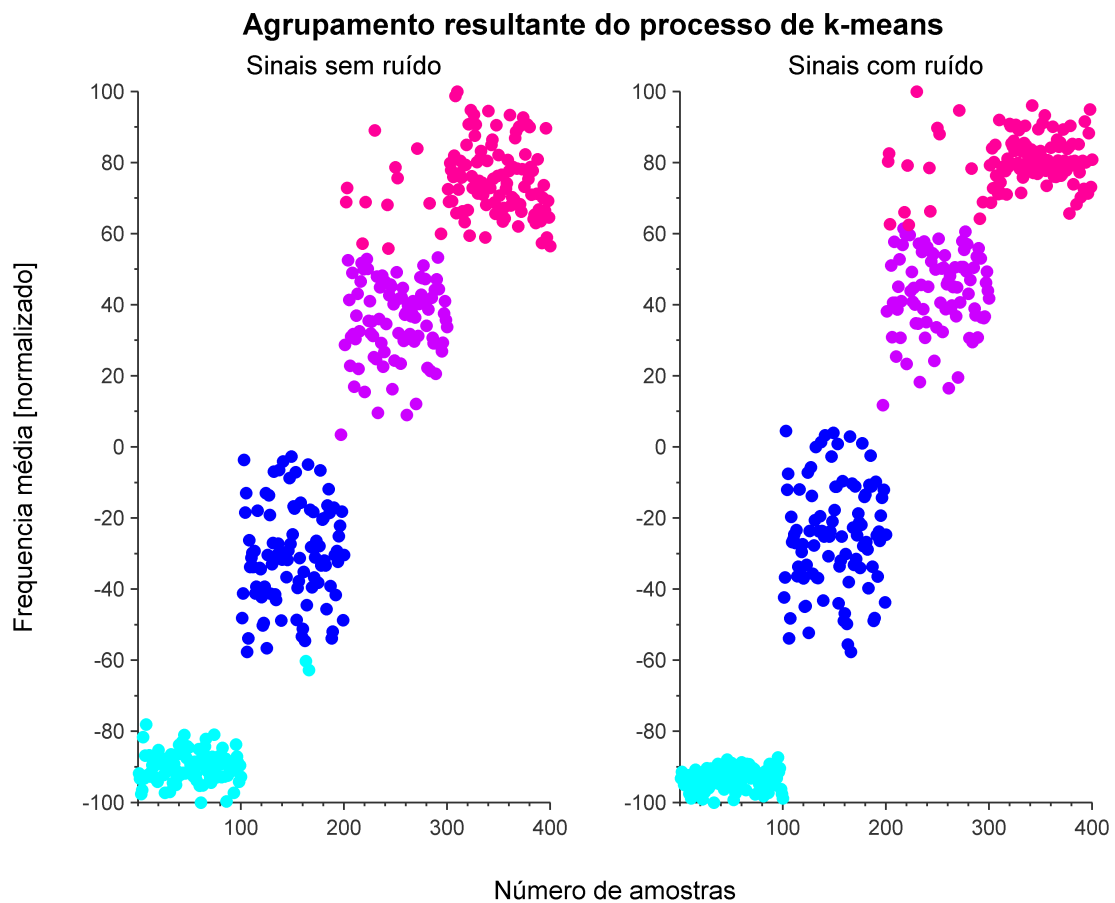


Figura 5.10: Agrupamento realizado pelo método k-means para a frequência média (FM) extraída dos sinais emulados sem ruído (gráfico da esquerda) e sinais com ruído de 20 dB (gráfico da direita). Os pontos em azul claro representam as observações que foram atribuídas ao grupo 1; azul escuro indica as atribuições do grupo 2; roxo representa o grupo 3; e rosa representa o grupo 4. No eixo horizontal, o intervalo entre 1 e 100 amostras representa os sinais emulados do grupo P1; de 101 a 200 representa o grupo P2; de 201 a 300 representa o grupo P3; e 301 a 400 representa o grupo P4.

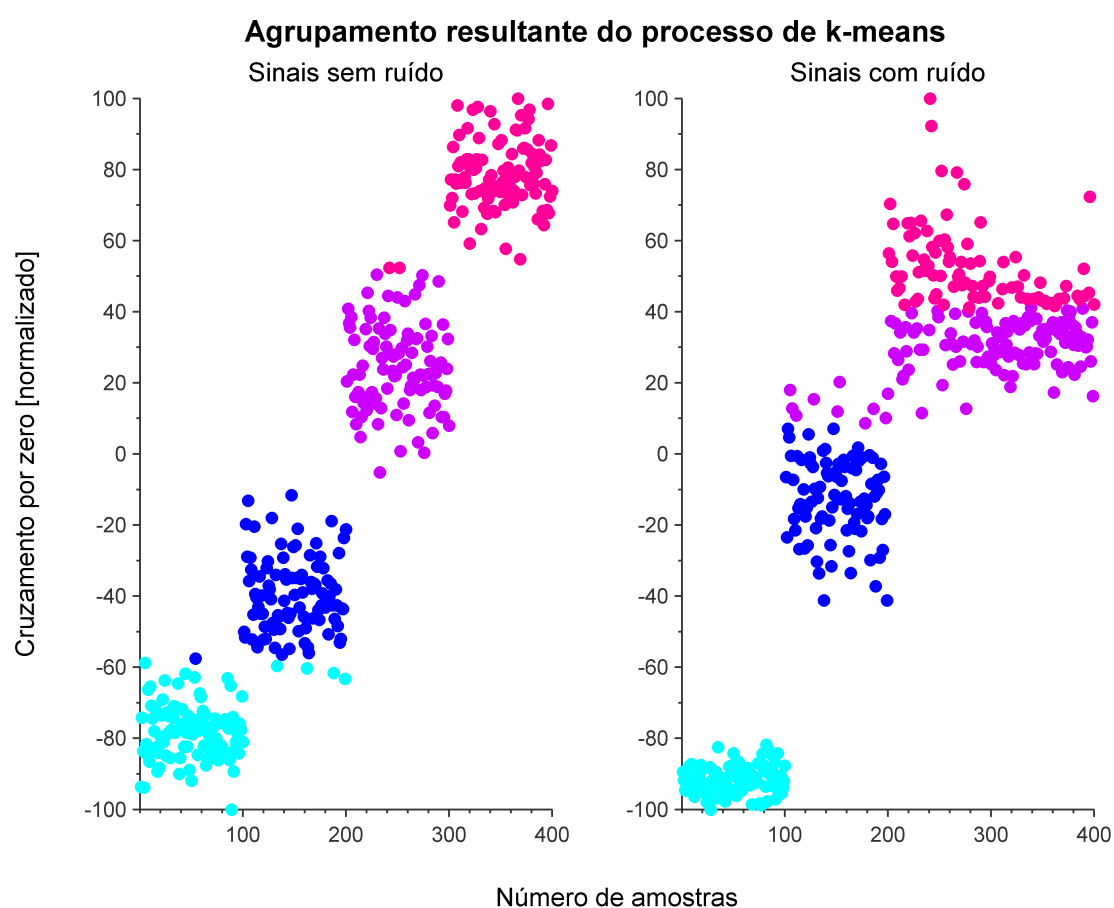


Figura 5.11: Agrupamento realizado pelo método k-means para o cruzamento por zero (CZ) extraído dos sinais emulados sem ruído (gráfico da esquerda) e sinais com ruído de 20 dB (gráfico da direita). Os pontos em azul claro representam as observações que foram atribuídas ao grupo 1; azul escuro indica as atribuições do grupo 2; roxo representa o grupo 3; e rosa representa o grupo 4. No eixo horizontal, o intervalo entre 1 e 100 amostras representa os sinais emulados do grupo P1; de 101 a 200 representa o grupo P2; de 201 a 300 representa o grupo P3; e 301 a 400 representa o grupo P4.

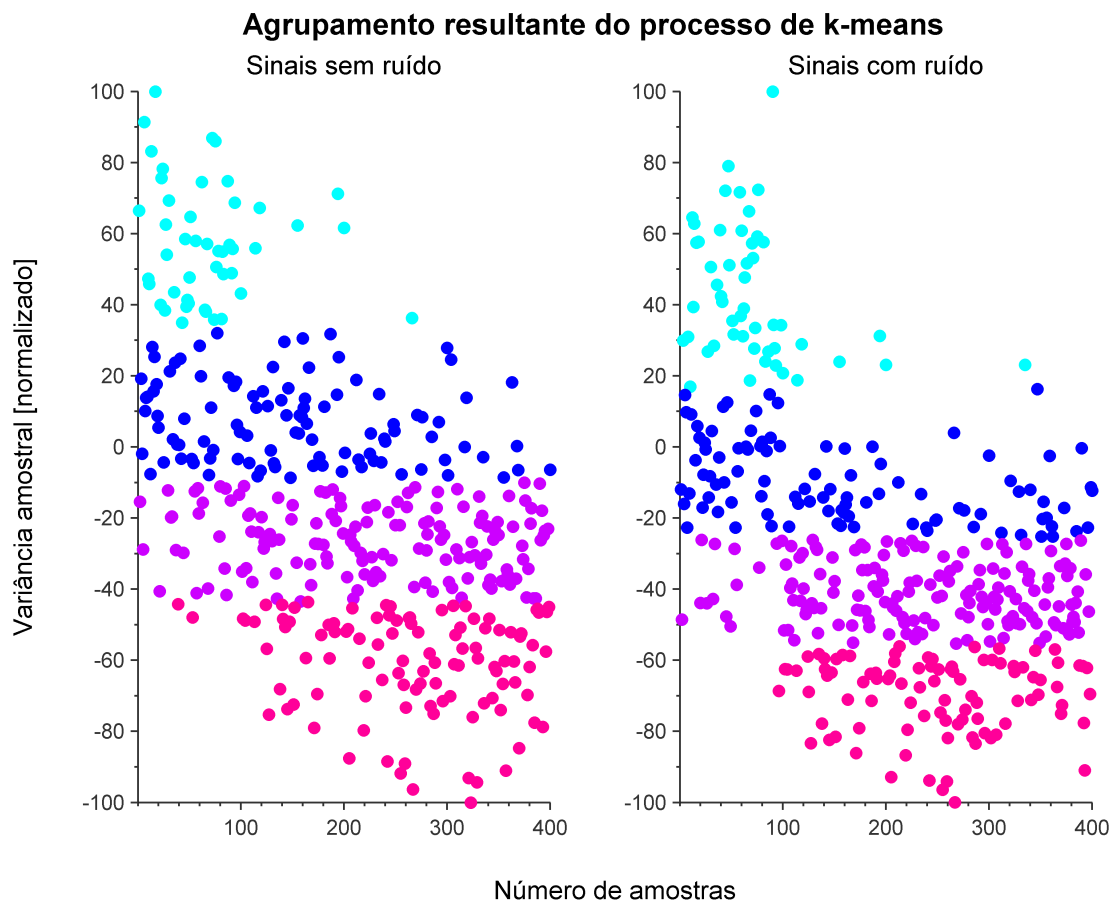


Figura 5.12: Agrupamento realizado pelo método k-means para a variância (VAR) extraída dos sinais emulados sem ruído (gráfico da esquerda) e sinais com ruído de 20 dB (gráfico da direita). Os pontos em azul claro representam as observações que foram atribuídas ao grupo 1; azul escuro indica as atribuições do grupo 2; roxo representa o grupo 3; e rosa representa o grupo 4. No eixo horizontal, o intervalo entre 1 e 100 amostras representa os sinais emulados do grupo P1; de 101 a 200 representa o grupo P2; de 201 a 300 representa o grupo P3; e 301 a 400 representa o grupo P4.

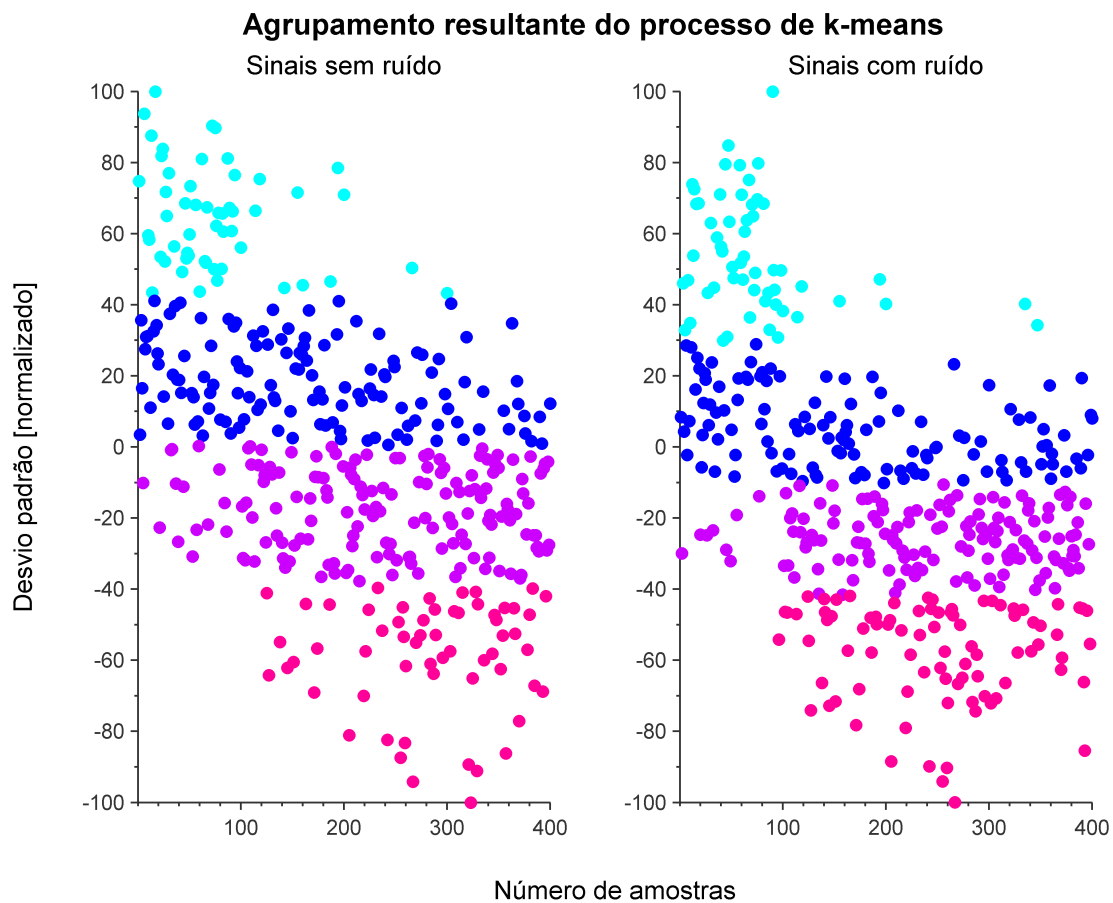


Figura 5.13: Agrupamento realizado pelo método k-means para o desvio padrão (DP) extraído dos sinais emulados sem ruído (gráfico da esquerda) e sinais com ruído de 20 dB (gráfico da direita). Os pontos em azul claro representam as observações que foram atribuídas ao grupo 1; azul escuro indica as atribuições do grupo 2; roxo representa o grupo 3; e rosa representa o grupo 4. No eixo horizontal, o intervalo entre 1 e 100 amostras representa os sinais emulados do grupo P1; de 101 a 200 representa o grupo P2; de 201 a 300 representa o grupo P3; e 301 a 400 representa o grupo P4.

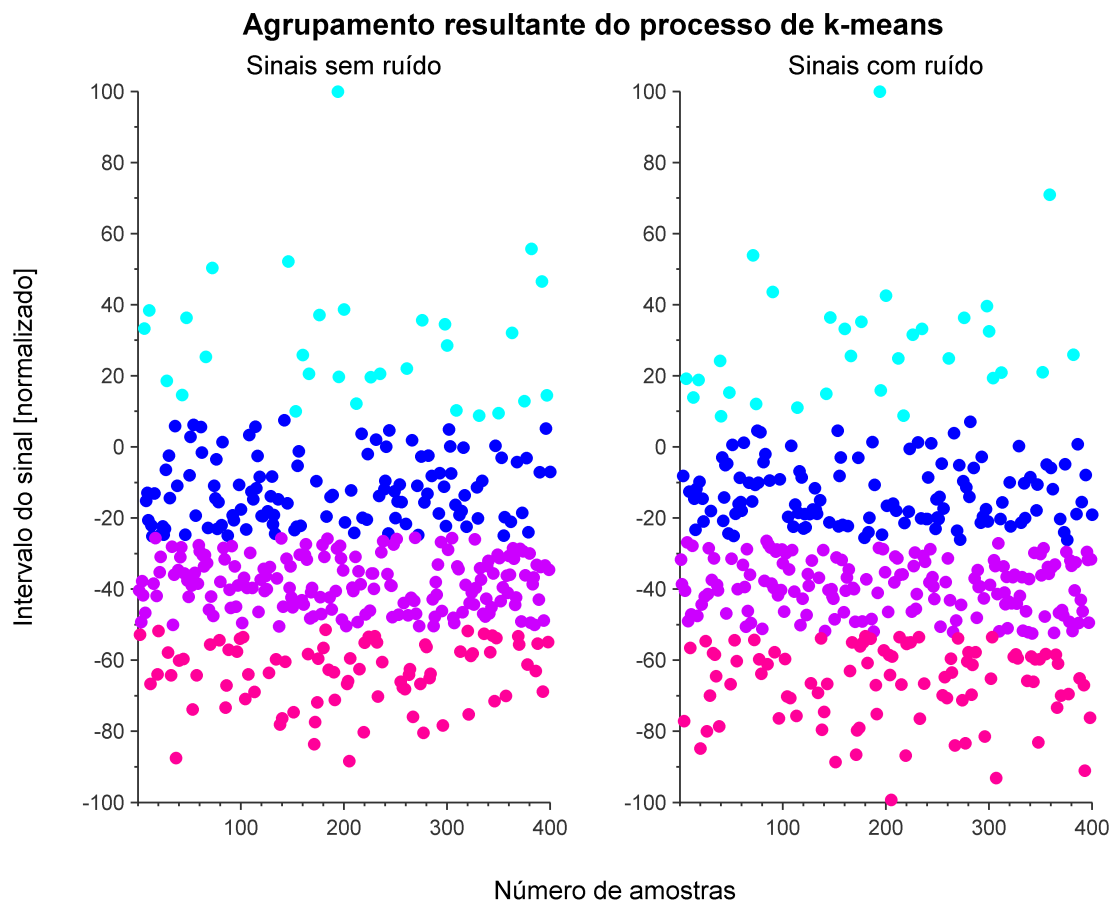


Figura 5.14: Agrupamento realizado pelo método k-means o intervalo do sinal (IS) extraído dos sinais emulados sem ruído (gráfico da esquerda) e sinais com ruído de 20 dB (gráfico da direita). Os pontos em azul claro representam as observações que foram atribuídas ao grupo 1; azul escuro indica as atribuições do grupo 2; roxo representa o grupo 3; e rosa representa o grupo 4. No eixo horizontal, o intervalo entre 1 e 100 amostras representa os sinais emulados do grupo P1; de 101 a 200 representa o grupo P2; de 201 a 300 representa o grupo P3; e 301 a 400 representa o grupo P4.

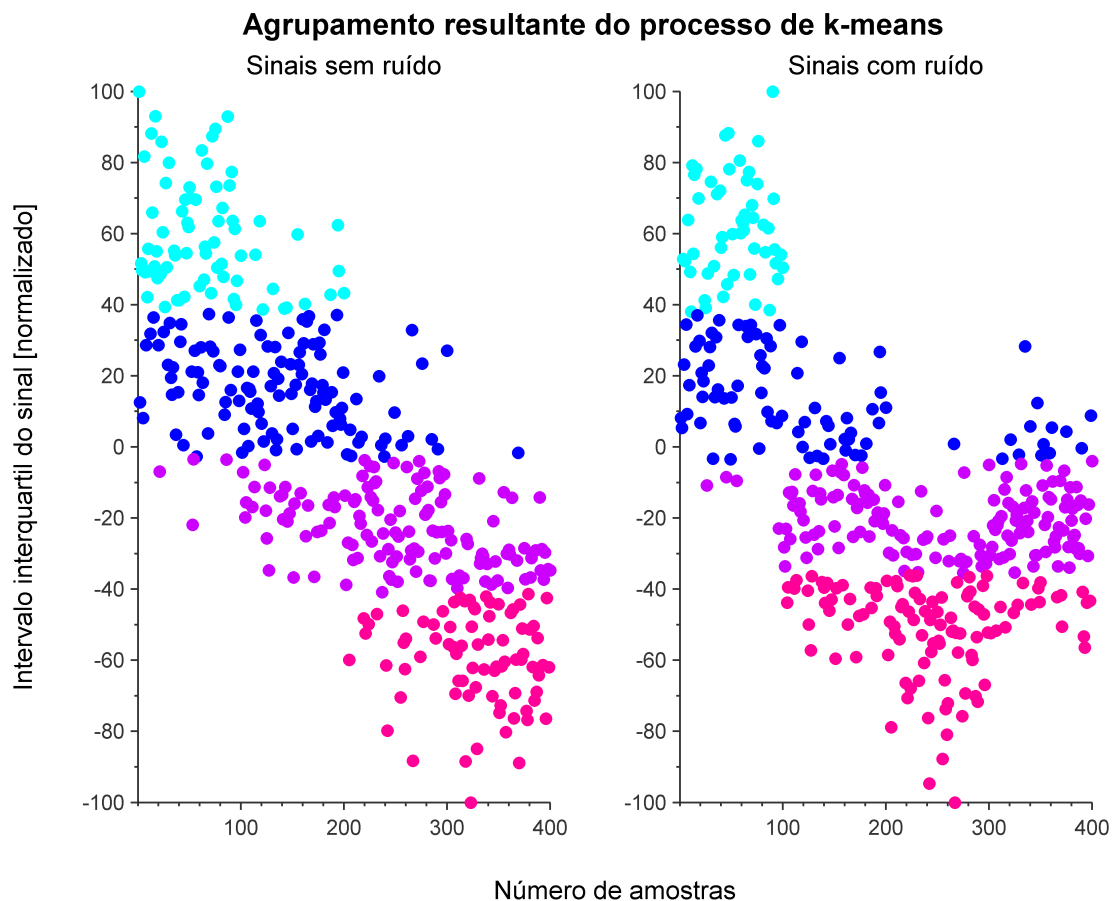


Figura 5.15: Agrupamento realizado pelo método k-means para o intervalo interquartil (IIS) extraído dos sinais emulados sem ruído (gráfico da esquerda) e sinais com ruído de 20 dB (gráfico da direita). Os pontos em azul claro representam as observações que foram atribuídas ao grupo 1; azul escuro indica as atribuições do grupo 2; roxo representa o grupo 3; e rosa representa o grupo 4. No eixo horizontal, o intervalo entre 1 e 100 amostras representa os sinais emulados do grupo P1; de 101 a 200 representa o grupo P2; de 201 a 300 representa o grupo P3; e 301 a 400 representa o grupo P4.

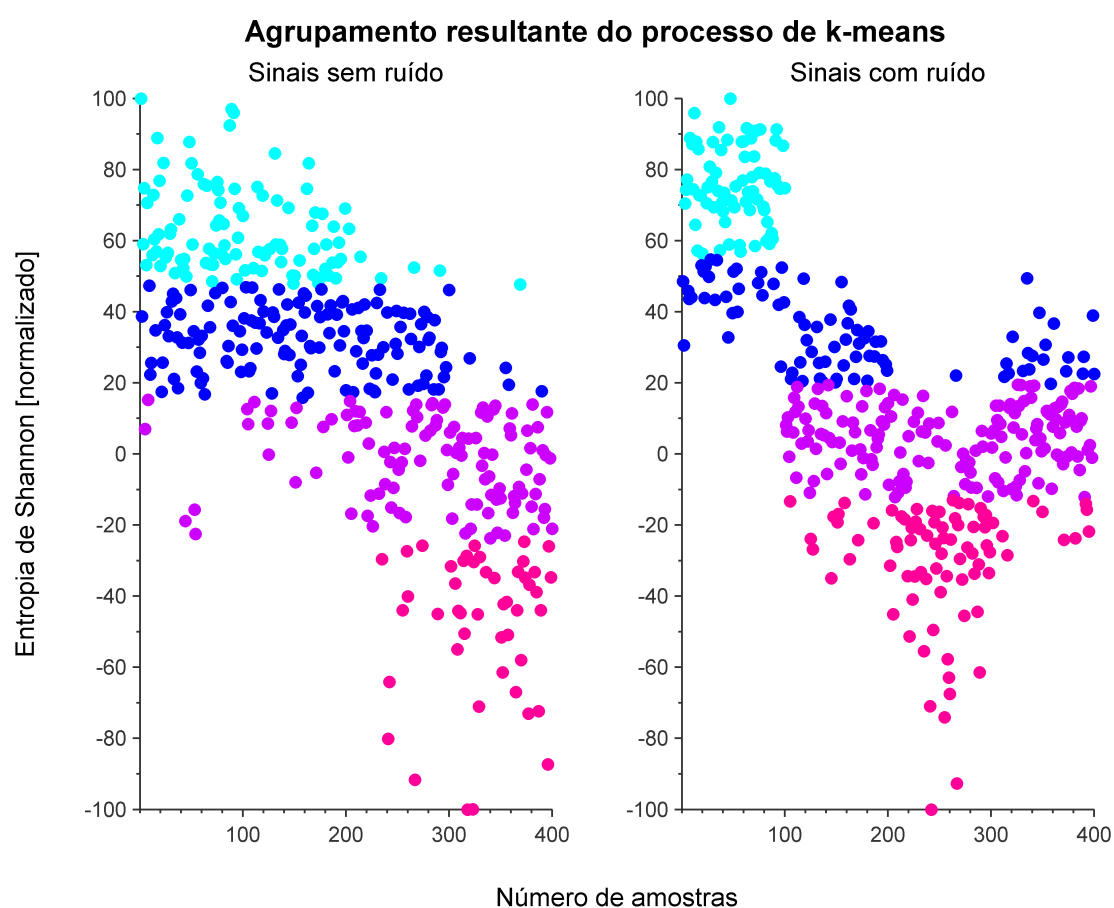


Figura 5.16: Agrupamento realizado pelo método k-means para a entropia de Shannon (ES) extraída dos sinais emulados sem ruído (gráfico da esquerda) e sinais com ruído de 20 dB (gráfico da direita). Os pontos em azul claro representam as observações que foram atribuídas ao grupo 1; azul escuro indica as atribuições do grupo 2; roxo representa o grupo 3; e rosa representa o grupo 4. No eixo horizontal, o intervalo entre 1 e 100 amostras representa os sinais emulados do grupo P1; de 101 a 200 representa o grupo P2; de 201 a 300 representa o grupo P3; e 301 a 400 representa o grupo P4.

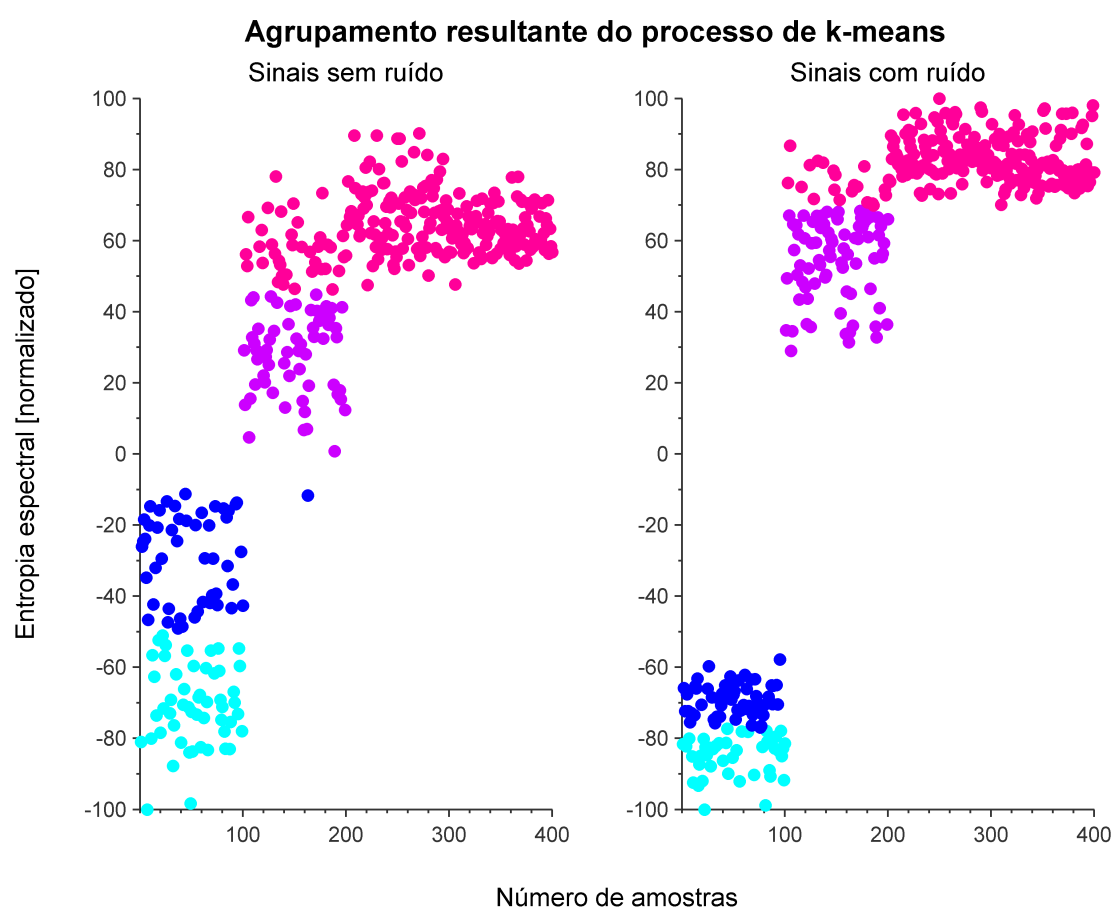


Figura 5.17: Agrupamento realizado pelo método k-means para a entropia espectral (EE) extraída dos sinais emulados sem ruído (gráfico da esquerda) e sinais com ruído de 20 dB (gráfico da direita). Os pontos em azul claro representam as observações que foram atribuídas ao grupo 1; azul escuro indica as atribuições do grupo 2; roxo representa o grupo 3; e rosa representa o grupo 4. No eixo horizontal, o intervalo entre 1 e 100 amostras representa os sinais emulados do grupo P1; de 101 a 200 representa o grupo P2; de 201 a 300 representa o grupo P3; e 301 a 400 representa o grupo P4.

Para contabilizar os erros e acertos do agrupamento obtido com cada uma das características, foi utilizada a matriz confusão para confrontar os grupos preditos com os grupos atribuídos por K-means, permitindo o cálculo da acurácia para cada grupo, conforme a equação 4.3. A matriz confusão de cada característica foi disposta em mapas de cores para facilitar seu entendimento quanto à classificação dos grupos. As matrizes estão expostas nas figuras 5.18 e 5.19 segundo os grupos majoritários SR e CR, respectivamente.

Matriz confusão das características extraídas dos sinais sem ruído

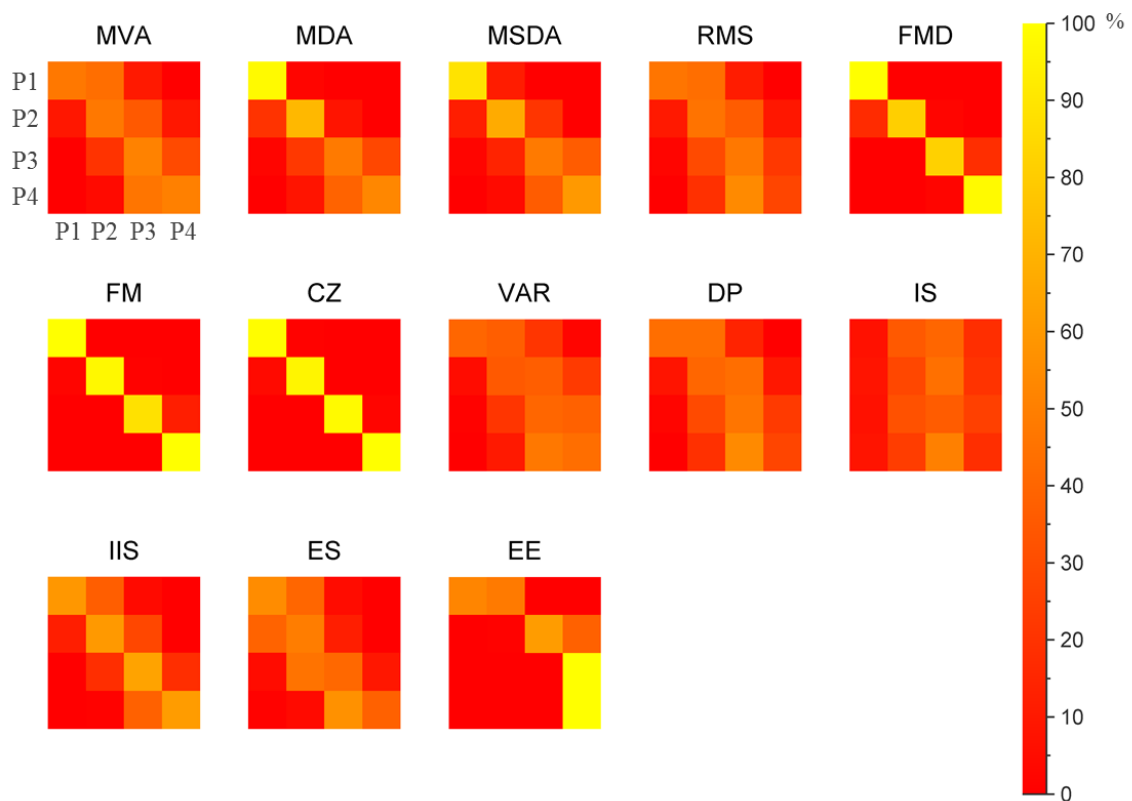


Figura 5.18: Matrizes confusão das atribuições obtidas pelo método de agrupamento para cada característica extraída dos sinais emulados sem ruído.

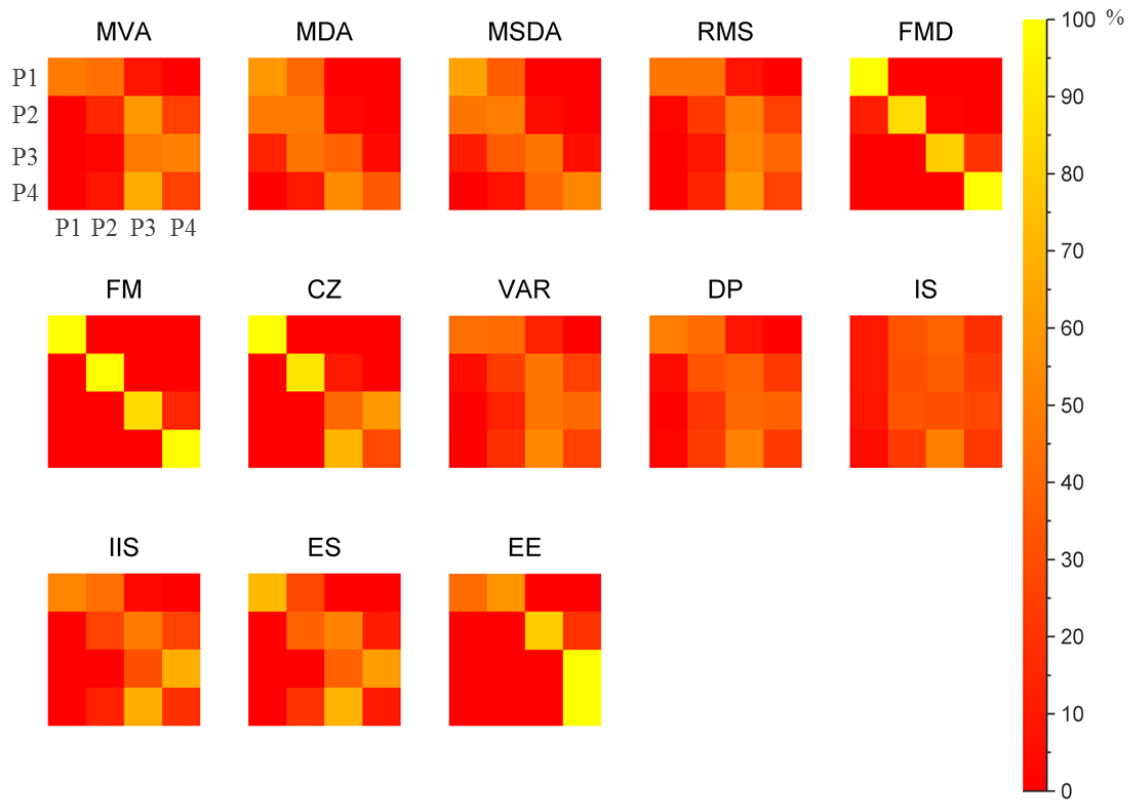
Matriz confusão das características extraídas dos sinais com ruído

Figura 5.19: Matriz confusão das atribuições obtidas pelo método de agrupamento para cada característica extraída dos sinais emulados com ruído de 20 dB.

É possível observar na figura 5.18 que as características de frequência mediana (FMD), frequência média (FM) e cruzamento por zero (CZ) atribuíram aos 4 grupos aproximadamente 100 amostras, seguindo o agrupamento original. Para a média das diferenças absolutas (MDA) e a média das segundas diferenças absolutas (MSDA) houveram classificações próximas de 100 amostras para o P1, mas os demais grupos apresentaram confusão considerável. A entropia de espectral (EE) apresentou boa classificação para o grupo P4, entretanto, o grupo P3 foi confundido com o P4, apresentando classificação errônea.

Na figura 5.19 é possível observar que a presença de ruído nos sinais emulados reduziu a performance do CZ nos grupos P3 e P4, enquanto as FMD e FM não foram afetadas.

Seguindo o protocolo experimental para os sinais emulados, a técnica estatística

de capacidade foi aplicada para seleccionar as características mais eficientes para identificar diferentes proporções de tipos de fibra. Nas figuras 5.20 e 5.26 são mostradas as curvas de densidade de probabilidades encontradas para cada processo (característica) segundo a estimativa de densidade Kernel para uma variabilidade permitida entre 75 e 100% de acurácia. Foi considerando o processo de agrupamento como um todo, tanto para os sinais sem ruído quanto para os sinais com ruído. Assim, os indicadores de performance P_P foram calculados e os resultados são apresentados na tabela 5.1.

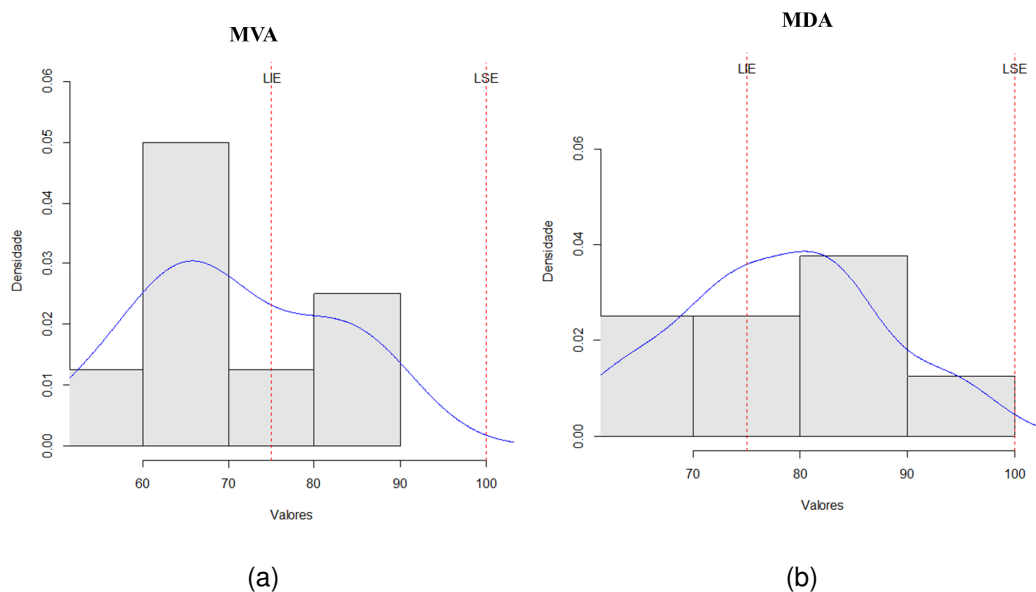


Figura 5.20: Análise de capacidade das características: (a) média dos valores absolutos e (b) média das diferenças absolutas. A variabilidade permitida para o processo foi estabelecida entre o limite inferior (LIE) de 75% e o limite superior (LSE) de 100%.

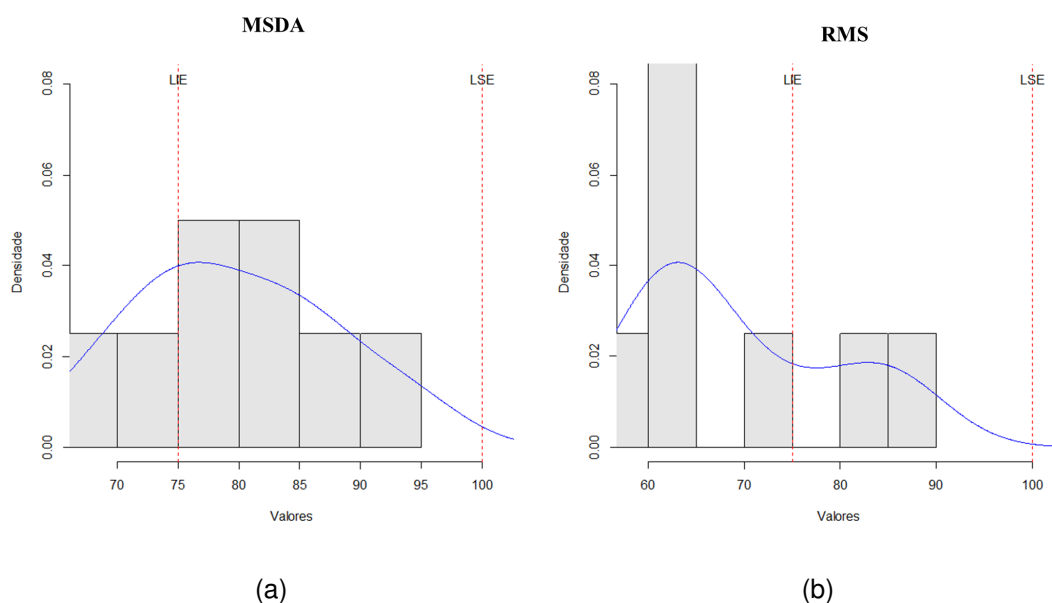


Figura 5.21: Análise de capacidade das características: (a) média das segundas diferenças absolutas e (b) valor quadrático médio. A variabilidade permitida para o processo foi estabelecida entre o limite inferior (LIE) de 75% e o limite superior (LSE) de 100%.

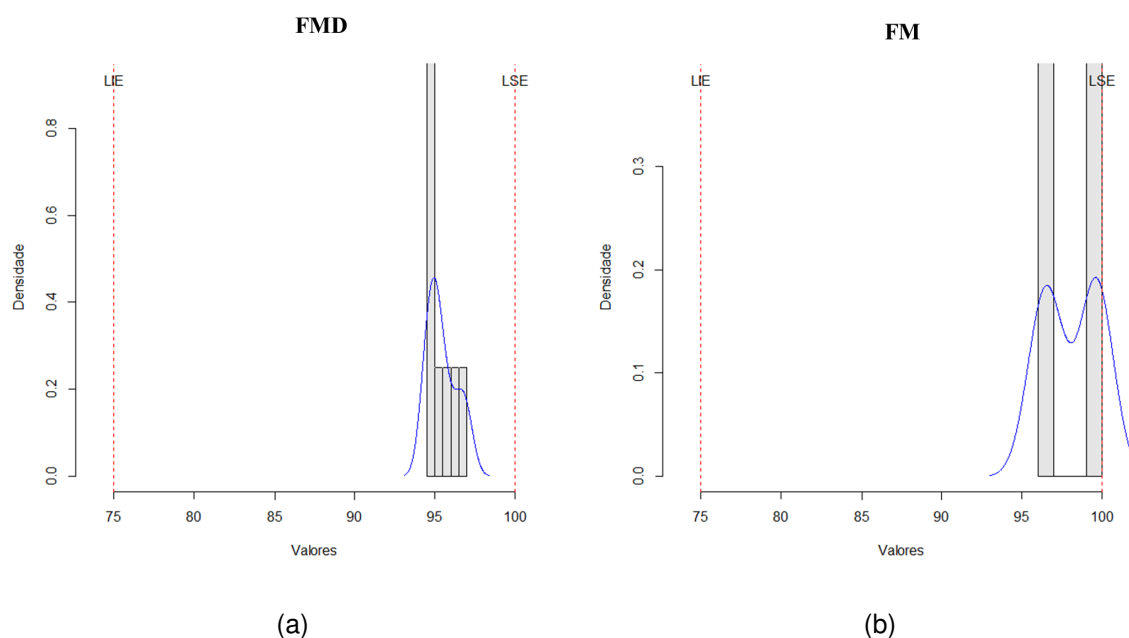


Figura 5.22: Análise de capacidade das acurácias para as características: (a) frequência mediana e (b) frequência média. A variabilidade permitida para o processo foi estabelecida entre o limite inferior (LIE) de 75% e o limite superior (LSE) de 100%.

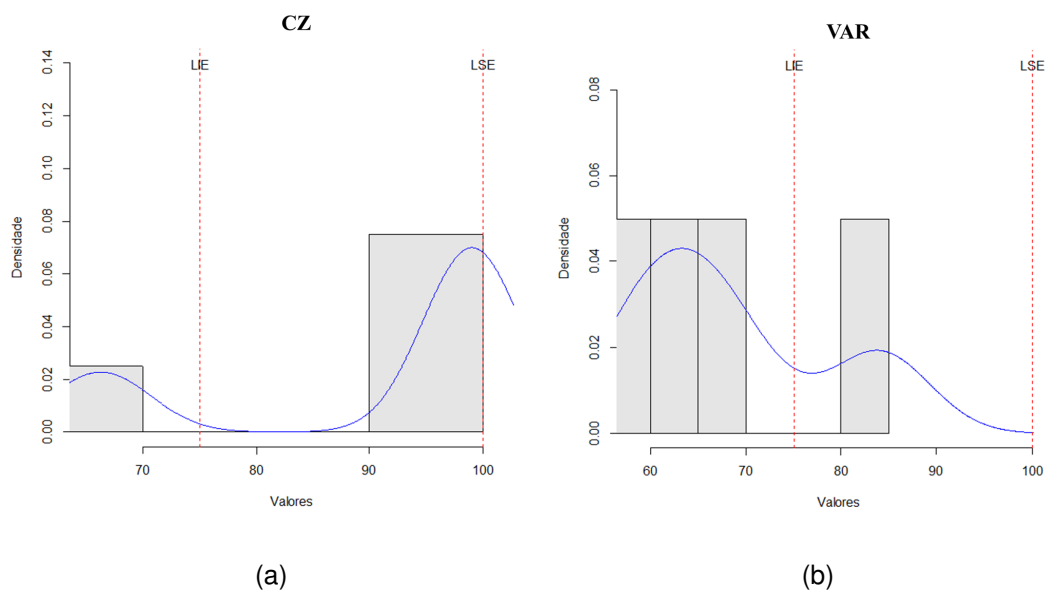


Figura 5.23: Análise de capacidade das características: (a) cruzamento por zero e (b) variância amostral. A variabilidade permitida para o processo foi estabelecida entre o limite inferior (LIE) de 75% e o limite superior (LSE) de 100%.

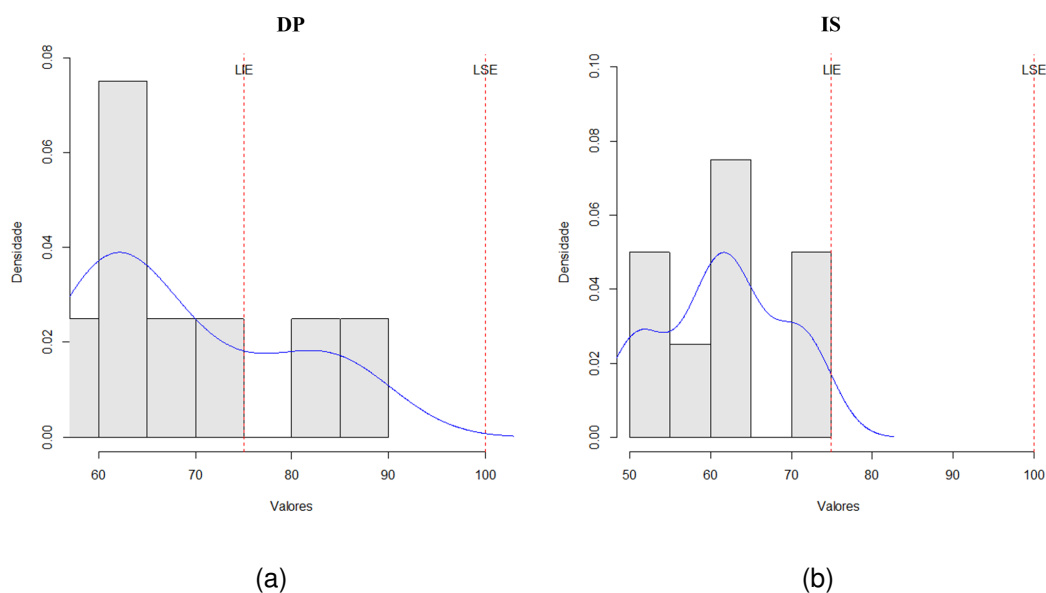


Figura 5.24: Análise de capacidade das características: (a) desvio padrão e (b) intervalo do sinal. A variabilidade permitida para o processo foi estabelecida entre o limite inferior (LIE) de 75% e o limite superior (LSE) de 100%.

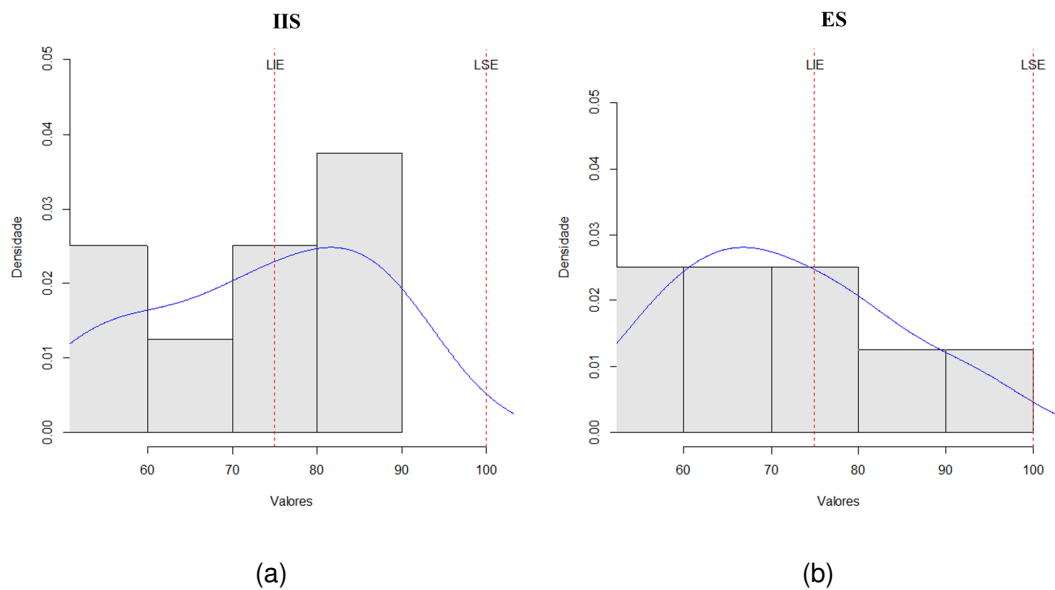


Figura 5.25: Análise de capacidade das características: (a) intervalo interquartil do sinal e (b) entropia de Shannon. A variabilidade permitida para o processo foi estabelecida entre o limite inferior (LIE) de 75% e o limite superior (LSE) de 100%.

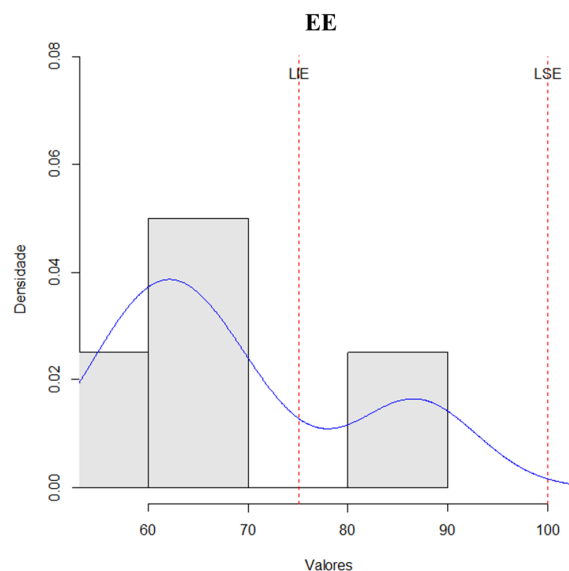


Figura 5.26: Análise de capacidade da característica de entropia espectral. A variabilidade permitida para o processo foi estabelecida entre o limite inferior (LIE) de 75% e o limite superior (LSE) de 100%.

	MVA	MDA	MSDA	RMS	FMD	FM	CZ	VAR	DP	IS	IRS	ES	EE
Pp	0,52	0,65	0,72	0,61	6,87	3,81	0,55	0,62	0,59	0,82	0,45	0,48	0,54

Tabela 5.1: Índices de performance (P_P) calculados pelo método de capacidade para cada característica extraída dos sinais emulados.

É possível observar pelas figuras 5.20 a 5.26 que, embora algumas características (MDA, MSDA, CZ, IRS) tenham apresentado a maior densidade de probabilidade dentro dos limites inferior e superior estabelecidos, elas apresentaram valores consideráveis de densidade em todo o processo, resultando em índices de performance insatisfatórios (tabela 5.1). Para as FMD e FM, toda a densidade de probabilidade permaneceu dentro dos limites estabelecidos.

Conforme mostrado na tabela 5.1, as características capazes de identificar diferentes proporções de tipo de fibra dentro do intervalo de qualidade estabelecido foram: frequência mediana (FMD) e frequência média (FM), seguindo a tabela 4.1 como referência.

Uma vez determinadas as características mais eficientes, segundo o teste de capacidade, foi selecionado um novo grupo de características para compor a análise de componentes principais, conforme descrito anteriormente. Como o teste de capacidade indicou que características diretamente associadas ao conteúdo espectral dos sinais são mais eficientes, decidiu-se utilizar este critério para seleção daquelas que comporiam a ACP. Assim sendo, o conjunto de dados foi constituído por: média das diferenças absolutas (MDA), média das segundas diferenças absolutas (MSDA), frequência mediana (FMD), frequência média (FM), cruzamento por zero (CZ) e entropia espectral (EE). Foram encontradas duas componentes principais (CPs) para cada conjunto majoritário de dados (SR e CR) e os mesmos processos de agrupamento por K-means, montagem da matriz confusão, cálculo da acurácia e teste de capacidade foram executados para aquelas componentes principais. Os resultados estão expostos nas figuras 5.27 a 5.30 e os índices de performance para cada CP estão detalhados na tabela 5.2.

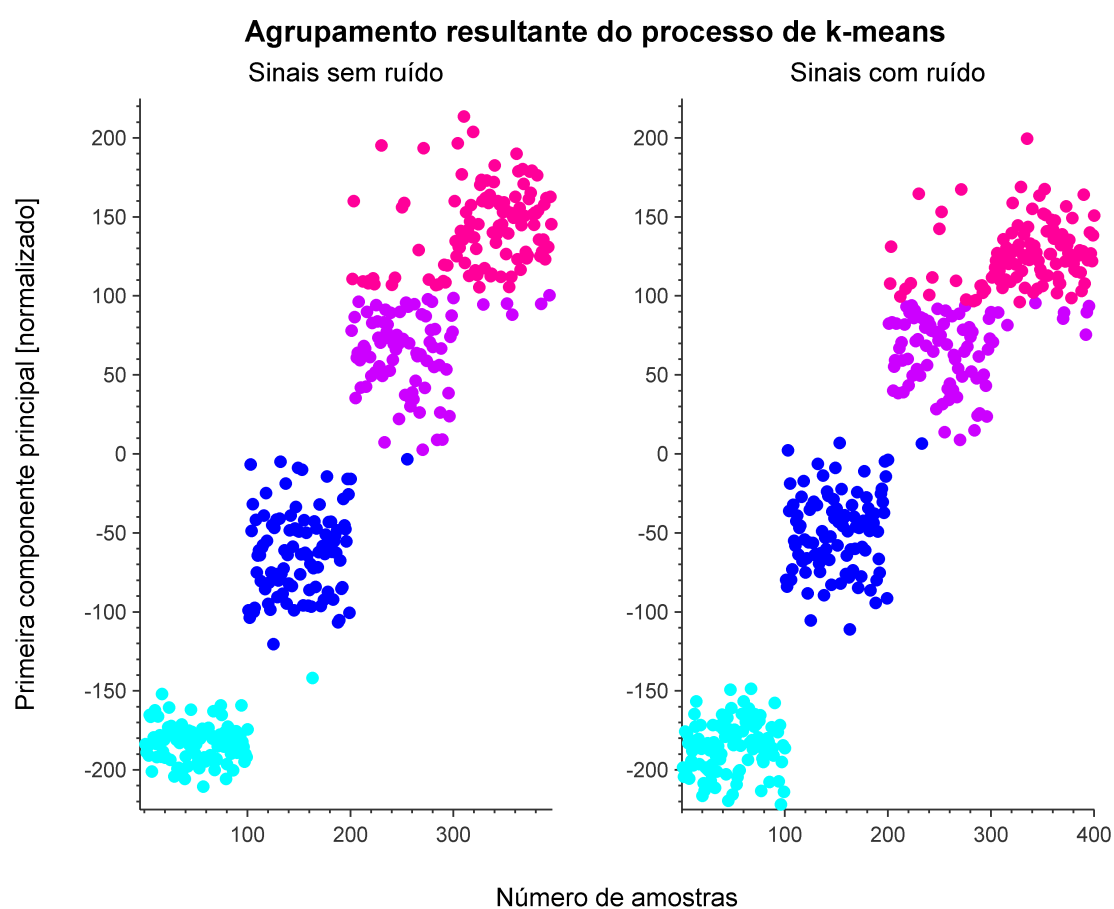


Figura 5.27: Agrupamento realizado para a primeira componente principal (CP1) extraída dos sinais emulados sem ruído (gráfico da esquerda) e sinais com ruído de 20 dB (gráfico da direita). Os pontos em azul claro representam o grupo 1; azul escuro indica as atribuições do grupo 2; roxo representa o grupo 3; e rosa representa o grupo 4. No eixo horizontal, o intervalo entre 1 e 100 amostras representa os sinais emulados do grupo P1; de 101 a 200 representa o grupo P2; de 201 a 300 representa o grupo P3; e 301 a 400 representa o grupo P4.

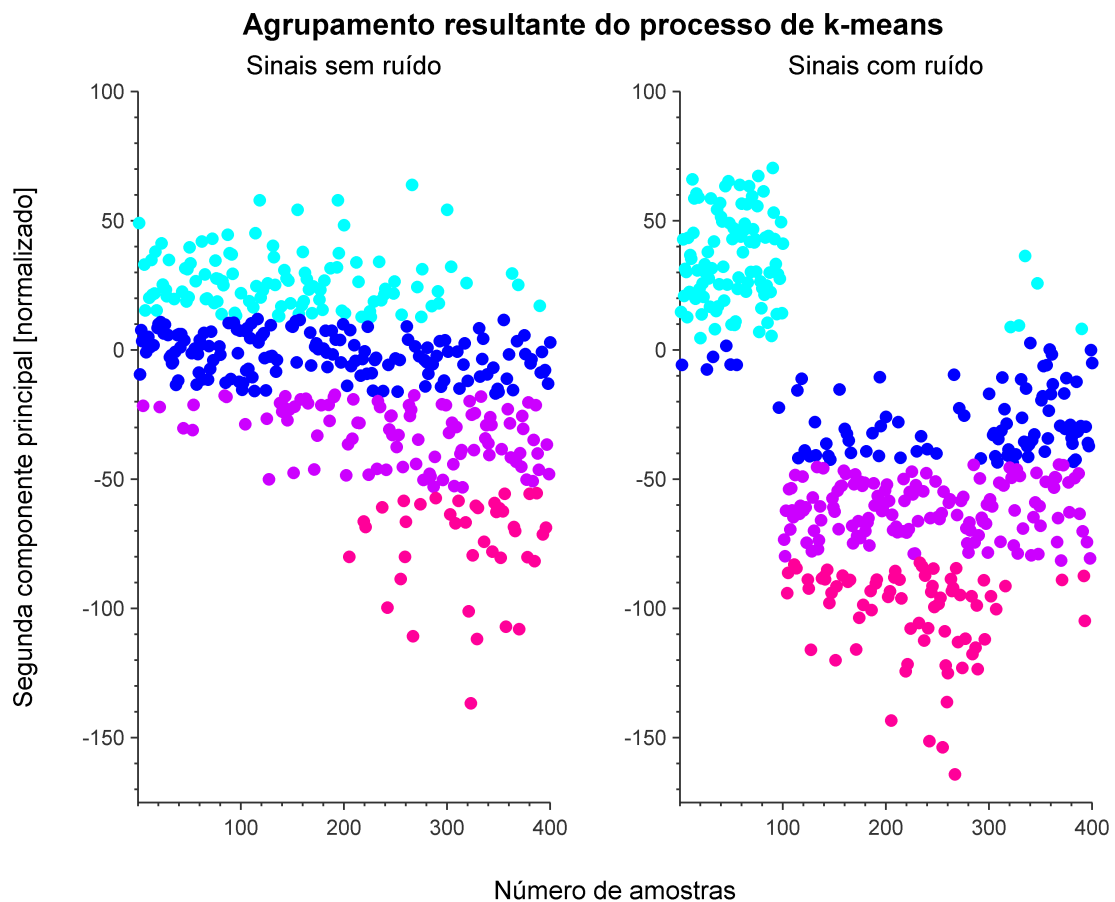
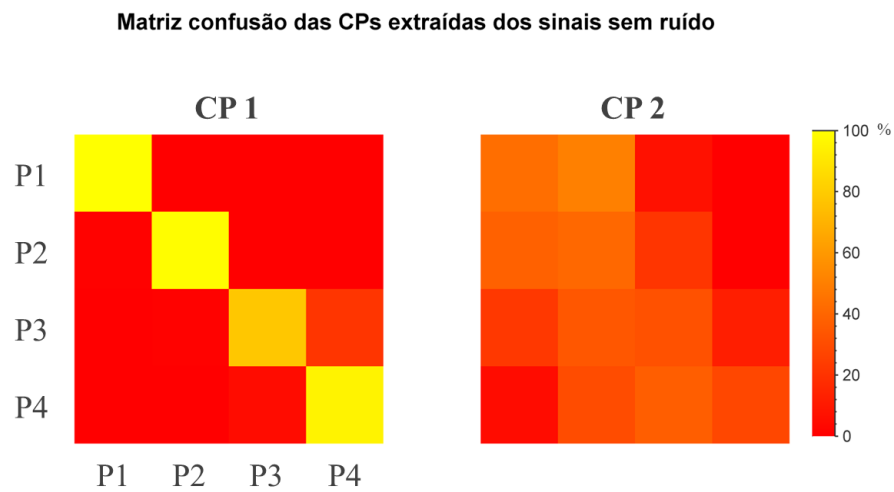
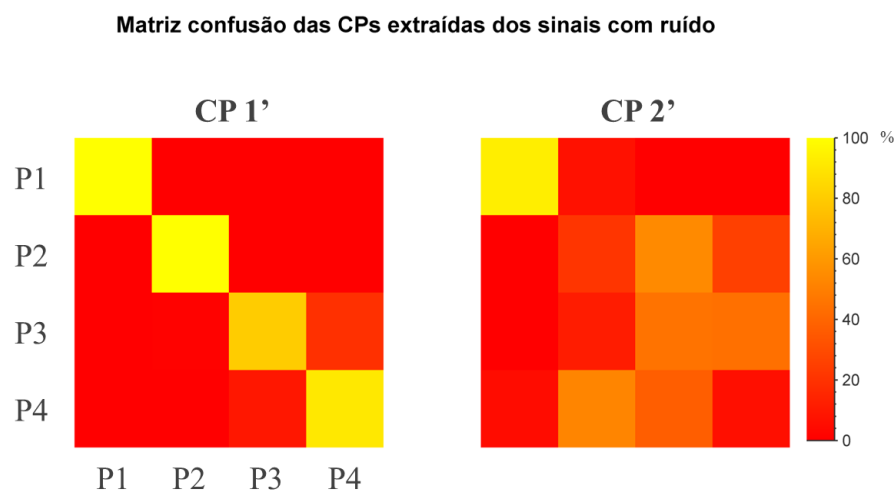


Figura 5.28: Agrupamento realizado para a segunda componente principal (CP2) extraída dos sinais emulados sem ruído (gráfico da esquerda) e sinais com ruído de 20 dB (gráfico da direita). Os pontos em azul claro representam o grupo 1; azul escuro indica as atribuições do grupo 2; roxo representa o grupo 3; e rosa representa o grupo 4. No eixo horizontal, o intervalo entre 1 e 100 amostras representa os sinais emulados do grupo P1; de 101 a 200 representa o grupo P2; de 201 a 300 representa o grupo P3; e 301 a 400 representa o grupo P4.

Pode-se observar por meio das figuras 5.27 e 5.28 que as componentes principais CP1 e CP2 possuem comportamentos inversos, tanto para os sinais SR quanto para os sinais CR. Além disso, nota-se que as semelhanças das amostras inter grupo e as discrepâncias entre grupos são maiores na CP1, permitindo melhor classificação no agrupamento K-means.



(a)



(b)

Figura 5.29: Matrizes confusão dos agrupamentos realizados das componente principal encontrada para os sinais emulados sem ruído e (b) componente principal encontrada para os sinais com ruído de 20 dB.

Analisando as matrizes confusão, percebe-se que k-means apresentou boa classificação nos quatro grupos de atribuição para a CP1 e também para a CP1'. Enquanto a CP2 não apresentou classificação satisfatória para nenhum grupo de atribuição e a CP2' mostrou boa classificação apenas para o grupo P1.

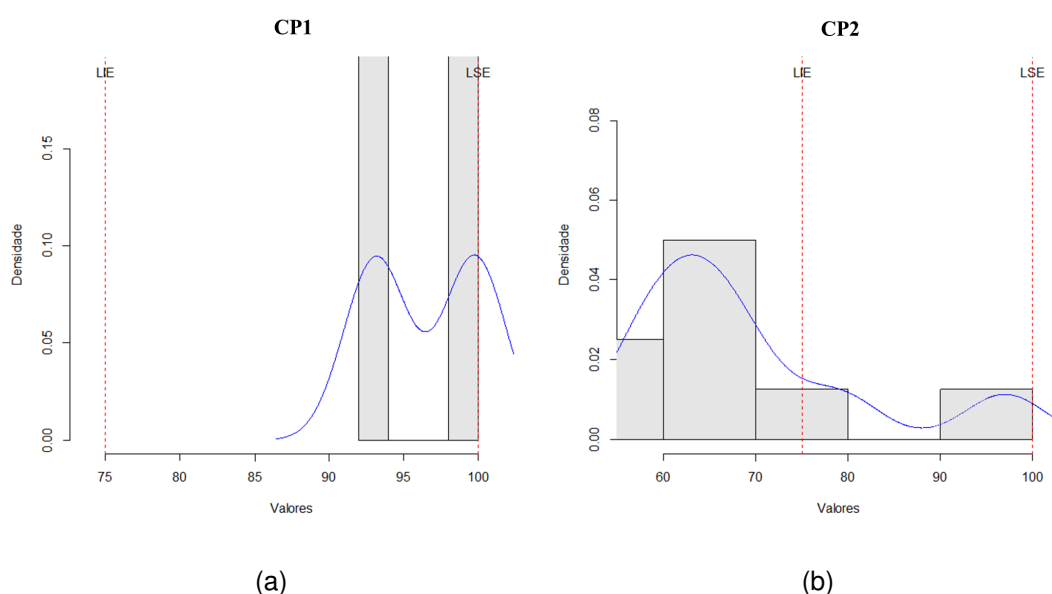


Figura 5.30: Análise de capacidade da (a) primeira componente principal e da (b) segunda componente principal. A variabilidade permitida do processo foi estabelecida entre o limite inferior (LIE) de 75% e o limite superior (LSE) de 100%.

	CP1	CP2
Pp	1,89	0,50

Tabela 5.2: Índices de performance (P_P) calculados pelo método de capacidade para cada componente principal extraída dos sinais emulados.

A figura 5.30 mostra que a densidade de probabilidade da CP1 está dentro dos limites de variabilidade estabelecido, enquanto o maior valor de probabilidade da CP2 encontra-se abaixo do valor mínimo aceitável. Com a tabela 5.2 é possível aferir que apenas a CP1 é capaz de identificar as diferentes proporções de tipos de fibras com acurácia entre 75% a 100%.

Com os resultados até aqui expostos, é possível concluir que as características de frequência mediana, frequência média e a primeira componente principal para sinais sem ruído e a primeira componente principal para sinais com ruído são mais sensíveis à variação de tipos de fibra, podendo ser utilizadas para identificar diferentes proporções de tipo de fibra.

5.2 Sinais reais

Para validar os resultados encontrados com o processamento dos sinais emulados, sinais reais foram coletados conforme protocolo estabelecido anteriormente na seção 4.2. Na figura 5.31 está exemplificado um sinal coletado na execução de contração isométrica de extensão de punho com 75% de força em relação à sua força máxima exercida.

Para os sinais reais, os procedimentos até então utilizados (k-means, matriz confusão, acurácia e análise de capacidade) não foram empregados porque o intuito não era separar o conjunto amostral entre pessoas fisicamente ativas (PFA) e pessoas sedentárias (PS), mas sim analisar o comportamento das características mediante sinais eletromiográficos reais provenientes de musculaturas compostas por diferentes proporções de tipo de fibra.

As características selecionadas (FMD, FM, PC1 sem ruído e PC1 com ruído) foram extraídas dos sinais eletromiográficos de cada voluntário conforme o nível de força exercido em cada coleta. Seus resultados estão expostos nas figuras 5.32 a 5.35.

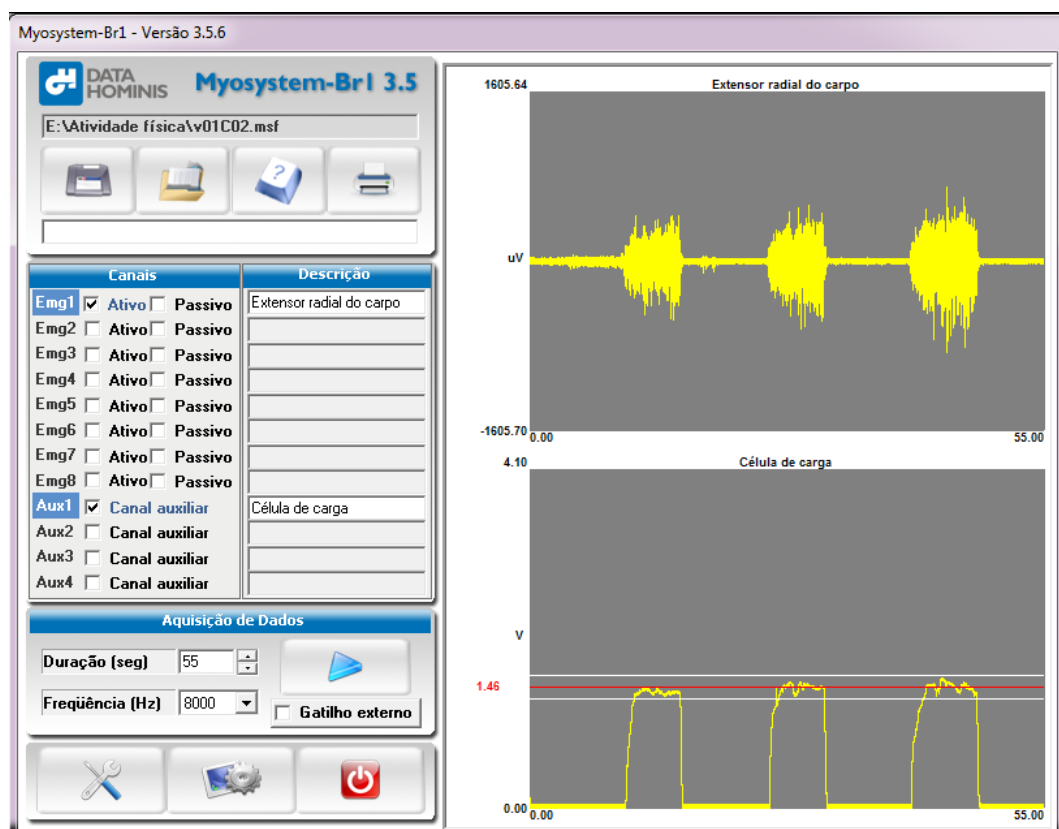
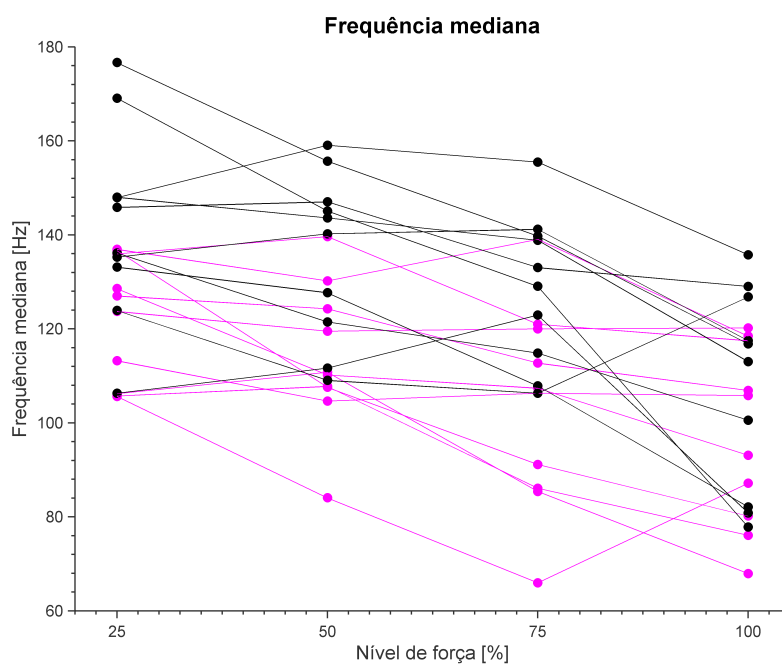
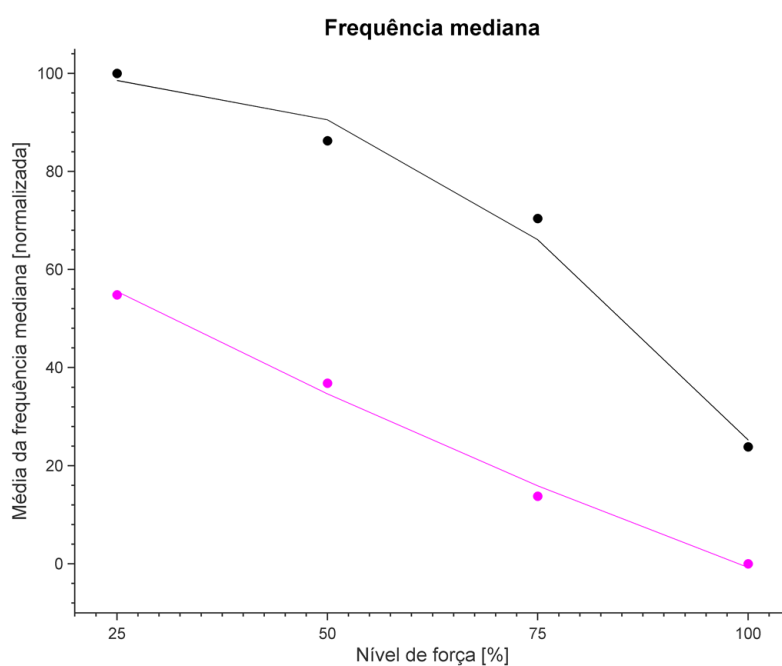


Figura 5.31: Exemplo de sinal eletromiográfico e o sinal de força correspondente durante uma coleta realizando 75% da força máxima do indivíduo.



(a)



(b)

Figura 5.32: Resultado da frequência mediana (FMD) extraída de pessoas sedentárias (rosa) e pessoas fisicamente ativas (preto) para diferentes níveis de força. (a) Valores individuais para cada sujeito; (b) Médias normalizadas para valores entre 0 e 100.

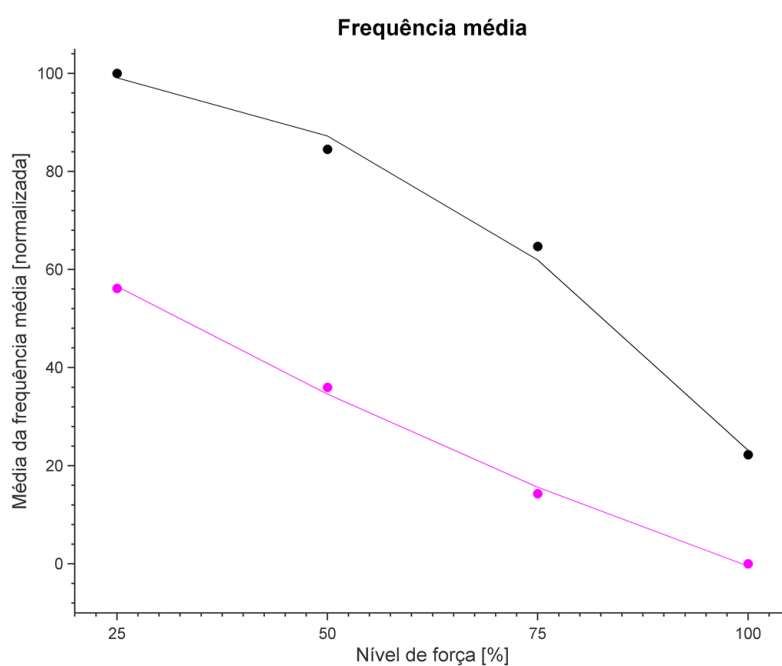
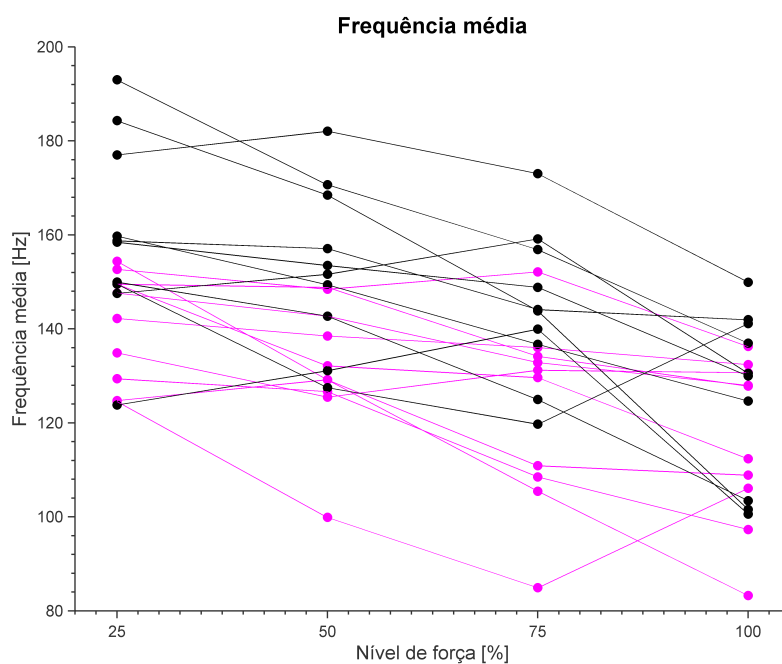
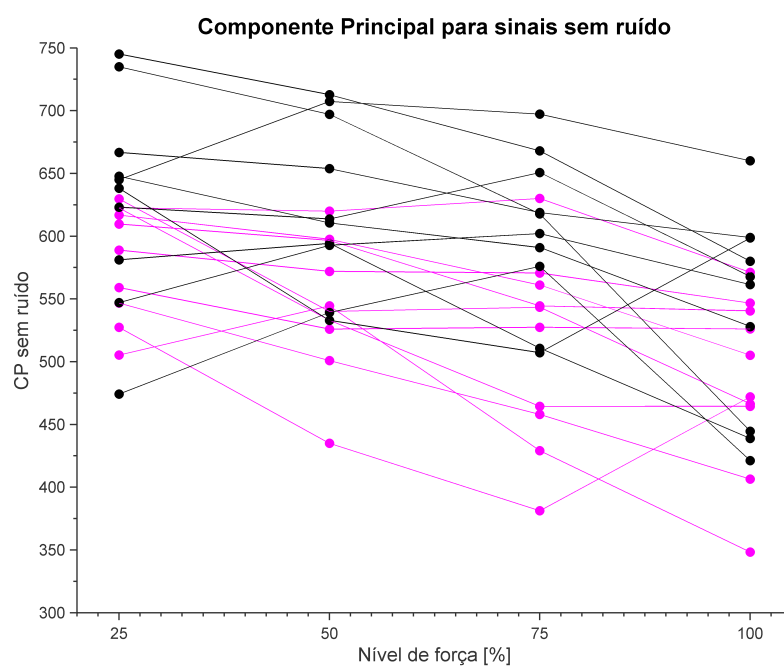
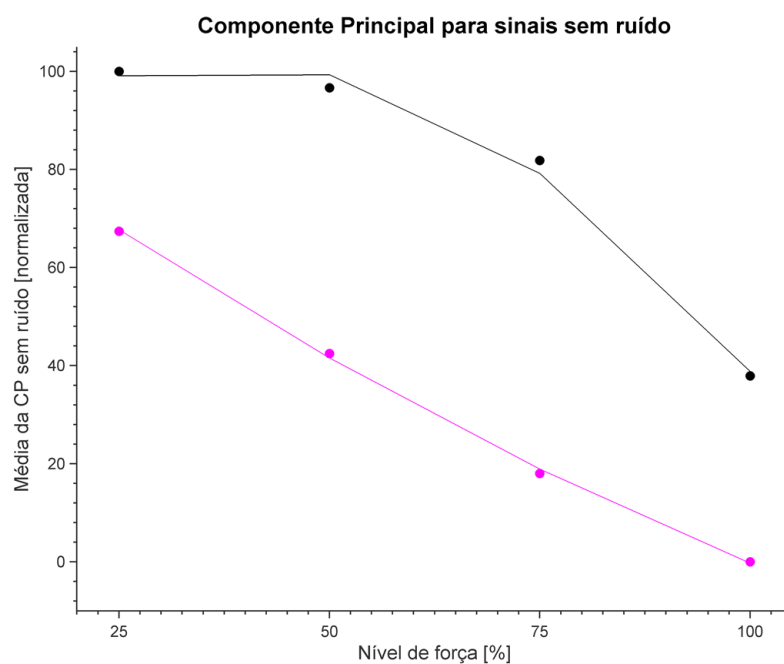


Figura 5.33: Resultado da frequência média (FM) extraída de pessoas sedentárias (rosa) e pessoas fisicamente ativas (preto) para diferentes níveis de força. (a) Valores individuais para cada sujeito; (b) Médias normalizadas para valores entre 0 e 100.

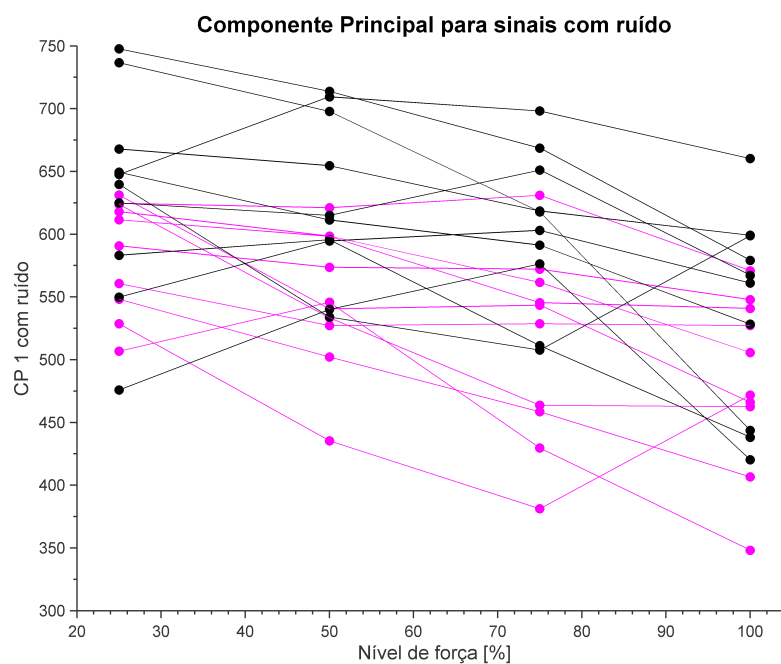


(a)

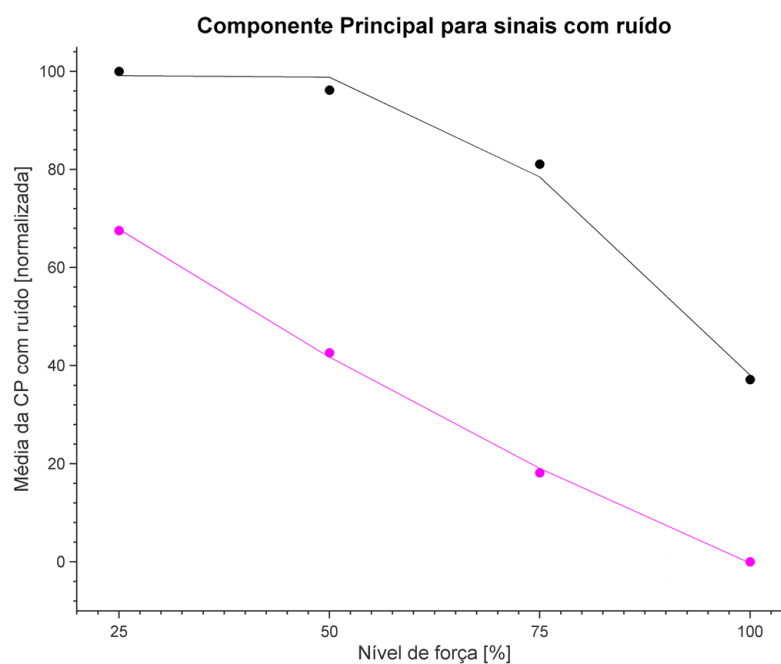


(b)

Figura 5.34: Resultado da primeira componente principal (CP1) para sinais sem ruído extraída de pessoas sedentárias (rosa) e pessoas fisicamente ativas (preto) em diferentes níveis de força. (a) Valores individuais para cada sujeito; (b) Médias normalizadas para valores entre 0 e 100.



(a)



(b)

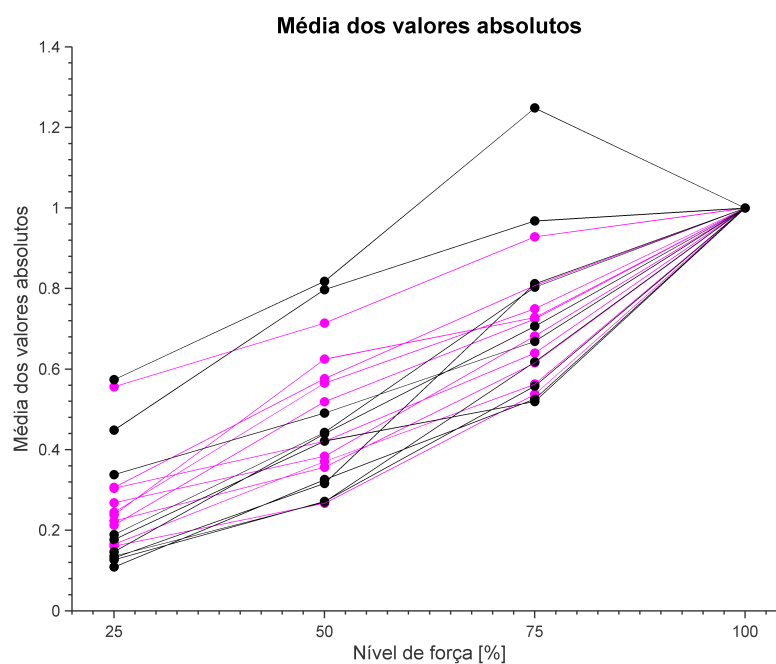
Figura 5.35: Resultado da primeira componente principal (CP1) para sinais com ruído extraída de pessoas sedentárias (rosa) e pessoas fisicamente ativas (preto) em diferentes níveis de força. (a) Valores individuais para cada sujeito; (b) Médias normalizadas para valores entre 0 e 100.

As figuras 5.32 a 5.35 mostram que, para todas as características selecionadas, a média dos valores foi maior para o grupo de PFA em todos os níveis de força. Pode-se notar também que os valores de todas as características decaem com o aumento da força tanto para o grupo de PFA quanto o grupo de PS. Entretanto, é perceptível que este decaimento é mais acentuado para o grupo de PFA.

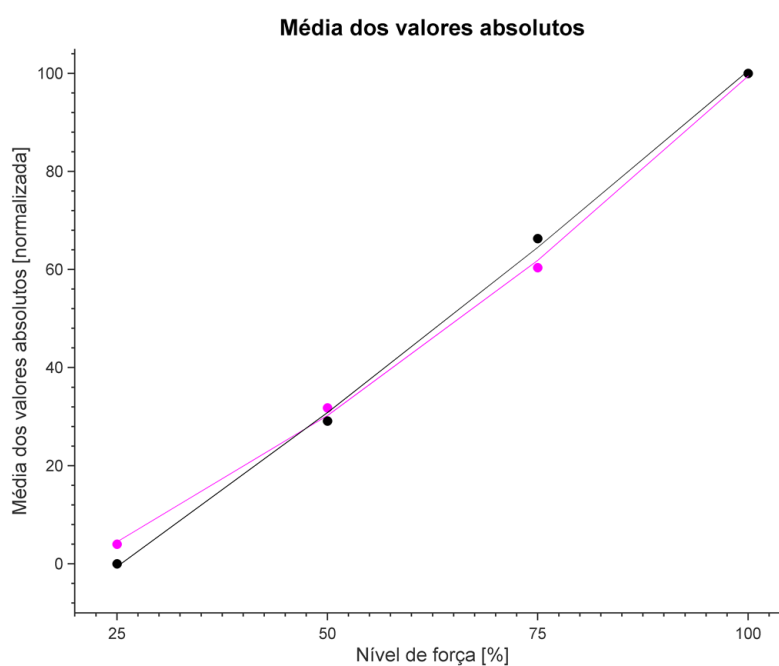
Para confirmar o desempenho destas características em identificar diferentes proporções de tipo de fibra, e a correta seleção das mesmas pela metodologia utilizada neste trabalho, descrevemos a seguir os resultados verificados para outras características, dentre o conjunto inicial (treze). As figuras 5.36 e 5.37 mostram os resultados obtidos para a média do valor absoluto (MVA) e para o valor quadrático médio (RMS).

Como as características são computadas no domínio do tempo, elas foram normalizadas conforme o nível máximo de força, portanto, valor de MVA e RMS em contrações de força máxima apresentam valores unitários (100%), enquanto os demais níveis de força possuem como referência aquele nível máximo. Esta normalização é realizada para minimizar possíveis diferenças em relação à força à atividade EMG de pessoas diferentes, assim, cada indivíduo é comparado com ele mesmo em relação ao seu nível máximo de força.

É possível notar nas figuras 5.36 e 5.37 que as médias dos valores de MVA e RMS aumentam progressivamente com o aumento do nível de força para ambos os grupos amostrais (PFA e PS). Entretanto, os valores resultantes não apresentam diferenças notáveis entre os grupos, confirmando que estas características realmente não possuem desempenho satisfatório para identificar diferentes proporções de tipos de fibras.

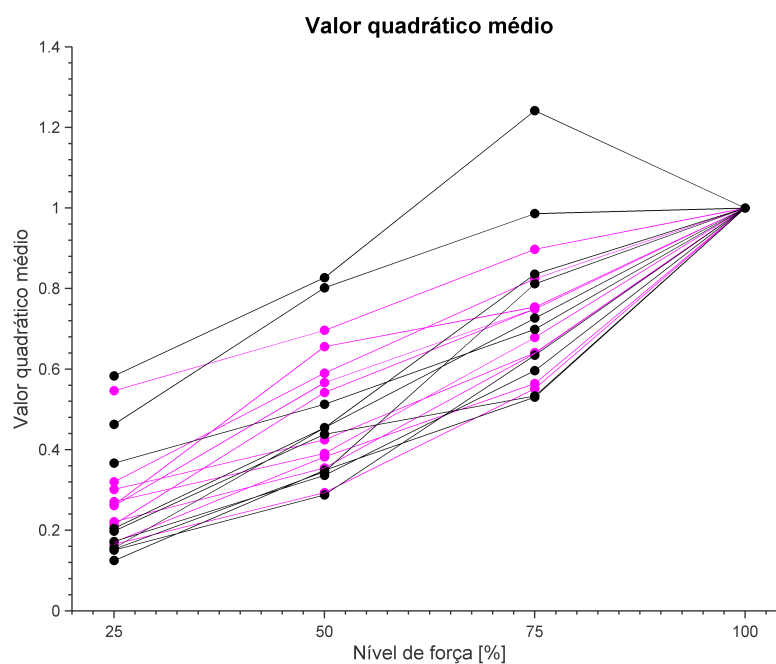


(a)

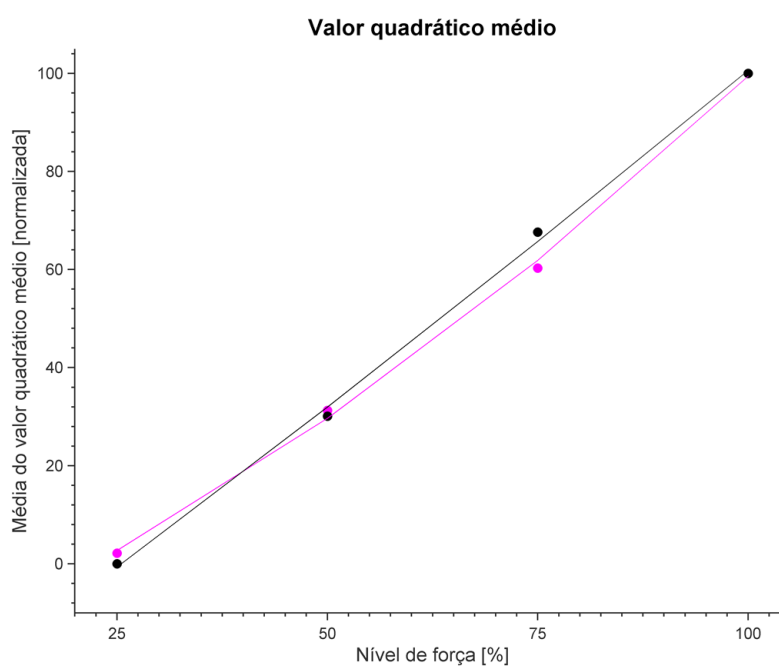


(b)

Figura 5.36: Resultado da média dos valores absolutos (MVA) extraída de pessoas sedentárias (rosa) e pessoas fisicamente ativas (preto) para diferentes níveis de força. (a) Valores individuais para cada sujeito; (b) Médias normalizadas para valores entre 0 e 100.



(a)



(b)

Figura 5.37: Resultado do valor quadrático médio (RMS) extraído de pessoas sedentárias (rosa) e pessoas fisicamente ativas (preto) para diferentes níveis de força. (a) Valores individuais para cada sujeito; (b) Médias normalizadas para valores entre 0 e 100.

Capítulo 6

Discussão

6.1 Sinais emulados

Os resultados da pesquisa mostraram que foi possível identificar as características capazes de distinguir, com maior precisão, as diferentes proporções de tipos de fibra por meio de sinais de eletromiografia de superfície. Observando os valores de capacidade mostrados na tabela 5.1, é possível constatar que as características de frequência média e mediana foram capazes de distinguir diferentes proporções de tipos de fibra com acurácia entre 75 e 100%.

Os resultados de frequências mediana e média apresentaram relação direta com o aumento das proporções de fibras do tipo II, como pode ser observado nas figuras 5.9 e 5.10. Estudos que também utilizaram sinais emulados apresentaram resultados similares. Carlo de Luca et al. (2010) e Ariba Siddiqi et al. (2014) utilizaram sinais emulados para estudar o comportamento na taxa de disparo mediante aumento da força muscular e consequente aumento da quantidade de UMs recrutadas. Os autores mostraram que UMs com limiares de ativação mais elevados provocam aumento nas características no espectro de frequência [94, 110]. James Wakeling (2009) utilizou um modelo do músculo gastrocnêmio medial e variar o recrutamento de UMs com diferentes velocidades de contração para emular sinais EMGs. Seus sinais modelados foram processados no domínio do tempo-frequência por meio da análise *wavelet* e foi quantificada a frequência média do sinal. Foi observado que o aumento do recrutamento de UMs rápidas contribuíram para elevados valores de frequência média [36]. Os estudos [9, 33, 75, 77, 111] também relacionaram as maiores proporções de fibras

do tipo II com elevados valores de frequência mediana e média.

Para identificar as proporções relativas de tipos de fibras por meio de sinais reais de EMGs, Wim Linssen et al. (1991) compararam a composição muscular de pessoas com miopatia nemalínica, que possuem de 95 a 100% de fibras do tipo I em toda musculatura do corpo, e pessoas normais durante exercícios de contração isométrica voluntária com 80% da sua força máxima. Os pesquisadores utilizaram um array de eletrodos de superfície sobre a musculatura do quadríceps femoral para calcular a velocidade de condução ao longo da fibra muscular. Eles relataram que as fibras musculares do tipo I possuem menor velocidade de condução em relação às fibras do tipo II, além de possuírem maior resistência à fadiga [112]. Nossos resultados apresentam comportamentos similares quando analisamos as frequências média e mediana, que são consequência da velocidade de condução dos potenciais de ação na fibra muscular [113].

No presente estudo e nos relatos encontrados na literatura, foi possível relacionar o recrutamento das UMs com as frequências mediana e média do sinal EMG e associá-los às características das fibras musculares. As fibras musculares do tipo I, conforme relatado no capítulo 2, são caracterizadas pela velocidade de contração lenta e maior duração do potencial de ação da unidade motora (PAUM), contribuindo para frequência mais baixas em relação às frequências de recrutamento das fibras do tipo II.

Além das características de frequência, alguns estudos relacionaram a amplitude do sinal EMGs com os diferentes tipos de fibras. Dick Stegeman e Wim Linssen (1992) realizaram um estudo de sinais EMG emulados considerando informações sobre potenciais de ação intramuscular até evoluir para os potenciais de ação mensurados em sinais EMGs. Eles mostraram que a diminuição na duração dos PAUMs provoca redução na amplitude dos valores RMS e aumento na frequência mediana [114]. Estes resultados são similares aos resultados encontrados em nosso estudo, como pode ser observado na figura 5.8, onde são expostos os valores de RMS e na figura 5.9, onde estão os valores de frequência mediana. Mesmo apresentando resultados similares, o RMS não apresentou índice de performance satisfatório para identificar diferentes proporções de tipos de fibras. O estudo [34], realizado com sinais reais de EMGs dos músculos paraespinais, mostrou uma relação inversa: o aumento do recrutamento de fibras do tipo II contribuiu para elevação dos valores RMS. Este estudo relatou que o

aumento da força exercida em contrações em rampa provoca aumento das UMs recrutadas, provocando o aumento nos valores RMS. Este relato também foi mostrado em outros estudos e livros relacionados com contrações em rampa [42, 48, 115]. Mesmo estes estudos apontando para um relação direta entre a quantidade de UMs rápidas recrutadas e o valor RMS, quando realizado contrações em rampa, o estudo realizado por Digby Sale (2008) relatou que mudanças na concentração de gordura subcutânea e no ângulo de penetração das fibras, ou o aumento na amplitude do potencial de ação das fibras musculares, podem aumentar os valores de amplitude do sinal EMG independente de qualquer mudança nas ativações de unidades motoras distintas [116], podendo invalidar as correlações entre amplitude dos sinais de EMG e o aumento do recrutamento de UMs do tipo II. De forma geral, os relatos da literatura mostraram resultados diferentes sobre a relação existente entre os valores RMS e as proporções de tipos de fibras. Entretanto, como o RMS não apresentou índice de performance satisfatório no presente estudo, as possíveis conclusões dúbias acerca do valor RMS foram evitadas.

Com exceção das características de frequência média, frequência mediana, velocidade de condução e valor quadrático médio, não foram encontrados estudos que utilizaram as demais características analisadas no presente trabalho com o mesmo intuito de identificar diferentes proporções de tipos de fibras musculares por meio do sinal de EMGs. As outras características são muito utilizadas em controles de próteses mioelétricas, onde o nível de informação sobre o sinal proporciona controles mais precisos e com maiores graus de liberdade de movimentação da prótese [63–66, 71]. Entretanto, estas características não conseguiram diferenciar as diferentes proporções de tipos de fibra com acurácia acima de 75%.

Analisando os resultados da matriz confusão (figuras 5.18 e 5.19), é possível observar que algumas características são mais sensíveis à presença de ruído no sinal de EMG, como é o caso do cruzamento por zero que obteve uma boa classificação para os sinais emulados sem ruído e diminuiu seu desempenho na classificação dos sinais com ruído. Esta característica contabiliza a quantidade de vezes que o sinal cruza a amplitude zero e, quando o sinal é contaminado por ruído, o CZ também considera esta contaminação parte do sinal. Uma maneira de minimizar esta interferência é a utilização de um limiar de ativação, assim, o sinal poderá cruzar o valor zero mas só

será contabilizado se o sinal ultrapassar este limiar estabelecido. Este limiar não foi estabelecido no nosso protocolo, uma vez que a definição exata do limiar depende do conhecimento prévio do nível de ruído. Assim, o CZ não apresentou acurácias satisfatórias para os sinais emulados com ruído. O estudo realizado por Angkoon Phinyomark et al. (2009) analisou a interferência do ruído de 50 Hz nos sinais de EMGs, eles também constataram que o CZ foi sensível à presença do ruído, mesmo estabelecendo um limiar. Entretanto, eles defenderam que, se houver um ajuste no limiar de ativação, esta característica provavelmente irá apresentar bons resultados [73].

Podemos constatar que as características que obtiveram resultados satisfatórios na análise de capacidade já eram e ainda são amplamente implementadas nos estudos sobre os tipos de fibras musculares em sinais de EMGs. Tal constatação fortalece nossos achados com os sinais emulados.

Não foram identificadas pesquisas que utilizaram a análise de componentes principais com o objetivo de identificar os diferentes tipos de fibras musculares em sinais EMGs. Porém, é possível observar na tabela 5.2 que a ACP apresentou índice de performance adequado para primeira componente principal (CP1), mostrando ser uma característica capaz de distinguir as diferentes proporções de tipos de fibras. Na figura 5.27 é possível notar que o comportamento da CP1 assemelha-se ao comportamento das frequências mediana e média, onde o aumento das proporções de fibras do tipo II contribui para o aumento dos valores da CP1.

Com os resultados encontrados por meio dos sinais emulados, é possível afirmar que as características mais capazes de identificar diferentes proporções de tipos de fibras musculares em sinais EMGs são: frequência mediana, frequência média e a primeira componente principal extraída a partir das características relacionadas com a frequência (média das diferenças absolutas, média das segundas diferenças absolutas, frequência mediana, frequência média, cruzamento por zero e entropia espectral).

6.2 Sinais reais

Analisando os sinais reais, é possível observar que as pessoas fisicamente ativas apresentaram valores de frequência média, frequência mediana e componentes prin-

cipais mais elevados do que as pessoas sedentárias. Estes resultados corroboram com os relatos da literatura indicando que as pessoas que praticam treinamentos de força possuem maiores proporções de fibras do tipo II [3, 10, 11, 14, 51, 52, 59, 117].

Conforme descrito no capítulo 2, a teoria do princípio do tamanho no recrutamento de UMs define que as UMs lentas são recrutadas primeiro e as UMs rápidas começam a ser recrutadas a partir de um certo nível de força. Em pequenos músculos do antebraço e principalmente da mão, as UMs rápidas começam a ser recrutadas com aproximadamente 50% do nível máximo de força [4, 116]. Assim, era de se esperar que os valores de frequência para ambos os grupos fossem aproximadamente iguais em 25% do nível máximo de força de contração, o que não foi observado nos resultados. Os valores elevados de frequência obtidos no grupo de PFA em 25% de força podem ser explicados pelos efeitos da hipertrofia, da hiperplasia e, principalmente, das adaptações neurais decorrentes do treinamento de força. A hipertrofia das fibras musculares é definida pelo aumento no diâmetro das fibras do tipo I e do tipo II, o que provoca elevação no limiar de ativação e consequente aumento das frequência de disparo em que são recrutadas. O treinamento de força também pode causar a hiperplasia muscular, que é definida pelo surgimento de novas fibras musculares, fazendo com que as taxas de disparo das UMs aumentem em decorrência do maior número de fibras musculares a serem excitadas [3]. Entretanto, a principal consequência dos treinamentos físicos ocorre no sentido das adaptações neurais, responsáveis por aumentar a sincronia na taxa de disparo e a habilidade no recrutamento de UMs [3]. Especificamente em treinamento de força, a adaptação neural é expressa por meio da facilitação do recrutamento de UMs rápidas, fazendo com que, mesmo em níveis reduzidos de força, estas fibras sejam recrutadas [116, 118, 119]. Portanto, a associação destes três fatores podem explicar os valores elevados de frequência observados no grupo de PFA em 25% do nível máximo de força.

Seguindo o princípio do tamanho, também era de se esperar que o aumento do nível de força causaria aumento nos valores de frequência dos sinais de EMGs. Porém, analisando os sinais reais (figuras 5.32 a 5.35), é possível notar que os valores das frequências decaíram com o aumento do nível de força para ambos os grupos de voluntários. O estudo realizado por Martin Bilodeau et al. (1991) analisou o comportamento dos valores de frequências média e mediana de sinais EMGs comparando

contrações realizadas em rampa com contrações realizadas em degrau com níveis de força de 20, 40, 60 e 80% da contração máxima. Os pesquisadores relataram que, em contrações em rampa, os valores das frequências aumentaram conforme o aumento do nível de força, e em contrações isométricas sustentadas (degrau), a correlação foi inversa, o aumento da força resultou em valores menores de frequência [78]. Estudos posteriores [120–124] também relataram que as contrações em rampa e em degrau produzem diferentes respostas na frequência dos sinais EMGs, todos indicando diminuição no espectro do sinal com o aumento da força em contrações sustentadas. Os pesquisadores destes estudos relataram que é pouco provável que a diminuição da frequência seja causada pelo aumento da fadiga muscular, pois o tempo em que os voluntários mantiveram a contração sustentada, era muito pequeno para provocar fadiga muscular (3 a 5 segundos). As diferentes relações encontradas entre os níveis de força e os valores de frequências foram atribuídas à hipótese de que estas contrações possuem diferentes estratégias no controle motor. Entretanto, os estudos não discutiram como as diferentes estratégias de recrutamento poderiam contribuir para a diminuição no espectro de frequência, tão pouco, quais seriam estas estratégias.

Alguns estudos sobre decomposição de sinais EMGs para detecção de PAUMs relatam que o aumento do nível de força de contração muscular provoca maior sobreposição dos potenciais de ação individuais. Esta sobreposição é definida pela soma algébrica de PAUMs e tem início a partir de 10% da contração voluntária máxima (CVM). Em contrações com baixos níveis de força, PAUMs individuais podem ser reconhecidas em sinais EMGs, visto que poucas UMs são ativadas. O aumento voluntário da força provoca aumento na taxa de disparo das UMs e novas UMs com limiar de ativação mais elevado começam a ser recrutadas, causando sobreposições de PAUMs e consequente interferência no padrão do potencial de ação individual das UMs. Portanto, quanto maior o nível de força, maior sobreposição de PAUMs [48, 68, 125–127]. Este aumento da sobreposição de PAUMs pode explicar a diminuição nos valores de frequência com o aumento da força, conforme pode ser observado nas figuras 6.1 e 6.2. A figura 6.1 mostra o sinal EMGs coletado de um voluntário realizando contrações com 100% e 25% de força em relação à CVM. A figura 6.2 mostra os mesmos sinais com janela de tempo menor para permitir uma visualização mais detalhada dos PAUMs. Por meio da figura 6.2 é possível observar que, embora a amplitude do sinal

EMGs em 100% do nível de força é maior se comparado com 25% da CVM, existe mais sobreposições destrutivas de PAUMs, sendo difícil identificar PAUMs individuais. Em 25% da contração voluntária máxima, nota-se que também ocorreu sobreposição de PAUMs, entretanto, esta interferência ocorreu com menor intensidade, e por isto, é possível identificar alguns potenciais de ação. A interferência no padrão do potencial de ação em 100% de CVM ocorreu de tal forma que resultou na diminuição da frequência do sinal, podendo ser notada pela quantidade de vezes que o sinal cruzou a amplitude zero (cruzamento por zero). Se compararmos os dois níveis de força, é notável que em 25% de força o sinal EMGs teve maior quantidade de cruzamentos por zero, o que reflete em maiores valores de frequência. Com o exposto, temos a hipótese de que a relação inversa entre valores de frequência e o nível de força foi decorrente do aumento da sobreposição das PAUMs.

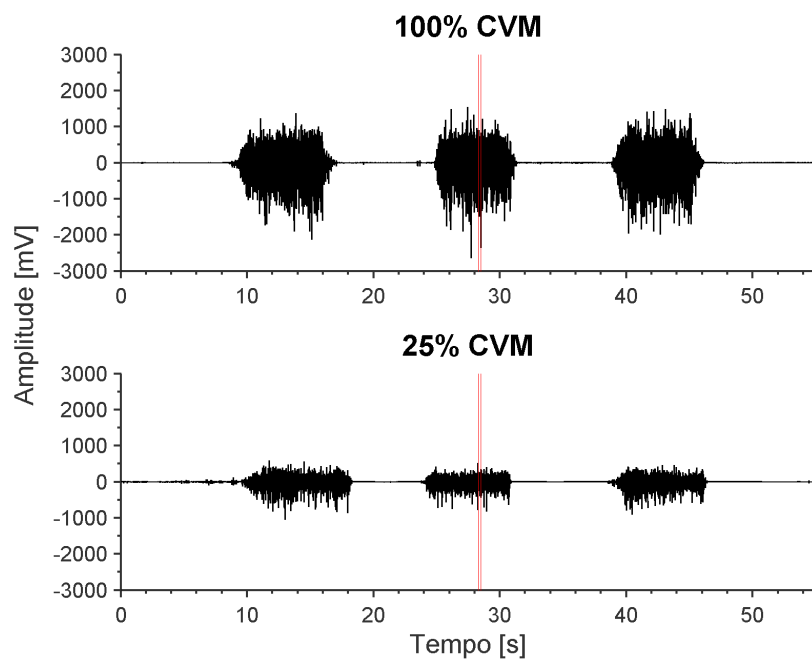


Figura 6.1: Exemplo dos sinais EMGs de um mesmo voluntário realizando contração em 100% de contração voluntária máxima e 25% de CVM. Os traços vermelhos na vertical representam o intervalo que iremos analisar mais detalhadamente na próxima figura.

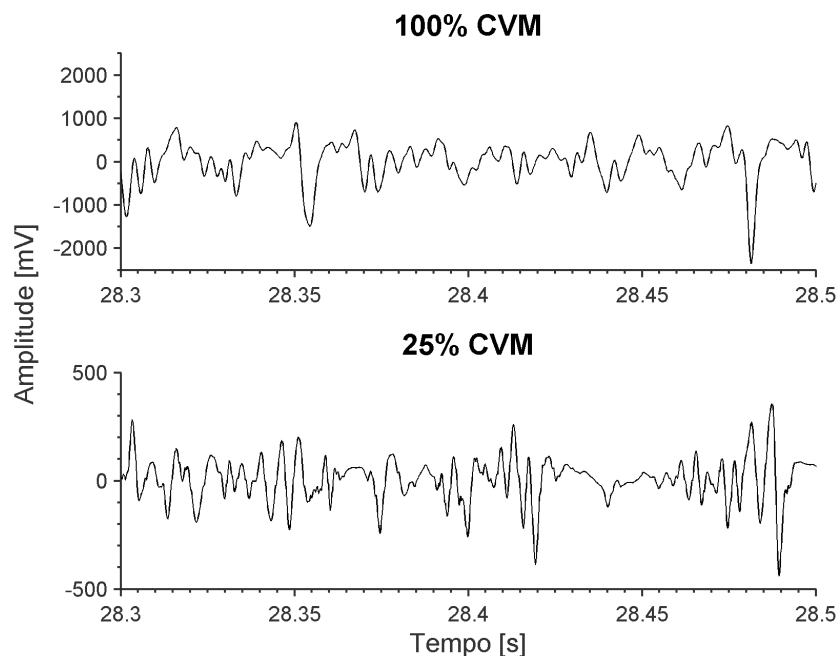


Figura 6.2: Exemplo amplificado dos sinais EMGs da figura 6.1. O tempo de 55 segundos original foi reduzido para melhor visualização dos PAUMs e suas sobreposições.

É possível observar que, embora ambos os grupos tenham apresentado diminuição nos valores de frequência, o decaimento foi mais acentuado para o grupo de PFA.

Estes resultados reforçam os relatos da literatura, indicando que o grupo PFA apresentam maiores proporções de fibras do tipo II [3, 10, 11, 14, 51, 52, 59, 117], resultando em níveis elevados de frequências e maior sobreposição dos PAUMs [48, 68, 125–127]

Para confrontar os resultados encontrados na análise de capacidade dos sinais emulados, foi realizada a extração de características que foram classificadas como não capazes de identificar proporções de diferentes tipos de fibras. É possível observar nas figuras 5.36 e 5.37 que as características de valor médio absoluto e valor quadrático médio são praticamente iguais para os diferentes grupos amostrais em todos os níveis de força, expondo que realmente não são adequadas para identificar diferentes proporções de tipos de fibras. A amplitude do sinal EMG é influenciada por muitos fatores, dentre eles: a distância entre o tecido muscular e o eletrodo, a concentração de gordura subcutânea, o ângulo de penetração das fibras, e o limiar de ativação das fibras musculares [48, 116]. Por estes motivos, as características relacionadas com a amplitude do sinal não são adequadas para identificar diferentes proporções de tipos de fibras musculares.

Capítulo 7

Conclusão

Este trabalho teve como objetivo identificar as características dos sinais de eletromiografia de superfície que sejam capazes de distinguir diferentes proporções de tipos de fibras, além de investigar a combinação de características por meio da análise de componentes principais.

Os resultados obtidos com os sinais emulados, compostos por diferentes proporções de unidades motoras lentas e rápidas, indicaram que dentre as treze características analisadas neste estudo, as características de frequência mediana, frequência média e as componentes principais foram capazes de identificar diferentes proporções de tipos de fibras musculares. Estas características foram extraídas de sinais reais e os resultados obtidos mostraram valores distintos para os dois grupos amostrais analisados, um grupo composto por pessoas sedentárias e outro grupo constituído por pessoas fisicamente ativas praticantes de treinamento de força. Os valores encontrados para as pessoas fisicamente ativas foram superiores se comparados com as pessoas sedentárias, indicando maiores proporções de fibras musculares do tipo II.

Portanto, podemos concluir que a frequência mediana, a frequência média e as componentes principais foram capazes de distinguir, com maior precisão, diferentes proporções de tipos de fibras musculares. Os resultados encontrados com os sinais emulados e com os sinais reais foram satisfatórios, apresentaram conformidade com os relatos da literatura e cumpriram o objetivo proposto na pesquisa.

Como trabalho futuro, propõe-se analisar o comportamento das características capazes de identificar diferentes proporções de tipos de fibras em protocolos de contração muscular em rampa, onde o nível de força aumenta gradativamente até atingir

a força máxima que o indivíduo consegue exercer, possibilitando analisar o aumento na frequência de disparo e da quantidade de unidade motoras recrutadas. Propõe-se também realizar estudos longitudinais em voluntários que apresentam neuromiopia e miopia para que a evolução do paciente possa ser acompanhada, fornecendo uma ferramenta de *feedback* para o fisioterapeuta, informando a eficácia do tratamento fisioterapêutico utilizado. Este estudo longitudinal também pode ser realizado com o objetivo de analisar a evolução de indivíduos perante treinamentos físicos, seja para investigar o aumento na proporção de fibras do tipo I ou de fibras do tipo II, respeitando a necessidade muscular das diferentes modalidades esportivas.

Referências Bibliográficas

- [1] M. F. Bear, B. W. Connors, and M. A. Paradiso, *Neurociências: desvendando o sistema nervoso*. 2007.
- [2] S. R. Boff, “A fibra muscular e fatores que interferem no seu fenótipo,” *Acta fisiátrica*, vol. 15, no. 2, pp. 111–116, 2008.
- [3] S. K. Powers, E. T. Howley, M. Ikeda, F. Navarro, and R. F. P. Bacurau, *Fisiologia do exercício: teoria e aplicação ao condicionamento e ao desempenho*. 2009.
- [4] D. E. Haines, *Neurociência fundamental para aplicações básicas e clínicas*. Elsevier, 2006.
- [5] A. Guyton and J. Hall, “Tratado de fisiologia médica 9ª edição 1998,” 2006.
- [6] H. Vikne, K. Gundersen, K. Liestøl, J. Mælen, and N. Vøllestad, “Intermuscular relationship of human muscle fiber type proportions: slow leg muscles predict slow neck muscles,” *Muscle & nerve*, vol. 45, no. 4, pp. 527–535, 2012.
- [7] F. Buchthal and H. Schmalbruch, “Contraction times and fibre types in intact human muscle,” *Acta Physiologica Scandinavica*, vol. 79, no. 4, pp. 435–452, 1970.
- [8] M. Johnson, J. Polgar, D. Weightman, and D. Appleton, “Data on the distribution of fibre types in thirty-six human muscles: an autopsy study,” *Journal of the neurological sciences*, vol. 18, no. 1, pp. 111–129, 1973.
- [9] A. Goswami, A. Sadhukhan, and S. Gupta, “Emg characteristic and fibre composition: Study on rectus femoris of sprinters and long distance runners,” *Indian journal of physiology and pharmacology*, vol. 45, no. 4, pp. 497–501, 2001.

- [10] J. Ricoy, A. Encinas, A. Cabello, S. Madero, and J. Arenas, "Histochemical study of the vastus lateralis muscle fibre types of athletes.," *Journal of physiology and biochemistry*, vol. 54, no. 1, pp. 41–47, 1998.
- [11] P. Gollnick, R. Armstrong, C. SAUBERT IV, K. Piehl, and B. Saltin, "Enzyme activity and fiber composition in skeletal muscle of untrained and trained men," *J Appl Physiol*, vol. 33, 1972.
- [12] L. J. Van Loon, R. Koopman, R. Manders, W. van der Weegen, G. P. van Kranenburg, and H. A. Keizer, "Intramyocellular lipid content in type 2 diabetes patients compared with overweight sedentary men and highly trained endurance athletes," *American Journal of Physiology-Endocrinology And Metabolism*, vol. 287, no. 3, pp. E558–E565, 2004.
- [13] M. Dastmalchi, H. Alexanderson, I. Loell, M. Ståhlberg, K. Borg, I. E. Lundberg, and M. Esbjörnsson, "Effect of physical training on the proportion of slow-twitch type i muscle fibers, a novel nonimmune-mediated mechanism for muscle impairment in polymyositis or dermatomyositis," *Arthritis Care & Research*, vol. 57, no. 7, pp. 1303–1310, 2007.
- [14] K. S. Röckl, M. F. Hirshman, J. Brandauer, N. Fujii, L. A. Witters, and L. J. Goodyear, "Skeletal muscle adaptation to exercise training amp-activated protein kinase mediates muscle fiber type shift," *Diabetes*, vol. 56, no. 8, pp. 2062–2069, 2007.
- [15] R. Nilwik, T. Snijders, M. Leenders, B. B. Groen, J. van Kranenburg, L. B. Verdijk, and L. J. van Loon, "The decline in skeletal muscle mass with aging is mainly attributed to a reduction in type ii muscle fiber size," *Experimental gerontology*, vol. 48, no. 5, pp. 492–498, 2013.
- [16] W.-S. Lee, W.-H. Cheung, L. Qin, N. Tang, and K.-S. Leung, "Age-associated decrease of type iia/b human skeletal muscle fibers.," *Clinical orthopaedics and related research*, vol. 450, pp. 231–237, 2006.
- [17] J. L. Andersen, "Muscle fibre type adaptation in the elderly human muscle," *Scandinavian journal of medicine & science in sports*, vol. 13, no. 1, pp. 40–47, 2003.

- [18] A. A. Vandervoort, "Aging of the human neuromuscular system," *Muscle & nerve*, vol. 25, no. 1, pp. 17–25, 2002.
- [19] P. Aagaard, P. S. Magnusson, B. Larsson, M. Kjær, and P. Krstrup, "Mechanical muscle function, morphology, and fiber type in lifelong trained elderly," *Medicine and science in sports and exercise*, vol. 39, no. 11, pp. 1989–1996, 2007.
- [20] R. C. Thornton and A. W. Michell, "Techniques and applications of emg: measuring motor units from structure to function," *Journal of neurology*, vol. 259, no. 3, pp. 585–594, 2012.
- [21] J. Kimura, *Electrodiagnosis in diseases of nerve and muscle: principles and practice*. Oxford university press, 2013.
- [22] J. Järva, K. Alev, and T. Seene, "The effect of autografting on the myosin composition in skeletal muscle fibers," *Muscle & nerve*, vol. 20, no. 6, pp. 718–727, 1997.
- [23] I. S. McLennan, "Neurogenic and myogenic regulation of skeletal muscle formation: a critical re-evaluation," *Progress in neurobiology*, vol. 44, no. 2, pp. 119–140, 1994.
- [24] J. A. Trotter, F. J. Richmond, and P. P. Purslow, "Functional morphology and motor control of series-fibered muscles," *Exercise and sport sciences reviews*, vol. 23, no. 1, pp. 167–214, 1995.
- [25] D. Pette and R. S. Staron, "Mammalian skeletal muscle fiber type transitions," *International review of cytology*, vol. 170, pp. 143–223, 1997.
- [26] W. Linssen, D. Stegeman, E. Joosten, M. Merks, H. Ter-Laak, R. Binkhorst, and S. Notermans, "Force and fatigue in human type i muscle fibres," *Brain*, vol. 114, pp. 2123–2132, 1991.
- [27] T. Bex, W. Chung, A. Baguet, S. Stegen, J. Stautemas, E. Achten, and W. Derave, "Muscle carnosine loading by beta-alanine supplementation is more pronounced in trained vs. untrained muscles," *Journal of Applied Physiology*, vol. 116, no. 2, pp. 204–209, 2014.

- [28] A. Baguet, I. Everaert, E. Achten, M. Thomis, and W. Derave, "The influence of sex, age and heritability on human skeletal muscle carnosine content," *Amino acids*, vol. 43, no. 1, pp. 13–20, 2012.
- [29] C. Boesch and R. Kreis, "Observation of intramyocellular lipids by 1h-magnetic resonance spectroscopy," *Annals of the New York Academy of Sciences*, vol. 904, no. 1, pp. 25–31, 2000.
- [30] S. S. Lee, M. de Boef Miara, A. S. Arnold, A. A. Biewener, and J. M. Wakeling, "Emg analysis tuned for determining the timing and level of activation in different motor units," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 21, no. 4, pp. 557–565, 2011.
- [31] Y. B. Seven, C. B. Mantilla, W.-Z. Zhan, and G. C. Sieck, "Non-stationarity and power spectral shifts in emg activity reflect motor unit recruitment in rat diaphragm muscle," *Respiratory physiology & neurobiology*, vol. 185, no. 2, pp. 400–409, 2013.
- [32] T. Sadoyama, T. Masuda, H. Miyata, and S. Katsuta, "Fibre conduction velocity and fibre composition in human vastus lateralis," *European journal of applied physiology and occupational physiology*, vol. 57, no. 6, pp. 767–771, 1988.
- [33] E. Kupa, S. Roy, S. Kandarian, and C. De Luca, "Effects of muscle fiber type and size on emg median frequency and conduction velocity," *Journal of Applied Physiology*, vol. 79, no. 1, pp. 23–32, 1995.
- [34] B. Gerdle, S. Karlsson, A. G. Crenshaw, J. Elert, and J. Fridén, "The influences of muscle fibre proportions and areas upon emg during maximal dynamic knee extensions," *European journal of applied physiology*, vol. 81, no. 1-2, pp. 2–10, 2000.
- [35] R. Merletti, A. Rainoldi, and D. Farina, "Surface electromyography for noninvasive characterization of muscle," *Exercise and sport sciences reviews*, vol. 29, no. 1, pp. 20–25, 2001.
- [36] J. M. Wakeling, "Patterns of motor recruitment can be determined using surface

- emg,” *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 19, no. 2, pp. 199–207, 2009.
- [37] T. J. Herda, T. J. Housh, A. C. Fry, J. P. Weir, B. K. Schilling, E. D. Ryan, and J. T. Cramer, “A noninvasive, log-transform method for fiber type discrimination using mechanomyography,” *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 20, no. 5, pp. 787–794, 2010.
- [38] H. Tsuboi, Y. Nishimura, T. Sakata, H. Ohko, H. Tanina, K. Kouda, T. Nakamura, Y. Umezu, and F. Tajima, “Age-related sex differences in erector spinae muscle endurance using surface electromyographic power spectral analysis in healthy humans,” *The Spine Journal*, vol. 13, no. 12, pp. 1928–1933, 2013.
- [39] A. C. Guyton, J. E. Hall, L. Zocchi, and G. Aicardi, *Fisiología médica*, vol. 11. Elsevier, 2006.
- [40] G. J. Tortora and B. Derrickson, *Corpo humano: fundamentos de anatomia e fisiologia*. Artmed, 2012.
- [41] W. F. Ganong and K. E. Barrett, *Review of medical physiology*, vol. 21. McGraw-Hill Medical ^ eNew York New York, 2005.
- [42] E. R. Kandel, J. H. Schwartz, T. M. Jessell, *et al.*, *Principles of neural science*, vol. 4. McGraw-Hill New York, 2000.
- [43] S. Schiaffino and C. Reggiani, “Fiber types in mammalian skeletal muscles,” *Physiological reviews*, vol. 91, no. 4, pp. 1447–1531, 2011.
- [44] D. Pette and R. S. Staron, *Cellular and molecular diversities of mammalian skeletal muscle fibers*. Springer, 1990.
- [45] V. B. Minamoto, “Classificação e adaptações das fibras musculares: uma revisão,” *Fisioterapia e pesquisa*, vol. 12, no. 3, pp. 50–55, 2005.
- [46] R. Bottinelli and C. Reggiani, “Human skeletal muscle fibres: molecular and functional diversity,” *Progress in biophysics and molecular biology*, vol. 73, no. 2, pp. 195–262, 2000.

- [47] R. Bottinelli, M. Pellegrino, M. Canepari, R. Rossi, and C. Reggiani, "Specific contributions of various muscle fibre types to human muscle performance: an in vitro study," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 9, no. 2, pp. 87–95, 1999.
- [48] R. Merletti and P. A. Parker, *Electromyography: physiology, engineering, and non-invasive applications*, vol. 11. John Wiley & Sons, 2004.
- [49] R. S. Staron, "Human skeletal muscle fiber types: delineation, development, and distribution," *Canadian Journal of Applied Physiology*, vol. 22, no. 4, pp. 307–327, 1997.
- [50] P. C. B. Oliveira, C. G. N. Back, and A. C. Mattiello-Sverzut, "Análise do desempenho funcional para estimar características morfológicas do tecido muscular esquelético de sujeitos adultos," *Medicina (Ribeirao Preto. Online)*, vol. 41, no. 2, pp. 143–152, 2008.
- [51] D. J. Kosek, J.-s. Kim, J. K. Petrella, J. M. Cross, and M. M. Bamman, "Efficacy of 3 days/wk resistance training on myofiber hypertrophy and myogenic mechanisms in young vs. older adults," *Journal of Applied Physiology*, vol. 101, no. 2, pp. 531–544, 2006.
- [52] K. R. Short, J. L. Vittone, M. L. Bigelow, D. N. Proctor, J. M. Coenen-Schimke, P. Rys, and K. S. Nair, "Changes in myosin heavy chain mrna and protein expression in human skeletal muscle with age and endurance exercise training," *Journal of applied physiology*, vol. 99, no. 1, pp. 95–102, 2005.
- [53] T. Lomo, R. Westgaard, and H. Dahl, "Contractile properties of muscle: control by pattern of muscle activity in the rat," *Proceedings of the Royal Society of London. Series B. Biological Sciences*, vol. 187, no. 1086, pp. 99–103, 1974.
- [54] A. Buller, J. Eccles, and R. M. Eccles, "Interactions between motoneurons and muscles in respect of the characteristic speeds of their responses," *The Journal of physiology*, vol. 150, no. 2, pp. 417–439, 1960.
- [55] D. E. Dow, R. G. Dennis, and J. A. Faulkner, "Electrical stimulation attenuates denervation and age-related atrophy in extensor digitorum longus muscles of old

- rats,” *The Journals of Gerontology Series A: Biological Sciences and Medical Sciences*, vol. 60, no. 4, pp. 416–424, 2005.
- [56] E. Schultz and K. M. McCormick, “Skeletal muscle satellite cells,” in *Reviews of Physiology, Biochemistry and Pharmacology, Volume 123*, pp. 213–257, Springer, 1994.
- [57] A. Mauro, “Satellite cell of skeletal muscle fibers,” *The Journal of biophysical and biochemical cytology*, vol. 9, no. 2, pp. 493–495, 1961.
- [58] R. M. S. A. Foschini, F. S. Ramalho, and H. E. Bicas, “Células satélites musculares,” *Arq. bras. oftalmol*, vol. 67, no. 4, pp. 681–687, 2004.
- [59] V. H. M. Meloni, “O papel da hiperplasia na hipertrofia do músculo esquelético,” *Rev. Bras. Cine. Des. Hum. ISSN*, vol. 1415, p. 8426, 2005.
- [60] U. Gurriarán-Rodríguez, I. Santos-Zas, J. González-Sánchez, D. Beiroa, V. Moresi, C. S. Mosteiro, W. Lin, J. E. Viñuela, J. Señarís, T. García-Caballero, *et al.*, “Action of obestatin in skeletal muscle repair: Stem cell expansion, muscle growth, and microenvironment remodeling,” *Molecular Therapy*, 2015.
- [61] E. Henneman, G. Somjen, and D. O. Carpenter, “Functional significance of cell size in spinal motoneurons,” *Journal of neurophysiology*, vol. 28, no. 3, pp. 560–580, 1965.
- [62] C. J. De Luca, “The use of surface electromyography in biomechanics,” *Journal of applied biomechanics*, vol. 13, pp. 135–163, 1997.
- [63] M. A. Oskoei and H. Hu, “Support vector machine-based classification scheme for myoelectric control applied to upper limb,” *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 55, no. 8, pp. 1956–1965, 2008.
- [64] A. Phinyomark, C. Limsakul, and P. Phukpattaranont, “A novel feature extraction for robust emg pattern recognition,” *arXiv preprint arXiv:0912.3973*, 2009.
- [65] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul, “Feature reduction and selection for emg signal classification,” *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no. 8, pp. 7420–7431, 2012.

- [66] H.-P. Huang and C.-y. Chen, "Development of a myoelectric discrimination system for a multi-degree prosthetic hand," in *Robotics and Automation, 1999. Proceedings. 1999 IEEE International Conference on*, vol. 3, pp. 2392–2397, IEEE, 1999.
- [67] I. M. Miziara, "Proposta de um sistema para avaliação biomecânica de atletas de taekwondo," Master's thesis, 2014.
- [68] A. L. D. Siqueira Junior, *Decomposição de sinais eletromiográficos utilizando filtros casados*. PhD thesis, 2013.
- [69] N. D. Linhares, "Análise dos efeitos da fadiga muscular no sinal eletromiográfico de superfície em contrações dinâmicas do bíceps braquial," Master's thesis, 2015.
- [70] E. Clancy, N. Hogan, *et al.*, "Probability density of the surface electromyogram and its relation to amplitude detectors," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 46, no. 6, pp. 730–739, 1999.
- [71] F. Mattioli, D. S. D. Caetano, W. Gomes, E. Lamounier, and A. Cardoso, "Utilização de redes neurais para a classificação de sinais emg aplicados no controle de próteses virtuais de mão," *Proceedings of the WRVA*, pp. 230–235, 2010.
- [72] M. Cifrek, V. Medved, S. Tonković, and S. Ostojić, "Surface emg based muscle fatigue evaluation in biomechanics," *Clinical Biomechanics*, vol. 24, no. 4, pp. 327–340, 2009.
- [73] A. Phinyomark, C. Limsakul, and P. Phukpattaranont, "Emg feature extraction for tolerance of 50 hz interference," in *Proceedings of the 4th International Conference on Engineering Technologies*, pp. 289–293, 2009.
- [74] K. S. Kim, H. H. Choi, C. S. Moon, and C. W. Mun, "Comparison of k-nearest neighbor, quadratic discriminant and linear discriminant analysis in classification of electromyogram signals based on the wrist-motion directions," *Current Applied Physics*, vol. 11, no. 3, pp. 740–745, 2011.

- [75] M. Bilodeau, S. Schindler-Ivens, D. Williams, R. Chandran, and S. Sharma, "Emg frequency content changes with increasing force and during fatigue in the quadriceps femoris muscle of men and women," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 13, no. 1, pp. 83–92, 2003.
- [76] B. Gerdle, K. HENRIKSSON-LARSÉN, R. Lorentzon, and M.-L. WRETTLING, "Dependence of the mean power frequency of the electromyogram on muscle force and fibre type," *Acta Physiologica Scandinavica*, vol. 142, no. 4, pp. 457–465, 1991.
- [77] B. Gerdle, S. Karlsson, A. Crenshaw, and J. Friden, "The relationships between emg and muscle morphology throughout sustained static knee extension at two submaximal force levels," *Acta Physiologica Scandinavica*, vol. 160, no. 4, pp. 341–351, 1997.
- [78] M. Bilodeau, A. B. Arsenault, D. Gravel, and D. Bourbonnais, "Emg power spectra of elbow extensors during ramp and step isometric contractions," *European journal of applied physiology and occupational physiology*, vol. 63, no. 1, pp. 24–28, 1991.
- [79] E. L. Logigian, E. Ciafaloni, L. C. Quinn, N. Dilek, S. Pandya, R. T. Moxley, and C. A. Thornton, "Severity, type, and distribution of myotonic discharges are different in type 1 and type 2 myotonic dystrophy," *Muscle & nerve*, vol. 35, no. 4, pp. 479–485, 2007.
- [80] R. J. Barlow, *Statistics: a guide to the use of statistical methods in the physical sciences*, vol. 29. John Wiley & Sons, 1989.
- [81] T. Kamali, R. Boostani, and H. Parsaei, "A multi-classifier approach to muap classification for diagnosis of neuromuscular disorders," *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 22, no. 1, pp. 191–200, 2014.
- [82] X. Zhang and P. Zhou, "Sample entropy analysis of surface emg for improved muscle activity onset detection against spurious background spikes," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 22, no. 6, pp. 901–907, 2012.

- [83] H. Viertiö-Oja, V. Maja, M. Särkelä, P. Talja, N. Tenkanen, H. Tolvanen-Laakso, M. Paloheimo, A. Vakkuri, A. Yli-Hankala, and P. Meriläinen, "Description of the entropyTM algorithm as applied in the datex-ohmeda s/5TM entropy module," *Acta Anaesthesiologica Scandinavica*, vol. 48, no. 2, pp. 154–161, 2004.
- [84] J. E. Jackson, *A user's guide to principal components*, vol. 587. John Wiley & Sons, 2005.
- [85] L. I. Smith, "A tutorial on principal components analysis," *Cornell University, USA*, vol. 51, p. 52, 2002.
- [86] C. Ding and X. He, "K-means clustering via principal component analysis," in *Proceedings of the twenty-first international conference on Machine learning*, p. 29, ACM, 2004.
- [87] G. H. Dunteman, *Principal components analysis*. No. 69, Sage, 1989.
- [88] C. Da Silva and A. J. Traina, "Recuperação de imagens médicas por conteúdo utilizando wavelets e pca," in *X Congresso Brasileiro de Informática em Saúde—CBIS 2006*, 2006.
- [89] A. O. Andrade, S. J. Nasuto, and P. Kyberd, "Extraction of motor unit action potentials from electromyographic signals through generative topographic mapping," *Journal of the Franklin Institute*, vol. 344, no. 3, pp. 154–179, 2007.
- [90] J. M. Wakeling and S. S. Lee, "Modelling muscle forces: from scaled fibres to physiological task-groups," *Procedia IUTAM*, vol. 2, pp. 317–326, 2011.
- [91] J. M. Wakeling and D. A. Syme, "Wave properties of action potentials from fast and slow motor units of rats," *Muscle & nerve*, vol. 26, no. 5, pp. 659–668, 2002.
- [92] C. J. De Luca and E. C. Hostage, "Relationship between firing rate and recruitment threshold of motoneurons in voluntary isometric contractions," *Journal of neurophysiology*, vol. 104, no. 2, pp. 1034–1046, 2010.
- [93] C. J. De Luca and P. Contessa, "Hierarchical control of motor units in voluntary contractions," *Journal of neurophysiology*, vol. 107, no. 1, pp. 178–195, 2012.

- [94] A. Siddiqi, D. Kumar, and S. P. Arjunan, "A model for generating surface emg signal of m. tibialis anterior," in *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2014 36th Annual International Conference of the IEEE*, pp. 106–109, IEEE, 2014.
- [95] J. V. Basmajian, "Muscles alive. their functions revealed by electromyography.," *Academic Medicine*, vol. 37, no. 8, p. 802, 1962.
- [96] C. S. Pattichis, C. N. Schizas, and L. T. Middleton, "Neural network models in emg diagnosis," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 42, no. 5, pp. 486–496, 1995.
- [97] X. Zhang, X. Chen, Y. Li, V. Lantz, K. Wang, and J. Yang, "A framework for hand gesture recognition based on accelerometer and emg sensors," *Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, IEEE Transactions on*, vol. 41, no. 6, pp. 1064–1076, 2011.
- [98] D. Stashuk, "Emg signal decomposition: how can it be accomplished and used?," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 11, no. 3, pp. 151–173, 2001.
- [99] M. C. Tresch, P. Saltiel, and E. Bizzi, "The construction of movement by the spinal cord," *Nature neuroscience*, vol. 2, no. 2, pp. 162–167, 1999.
- [100] A. K. Jain, "Data clustering: 50 years beyond k-means," *Pattern recognition letters*, vol. 31, no. 8, pp. 651–666, 2010.
- [101] A. K. Jain, M. N. Murty, and P. J. Flynn, "Data clustering: a review," *ACM computing surveys (CSUR)*, vol. 31, no. 3, pp. 264–323, 1999.
- [102] J. Wu, *Advances in K-means clustering: a data mining thinking*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [103] G. M. Foody, "Status of land cover classification accuracy assessment," *Remote sensing of environment*, vol. 80, no. 1, pp. 185–201, 2002.
- [104] A. Subasi, M. Yilmaz, and H. R. Ozcalik, "Classification of emg signals using wavelet neural network," *Journal of neuroscience methods*, vol. 156, no. 1, pp. 360–367, 2006.

- [105] R. C. Guimarães and J. A. S. Cabral, "Estatística," *Centro*, vol. 29, p. 9, 1997.
- [106] J. Drumond, "Aplicação do planejamento de experimentos na indústria siderúrgica," *Departamento de Engenharia de Produção e Sistemas*, 2008.
- [107] D. C. Montgomery, G. C. Runger, and V. Calado, *Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros*. Livros Técnicos e Científicos, 2003.
- [108] R. W. Samohyl, *Controle estatístico de qualidade*. Elsevier, 2009.
- [109] A. O. Andrade, S. Nasuto, P. Kyberd, C. M. Sweeney-Reed, and F. Van Kaniijn, "Emg signal filtering based on empirical mode decomposition," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 1, no. 1, pp. 44–55, 2006.
- [110] C. J. De Luca and E. C. Hostage, "Relationship between firing rate and recruitment threshold of motoneurons in voluntary isometric contractions," *Journal of neurophysiology*, vol. 104, no. 2, pp. 1034–1046, 2010.
- [111] M. Bilodeau, A. B. Arsenault, D. Gravel, and D. Bourbonnais, "The influence of an increase in the level of force on the emg power spectrum of elbow extensors," *European journal of applied physiology and occupational physiology*, vol. 61, no. 5-6, pp. 461–466, 1990.
- [112] W. H. Linssen, D. F. Stegeman, E. M. Joosten, R. A. Binkhorst, M. J. Merks, H. J. T. Laak, and S. L. Notermans, "Fatigue in type i fiber predominance: a muscle force and surface emg study on the relative role of type i and type ii muscle fibers," *Muscle & nerve*, vol. 14, no. 9, pp. 829–837, 1991.
- [113] F. B. Stulen and C. J. De Luca, "Frequency parameters of the myoelectric signal as a measure of muscle conduction velocity," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, no. 7, pp. 515–523, 1981.
- [114] D. F. Stegeman and W. H. Linssen, "Muscle fiber action potential changes and surface emg: a simulation study," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 2, no. 3, pp. 130–140, 1992.
- [115] D. Farina, M. Fosci, and R. Merletti, "Motor unit recruitment strategies investigated by surface emg variables," *Journal of Applied Physiology*, vol. 92, no. 1, pp. 235–247, 2002.

- [116] D. G. Sale, "Neural adaptation to strength training," *Strength and Power in Sport, Second Edition*, pp. 281–314, 2008.
- [117] A. Baguet, I. Everaert, P. Hespel, M. Petrovic, E. Achten, and W. Derave, "A new method for non-invasive estimation of human muscle fiber type composition," *PLoS One*, vol. 6, no. 7, p. e21956, 2011.
- [118] D. A. Gabriel, G. Kamen, and G. Frost, "Neural adaptations to resistive exercise," *Sports Medicine*, vol. 36, no. 2, pp. 133–149, 2006.
- [119] T. I. Arabadzhiev, V. G. Dimitrov, and G. V. Dimitrov, "The increase in surface emg could be a misleading measure of neural adaptation during the early gains in strength," *European journal of applied physiology*, vol. 114, no. 8, pp. 1645–1655, 2014.
- [120] C. Larivière, B. A. Arsenault, D. Gravel, D. Gagnon, and P. Loisel, "Effect of step and ramp static contractions on the median frequency of electromyograms of back muscles in humans," *European journal of applied physiology*, vol. 85, no. 6, pp. 552–559, 2001.
- [121] J. Sanchez, M. Solomonow, R. Baratta, and R. D'Ambrosia, "Control strategies of the elbow antagonist muscle pair during two types of increasing isometric contractions," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 3, no. 1, pp. 33–40, 1993.
- [122] S. Nadeau, M. Bilodeau, A. Delisle, W. Chmielewski, A. Arsenault, and D. Gravel, "The influence of the type of isometric contraction on the emg spectrum of the masseter muscle," *J Electromyogr Kinesiol*, vol. 3, pp. 205–213, 1993.
- [123] M. Bilodeau, M. Cincera, A. B. Arsenault, and D. Gravel, "Normality and stationarity of emg signals of elbow flexor muscles during ramp and step isometric contractions," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 7, no. 2, pp. 87–96, 1997.
- [124] M. Bilodeau, C. Goulet, S. Nadeau, A. B. Arsenault, and D. Gravel, "Comparison of the emg power spectrum of the human soleus and gastrocnemius muscles,"

- European journal of applied physiology and occupational physiology*, vol. 68, no. 5, pp. 395–401, 1994.
- [125] C. D. Katsis, T. P. Exarchos, C. Papaloukas, Y. Goletsis, D. I. Fotiadis, and I. Sar-
mas, “A two-stage method for muap classification based on emg decomposition,”
Computers in Biology and Medicine, vol. 37, no. 9, pp. 1232–1240, 2007.
- [126] J. Finsterer, “Emg-interference pattern analysis,” *Journal of Electromyography
and Kinesiology*, vol. 11, no. 4, pp. 231–246, 2001.
- [127] A. L. D. Siqueira Júnior and A. B. Soares, “A novel method for emg decompo-
sition based on matched filters,” *Research on Biomedical Engineering*, vol. 31,
no. 1, pp. 44–55, 2015.