Pontifícia Universidade Católica
do Rio de Janeiro

Carlos Gerardo Paucar Malqui

Controle de uma mão robótica acionada por sinais eletromiográficos de superfície

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós–graduação em Engenharia Mecânica do Departamento de Engenharia Mecânica da PUC–Rio

Orientador: Prof. Marco Antonio Meggiolaro

Rio de Janeiro
Novembro de 2016

Pontifícia Universidade Católica
do Rio de Janeiro

Carlos Gerardo Paucar Malqui

Controle de uma mão robótica acionada por sinais eletromiográficos de superfície

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós–graduação em Engenharia Mecânica do Departamento de Engenharia Mecânica do Centro Técnico Científico da PUC–Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

Prof. Marco Antonio Meggiolaro
Orientador
Departamento de Engenharia Mecânica – PUC–Rio

Profa. Marley M B Rebuzzi Vellasco
Departamento de Engenharia Elétrica – PUC-Rio

Profa. Elisabeth Costa Monteiro
Programa de Pós-Graduação em Metrologia – PUC-Rio

Prof. Márcio da Silveira Carvalho
Coordenador Setorial do Centro Técnico Científico – PUC–Rio

Rio de Janeiro, 28 de Novembro de 2016

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

Carlos Gerardo Paucar Malqui

Graduou–se em Engenharia Mecatrônica da UNI (Universidad Nacional de Ingenieria), Lima-Peru, em 2007, cursando Controle de sistemas Robóticos, assim como Dinâmica. Pesquisa em Sinais Eletromiográficos, Processamento de Sinais, Modelagem de Sistemas não Linear e Robótica.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Ficha Catalográfica

Paucar Malqui, Carlos Gerardo

Controle de uma mão robótica acionada por sinais eletromiográficos de superfície / Carlos Gerardo Paucar Malqui; orientador: Marco Antonio Meggiolaro. – 2016.

140 f. : il. color. ; 30 cm

Dissertação (mestrado)–Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Mecânica, 2016.

Inclui bibliografia

1. Engenharia Mecânica – Teses. 2. Eletromiografia de superfície. 3. Classificação de padrões. 4. Redes neurais. 5. Transformada Wavelet. 6. Mão robótica. I. Meggiolaro, Marco Antonio. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Mecânica. III. Título.

CDD: 621

Agradecimentos

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Ao meu orientador Marco Antonio Meggiolaro pelo grande apoio e incentivo para a realização deste trabalho.

Aos professores Elisabeth Costa Monteiro, Hans Ingo Weber, Marley Vellasco e Marcelo de Andrade Dreux que me ofereceram a oportunidade desta cooperação.

Ao CNPq, PUC–Rio, e à TecGraf, pelos auxílios concedidos, sem os quais este trabalho não poderia ter sido realizado.

Aos meus pais, irmãos e sobrinho pelo amor e felicidade de família, me deram tudo o que sou como pessoa, meus valores, meus princípios e a minha perseverança; para minha irmã Maria que me ajudou a me levantar de cada queda, me ensinou quão importante é a vida em família.

Resumo

Paucar Malqui, Carlos Gerardo; Meggiolaro, Marco Antonio. **Controle de uma mão robótica acionada por sinais eletromiográficos de superfície**. Rio de Janeiro, 2016. 140p. Dissertação de Mestrado - Departamento de Engenharia Mecânica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Esta dissertação propõe um sistema de controle de uma mão robótica utilizando sinais eletromiográficos de superfície (sEMG). Os sinais sEMG são coletados de três diferentes grupos musculares do antebraço superior: músculo palmar longo, músculo extensor dos dedos, e músculo extensor radial longo do carpo. O objetivo dessa pesquisa é o desenvolvimento de um protótipo de uma prótese robótica para pessoas que apresentam amputação da mão, controlado por uma interface eletromiográfica baseada em inteligência computacional. Este trabalho abrange os seguintes tópicos: posicionamento dos eletrodos para capturar os sinais sEMG, projeto de um sistema de eletromiografia como interface muscular, método de pré-processamento de sinais, uso de técnicas de inteligência computacional para a interpretação dos sinais sEMG, projeto da mão robótica, e método de controle utilizado para controlar as posições dos dedos e o controle da força da mão. Nesta dissertação é utilizada a transformada wavelet como método de extração de características nos sinais eletromiográficos, e uma rede neural multicamada como método de classificação de padrões. O modelo proposto apresentou resultados satisfatórios, conseguindo 90,5% de classificação correta dos padrões para o reconhecimento de 6 posturas diferentes da mão, 94,3% para 5 posturas, e 96,25% para 4 posturas.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Palavras–chave

Eletromiografia de superfície; Classificação de Padrões; Redes Neurais; Transformada Wavelet; Mão Robótica.

Abstract

Paucar Malqui, Carlos Gerardo; Meggiolaro, Marco Antonio (Advisor). **Control of a robotic hand using surface electromyographic signals**. Rio de Janeiro, 2016. 140p. MsC Thesis - Departamento de Engenharia Mecânica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

This thesis proposes the control of a robotic hand system using surface electromyographic signals (sEMG). The sEMG signals are collected from three different muscle groups of the upper forearm: palmaris longus muscle, extensor digitorum communis muscle, and extensor carpi radialis longus muscle. The objective of this research is to develop a prototype of a robotic prosthesis for people with hand amputation, controlled by an electromyographic interface based on computational intelligence. This thesis covers the following topics: positioning of electrodes to capture the sEMG signals, design of an electromyography muscle interface, preprocessing method, use of techniques of computational intelligence for the interpretation of the sEMG signals, design of the robotic hand, and method used to control the positions of the fingers and of the hand grip force. Here, the wavelet transform is used as a feature extraction method in electromyographic signals, and a multi-layer neural network as a pattern classification method. The proposed model obtained satisfactory results, recognizing 90.5% of the positions for 6 different hand patterns, 94.3% for 5, and 96.25% for 4 positions.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Keywords

Surface electromyography; Pattern Classification; Neural Networks; Wavelet Transform; Robotic Hand.

Sumário

1 Introdução **16**
1.1 Motivação 17
1.2 Objetivo 23
1.3 Estrutura da dissertação 23

2 Fundamentos Teóricos **25**
2.1 A Fisiologia, Aplicação e Processamento dos Sinal Eletromiográfico 25
2.1.1 Bases eletrofisiológicas 25
2.1.2 Tipos de eletromiografia 34
2.1.3 Aplicações e Benefícios do sinal EMG 34
2.1.4 Uso dos Sinais EMG em Próteses da Mão 36
2.2 Aquisição e processamento do Sinal Eletromiográfico de Superfície 36
2.2.1 Características do sinal sEMG 37
2.2.2 Detecção do sinal Eletromiográfico 37
2.2.3 Fatores que afetam o sinal Eletromiográfico 39
2.2.4 Eletrodos 40
2.2.5 Acondicionamento do Sinal Eletromiográfico (EMG) 47
2.2.6 Pré-processamento 56
2.2.7 Processamento do Sinal Eletromiográfico (EMG) 61
2.3 Próteses e Mecanismos 67
2.3.1 Anatomia funcional da mão e dedos 68

3 Implementação do sistema de Eletromiografia **71**
3.1 Implementação 71
3.1.1 Eletrodo 72
3.1.2 Circuito de proteção 74
3.1.3 Pré-amplificador 77
3.1.4 Right Leg Driver (RLD) 78
3.1.5 Amplificação 78
3.1.6 Filtragem 79
3.1.7 Projeto eletrônico 85
3.1.8 Conversor Analógico para Digital (ADC) 87
3.1.9 Processo de Amostragem 87
3.2 Avaliação eletromiográfica experimental 89

4 Pré-processamento do Sinal Eletromiográfico de Superfície **91**
4.1 Pré-processamento 91
4.1.1 Filtro Passa-Baixa Digital IIR 91
4.1.2 Filtro Notch 93
4.2 Análise das amostras do sinal sEMG filtrada 93
4.2.1 Criação de Base de Dados 96
4.3 Conclusões 97

5 Processamento do Sinal Eletromiográfico de Superfície **99**

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

5.1 Extração de Características 99
5.2 Classificação de padrões de posições da mão 101
5.3 Conclusões 106

6 Projeto e Construção da Mão Robótica 108
6.1 Arquitetura do Sistema de Funcionamento 108
6.2 Estrutura Mecânica 109
6.3 Construção e Montagem da Mão Robótica 110
6.3.1 Atuadores 111
6.3.2 Sensores 114
6.3.3 Análise Cinemática 117
6.3.4 Sistema de Controle 121
6.4 Conclusões 125

7 Experimentos e Resultados 126
7.1 Experimentos 127
7.2 Resultado final de funcionamento da mão robótica 128

8 Conclusão e trabalhos futuros 130
8.1 Conclusão 130
8.2 Trabalhos futuros 131

Referências bibliográficas 133

A Norma DIN 33 402 138

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Lista de figuras

1.1 Mãos Robóticas da Cyberhand. 19
1.2 Braço robô prótese da corporação DEKA. 20
1.3 Robô prótese I-Limb. 20
1.4 Robô desenvolvido pelo Instituto de reabilitação de Chicago. 21
1.5 Mão biônica Bebionic. 21
1.6 Mão biônica da equipe RP2009. 22

2.1 Organização de um músculo e suas subdivisões. 27
2.2 Disposição dos filamentos de um sarcômero. 28
2.3 Estrutura dos filamentos grossos e finos. 29
2.4 Mecanismo de deslizamento dos filamentos de contração muscular. 30
2.5 Ciclo da contração. 30
2.6 Unidade Motora. 32
2.7 Miograma de uma contração espasmódica. 33
2.8 Diagrama do bloco do sistema de controle mioelétrico 36
2.9 Espectro de frequência do sinal EMG de superfície [20] 38
2.10 Tipos de eletrodos não-invasivos. 42
2.11 A influência da localização do eletrodo sobre a amplitude e espectro de frequência do sinal sEMG [24] 43
2.12 Posições anatômicas dos eletrodos. 44
2.13 Posições anatômicas dos eletrodos - vista dorsal 45
2.14 Esquema amplificador diferencial para obter sinal sEMG 49
2.15 Processo de digitalização do sinal EMG 54
2.16 Duas convenções para um filtro passa-baixa analógicas. 57
2.17 A magnitude da resposta em frequência de filtros Butterworth de ordens N = 2, 4, 8 [31] 58
2.18 Frequência característica do filtro notch para o caso contínuo 60
2.19 Processo de decomposição do sinal digital 65
2.20 Análise da árvore de banco de filtros que leva a wavelet packets 66
2.21 Ossos da mão [36] 69
2.22 Abdução-Adução dos dedos [37]
Utilizando o dedo médio como referência, os dedos se separam 20°.
1D, primeiro dedo; E, examinador. 70
2.23 Movimentos dos metacarpianos 70
2.24 Abdução do dedo polegar 70

3.1 Diagrama de bloco do sistema de Eletromiografia 72
3.2 Eletrodo passivos utilizados 73
3.3 Músculos do antebraço utilizados 73
3.4 Posicionamento dos eletrodos no antebraço 73
3.5 Esquema do circuito de proteção 75
3.6 Voltagens de operação da Base-Emissor do transistor BC547 e BC557 75
3.7 Voltagem resultante do esquema de proteção 76
3.8 Frequência de corte do circuito de proteção 76
3.9 Desvio de fase do circuito de proteção 76

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

3.10 Amplificador Instrumental INA114 [41] 78
3.11 Esquema do amplificador não inversor 79
3.12 Filtro ativo passa-alta Sallen-Key [45] 81
3.13 Filtro ativo passa-baixa Sallen-Key [45] 82
3.14 Circuito de Filtro Passa-Banda 83
3.15 Diagrama de bode do Circuito Passa-Banda 83
3.16 Desvio de fase do Circuito Passa-Banda 84
3.17 Análise de Monte Carlo para a frequência de corte de um filtro passa-alta salle-key 84
3.18 Análise de Monte Carlo para a frequência de corte de um filtro passa-baixa salle-key 85
3.19 Análise de Monte Carlo para a frequência de corte de um filtro passa-baixa VCVS 85
3.20 Esquemático do Sistema de Eletromiografia 86
3.21 PCB do Circuito Impresso do Sistema de eletromiografia 86
3.22 Circuito Impresso Final do Sistema de eletromiografia 86
3.23 Arquitetura de Sistemas Reconfiguráveis Embebido 88
3.24 Amostragem com um trem de pulsos [47] 88
3.25 Registro eletromiográfico do músculo Relaxado 89
3.26 Registro eletromiográfico do músculo Contraído 90
3.27 Espectros de frequências resultante para o músculo relaxado (a) e músculo contraído (b) 90

4.1 Diagrama de bloco da fase de pré-processamento 91
4.2 Magnitude e fase da resposta em frequência do filtro Butterworth 92
4.3 Reposta no tempo e na frequência sem utilizar filtro notch 93
4.4 Reposta no tempo e na frequência utilizando filtro notch 94
4.5 Análise de amostragem do sinal sEMG digitalizada 94
4.6 Tipos de movimento da mão para ser utilizado como padrões de reconhecimento 96
4.7 Ambiente gráfico para a aquisição de dados 97
4.8 Boxplot da Energia total estimada da base de dados 98

5.1 Diagrama de bloco da fase de processamento 99
5.2 Árvore de banco de filtros da wavelet packets 100
5.3 Diagrama do sistema de classificação de padrões 101
5.4 Comparação com diferentes neurônios na camada oculta do MLP na classificação do grupo de 6 padrões com os dados de teste 102
5.5 Comparação com diferentes neurônios na camada oculta do MLP na classificação de 5 padrões com os dados de teste 103
5.6 Comparação com diferentes neurônios na camada oculta do MLP na classificação de 4 padrões com os dados de teste 104
5.7 Comparação de diferentes métodos de classificação para o grupo de 6 padrões 105
5.8 Comparação de diferentes métodos de classificação para o grupo de 5 padrões 105
5.9 Comparação de diferentes métodos de classificação para o grupo de 4 padrões 105
5.10 Ambiente gráfico para observar os padrões reconhecidos 106

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

6.1 Arquitetura do Sistema de funcionamento da Mão Robótica 109
6.2 Projeto da mão prótese em *SolidWoks* 110
6.3 Sistema da mão mecânico antropomórfica e adaptável aos objetos 110
6.4 Sistema de polias de transmissão e parafuso sem fim 111
6.5 Motores e engrenagens utilizados 112
6.6 Arquitetura interna do driver L298 112
6.7 Circuito de acionamento de dois motores DC [50] 113
6.8 Circuito de Potência 114
6.9 Sensor Flexível 114
6.10 Potenciômetro angular como medida de deslocamentos angulares 115
6.11 Sensor de força 115
6.12 Gráficos extraídos da ficha de dados [52]: (a)Gráfico Força vs Resistência. (b)Gráfico Força vs Tensão de saída do circuito. 116
6.13 Configurações de circuitos amplificadores operacionais [52] 117
6.14 Circuito Implementado de Acondicionamento dos Sensores e Atuadores 117
6.15 Representação do dedo indicador 118
6.16 Comparação entre os dados do sensor de flexibilidade e os dados da análise biomecânicos, para o dedo indicador 119
6.17 Relação dos ângulos das juntas entre as falanges do dedo com o deslocamento do parafuso sem fim. 120
6.18 Análise cinemático do dedo indicador 120
6.19 A mão robótica fornecido de sensores e atuadores e a unidade de controle 121
6.20 Esquema geral do sistema de controle de posição e força 123
6.21 Implementação do controle no FPGA com LabVIEW 124

7.1 Ambiente gráfico de comunicação com a mão robótica 126
7.2 Posições estudadas da mão robótica 128
7.3 Resposta do controle de força para diferentes valores de referência 128

A.1 Medidas respetivamente na articulação (Norma DIN 33 402.2da parte) 138
A.2 Medidas na articulação (Norma DIN 33 402.2da parte) 138
A.3 Medidas na mão (Norma DIN 33 402.2da parte) 140

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Lista de tabelas

1.1 Principais características das mãos robóticas revistos 22

2.1 Resumo das recomendações da SENIAM [5] 48
2.2 Relação entre Número de bits do conversor ADC, número de níveis, $V/Nivel$ e Referida resolução de entrada [5] 56

3.1 Valores de k para filtros Butterworth [45] 81
3.2 Características de entrada analógica do modulo NI9205 87

4.1 Base de dados de sinais sEMG para a análise de seis diferentes posições da mão 97
4.2 Tabela resultado para 60% de erro permissível e 100 ms de faixa analisada para cada sub-amostra 98

5.1 Divisão da base de dados em grupos para treinamento e teste do modelo de reconhecimento 102
5.2 Matriz de confusão para o modelo de classificação de 6 padrões 103
5.3 Matriz de confusão para o modelo de classificação de 5 padrões 103
5.4 Matriz de confusão para o modelo de classificação de 4 padrões 104
5.5 Porcentagem de reconhecimento em 3 grupos de padrões com diferentes métodos de classificação 107
5.6 Modelos selecionados para nosso sistema de classificação, com taxa de aprendizado de 0,3 e o momentum de 0,2 107

6.1 Localização, função e especificações dos motores DC 112
6.2 Combinação de valores lógicos nas entradas de controle do dispositivo 113
6.3 Valores limites dos parâmetros geométricos do dedo 118

7.1 Ganhos PID do sistema de controle de posição e força 127
7.2 Resultado na classificação final da rede neural e análise de amostra 129
7.3 Tempo dos processos da mão robótica 129

A.1 Medidas respetivamente na articulação (Norma DIN 33 402.2da parte) 139
A.2 Medidas na articulação (Norma DIN 33 402.2da parte) 139
A.3 Medidas da mão (Norma DIN 33 402.2da parte) 139

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Lista de Abreviaturas

DC	Corrente contínua (*Direct current*)
AC	Corrente Alternada (*Alternate Current*)
TTL	Lógica Transistor-Transistor (*Transistor-Transistor Logic*)
ATP	Adenosina trifosfato
RS	Retículo sarcoplásmico
CMRR	Índice de rejeição de modo comum
sEMG	Eletromiografia de superfície (*Surface electromyography*)
EMG	Eletromiografia
SENIAM	*Surface Electromyography for the Non-Invasive Assessment of Muscles*
WPT	Transformada Wavelet Packet
PCA	Analise de Componentes Principais
PUM	Potenciais de unidade motora
UM	Unidades Motoras
RLD	*Right Leg Driver*
RNA	Rede Neural Artificial
IED	Distância entre os eletrodos (*Interelectrode Distance*)
UM	Unidade Motora
UNM	União neuromuscular
RS	Retículo sarcoplástica
ACh	Acetilcolina
ADC	Conversor Análogo para Digital
VCVS	Estrutura da fonte de tensão controlada por tensão (*Voltage Controlled Voltage Source*)
DOF	Graus de Liberdade (*Degrees of Freedom*)
FPGA	Arranjo de Portas Programável em campo (*Field Programmable Gate Array*)
PWM	Modulação de Largura de Pulso (*Pulse Width Modulation*)
PID	Proporcional Integral Derivativo
RMS	*Root Mean Square*
MLP	Perceptron Multi-Camadas (*Multilayer Perceptron*)
FSR	sensor de força resistivo (*Force Sensitive Resistor*)

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Lista de símbolos

A	ampere
mA	miliampere
F_S	Frequência de amostragem
f_C	Frequência de corte
f_P	Frequência final da banda passante
f_S	Frequência inicial da banda de rejeição
f_{max}	Frequência máxima
f_{Notch}	Frequência de rejeitamento (*Notch*)
T_S	Período de amostragem
δ_P	desvio da banda passante
δ_S	desvio da banda de rejeição
Ω_C	Frequência de corte em rad/s
Ω_P	Frequência final da banda passante em rad/s
Ω_S	Frequência inicial da banda de corte em rad/s
ACh	Acetilcolina
ms	milissegundos
Hz	Hertz
kHz	Kilohertz
dB	Decibéis
mm	milimetro
Ag/Agcl	Prata/Cloreto de prata
Ω	ohm
$k\Omega$	kiloohm
pF	picofarad
V	Voltios
V_S	Tensão de alimentação (*Power Supply*)
V_{SS}	Tensão lógica de alimentação (*Logic Supply Voltage*)
mV	milivoltios
μV	microvolt
θ_{Emax}	Valor máximo admissível de energia
θ_{Emin}	Valor mínimo admissível de energia
θ_{erro}	Valor admissível de erro
$\overline{P}$	Potência média
$\overline{E}_T$	Energia total a partir da potência média
M	Número de sub-amostras extraídas de um sinal sEMG coletado
N	Número de dados em uma amostra de sinal sEMG

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

$\Psi(t)$	Função Wavelet
$\Phi(t)$	Função de escalonamento
$W(t)$	Função Wavelet Packet
E_W^i	Energia dos coefientes wavelets para um registro i do sinal sEMG
E_W^T	Energia total dos coefientes wavelets dos sinais sEMG estudados
$\overline{E}_W^i$	Energia relativa dos coefientes wavelets para um registro i do sinal sEMG
θ_1	Ângulo suplementar do ângulo formado entre o metacarpo e a falange proximal
θ_2	Ângulo suplementar do ângulo formado entre a falange proximal e a falange média
θ_3	Ângulo suplementar do ângulo formado entre a falange média e a falange distal
y	Deslocamento linear do parafuso sem fim
p_d	Posição desejada do dedo representado em valor numérico
p_m	Posição medido do dedo representado em valor numérico
f_d	Valor da força desejada da mão robótica
f_m	Valor da força medida da mão robótica a partir dos sensores

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

1
Introdução

Ao longo da história, o ser humano se sentiu fascinado por máquinas e dispositivos capazes de imitar as funções e os movimentos dos seres vivos. No ano 1921 a palavra robô foi utilizada pela primeira vez no teatro nacional de Praga na obra *Rossun's Universal Robot* (R.U.R.), do escritor Karel Capek. Mas sem dúvida alguma, foi o escritor americano de origem russa Isaac Asimov o máximo impulsor da palavra robô, quando em outubro de 1945 publicou na revista *Galaxy Science Fiction* uma história que pela primeira vez enunciou suas três leis da robótica [1].

Os primeiros conceitos da robótica surgiram no final dos anos 1940, com as pesquisas do que é considerado o pai desta disciplina: G.C. Devol [2]. Em 1954 Devol patenteou o primeiro manipulador com memória, dando início à era moderna da robótica. Em 1961 Engelberger criou Unimation, empresa que iniciou a produção comercial de robôs para uso industrial [2]. A robótica industrial impulsionou outras aplicações em muitas áreas como a agricultura, exploração espacial, exploração submarina, aplicações militares, aparelhos domésticos e de entretenimento, na robótica médica [2].

Nos últimos anos, a robótica teve grande importância na área da medicina, desenvolvendo equipamentos e dispositivos artificiais que são cada vez mais similares às funções dos órgãos naturais. A robótica médica tem concentrado seu desenvolvimento em duas áreas específicas: atendimento ao paciente e atendimento aos médicos. Os primeiros têm também duas subáreas: em primeiro lugar, os dispositivos orientados para a reabilitação dos pacientes, que, como tal, são instrumentos temporários (robôs para fisioterapia e terapia ocupacional) e, segundo, os dispositivos destinados a auxiliar as pessoas de forma permanente como para deficientes ou idosos (prótese elétrica, assistentes pessoais, etc). Quanto aos robôs para ajudar aos médicos, estes são robôs projetados para cirurgia, exploração, diagnóstico e terapia.

Na área de atendimento ao paciente, se está desenvolvendo a criação de membros robóticos, em diferentes projetos: andadores, desenvolvidos para

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

suportar grandes pesos; braços mecânicos com movimentos cada vez mais semelhantes aos de braços naturais; mãos robóticas avançadas, capazes de reproduzir as capacidades funcionais da mão humana; pernas artificiais controladas com comandos, até mãos e pés substitutos, cada vez mais avançados.

1.1 Motivação

A mão é o membro externo mais importante, o qual permitiu ao homem desenvolver a maior quantidade de habilidades, graças à sua capacidade nas atividades preênseis e não preênseis (empurrar, manipular objetos, dar golpes). É uma espécie de instrumento universal, para a manipulação física do meio. A mão é o membro com mais terminações nervosas do corpo humano, fibras nervosas sensíveis que permitem sentir frio ou calor, sentir um objeto afiado, áspero ou suave, para captura de informação táctil sobre o entorno. Possui 27 ossos, e nos dedos terminam 36 músculos, dos quais 18 são longos. As mãos, são delicadas e precisas, e permitem fazer trabalhos pesados.

Segundo a Administração de Saúde, Higiene e Segurança Ocupacional Norte-Americana (O.S.H.A), dos 2 milhões de trabalhadores norte-americanos incapacitados a cada ano, 400.000 apresentam lesões das mãos, sendo a localização mais frequente nos dedos (72%). O setor industrial registra que 60% das amputações é na mão, sendo os trabalhadores com metais os que mais registram amputação traumática (6,7%) [3].

A amputação é uma das piores e também uma das melhores soluções para evitar o risco de morte. Produz uma deficiência, impedindo o indivíduo de realizar a mesma atividade social e funcional que antes, enfrentando grandes dificuldades para realizar mesmo as tarefas mais simples.

Cada ano se realiza aproximadamente 150.000 amputações cirúrgicas de mão nos EEUU. Mais de 70% dos amputados utilizam uma prótese. Estas próteses permitem aos amputados levar uma vida quase normal, proporcionando bem-estar pessoal e novas possibilidades para a reinserção social e profissional. As próteses mais utilizadas são de ganchos, e as mãos funcionais com abertura voluntária; outras incluem serras, martelos, pinças e outras ferramentas. Estas próteses são controladas por cabos manipulados com o corpo, por eletrodos mioelétricos, e baterias externas que proporcionam energia elétrica, ou por interruptores elétricos [4]. O sistema de

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

controle mioelétrico utiliza eletrodos de superfície colocados no lado interno do encaixe sobre os músculos apropriados, para obter sinais mioelétricos que se produzem nos músculos quando estes se contraem; é assim que o sinal controla o motor e transmite movimento ao dispositivo. Este dispositivo chamado prótese mioelétrica é desenvolvida na área de engenharia de reabilitação.

O controle eletromiográfico não é novo, o conceito de controle mioelétrico foi introduzido na década de 1940. No entanto, a tecnologia da época não foi suficiente para tornar viável a aplicação clínica. Foi com o desenvolvimento de tecnologia de dispositivos semicondutores, e a redução de tamanho dos dispositivos e requisitos de energia, que a aplicação clínica foi promissora, e a pesquisa e o desenvolvimento aumentaram dramaticamente. Durante os anos 1960 foram realizados progressos significativos no desenvolvimento de controle mioelétrico, principalmente através do trabalho na URSS, Suécia, Grã-Bretanha, Japão, Estados Unidos e Canadá [5]. O primeiro sistema comercial, o controle de uma mão acionada, foi produzido na URSS [6], com as exportações para a Europa e América do Norte. No Japão, a pesquisa teve como objetivo o desenvolvimento de uma mão mioelétrica multifunção [7]. Avanços técnicos ocorreram durante a década de 1960 e 1970, com produção em pequena escala. Na década de 1970 houve um impacto significativo [5].

É notório que nos últimos anos, devido à evolução tecnológica da eletrônica, esses sistemas vêm se desenvolvendo cada vez mais. Com o sucesso de mecatrônica na área de reabilitação, novos conhecimentos puderam ser aplicados no auxílio das pessoas, para integrá-las melhor à vida social e ao trabalho. Na atualidade, existem empresas no mundo produzindo estes dispositivos, mas o alto custo desses equipamentos impede que seu uso seja popularizado, deixando de oferecer uma solução eficaz na reabilitação de pessoas amputadas [8].

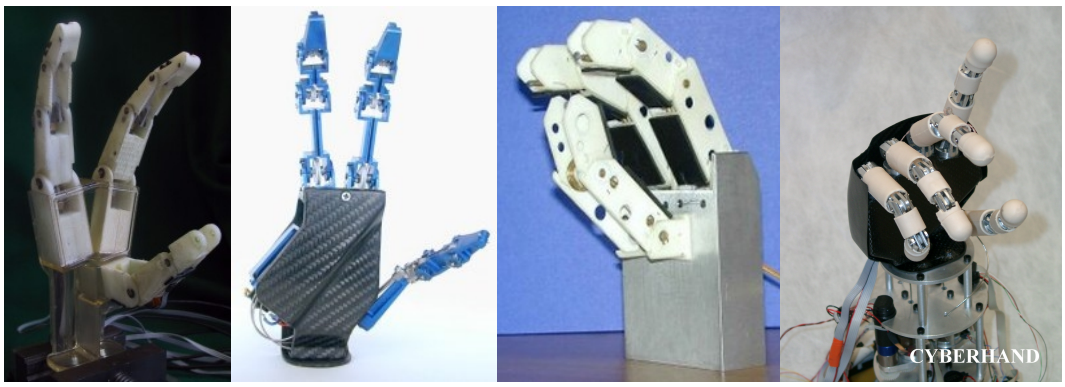
Várias soluções têm sido propostas para responder aos desafios científicos e tecnológicos. Entre os recursos mais inovadores, temos as seguintes mãos biônicas:

O projeto *cyberhand*, que tem a participação de diversas instituições científicas, de países como Espanha, Itália, Alemanha e Dinamarca, trabalha desde 2002 na procura de um novo tipo de prótese de mão que possa ser sentida por um amputado como o membro perdido. Este desenvolveu projetos como: O RTR1, que está composto de uma palma e três dedos: dois dedos

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

iguais, compostos por três falanges, e o terceiro dedo, que está na oposição, formado por duas falanges; seu peso aproximado é de 250 gramas (Figura 1.1.a). A mão RTR2, que está baseada no conceito sub-atuado, em outras palavras, os dedos podem se auto adaptar à forma do objeto com um simples movimento de uma barra, ligada ao dedo através de um cabo de aço. Este pesa 350 gramas e tem o sistema de controle encaixado na palma da mão (Figura 1.1.b). A mão SPRING, também tem um sistema de atuação baseada no conceito sub-atuado, este pesa 400 gramas e tem um sistema sensorial fixo para o controle, que está composto de um sensor de tensão, a fim de monitorar continuamente a tensão do cabo aplicada pelos motores (Figura 1.1.c). *Cyberhand* foi criada a partir do RTR2, que foi reprojetado com cinco dedos, a fim de melhorar a funcionalidade aperto de mão e seu antropomorfismo; suas dimensões são muito próximos aos antropomorfos, e as falanges têm um diâmetro de apenas 16mm. Este pesa 450 gramas e está conectado por meio de eletrodos com o sistema nervoso humano para recolher informação do cérebro e ativar os motores que movimentam os dedos (Figura 1.1.d). No entanto, ainda é um protótipo de teste, em parte por seu alto custo [9].

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA



(a) (b) (c) (d)

Figura 1.1: Mãos Robóticas da Cyberhand [9]. a) Robô RTR1, b) Robô RTR2, c) Robô Spring, d) Robô Cyberhand

O projeto braço robô da corporação DEKA (Figura 1.2) tem objetivos de rejuvenescer terminações nervosas para que elas possam fornecer o tipo de retroalimentação biológica necessária para fazer a função do membro o mais naturalmente possível. É difícil de alcançar em muitos casos porque as terminações nervosas morrem dentro de um ano de amputação. Este dispositivo também fornece uma abordagem não-invasiva através do uso de um sensor de vibração, que envia mensagens que ajudam o controle do usuário do braço robótico. O projeto ainda está em desenvolvimento [10].

Figura 1.2: Braço robô prótese da corporação DEKA [10]

A mão biônica I-Limb (Figura 1.3), foi desenvolvida pela empresa *Touch Bionics* como alternativa de próteses de mão. Esta é totalmente articulada, com cinco dedos que abrem e fecham em torno dos objetos; e tem a capacidade de que cada dedo seja controlado individualmente por impulsos gerados pelo cérebro do indivíduo, sinal que é captado dos músculos na parte restante de seu braço. Os dedos têm também um aumento do nível de sensibilidade, que permite ao usuário pegar um copo de isopor sem quebrá-lo. Está disponível comercialmente e custa cerca de EUR 40 000,00 com garantia de 3 anos, e tem a duração de 6 anos [11].

Figura 1.3: Robô prótese I-Limb [11]

O braço biônico desenvolvido pelo Instituto de reabilitação de Chicago (Figura 1.4) foi a primeira prótese que combina a mente e a máquina, onde os eletrodos interceptam os acionamentos do nervo residual, e alimenta um computador embutido no antebraço que, em seguida, comanda seis motores para mover o ombro do dispositivo, cotovelo e mão ao mesmo tempo. Graças a sensores de mão, o usuário pode ajustar sua aderência [12].

A mão de Bebionic (Figura 1.5) é uma prótese inteiramente mioelétrica controlado pela contração muscular. Agarra objetos com precisão e facilidade;

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Figura 1.4: Robô desenvolvido pelo Instituto de reabilitação de Chicago [12]

esta praticidade é possível devido à superfície compatível e vários padrões de aderência. O sensor embutido no dedo polegar é ponto chave para detectar sua posição e controlar o agarrar [13].

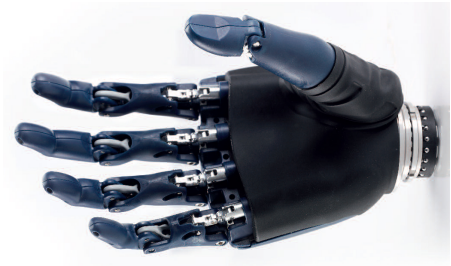


Figura 1.5: Mão biônica Bebionic [13]

A equipe RP2009 (Figura 1.6) está desenvolvendo uma prótese mecânica sofisticada que vai imitar as capacidades sensoriais de uma mão e braço naturais. A mão apresenta mais de 80 sensores, e a capacidade para 10-13 diferentes eixos de movimento só na mão. Para enfrentar esses desafios, a *Kinea Design LLC* desenvolveu um sensor tátil (haptic) que permite explorar e interagir com seus ambientes, oferecendo informação sensorial que inclui temperatura, texturas, pressão, fricção e quatro pontos distintos de contato. Este projeto é financiado pela *Defense Advanced Research Projects Agency* (DARPA) [14].

Mas, além de numerosos e maravilhosos avanços tecnológicos no campo da engenharia de reabilitação, as próteses de extremidade superior ainda não

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

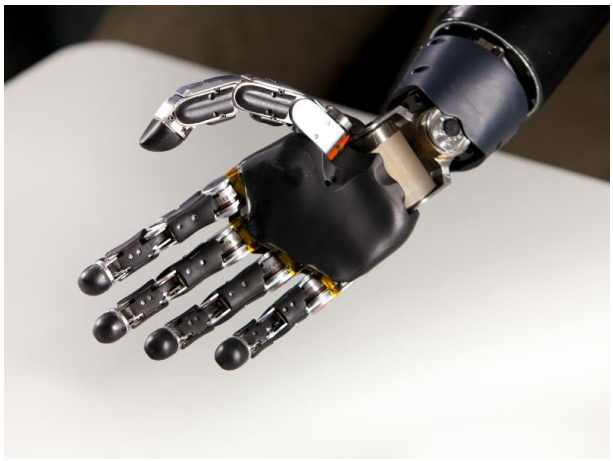


Figura 1.6: Mão biônica do equipe RP2009 [14]

podem desenvolver todos os movimentos da mão humana. Normalmente, uma pessoa sem esta deficiência não precisa visualizar as mãos quando está trabalhando. Mas uma pessoa com uma prótese de extremidade superior precisa do contato visual para saber o que está fazendo e o que quer fazer [15].

Para que uma prótese apresente semelhança no movimento e as mesmas funcionalidades da mão humana, é preciso desenvolver uma alta complexidade de sua estrutura mecânica, seu equipamento sensorial e as estratégias de controle. Isto é principalmente devido aos limites tecnológicos: a mão humana é a meta ideal de cada pesquisador no campo da manipulação. Outra ênfase é a similaridade no tamanho e peso. A prótese de mão robótica na atualidade se torna um pouco grande em relação à mão humana, atuando como uma carga na extremidade do braço (ver Tabela 1.1).

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Tabela 1.1: Principais características das mãos robóticas revistos

Nome da mão	**Massa (g)**	**Tamanho nominal**	**Número de atuadores**	**Número de dedos**	**Número de sensores**	**Número de DOF**
Humana*	≈ 400	1	38	5	≈ 17000	22
RTR1	250	$\gg 1$	6	3	9	8
RTR2	350	> 1	2	3	2	10
Robô Spring	400	$\gg 1$	1	3	1	8
Robô Cyberhand	450	≈ 1	6	5	44	16
DLR Hand 2	320	$\approx 1,5$	13	4	64	13

$*$ Dados da mão humana como referência principal [16]

1.2 Objetivo

Na procura de reduzir o tamanho e a massa das próteses de mão no mercado atual, e segundo as limitações tecnológicas de nosso tempo, o presente trabalho propõe projetar um sistema robótico que cumpra as funções básicas da mão humana, mediante o treinamento de um conjunto de padrões comuns e repetitivos da mão humana. Este é acionado por tendões que são movimentados por motores de corrente contínua (DC), que são os atuadores, que por sua vez são controlados por sinais eletromiográficos de superfície. A mão robótica incorpora controle de força para fazer tarefas básicas de agarre.

A fim de diminuir a massa e o tamanho, se propõe uma estrutura mecânica baseada em um mecanismo sub-atuado, que requer menos atuadores sem reduzir o número de graus de liberdade. Isso permite que os dedos da mão robótica sejam capazes de se adaptar à morfologia do objeto, conseguindo assim uma maior flexibilidade da mão, um controle mais simples, e uma massa reduzida. Para atingir este objetivo, as seguintes etapas devem ser realizadas:

- Implementação de um sistema de eletromiografia.
- Desenvolvimento de uma interface para o pré-processamento e processamento dos sinais eletromiográficos.
- Construção de uma mão robótica com sistema sensorial.
- Integração do sistema de eletromiografia com a mão robótica.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

1.3 Estrutura da dissertação

Os capítulos desta dissertação estão estruturados da seguinte forma:

No capítulo 2 proporciona-se uma descrição básica do sistema fisiológico, fatores e fenômenos que contribuem para estes sinais, conhecimento para os enfoques de análise de sinais EMG, descrição básica de aquisição e processamento do sinal EMG.

No capítulo 3 se descrevem as etapas desenvolvidas para a construção de um sistema de eletromiografia como meio de aquisição dos sinais mioelétricos, seguindo com os métodos de amplificação, filtragem de ruído para a etapa do processamento do sinal.

No capítulo 4 se descreve a etapa de pré-processamento do sinal eletromiográfico de superfície, onde foi tratado o sinal por filtros digitais e um método de análise das amostras coletadas.

No capítulo 5 se descreve a etapa de processamento do sinal, na qual são implementadas as rotinas de extração de características dos dados e continuando com a aplicação de técnicas de inteligência computacional, para a interpretação dos sinais EMG.

No capítulo 6 se descreve a estrutura mecânica projetada para a construção da mão robótica, seguindo com a descrição da implementação de sensores e atuadores utilizados para o controle de posição e força, e continua com a descrição do sistema de processamento utilizado.

No capítulo 7 se descreve a integração do sistema de reconhecimento sEMG e a mão robótica, ajuste dos parâmetros dos métodos utilizados, sintonização nos algoritmos de controle e testes finais em conjunto.

No capítulo 8 é feita uma avaliação do sistema desenvolvido, são indicados os pontos mais relevantes desde trabalho, apresentados os resultados e conclusões obtidos aplicando diferentes técnicas de inteligência computacional.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

2
Fundamentos Teóricos

2.1
A Fisiologia, Aplicação e Processamento dos Sinal Eletromiográfico

A eletromiografia (EMG) é uma técnica experimental de registro de sinais mioelétricos gerados pela atividade elétrica das células musculares esqueléticas. Os sinais são formados por variações fisiológicas no estado das membranas da fibra muscular, que provêm do potencial de ação, e percorrem a fibra muscular levando à contração [17]. Esses sinais também fornecem importantes informações sobre o estado fisiológico do músculo e do nervo que aciona o músculo em estudo [18]. São utilizados na medicina como uma ferramenta principal para o diagnóstico neurológico, na qual fornecem um mapeamento aos médicos ajudando localizar, avaliar e tratar algumas anomalias neuromusculares de forma eficiente.

A compreensão dos sinais EMG envolve a compreensão dos músculos esqueléticos e da forma em que geram sinais bioelétricos. Além disso, abrange também o entendimento dos mecanismos específicos e dos fenômenos que influenciam os sinais.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

2.1.1
Bases eletrofisiológicas

Os ossos proporcionam um efeito de alavanca, e constituem o marco estrutural do organismo, portanto não conseguem movimentar as partes corporais sem ajuda. O movimento corporal é resultado da contração e relaxamento contínuos dos músculos, que representam cerca de 40% a 50% do peso corporal total. A força de uma pessoa é reflexo da função primária de seus músculos, que consiste em converter energia química em energia mecânica para gerar força, trabalho e produzir movimentos [19].

Existem 3 tipos de tecido muscular: Estriado esquelético (voluntário), estriado cardíaco (involuntário), e liso (involuntário). O tecido dos músculos

esqueléticos recebe este nome porque tem a função de movimentar os ossos que formam a estrutura óssea do corpo. Já o tecido dos músculos cardíacos recebe este nome porque é encontrada no coração, sua ação é involuntária, e o ciclo de contração e relaxamento do coração não é conscientemente controlado. E finalmente o liso, com células alongadas, dispostos em uma ou algumas camadas de células formando paredes relativamente finas de vários órgãos internos, como os vasos sanguíneos [19].

Músculo esquelético

O tecido dos músculos esqueléticos funciona principalmente de forma voluntária. Sua atividade pode ser controlada de forma consciente por intermédio de neurônios (células nervosas) que formam parte do sistema nervoso somático (voluntário).

Cada músculo é um órgão independente, constituído de centenas a milhares de células, chamadas de fibras por sua forma alongada. As fibras musculares, como os músculos inteiros, estão rodeadas por camadas de tecido conjuntivo, por onde circulam os vasos sanguíneos e nervos (Figura 2.1).

Em geral, são denominados de neurônios motores somáticos aqueles que estimulam a contração dos músculos, possuem um axônio filiforme que vai desde o encéfalo ou medula espinhal até um grupo de fibras musculares. Em geral, os ramos do axônio de um neurônio motor são estendidos para várias fibras musculares, e o ponto de contato entre o neurônio motor e a fibra muscular é chamado de união neuromuscular, onde os terminais do axônio são expandidos em um conjunto de bulbos terminais sinápticos [19].

As fibras musculares sintetizam e usam quantidades significativas de adenosina-trifosfato (ATP), em particular durante as contrações; as reações químicas correspondentes precisam de oxigênio, glicose, ácido graxo e outras substâncias conduzidas pelo sangue.

Os potenciais de ação muscular são propagados pelo sarcolema e os túbulos-T, se disseminando rapidamente ao longo da fibra muscular. Estas estruturas garantem que o potencial de ação excite todas as partes da fibra quase que simultaneamente. Dentro do sarcolema está o sarcoplasma, que é o citoplasma da fibra muscular. O sarcoplasma apresenta quantidades consideráveis de glicogênio, que pode degradar-se em glicose para seu uso na síntese de ATP. Quando se observa com amplificação considerável o sar-

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

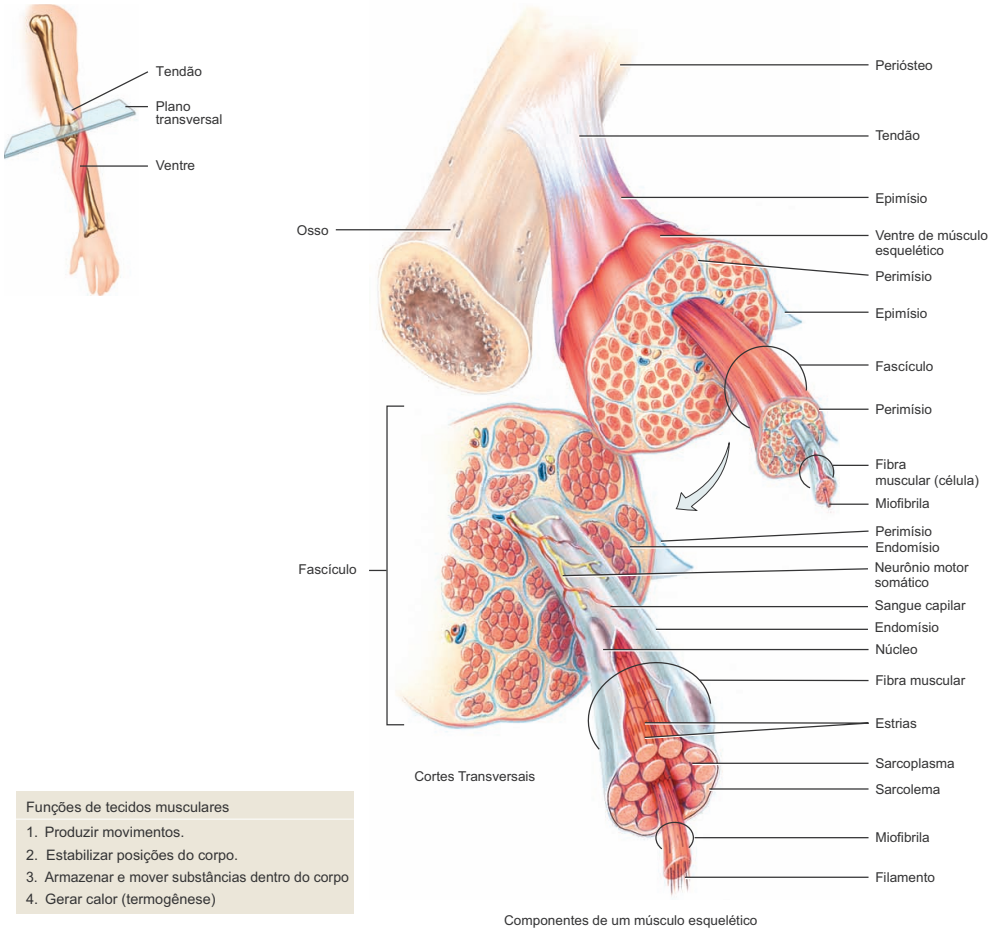


Figura 2.1: Organização de um músculo e suas subdivisões [19]

coplasma parece cheio de pequenos filamentos. Estas estruturas diminutas são as partes contráteis dos músculos, que são chamadas de miofibrilas. Um sistema de numerosos sacos cheio de líquido, o retículo sarcoplásmico (RS) envolve cada miofibrila (Figura 2.1). Na fibra muscular relaxada, o retículo sarcoplásmico armazena íons de cálcio (Ca^{2+}), que ao serem liberados do retículo sarcoplásmico provocam a contração muscular [19].

Dentro das miofibrilas existem dois tipos de estruturas, os filamentos grossos e delgados, de apenas 1 a 2 μm de comprimento. O diâmetro dos filamentos delgados é de apenas 8 nm, e o dos filamentos grossos próximo a 16 nm. Nenhum dos dois filamentos se estende ao longo de toda a fibra muscular, estando dispostos em compartimentos que recebem o nome de sarcômeros, que são as unidades funcionais básicas das miofibrilas (Figura 2.2(a)).

As miofibrilas são formadas por três tipos de proteínas: 1) as contráteis, que geram a força durante as contrações; 2) as reguladoras, que ajudam a ativar e desativar o processo de contração, e 3) as proteínas estruturais, que

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

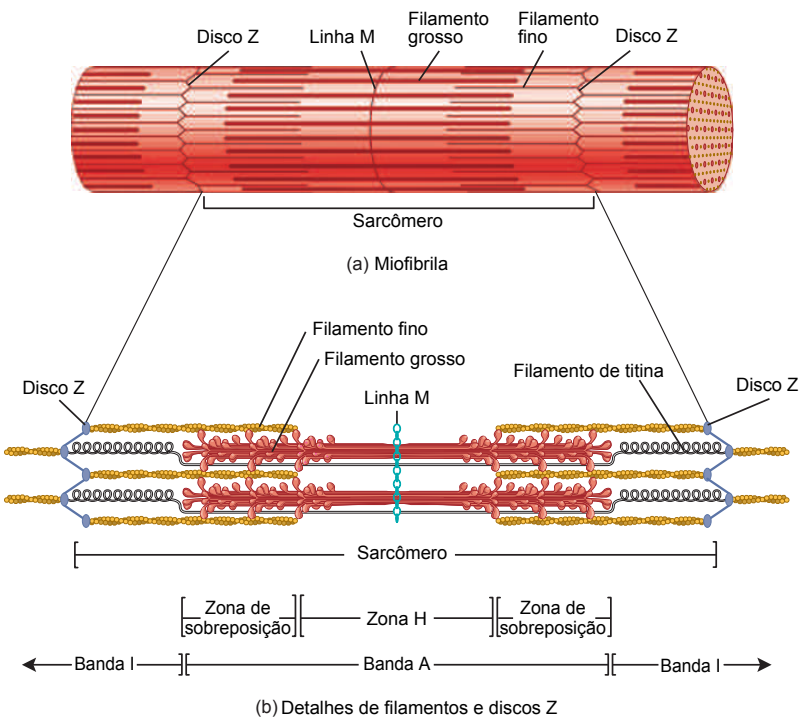


Figura 2.2: Disposição dos filamentos de um sarcômero. Um sarcômero estende-se desde um disco Z para o próximo [19]

mantêm os filamentos grossos e delgados em alinhamento correto, conferindo elasticidade e extensibilidade às miofibrilas e conectando-as ao sarcolema e à matriz extracelular.

As duas proteínas contráteis dos músculos são a miosina e actina, os componentes principais dos filamentos grossos e delgados, respectivamente. A miosina serve como proteína motora nos três tipos de tecido muscular (esquelético, cardíaco e liso). As proteínas motoras tiram ou empurram várias estruturas celulares para gerar os movimentos mediante a conversão da energia química do ATP em energia cinética (de movimento) ou produção de força. No músculo esquelético, cerca de 300 moléculas de miosina formam um filamento grosso (Figura 2.3(a)). A cauda da miosina aponta para a linha M no centro do sarcômero.

Os filamentos delgados são estendidos desde os pontos de ancoragem nos discos Z (Figura 2.2(b)). Seu componente principal é a proteína actina, cujas moléculas se unem para formar um filamento de actina, que é torcido em uma hélice (Figura 2.3(b)). Em cada uma destas moléculas, há um local de união de miosina, onde pode-se inserir uma "cabeça" desta proteína. Quantidades menores de duas proteínas reguladoras, tropomiosina e troponina, também

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

formam parte do filamento fino. Nos músculos relaxados, a miosina não pode-se unir à actina, porque a tropomiosina desvia o sistema de inserção. O filamento de tropomiosina é mantido em seu lugar por meio da troponina [19].

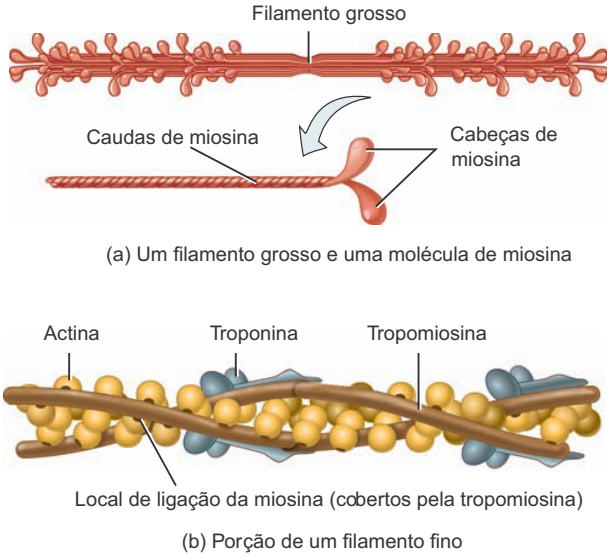


Figura 2.3: Estrutura dos filamentos grossos e finos. (a) Um filamento grosso contém cerca de 300 moléculas de miosina, uma das quais é mostrada ampliada. (b) Os filamentos finos contêm actina, troponina e tropomiosina [19]

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Contração e relaxamento das fibras musculares

A contração muscular ocorre porque as "cabeças" de miosina são inseridas nos filamentos delgados de ambos extremos do sarcômero, e caminham sobre eles, deslocando progressivamente os filamentos delgados até a linha M (Figura 2.4(a)). Como resultado, os filamentos delgados deslizam até o centro do sarcômero. Seu movimento pode chegar à superposição de seus extremos no centro (Figura 2.4).

Quando o retículo sarcoplásmico libera íons de cálcio (Ca^{2+}), estes se enlaçam à troponina e fazem com que os complexos troponina-tropomiosina se afastem dos locais onde a miosina se liga à actina. Uma vez livres estes locais, é iniciado o ciclo de contração, ou seja, a sequência repetitiva de fenômenos que dá lugar ao deslizamento dos filamentos. O ciclo de contração consta de quatro passos: 1) Hidrólise do ATP; 2) Fixação da miosina na actina para formar pontes cruzadas; 3) Fase de deslizamento; 4) Desacoplamento da miosina e da actina (Figura 2.5).

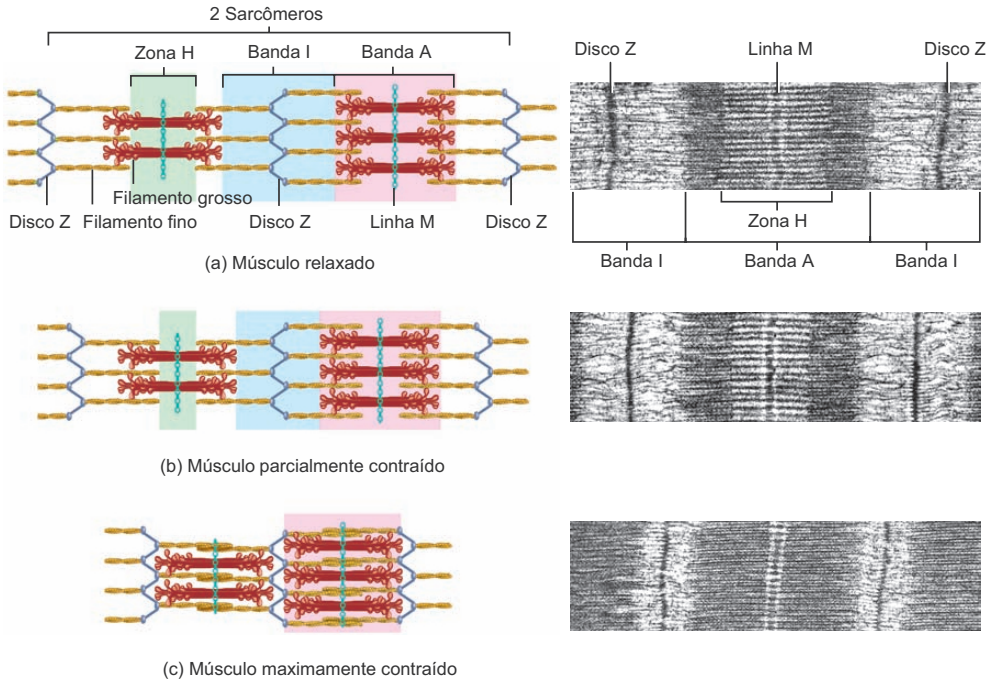


Figura 2.4: Mecanismo de deslizamento dos filamentos de contração muscular, como ocorre em dois sarcômeros adjacentes [19]

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

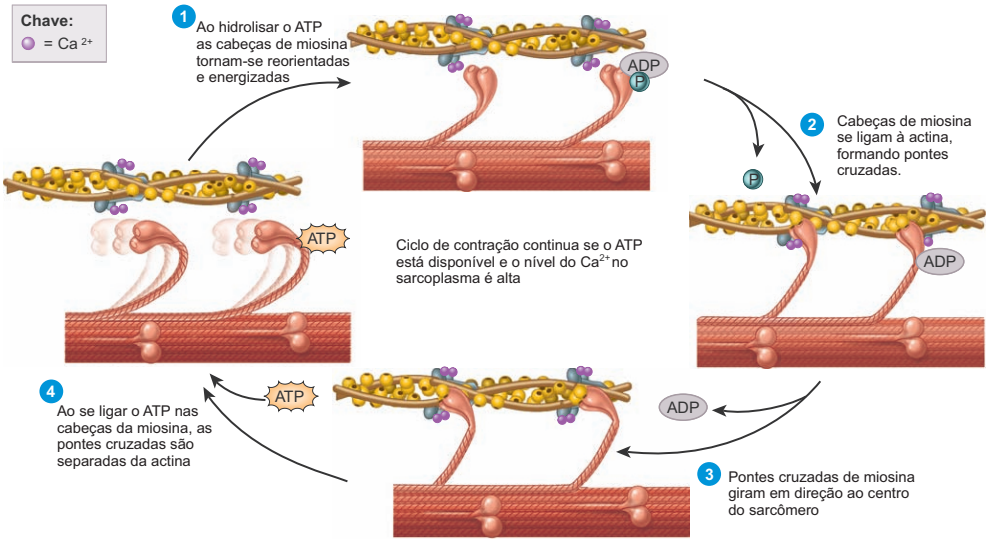


Figura 2.5: Ciclo da contração. O sarcômero é encurtado em ciclos repetidos, durante os quais as cabeças de miosina se unem à actina, giram e se separam da mesma [19]

O aumento da concentração de Ca^{2+} no citosol inicia a contração muscular, enquanto sua diminuição a interrompe. Quando as fibras musculares estão relaxadas, a concentração de Ca^{2+} no citosol é muito baixa. Entretanto, enormes quantidades de íons de cálcio são armazenadas no retículo sarcoplásmico. Ao propagar-se o potencial de ação muscular através do sarcolema para os

túbulos-T, os canais de liberação de Ca^{2+} são abertos na membrana do retículo sarcoplásmico, e permitem que os íons sejam difundidos através da membrana. Como resultado, íons Ca^{2+} saem do retículo para o citosol, aumentando a concentração de Ca^{2+} no citosol em 10 vezes ou mais. Os íons de cálcio liberados interagem com a troponina, modificando sua forma. Esta mudança de conformação ocasiona o afastamento do complexo troponina-tropomiosina dos locais de união de miosina na actina, possibilitando o acoplamento das "cabeças" de miosina, o que dá início ao ciclo de contração. Os fenômenos descritos constituem o que é denominado acoplamento de excitação-contração, ou seja, as etapas que relacionam a excitação (propagação do potencial de ação muscular pelos túbulos-T) com a contração das fibras musculares [19].

A contração da fibra muscular ocorre em resposta a um ou mais potenciais de ação. Os potenciais de ação muscular surgem na união neuromuscular (UNM), ou seja, nas sinapses ou conexão entre um neurônio motor somático e uma fibra muscular. Uma sinapse é uma região onde dois neurônios ou um neurônio e uma célula branca são comunicados [19].

Na união neuromuscular, o axônio do neurônio motor é dividido em um conjunto de bulbos terminais. Dentro do citosol de cada bulbo, estão suspensas centenas de bolsas membranosas, as vesículas sinápticas. Cada uma delas contém milhares de moléculas de acetilcolina (ACh), neurotransmissor que na união neuromuscular é liberado [19].

Um impulso nervoso desencadeia um potencial de ação muscular da seguinte forma: 1) Liberação de acetilcolina; 2) Ativação dos receptores de acetilcolina; 3) Produção do potencial de ação muscular; 4) Terminação da atividade da acetilcolina. Este mecanismo permite a ativação (e, de tal forma, a contração) quase simultânea de todas as partes da fibra.

Um só impulso nervoso de um neurônio motor produz um potencial de ação em todas as fibras musculares com que forma sinapses. Em contraste com os potenciais de ação, que sempre são da mesma magnitude em um neurônio ou fibra muscular dada, a contração que resulta de um só potencial de ação muscular tem uma força significativamente menor que a máxima que a fibra é capaz de produzir. A tensão total que a fibra pode gerar depende sobretudo da velocidade com que chegam os impulsos nervosos à união neuromuscular, ou seja, a frequência de estimulação (número de impulsos por segundo). Além disso, a magnitude do estiramento antes da contração determina a tensão

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

máxima possível durante esta. Por último, fatores como a disponibilidade de oxigênio e nutrientes podem influenciar influam na tensão que uma fibra possa gerar. Quando a contração de um músculo completo é considerada, a tensão total que pode produzir depende do número de fibras que são contraídas ao uníssono [19].

Unidades Motoras (UM)

Apesar de cada fibra muscular possuir uma só união neuromuscular, o axônio de um neurônio motor é ramificado e forma esse tipo de união com muitas fibras musculares diferentes. É denominado unidade motora um neurônio motor somático e todas as fibras musculares que estimula (Figura 2.6). Um só neurônio motor tem sinapses com 150 fibras musculares aproximadamente, e todas as fibras musculares de uma unidade motora são contraídas simultaneamente. É comum que as fibras musculares de uma unidade motora sejam achadas dispersas em todo o músculo, em vez de juntas. Os músculos que regulam os movimentos precisos constam de numerosas unidades motoras pequenas. Por exemplo, os músculos da laringe, que regulam a emissão de voz, têm apenas duas ou três fibras musculares por unidade motora, e os que controlam os movimentos oculares, 10 a 20 fibras por unidade. Em contraste, certas unidades motoras de músculos que participam em movimentos potentes e grande magnitude, como o bíceps braquial (braço) e os gêmeos (pernas), podem ter de 2000 a 3000 fibras musculares cada uma. Deve-se lembrar que ditas fibras são contraídas e relaxadas simultaneamente. Em concordância, a força total da contração depende, em parte, de quão grande é a unidade motora e de quantas unidades motoras são ativadas ao mesmo tempo [19].

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

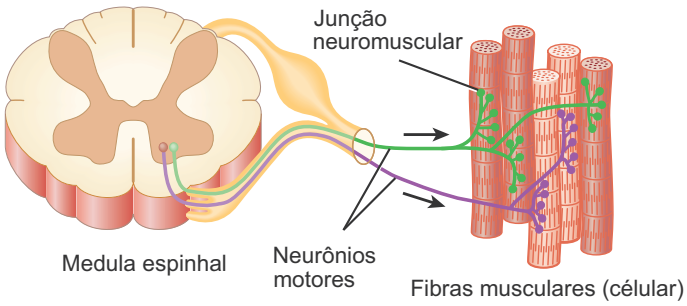


Figura 2.6: Unidade Motora: são mostrados dois neurônios motor somáticos, cada um é distribuído nas fibras musculares da unidade motora [19]

Uma contração espasmódica é uma contração breve de todas as fibras musculares de uma unidade motora, em resposta a um só potencial de ação

de seu neurônio motor. Este tipo de contração é produzido mediante a estimulação elétrica direta do neurônio motor ou suas fibras musculares. No registro de uma contração muscular ou miograma (Figura 2.7), é observada que em comparação com a breve duração do potencial de ação, de 1 a 2 ms, a contração dura muito, 20 a 200 ms.

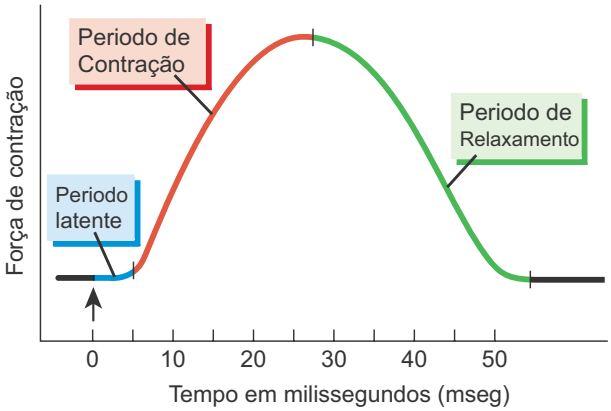


Figura 2.7: Miograma de uma contração espasmódica. A flecha indica o momento em que ocorre o estímulo [19]

Ocorre um breve intervalo entre a aplicação do estímulo e o início da contração, conhecido por período latente, e duração próxima a 2 ms. Neste intervalo, são liberados íons de cálcio do retículo sarcoplásmico, os filamentos começam a exercer tensão, os componentes elásticos são estirados e, por último, o encurtamento é iniciado. A segunda fase, ou período de contração, dura 10 a 100 ms, e a terceira, ou período de relaxação, de igual duração, é causada pelo transporte ativo de Ca^{2+} de regresso ao retículo sarcoplásmico, o qual produz relaxação. A duração real destes períodos depende do tipo de fibra muscular.

Como se observa, varia muito o número de fibras musculares que inerva um neurônio motor. Os movimentos precisos são originados com pequenas mudanças nas contrações musculares. Assim, os músculos que produzem este tipo de movimentos são compostos de unidades motoras pequenas. Deste modo, quando é ativada e desativada uma unidade motora, ocorrem mudanças apenas leves na tensão muscular. Por outra lado, as unidades motoras grandes estão ativas onde é requerida maior força e a precisão é menos importante [19].

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

2.1.2
Tipos de eletromiografia

Eletromiografia de superfície (sEMG)

Técnica não invasiva para medir a atividade elétrica muscular resultante da contração e exercícios de relaxamento.

Eletromiografia de arame fino (Intramuscular EMG)

Técnica invasiva para medir a atividade elétrica muscular resultante da contração e exercícios de relaxamento.

Estimulação elétrica neuromuscular (NMES)

Impulsos elétricos que estimulam as contrações musculares nos músculos alvo através de eletrodos.

2.1.3
Aplicações e Benefícios do sinal EMG

Atualmente, existem três aplicações comuns do sinal EMG [20].

- Para determinar o tempo de ativação do músculo, ou seja, quando a excitação para o músculo começa e termina.
- Para calcular a força produzida pelo músculo.
- Para obter um índice da taxa da fadiga muscular, análise através do espectro de frequência do sinal.

Além do uso tradicional de EMG em pesquisas fisiológicas e biomecânicas, EMG tem sido uma ferramenta de avaliação utilizada na pesquisa aplicada, fisioterapia, reabilitação, medicina esportiva e treinamento, biorretroalimentação, e pesquisas de ergonomia. Aplicações práticas médicas envolvem EMG em pré/pós-operatório e avaliação de tratamento, prevenção ou retardo da atrofia muscular, aumentando a circulação sanguínea local, relaxamento de espasmos musculares, manter ou aumentar a amplitude de movimento, e reeducação muscular e reabilitação através de *biofeedback*. Vítimas de derrame e indivíduos com diagnóstico de incontinência urinária (falta de controle voluntário de funções excretoras) normalmente sofrem regimes de formação que lhes permitem recuperar o controle funcional sobre músculos específicos. A atividade elétrica normalmente presente durante a contração muscular do paciente e do ciclo de relaxamento é muitas vezes

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

caracteristicamente diferente ou muito mais fraca e mais difícil de detectar em músculos danificados. Através da colocação cuidadosa e competente dos eletrodos em certos locais específicos, a biorretroalimentação fornece ao paciente e ao terapeuta informações objetivas sobre a atividade muscular do sujeito em tempo real. O usuário EMG beneficia-se diretamente a partir da retroalimentação instantânea, aumentando sua autoconsciência da atividade muscular sob controle consciente direto, e acelera a instrução do terapeuta para o paciente para melhorar a sua capacidade para completar movimentos específicos [21].

A eletromiografia é muito útil nas aplicações clínicas no diagnóstico das seguintes patologias [22]:

Denervação: A perda de continuidade entre um nervo e um músculo do esqueleto pode ser detectada mediante a eletromiografia. A presença de potenciais em um músculo relaxado pode ser um sinal de denervação, mas isso não se apresenta antes de três semanas depois de produzir-se a lesão. A eletromiografia permite conhecer a extensão e, em muitos casos, a natureza da patologia; além disso, durante a reinervação, permite detectar as potenciais de unidades motoras (PUM) antes de apreciar-se o movimento voluntário.

Desordem do neurônio motor: Constituído desde infecções virais agudas, tal como a poliomelite, até atrofias musculares da coluna dorsal de origem genética, passando pelo que se conhece como doença do neurônio motor, de tipo degenerativo. Todos eles apresentam características comuns como excessiva atividade de inserção, fibrilação, reduzida atividade voluntária, com PUM de amplitude e durações maiores que as normais.

Neuropatias periféricas: Caracteriza-se por uma redução da atividade das UM até o ponto de perder-se o padrão de interferência, incluindo durante um esforço maior. Alguns exemplos são a síndrome de Guillain-Barré, as neuropatias associadas com a difteria ou a diabetes, e as neuropatias de tipo nutricional ou tóxico.

Doenças musculares: Incluem doenças tão diversas como as distrofias musculares, as miopatias adquiridas, as miopatias de tipo endócrino, e um grupo diverso de desordens de origem congênita. Os registros eletromiográficos mostram anormalidades nas características dos PUM, mesmo que o número das UM ativadas tenda a ser normal.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

2.1.4
Uso dos Sinais EMG em Próteses da Mão

O sinal mioelétrico de superfície é um sistema de entrada eficaz e importante para o controle de próteses. Esta abordagem de controle conhecido como controle mioelétrico teve seu uso difundido para pessoas com amputações das extremidades superiores ou congenitamente deficiente. Nestes sistemas, os parâmetros de controle voluntário dos sinais mioelétricos de um músculo ou grupo muscular são usados para selecionar e modular a função de uma prótese multifuncional. A Figura 2.8 mostra um diagrama de blocos esquemático dos elementos essenciais de um sistema de controle mioelétrico [5].

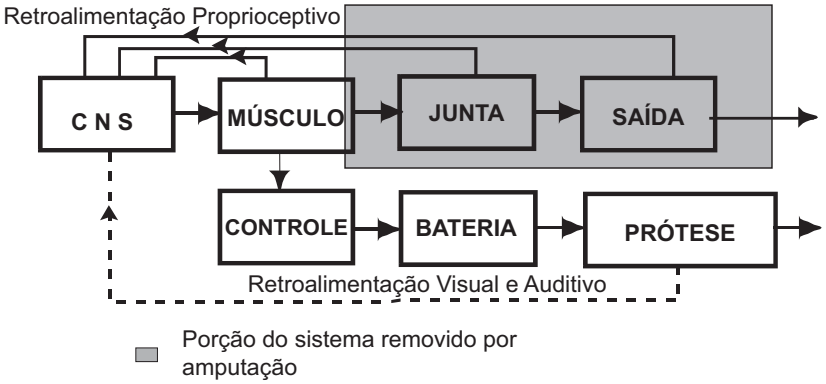


Figura 2.8: Diagrama de blocos ilustrando a relação entre os sistemas de controle normal e mioelétrico (área sombreada é a que foi removida por amputação) [5]

A fonte do sinal de controle para controladores mioelétricos é viável para os músculos restantes residuais após a amputação, ou músculos disponíveis no caso de uma deficiência congênita dos membros [5].

2.2
Aquisição e processamento do Sinal Eletromiográfico de Superfície

A eletromiografia (EMG) consiste basicamente da aquisição, registro e análise da atividade elétrica gerada em nervos e músculos através da utilização de eletrodos. As medições extraídas proporcionam uma informação valiosa acerca da fisiologia e os padrões de atividade muscular.

A amplitude e as propriedades dos sinais EMG, tanto no domínio do tempo quanto na frequência, dependem de fatores tais como: tempo e intensidade da contração muscular, comprimento entre o eletrodo e a zona de atividade

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

muscular, propriedades do eletrodo e amplificador, e qualidade do contato entre a pele e o eletrodo. Os aspectos mais importantes relacionados com a aquisição e análise de sinais EMG de superfície foram tratados em um consenso multinacional chamado SENIAM: *Surface EMG for the Non-Invasive Assessment of Muscles*, onde se discute desde a construção do eletrodo até sua localização. A medição e a representação dos sinais EMG de superfície dependem das propriedades do eletrodo e de sua iteração com a pele, do projeto do amplificador, e da conversão e subsequente armazenamento do sinal de formato analógico para digital (ADC).

2.2.1
Características do sinal sEMG

O conjunto de sinais sEMG que emana do músculo é o resultado da soma espaço-temporal de um trem de PUMs. O sinal total é caracterizado por uma faixa de frequência até 500 Hz e amplitudes variando de frações de um microvolt a mais de mil microvolts. Estas características de frequência e amplitude são mais amplas do que a maioria dos sinais bioelétricos de interesse para psicofisiólogos, e eles se sobrepõem a uma variedade de diferentes sinais bioelétricos (por exemplo, o eletroencefalograma e eletrocardiograma), assim como os onipresentes sinais externos 50/60 Hz que emanam da maioria dos equipamentos com energia AC [23].

Está bem estabelecido que a amplitude do sinal EMG é estocástico (aleatório) na natureza, e pode ser razoavelmente representado por uma função de distribuição Gaussiana. A amplitude do sinal pode variar de 0 a 10 mV (pico a pico) ou 0 a 1,5 $mV(rms)$. A energia utilizável do sinal é limitada à faixa de frequência 0 a 500 Hz, com a energia dominante sendo na faixa de 50-150 Hz. Sinais utilizáveis são aqueles com energia acima do nível do ruído elétrico. Um exemplo do espectro de frequência do sinal EMG é apresentado na Figura 2.9 [20].

2.2.2
Detecção do sinal Eletromiográfico

EMG pode ser detectado por eletrodos intramuscular ou por eletrodos ligados à superfície da pele. A inserção dos eletrodos diretamente no músculo permite a detecção de potenciais elétricos muito próximos à fonte, portanto a influência do volume condutor sobre as fontes atuais nas membranas de fibra

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

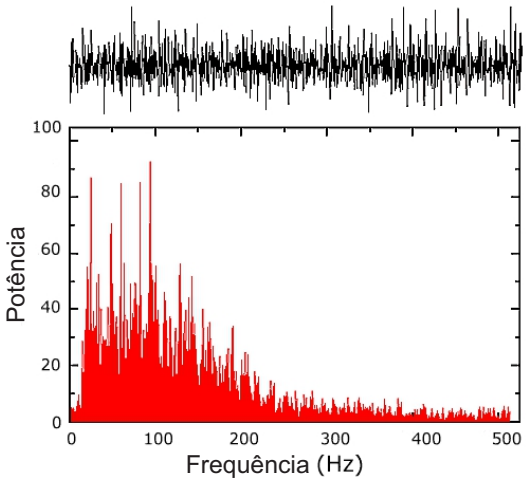


Figura 2.9: Espectro de frequência do sinal EMG de superfície [20]

é mínima. Por esta razão, os potenciais de ação dos UMs diferentes podem ser separados de forma relativamente fácil, aos níveis médio/baixo vigor. Quando os eletrodos de superfície são aplicados, a distância entre a fonte e o ponto de detecção é significativa, e o efeito passa-baixa da filtragem espacial do volume condutor se torna relevante. Para remover os componentes de modo comum causado pela interferência (por exemplo, uma linha de energia) e para compensar parcialmente o efeito de filtragem passa-baixa do tecido que separam as fontes e os eletrodos, os sinais de superfície são geralmente detectados como uma combinação linear dos sinais gravados em diferentes eletrodos. Esta operação pode ser vista como uma filtragem espacial monopolar do sinal EMG de superfície. A forma mais simples é a detecção diferencial, a "clássica"montagem bipolar [5].

Por enquanto, o primeiro ítem de preocupação é a configuração dos eletrodos. Como o sinal EMG tem baixa amplitude em relação a outros sinais ambientais na superfície da pele, é necessário e conveniente, para detectar o sinal EMG, utilizar uma configuração diferencial. Ou seja, duas superfícies de detecção são utilizadas, e os dois sinais detectados são subtraídos antes de serem amplificados. Nesta configuração diferencial, a forma e a área das superfícies de detecção e a distância entre elas são fatores importantes, porque afetam a amplitude e conteúdo de frequência do sinal. O arranjo diferencial age como um filtro passa banda para o sinal elétrico, visto pelas superfícies de detecção [24].

A distribuição de frequências do espectro, assim como a largura de banda, é afetada pela distância entre as superfícies de detecção. Este fato

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

muitas vezes não é dado consideração suficiente. Além disso, as formas e áreas da distância entre as superfícies de detecção determinam o número de fibras musculares vistas pelo eletrodo, o que afeta assim a amplitude do sinal; ou seja, quanto maior o número de fibras cobertas pela superfície de detecção, maior é a amplitude do sinal EMG. A distância entre as superfícies de detecção não precisa abranger uma grande porção do músculo, a fim de detectar um sinal que representa toda a superfície do músculo, porque as fibras musculares de uma unidade motora estão aleatoriamente espalhadas por toda a seção transversal de um músculo; assim, qualquer local no músculo contém fibras que representam unidades motoras que geram uma força ao longo do músculo. Em termos práticos, a distância entre as superfícies de detecção não pode ser muito pequena, porque as superfícies de detecção podem ser desviadas eletricamente se a superfície da pele torna-se úmida de suor, que é condutor. As manobras elétricas diminuem a amplitude do sinal, deteriora a relação sinal-ruído, e podem filtrar os componentes de maior frequência [24].

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

2.2.3
Fatores que afetam o sinal Eletromiográfico

O sinal EMG é o resultado de muitos fatores fisiológicos, anatômicos e técnicos. Os efeitos de alguns destes fatores podem ser gerenciados por métodos de detecção adequados, mas outros não são facilmente regulados com a tecnologia atual, e os seus efeitos potenciais sobre o sinal só podem ser imaginados e considerados [24].

Para utilizar o sinal de forma eficaz, é necessário primeiro entender o máximo possível às fontes que influenciam sobre o sinal. Esta tarefa é difícil e complicada, porque o estado atual do conhecimento não nos permite considerar quantitativamente a causa e o efeito de todos os processos e fenômenos que influenciam no sinal EMG. Mesmo se as influências poderiam ser muito bem caracterizadas, a entrega analítica seria complicada pela heterogeneidade e anisotropia dos tecidos entre as membranas do músculo e o eletrodo de detecção. A análise seria ainda mais confusa com a singularidade das estruturas microanatômicas de cada local de detecção [24].

O sinal EMG pode ser influenciado por vários fatores externos alterando sua forma e características. Eles podem ser agrupadas basicamente em [17]:

1. **As características do tecido**

   O corpo humano é um bom condutor elétrico, mas, infelizmente, a con-

dutividade elétrica varia com o tipo de tecido, a espessura, alterações fisiológicas e temperatura. Essas condições podem variar muito de indivíduo para indivíduo e proibir uma comparação direta de parâmetros calculada sobre o sinal EMG [17].

2. **Interferências fisiológicas**
   Músculos vizinhos podem produzir uma quantidade significativa do sinal EMG que é detectado pelo eletrodo local. Normalmente, este é chamado de "Cross Talk" não excede em 10%-15% do conteúdo total do sinal ou não está disponível. No entanto, o cuidado deve ser tomado para não interferir dentro das medidas dos grupos musculares [17].

3. **Alterações na geometria entre ventre muscular e local do eletrodo**
   Qualquer alteração da distância entre a origem do sinal e do local de detecção irá alterar a leitura EMG. É um problema inerente de todos os estudos, causado por movimento dinâmico e/ou por pressão externa [17].

4. **O ruído externo**
   Cuidados especiais devem ser tomados em ambientes com muito ruído elétrico. Os mais exigentes é a interferência direta da vibração da energia, geralmente produzidas por aterramento incorreto de outros dispositivos externos. Também, a radiação eletromagnética é a fonte de ruído ambiente que pode atingir amplitudes de uma a três vezes superiores ao sinal EMG, e estão em uma frequência de 50 Hz ou 60 Hz [17].

5. **Movimento de artefatos**
   Ruído na faixa dos 0-20 Hz, proveniente do movimento dos cabos e interface do eletrodo com a pele [17].

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

2.2.4 Eletrodos

Os eletrodos detectam atividade elétrica do músculo, seja por inserção dentro do mesmo, ou seja, através da pele que o recobre, prévio acoplamento por meio de pasta condutora. A função do eletrodo é monitorar o sinal eletromiográfico convertendo a corrente iônica bioelétrica em uma corrente formada por elétrons. Esta conversão acontece no eletrodo e na interface onde a mudança de íons para elétrons ocorre. Com este, uma primeira classificação de eletrodos podem ser entre eletrodos de superfície (ou pele) e a outros

eletrodos de inserções (de arame ou agulha). Os eletrodos são normalmente utilizados individualmente ou em pares. Essas configurações são conhecidas como monopolar e bipolar, respectivamente [25].

Psicofisiólogos, quase sem exceção, usam eletrodos de superfície ao invés de agulha ou de fio fino para gravação de sinais EMG. Isto é devido principalmente à natureza não-invasiva da gravação dos eletrodos de superfície e ao fato de que as questões de investigação colocadas, até agora, por psicofisiólogos envolver músculos ou conjuntos de músculos, em vez de unidades motoras nos músculos. Os eletrodos de superfície EMG são menos sensíveis à colocação anatômica exata porque detectam o PUMs somados de um grupo indeterminado de unidades motoras, em vez de uma única unidade [23].

Eletrodos não polarizáveis tais como eletrodos de Ag/AgCl, no entanto, podem ser usados de forma muito eficaz em quase todas as situações de registro do potencial. Estanho, aço inoxidável, ouro, platina ou a família de metais nobres podem ser utilizados de forma eficaz em situações de muita gravação, embora a falta de equilíbrio químico na junção de metal-eletrólito faz esta classe de eletrodo inerentemente mais ruidosa e suscetível ao artefato. Além disso, o aço inoxidável pode ser contraindicado durante a gravação de baixa frequência, baixa amplitude de sinais. Como resultado, o eletrodo de Ag/AgCl é utilizado na maioria das aplicações de pesquisa [23].

Os eletrodos de superfície podem ser construídos para ser ativo ou passivo. Se fosse passivo, o eletrodo consiste simplesmente de uma superfície de detecção de disco de Ag/AgCl. Se fosse ativo (Figura 2.10 a), a impedância de entrada do eletrodo é feita artificialmente elevado utilizando microeletrônica proximal. Essencialmente, esta microeletrônica consiste de um pré-amplificador diferencial de baixo ganho com entrada de alta impedância e baixa impedância de saída embutido no compartimento do eletrodo. Localizando a primeira fase de alta impedância de amplificação o mais próximo possível às superfícies de detecção torna essa classe de eletrodos relativamente insensível aos imprevistos da interface eletrodo-pele, e a baixa impedância de saída minimizam artefatos devido a qualquer movimento do cabo que liga o eletrodo para o amplificador principal. Essas vantagens são obtidas, no entanto, à custa de níveis elevados de ruído, maior despesa, e massa tipicamente muito maior [23]. Normalmente os eletrodos ativos são bipolares, ou seja, o amplificador utilizado é o diferencial. Tais eletrodos também são chamados de eletrodos secos, pois normalmente não necessitam o uso de gel condutor,

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

pasta abrasiva ou a retirada dos pelos [20].

O eletrodo passivo consiste de um disco Ag/AgCl (Figura 2.10 b), que deve ser posicionado acima da pele. Em geral estes eletrodos são utilizados em conjuntos com um gel ou pasta condutora contento íons de cloro, a fim de diminuir a impedância de contato entre o eletrodo e a pele. Eletrodos passivos podem ser reutilizáveis ou descartáveis, sendo que os descartáveis normalmente vêm com gel condutor e adesivo, para manter-se em contato com a pele. Eletrodos não descartáveis são fixados com cintas ou fitas adesivas.

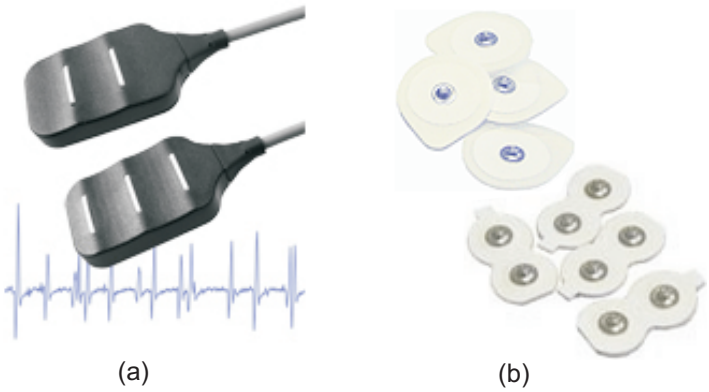


Figura 2.10: Tipos de eletrodos não-invasivos, (a) eletrodo ativo [26], (b) eletrodo passivo [27]

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Posicionamento dos eletrodos

A localização do eletrodo deve ser determinada por três considerações importantes: (1) relação sinal/ruído, (2) estabilidade de sinal, e (3) *cross-talk* dos músculos adjacentes. A consideração da estabilidade aborda a questão da modulação da amplitude do sinal devido ao movimento relativo das fibras ativas com relação às superfícies de detecção do eletrodo. A questão do *cross-talk* é referida à detecção pelo eletrodo de sinais que emanam dos músculos adjacentes, este deve ser considerado importante para os eletrodos de superfície. Obviamente, não para aperfeiçoar o sinal detectado, mas sim para ter o sinal detectado não contaminado por uma fonte indesejada. A segunda consideração diz respeito à susceptibilidade do sinal para a arquitetura do músculo. As zonas de inervação e a interface tecido do tendão do músculo alteram as características do sinal. Sugere-se que a localização preferido de um eletrodo está na região a meio caminho entre o centro da zona de inervação e do tendão posterior [25]. Porque, a amplitude e espectro de frequência do sinal EMG é afetada pela localização do elétrodo segundo como é mostrada

na Figura 2.11; em relação à zona de inervação (eletrodo superior), a inserção tendínea (eletrodo inferior) e a borda lateral do músculo (eletrodo médio direito). O local preferido é na linha média do ventre do músculo entre a zona de inervação e a zona de inserção tendínea. Nesta localização o sinal EMG é detectado com maior amplitude [24].

O eixo longitudinal do eletrodo (que passa por ambas as superfícies de detecção) deve estar alinhado paralelo ao comprimento das fibras musculares. Quando assim arranjadas, ambas as superfícies de detecção cruzão a maior parte das fibras musculares. Assim, as características espectrais do sinal EMG irão refletir as propriedades de um conjunto fixo de fibras musculares na região do eletrodo. Além disso, o espectro de frequência do sinal EMG será independente de qualquer fator trigonométrico que forneça uma estimativa errada da velocidade de condução. O valor resultante da velocidade de condução afeta o sinal EMG, alterando as características temporais do sinal EMG e, consequentemente, seu espectro de frequência [20].

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

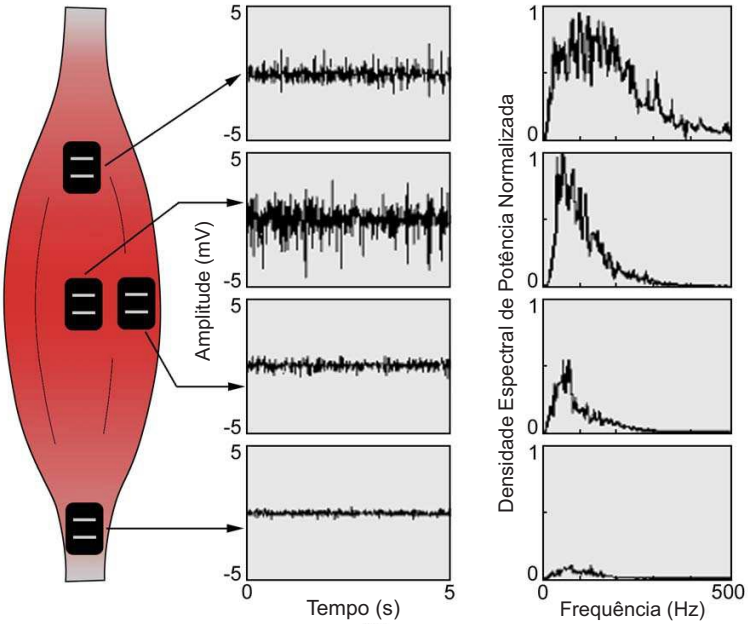


Figura 2.11: A influência da localização do eletrodo sobre a amplitude e espectro de frequência do sinal sEMG [24]

A maioria dos membros importantes e músculos do tronco podem ser medidos por eletrodos de superfície (músculos do lado direito nas Figuras 2.12 e 2.13). Mas, músculos menores ou sobrepostos precisam de um aplicativo de fio fino para ser segura ou seletivamente detectados. Os mapas mostram uma seleção muscular dos músculos que normalmente têm sido investigados em es-

tudos cinesiológicos. Os conjuntos de dois pontos mencionados no lado direito das Figuras 2.12 e 2.13 indicam a orientação do par de eletrodos em relação à direção das fibras musculares (propostas compiladas pela SENIAM) [17].

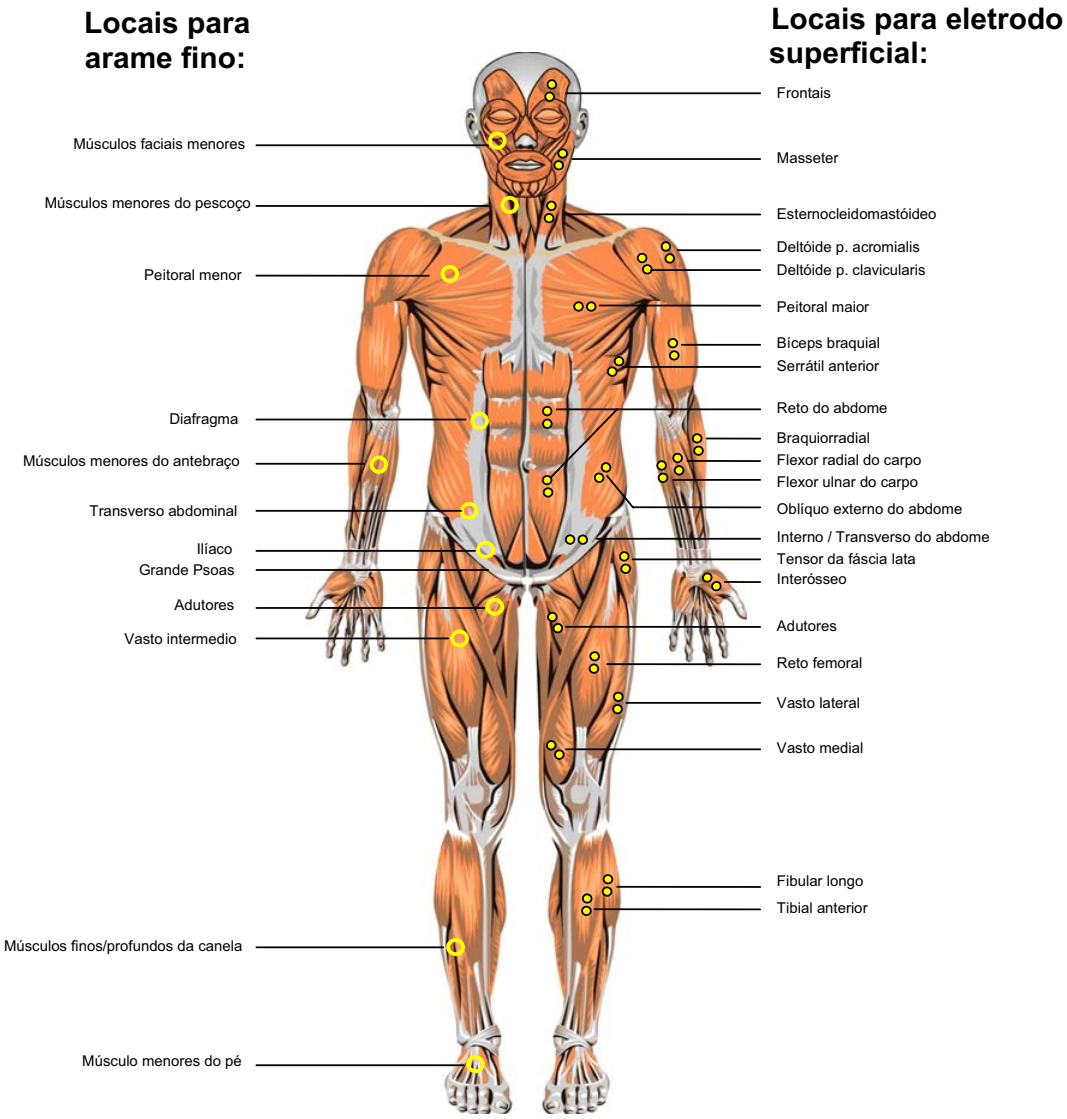


Figura 2.12: Posições anatômicas dos eletrodos - vista frontal.
Lado esquerdo da figura indica as posições dos eletrodos de fio fino e do lado direito para os eletrodos de superfície [17]

O eletrodo de referência (às vezes chamado de eletrodo terra) é necessário para oferecer uma referência comum para a entrada do pré-amplificador diferencial no eletrodo. Para este propósito, o eletrodo de referência deve ser colocado o mais longe possível e no tecido eletricamente neutro (por exemplo, sobre uma proeminência óssea, articulações). Muitas vezes, esse arranjo é inconveniente porque para a separação do eletrodo de detecção e cabos-eletrodos de referência são necessários dois fios entre os eletrodos e o amplificador. É imprescindível que o eletrodo de referência tenha que fazer um bom contato

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

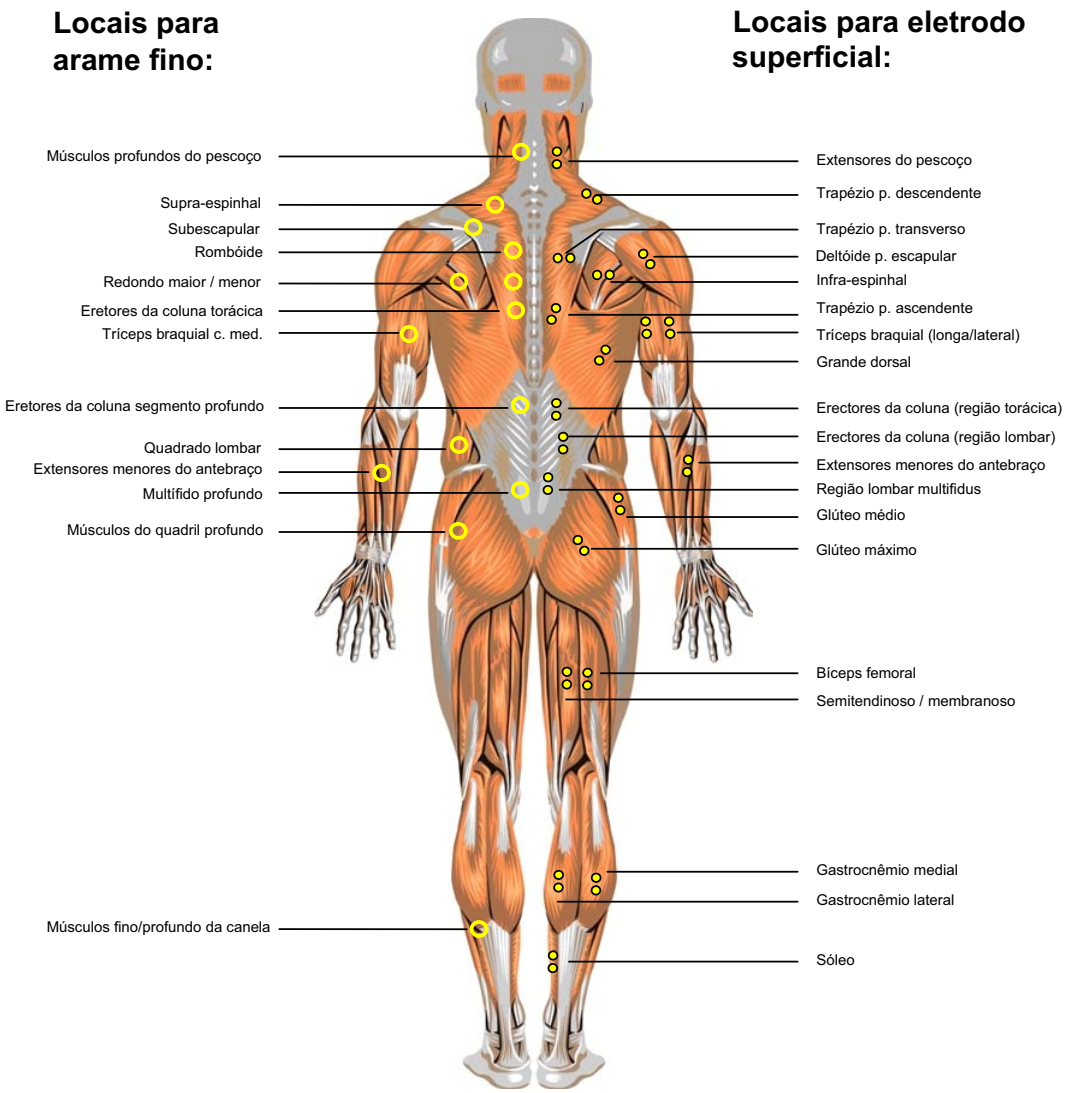


Figura 2.13: Posições anatômicas dos eletrodos - vista dorsal.
Lado esquerdo da figura indica as posições dos eletrodos de fio fino e do lado direito para os eletrodos de superfície [17]

elétrico com a pele. Por esta razão, o eletrodo deve ser grande (2 cm x 2 cm). Se menor, o material deve ser altamente condutor e deve ter propriedade adesiva forte que vai prendê-lo à pele com estabilidade mecânica considerável. Géis eletricamente condutivos são particularmente bons para este fim. Muitas vezes, o poder de interferência de ruído de linha pode ser reduzido e eliminado pela colocação criteriosa do eletrodo terra [20].

Recomendações da SENIAM

A iniciativa europeia (SENIAM) foi iniciada em 1996 com o principal objetivo de criar um consenso sobre os itens-chave (sensores, o posicionamento de sensores, processamento de sinais, e modelagem) para permitir o

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

intercâmbio de dados e resultados obtidos com sEMG. Esta sessão apresenta as recomendações para os sensores sEMG e procedimentos de posicionamento de sensores desenvolvidos pela SENIAM [5].

"Sensor"é definido como o conjunto de eletrodos, a construção do eletrodo, e o pré-amplificador integrado. Um dispositivo bipolar, é uma configuração de dois eletrodos, é o sensor mais utilizado para gravar o sinal sEMG. Ele é definido pelas seguintes propriedades: (1) tamanho e forma do eletrodo, (2) material, (3) distância entre os eletrodos (IED), e (4) as modalidades de construção [5].

O material dos eletrodos deve ser indicado nas publicações e relatórios. Em 43% das publicações digitalizadas, o material do eletrodo não foi mencionado. Das publicações restantes, parecia que Ag/AgCl foi de longe o material mais utilizado. Na maioria dos casos, isso foi combinado com uma superfície pré-gel [5].

A forma do eletrodo é definida como a forma da área condutora de eletrodos de sEMG. Eletrodos circulares são usados com mais frequência. Os usuários de sEMG devem indicar claramente o tipo, fabricação e forma dos eletrodos utilizados. O tamanho do eletrodo é definido como o tamanho da área condutora de um eletrodo de sEMG. Considerações teóricas indicaram que os eletrodos menores são preferíveis, enquanto que os maiores introduzem excessiva filtragem passa-baixa. Recomenda-se que o tamanho dos eletrodos na direção da fibra muscular não exceda 10 mm [5].

A distância entre os eletrodos (IED) é definida como a distância de centro a centro, entre as áreas condutoras de dois eletrodos na configuração bipolar. Esta é uma propriedade importante do sensor de sEMG. É recomendado que os eletrodos bipolares sEMG devem-se aplicar entre a zona de inervação e um tendão, com uma distância entre eletrodos de não mais de 20 mm. Quando um sensor bipolar é aplicado sobre os músculos relativamente pequenos, a distância entre eletrodos não deve exceder 1/4 do comprimento da fibra muscular, e ambos eletrodos devem estar de um lado da zona de inervação [5].

A construção do sensor é definida como a construção (mecânica) que é utilizada para integrar os eletrodos, os cabos, e o pré-amplificador (se é aplicada). A construção (e sua massa) não é pensada para afetar diretamente

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

as características sEMG. Se a IED é permitido variar durante a contração muscular, alguma característica do sinal sEMG será afetada. Recomenda-se que a construção tem que ter uma distância entre eletrodos fixa e deve ser construído de material leve. Cabos e conectores podem ser fixados com fita dupla ou elásticos para evitar ser puxados pelos artefatos [5].

Segundo os procedimentos para posicionamento dos eletrodos, inicialmente deve-se selecionar o sensor de acordo com as recomendações. Deve ser realizada a preparação da pele com a tricotomia do local, seguida da limpeza com álcool e deve-se esperar que o mesmo evaporasse para que a pele esteja seca quando colocado o sensor. Posteriormente deve-se posicionar o paciente na postura inicial que depende do músculo a ser analisado. Em seguida, determinar a localização do sensor. Cabe ressaltar que a SENIAM desenvolveu recomendações para 27 músculos individuais [5].

A amplitude EMG varia enquanto os eletrodos são deslocados no sentido longitudinal sobre o músculo. Estudos EMG no músculo trapézio, vasto medial, lateral e os músculos mostram depressões e planaltos relacionados com a presença de zonas de inervação. Com relação à direção transversal, nas proximidades de outros músculos ativos aumenta o risco de interferência. A relevância deste efeito dependerá fortemente das características desses músculos ativos próximos, sobre a localização e a natureza das junções entre tendão e músculo [5].

O eletrodo de referência deve ser colocado em um local em que a atividade muscular é mínima, de preferência em tecidos eletricamente inativa. Dependendo do músculo e da aplicação, recomenda-se utilizar o pulso, ou o tornozelo como a localização padrão pro eletrodo de referência [5].

Até agora as recomendações da SENIAM são unicamente com preocupação de sensores bipolar (Ver tabela 2.1). Matrizes de eletrodos não foram consideradas, como eles ainda têm uso clínico limitado [5].

2.2.5
Acondicionamento do Sinal Eletromiográfico (EMG)

Uma vez que o sinal foi detectado com ajuda dos eletrodos, deve ser tratado e processado adequadamente, de acordo com suas características.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Tabela 2.1: Resumo das recomendações da SENIAM [5]

Parâmetro	**Valor recomendado ou Condição**
	Eletrodos (montagem bipolar)
Tamanho do eletrodo	Diâmetro $< 10\ mm$
Distância entre eletrodos (IED)	$< 20\ mm$, ou $< \frac{1}{4}$ do comprimento do músculo, o que for menor
Localização do eletrodo	Entre a zona de inervação mais distal e o tendão distal. Entre a zona de inervação mais proximal e o tendão proximal, não mais de uma zona de inervação
Localização do eletrodo de referência	Tornozelo, pulso, coluna vertebral de C7, ou outras áreas eletricamente inativa
	Amplificador
Filtro passa-alta (frequência de corte)	
Para análise espectral EMG	$< 10\ Hz$
Única para análise do movimento	$\sim 20\ Hz$
Filtro Passa-baixa (frequência de corte)	
Para aplicações gerais	$\sim 500\ Hz$ (frequência de amostragem$>$ 1000 amostras/s)
Para aplicações especiais de banda larga	$\sim 1000\ Hz$ (frequência de amostragem$>$ 2000 amostras/s)
Nível de entrada de ruído de tensão	$< 1\ \mu V(RMS)$ (na banda $10 - 500\ Hz$)
Nível de entrada de ruído de corrente	$< 10\ pA(RMS)$ (na banda $10 - 500\ Hz$)
Impedância de entrada	$> 100\ M\Omega$ (para eletrodos convencionais) $> 1000\ M\Omega$ (para eletrodos pinos "secos")
Ganho	Adequado para trazer o sinal para a faixa de entrada do conversor ADC com resolução de entrada desejada
	Amostragem e conversão ADC
Frequência de amostragem	$>$ 1000 amostras/s (aplicações gerais) $>$ 2000 amostras/s (aplicações de banda larga)
n bits de ADC	12 (necessita de amplificador com ganho variável) 16 (pode ser usado amplificadores de ganho fixo)

Amplificador

O sinal EMG apresenta reduzida amplitude com relação a outros sinais do ambiente na superfície da pele, eles têm níveis de tensão e correntes baixos. Um amplificador fornece tanto ganho de tensão, que pode ser controlada, quanto ganho de corrente.

A configuração monopolar, contém toda a informação disponível a partir do sinal detectado, mas é usado quase exclusivamente em aplicações de pesquisa devido à sua sensibilidade aos sinais de modo comum. A configuração do diferencial, também conhecido como bipolar ou diferencial, é a configuração mais amplamente utilizada, e poder entender suas características é importante para a correta detecção e interpretação do sinal EMG. A configuração do diferencial duplo é usado para estimar a velocidade de condução, limitar o volume de detecção, reduzir a interferência e aumentar a seletividade [5].

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

A fim de atenuar o ruído, que é potencialmente maior nas fontes de linha de alimentação, é empregada a configuração diferencial. A técnica de amplificação diferencial é mostrada esquematicamente na Figura 2.14. A premissa é simples. Os circuitos eletrônicos subtraem os sinais detectados nos dois locais e amplifica a diferença.

Como resultado, qualquer sinal de que é "comum"em ambos locais de detecção serão removidos e os sinais que são diferentes nos dois locais terão um "diferencial" que será ampliado. Qualquer sinal que se origina muito longe dos locais de detecção irá aparecer como um sinal comum, enquanto que os sinais nas imediações das superfícies de detecção serão diferentes e, consequentemente, será ampliado. Assim, linhas de energia com ruído relativamente distantes serão removidos e os sinais EMG relativamente no local serão ampliados. Esta explicação requer a disponibilidade de uma alta precisão "subtractor". Na prática, mesmo com a eletrônica maravilhosa de hoje, é muito difícil subtrair sinais perfeitamente. A precisão com que o amplificador diferencial pode subtrair os sinais é medida pelo Índice de Rejeição do Modo Comum (CMRR), que representa a relação entre o ganho diferencial e o modo comum. Um subtrator perfeito teria uma CMRR infinito. A CMRR de 90 dB é geralmente suficiente para suprimir ruídos elétricos. A tecnologia atual permite uma CMRR de 120 dB [20].

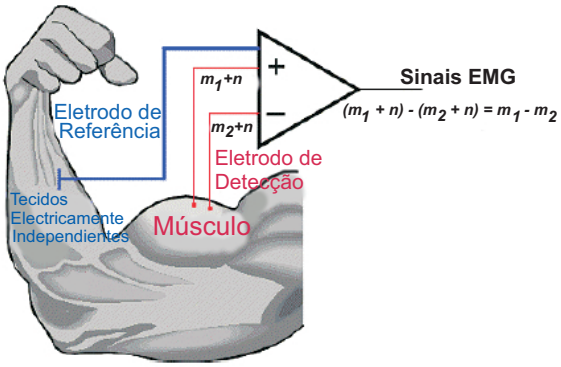


Figura 2.14: Um esquema da configuração do amplificador diferencial. O sinal EMG é representado por m e os sinais de ruído por n [20]

Nesta configuração diferencial, a forma e área das superfícies de detecção são fatores importantes porque afetam a amplitude e o conteúdo de frequência do sinal. A distribuição de frequências do espectro, bem como a largura de banda é afetada pela distância entre as superfícies de detecção. Este fato muitas vezes não é dado de importância suficiente. Além disso, as formas das áreas e a distância entre as superfícies de detecção determinam o número de fibras musculares vistos pelo eletrodo, afetando assim a amplitude do sinal, ou seja, quanto maior o número de fibras cobertas pela superfície de detecção,

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

maior será a amplitude do sinal EMG. A distância entre as superfícies de detecção não precisa abrangem uma grande porção do músculo, a fim de detectar um sinal que representa toda a superfície do músculo, porque as fibras musculares de uma unidade motor são um tanto aleatoriamente espalhadas por toda a seção transversal de um músculo. Assim, qualquer local no músculo contém fibras que representam unidades motoras que geram uma força em todo o músculo. A partir de um ponto de vista prático, a distância entre as superfícies de detecção não pode ser muito pequeno, porque as superfícies de detecção podem ser desviadas eletricamente se a superfície da pele torna-se úmido de suor, que é condutora. As manobras elétricas diminui a amplitude do sinal, deteriora a relação sinal-ruído, e pode filtrar os componentes de maior frequência [24].

Quando são aplicados sobre a zona de inervação de um músculo os eletrodos do sistema diferencial, detectam sinais pequenos com alto ruído, que carregam pouca informação por causa do efeito de cancelamento devido à propagação bidirecional, e são extremamente sensíveis a pequenos deslocamentos entre os eletrodos e os músculos. Outras variáveis, tais como frequências características espectrais e estimativas da velocidade de condução, são fortemente alteradas quando pares de eletrodos são colocados sobre ou perto da zona de inervação; a criticidade da localização do eletrodo depende sobre o músculo e o tamanho do eletrodo [5].

Já foi mencionado que as características obrigatórias para qualquer amplificador do sinal sEMG é ter alta impedância de entrada CMRR e baixo nível de ruído. Estes parâmetros são afetados pela configuração do circuito específico adotado. Por exemplo, uma entrada relativamente de baixa impedância do amplificador operacional (OA) ligado na configuração seguidor de tensão pode oferecer uma impedância de entrada de centenas de vezes superior à sua própria. A impedância de entrada de um amplificador do sinal sEMG deve ser de pelo menos duas ordens de magnitude maior do que a maior impedância esperada de eletrodo-pele. Impedâncias maiores que 100 $M\Omega$ são geralmente considerados aceitáveis, mas é preferível 1000 $M\Omega$ em caso de pequenos eletrodos secos cujo contato de impedância pode chegar a 1 $M\Omega$. As maiorias dos circuitos apresentam um baixo ganho para evitar a saturação da atual tensão DC entre os eletrodos, ou incorporam um filtro passa-alta para limitá-lo ou removê-lo.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Filtragem do sinal

É importante notar que os filtros analógicos são comumente usados em etapas de condicionamento de sinal antes de qualquer digitalização. O condicionamento de sinal geralmente se refere à modificação de um sinal com a finalidade de facilitar sua interação com outros componentes, circuitos ou sistemas. Isto pode envolver a remoção de ruídos indesejados ou a redução da largura de banda para simplificar a análise de sinais. A aplicação mais comum é a filtragem passa-baixa para fins anti-aliasing. O desempenho dos filtros analógicos está diretamente relacionado à qualidade dos componentes utilizados e do projeto do circuito. As tolerâncias de componentes, consumo de energia, técnicas de projeto e muitas vezes o tamanho físico dos componentes, todos desempenham papéis importantes no estabelecimento dos limites práticos de filtros analógicos [28].

Ruído tem sido definido por muitos autores como simplesmente qualquer sinal indesejado. No presente contexto, é importante notar que os sinais sEMG podem ser obscurecidos pelo ruído de muitas fontes. O ruído surge a partir de várias fontes comuns, ruído elétrico, ruído que irradia através de paredes e ar, e sobrepõe-se na frequência com o sinal EMG. Embora, muitos amplificadores dos sinais sEMG incluim filtros para eliminar tal ruído, filtros não são nem totalmente seletivas nem inteiramente eficazes. Filtros para fins especiais notch, por exemplo, atenuar frequências para um grau variável em ambos os lados de 50/60 Hz. Ruído de banda larga (ruído branco) é geralmente atribuível ao movimento browniano intrínseco dos dispositivos eletrônicos. Este ruído é inevitável, mas pode ser minimizado, mantendo impedâncias baixas do eletrodo, os filtros do amplificador conjunto firmemente para a largura de banda adequada, e usando equipamentos de alta qualidade [23].

O ruído pode emanar de várias fontes, tais como:

– **O ruído fisiológico**
  Este ruído se origina de outros tecidos que geram sinais elétricos, tais como ECG, EOG, músculos respiratórios, e assim por diante. Pode ser reduzida segundo a localização do sensor do sinal sEMG mais longe da fonte do ruído, girando o sensor de modo que os eletrodos sejam alinhados em planos equipotenciais (isto é: os dois eletrodos são equidistantes da fonte) [29].

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

– **Ruído Inerente nos componentes eletrônicos nos equipamentos de detecção e gravação**
Todos os equipamentos eletrônicos gera ruído elétrico. Este ruído tem componentes de frequência que variam de 0 Hz a vários milhares de Hz. Este ruído não pode ser eliminado, só pode ser reduzido pelo uso de componentes eletrônicos de alta qualidade, projeto de circuito inteligente e técnicas de construção [20].

– **Nível de ruído ambiente**
Este ruído se origina a partir de fontes de radiação eletromagnética, tais como rádio e transmissão de televisão, fios elétricos, lâmpadas, lâmpadas fluorescentes, etc. Na verdade, qualquer dispositivo eletromagnético gera e pode contribuir de ruído. As superfícies de nosso corpo estão constantemente inundadas com radiação eletro-magnéticas e é virtualmente impossível evitar a exposição a ele sobre a superfície da terra. A preocupação dominante para o ruído ambiente surge a partir dos 60 Hz (ou 50 Hz) de radiação a partir de fontes de energia. O sinal de ruído ambiente pode ter uma amplitude que é de um a três ordens de magnitude maior do que o sinal EMG [20]. O ruído ambiente pode ser substancialmente reduzido para o nível em que eles não sejam significativos e contaminantes, usando bem a tecnologia moderna, por preparação eficaz entre a pele e o sensor EMG, e usando eletrodos de referência [29].

– **Artefatos de movimento**
Existem duas principais fontes de artefato de movimento: uma a partir da interface entre a superfície de detecção do eletrodo e a pele, o outro da circulação do cabo que liga o eletrodo ao amplificador [20]. O ruído artefato se origina na interface eletrodo-pele. Este ruído é o mais intenso e requer mais atenção. Há duas fontes comuns. Uma ocorre quando um músculo se contrai e relaxa fazendo com que o comprimento e seção transversal mudem. Essa mudança volumétrica altera o equilíbrio eletroquímico das interfaces eletrodo-pele causando uma tensão variável no tempo entre os dois eletrodos. O outro, muitas vezes ocorre quando um impulso de força se origina dentro do músculo, como no caso de um movimento de empurrão, ou de fora do membro, como no caso de um apoio do calcanhar durante a caminhada, é transmitida aos eletrodos. O ruído se origina na troca iônica entre o metal do eletrodo e eletrólitos nos sais da pele (também conhecido como a interface eletrólito-eletrodo)

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

gera um ruído eletro-químico. A magnitude deste ruído é proporcional à raiz quadrada da resistência da superfície do eletrodo. Assim, pode ser reduzida através do aumento da área do eletrodo e pela limpeza da superfície do eletrodo, mas não pode ser eliminada. Este fenômeno é ampliado consideravelmente pela presença de gel hidrofílico que às vezes é colocado entre o eletrodo e a pele. É difícil reduzir e quase impossível de eliminar. Uma boa preparação entre o eletrodo e pele; e uma filtragem adequada é útil. O outro ruído artefato movimento se origina quando o cabo(s) dos eletrodos ou sensores está em movimentos e corta um campo eletromagnético no ambiente que gera um potencial, posteriormente amplificado pelo sistema de registro. Os novos sensores para os sinais sEMG agora usam na primeira etapa um amplificador que está localizado junto com o eletrodo. Assim, a tecnologia atual praticamente elimina este tipo de ruído [29]. Ambas fontes podem ser essencialmente reduzida por um bom projeto dos circuitos eletrônicos. Os sinais elétricos de ambas fontes de ruído, têm maior energia na faixa de frequência 0 - 20 Hz [20].

– **A instabilidade inerente do sinal**
A amplitude do sinal sEMG é quase-aleatórios na natureza. Os componentes de frequência entre 0 e 20 Hz são particularmente instáveis porque eles são afetados pela natureza quase-aleatória da taxa de disparo das unidades motoras. Por causa da natureza instável destes componentes do sinal, é aconselhável considerá-los como ruídos indesejados e removê-los do sinal [20].

O registro do sinal sEMG, muitas vezes mostra variações lentas devido a artefatos de movimento e instabilidade da interface eletrodo-pele. Os harmônicos desses sinais indesejados são geralmente na frequência de 0 Hz a 20 Hz, e o filtro passa-alta é, portanto, concebido com uma frequência de corte na faixa de 15 Hz a 20 Hz. O espectro EMG inclui, neste intervalo, informações sobre as taxas de disparo das unidades motoras ativas, que podem ser relevantes em algumas aplicações. Em muitos outros casos (por exemplo, na análise do movimento), esta informação não é de grande interesse, e um filtro passa-alta é usado com um corte de 25 a 30 Hz. Artefatos de movimento associado a flutuações de impedâncias do eletrodo e potenciais meia-célula podem ser atenuados, mas não eliminados. Filtragem adicional especial e/ou técnicas de redução de interferência pode ser aplicada para remover artefatos de ECG de músculos do tronco. Estes filtros passa-alta e passa-baixa é usada para reduzir o ruído e artefatos. Os filtros digitais adaptativos de cancelamento

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

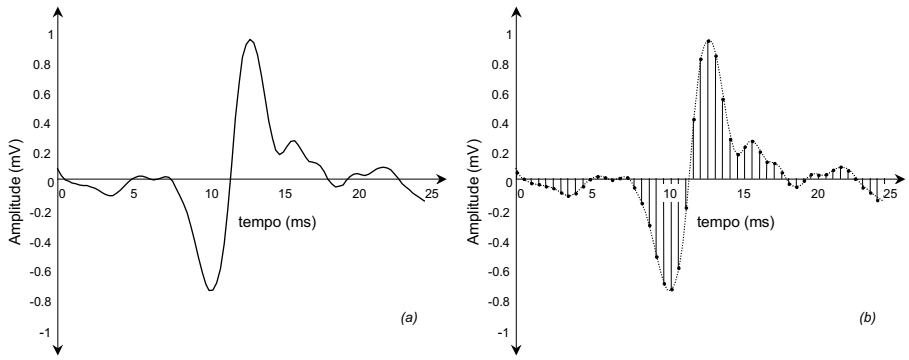


Figura 2.15: a) Um típico sinal analógico EMG detectado pelo eletrodo. (b) A sequência digital resultante da amostragem o sinal em (a), a $2kHz$ [28]

de ruído podem ser utilizados para remover interferência elétrica e artefatos tanto on-line como off-line após a amostragem do sinal e conversão ADC [5].

Frequência de amostragem

Praticamente todas as análises contemporâneas e aplicações do sinal eletromiográfico de superfície (sEMG) são realizadas com algoritmos efetuados em computadores. A natureza desses algoritmos exige que os sinais devam ser expressos como sequências numéricas. O processo pelo qual os sinais detectados são convertidos para essas sequências numéricas pelos computadores é chamado de conversão analógico para digital (ADC), que gera uma sequência de números, onde cada número está representando a amplitude do sinal analógico em um ponto específico no tempo. A sequência de número resultante é chamada de sinal digital. O processo é representado na Figura 2.15, com uma amostra de Potenciais de Unidade Motora (PUM) obtidos com um eletrodo [28].

O processo de digitalização do sinal é definido pelo conceito de frequência de amostragem. Figura 2.15(b) retrata a amostragem de um sinal analógico em um intervalo de tempo regular de 0,5 ms. Uma maneira alternativa de expressar esta informação é para dizer que o sinal é amostrado a uma frequência de 2000 amostras / segundo. Este valor é obtido tomando o inverso do intervalo de tempo, e é normalmente expressa em Hertz (Hz). A frequência de amostragem, em seguida, é dita ser 2 kHz. Este parâmetro desempenha um papel fundamental no estabelecimento da exatidão de reconstrução do reprodução do sinal amostrado [28].

É fundamental saber o que a frequência de amostragem mínima aceitável

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

de um sinal deve ser a fim de reproduzir corretamente as informações analógicas originais. Por exemplo, uma senóide só pode ser corretamente recriada se for amostrado pelo menos duas vezes a sua frequência. Esta regra é conhecida como o Teorema de Nyquist, que é valido para todos os sinais analógicos complexos. Violando o Teorema de Nyquist leva a uma reconstrução incorreta do sinal, normalmente referido como aliasing [28].

O teorema de Nyquist requer que um sinal seja amostrado em uma taxa de pelo menos duas vezes a frequência de sua mais alta harmônica, a fim de evitar o fenômeno de *aliasing*. O efeito aliasing, é a ambiguidade que produz a um sinal, se uma harmônica do sinal é amostrada em uma frequência que é muito baixa. Este problema, é claro, surge para os harmônicos do sinal de frequências mais altas e para o ruído de banda larga. Por esta razão, a remoção do sinal ou componentes de ruído com frequência acima de interesse é importante. Para quase todos os músculos e a maioria das aplicações, a maior harmônica de interesse do sinal sEMG está na faixa de 400-450 Hz, necessitando assim de filtros passa-baixa (anti-aliasing) com corte neste intervalo de amostragem e pelo menos a 1000 amostras por segundo.

A taxa de amostragem na prática pode ser 1000 Hz, a fim de registrar componentes na frequência do sinal até os 500 Hz de acordo com o teorema de Nyquist.Não se requer taxas muito elevadas, deve-se notar que a taxa de amostragem irá afetar diretamente o comprimento das amostras do sinal, envolvendo tempo de computação em cada registro sEMG e, assim, comprometer o atraso na resposta do sistema próteses. Para a análise de sinais, o mais comum é a de segmentos em segmentos, e aplicar as técnicas de extração de características de cada segmento [30].

A maior parte dos harmônicos do sinal sEMG situa-se entre 10 e 250 Hz e recomendações cientificas (SENIAM, ISEK) requerem uma configuração com uma banda de amplificador de 10 a 500 Hz. Isso resultaria em uma frequência de amostragem de pelo menos 1000 Hz (faixa dupla de EMG) ou até 1500 Hz, para evitar perda de sinal [17].

Conversor Analógico/Digital

O conversor ADC transforma as tensões amostradas em *níveis*, representada em código binário. Um conversor ADC aceita sinais em uma faixa de entrada específica (por exemplo, $\pm 5\ V$) que é subdividido em um número

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

de níveis discretos dada por $2^n - 1$, onde n é o número de bits do conversor ADC. A tabela 2.2 fornece um exemplo de resolução resultante para a faixa de entrada $\pm 5\ V$ e ganho do amplificador de 1000.
O ganho do amplificador e a faixa de entrada ADC não podem ser escolhidos de forma independente. Eles estão ligados pela resolução desejada, que é por sua vez relacionado com o nível de ruído. Dependendo da amplitude máxima de pico a pico de um sinal sEMG (por exemplo, $4 - 5\ mVPP$), e o nível de ruído (por exemplo, $1\ mVRMS$, que podem ser escolhidos para corresponder ao bit menos significativo), é possível calcular o número de níveis exigidos N (4000 - 5000, neste exemplo), a fim de descobrir quantos bits são necessários [5].

Tabela 2.2: Relação entre Número de bits do conversor ADC, número de níveis, $V/Nivel$ e Referida resolução de entrada [5]

Número de Bits n de conversor ADC	Número de Níveis de N $N = 2^n - 1$	$V/Nivel$ (Faixa de $\pm 5\ V$) $10/N$	Referida resolução de entrada* Ganho do amplificador = 1000 e $\pm 5\ V$ faixa de entrada ADC
8	255	39,06mV	$39,06\ \mu V$
10	1023	9,765mV	$9,765\ \mu V$
12	4095	2,441mV	$2,441\ \mu V$
14	16383	0,610mV	$0,610\ \mu V$
16	65535	0,152mV	$0,152\ \mu V$

$*$ Diferença de tensão correspondente ao bit menos significativo

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

2.2.6 Pré-processamento

Os filtros digitais são poderosas ferramentas no processamento de sinais digitais, pois realizam a filtragem de sinais de forma semelhante aos filtros analógicos efetuados em hardware, mas sem apresentar os problemas relacionados a imperfeições dos componentes, variações com a temperatura, etc. Desta forma é possível alcançar níveis de desempenho dificílimos, se não impossíveis, de serem alcançados com filtros analógicos.Os dois tipos básicos de filtros digitais existentes são IIR (infinite impulse response) e FIR (finite impulse response). Filtros FIR são implementados através de convolução e filtros IIR são implementados através de recursão [31].Para nosso projeto foi utilizado o filtro IIR para o projeto de um filtro passa-baixa e um filtro notch digital.

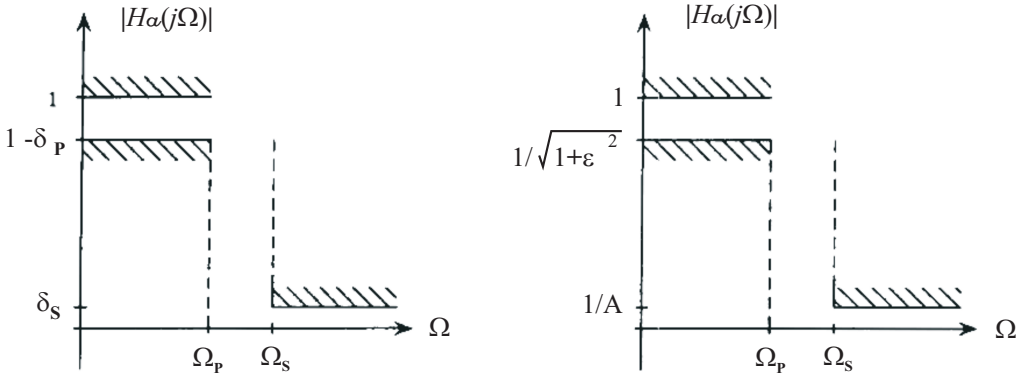
Filtro IIR

Os filtros IIR são a versão digital dos filtros analógicos, e seus coeficientes são calculados diretamente da função de transferência. Os coeficientes de entrada são os zeros do numerador da função de transferência e os coeficientes de realimentação (recursão) são os polos do denominador da função de transferência.

Para projetar um filtro IIR passa-baixa digital a partir de um filtro passa-baixa analógico, é preciso primeiro saber como projetar um filtro passa-baixa analógico. Historicamente, a maioria dos métodos de aproximação de filtro analógica foi desenvolvida para o projeto de sistemas passivos que tenham um ganho menor ou igual a 1. Portanto, um conjunto típico de especificações para estes filtros é como mostrado na Figura 2.16(a), com as especificações passa banda tendo a forma [31];

$$1 - \delta_P \leq |H_a(j\Omega)|$$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA



(a) Especificações em termos de δ_P e δ_S . (b) Especificações em termos de ε e A.

Figura 2.16: Duas convenções diferentes para a especificação de banda passante e desvios banda cortante para um filtro passa-baixa analógico [31]

Outra convenção comumente utilizado é a descrição da banda passante e a banda cortante em termos de parâmetros ϵ e A como ilustrado na Figura 2.16(b).

O filtro passa-baixa Butterworth é um filtro dada por

$$|H_a(j\Omega)|^2 = \frac{1}{1 + (j\Omega/j\Omega_C)^{2N}}$$

O parâmetro N é a ordem do filtro (número de polos na função de sistema), e Ω_C é a frequência de corte em -3 dB. A magnitude da resposta de frequência também pode ser escrita como

$$|H_a(j\Omega)|^2 = \frac{1}{1 + \epsilon^2 (j\Omega / j\Omega_P)^{2N}}$$

Onde,

$$\epsilon = (\frac{\Omega_P}{\Omega_C})^N$$

A resposta de frequência do filtro *Butterworth* diminui monotonicamente com o aumento do Ω, e como a ordem do filtro incrementa, a banda de transição se torna mais estreita. Essas propriedades são ilustradas na Figura 2.17, que mostra $|H_a(j\Omega)|$ para filtros Butterworth de ordenes $N = 2$, 4, 8, e 12. Porque

$$|H_a(j\Omega)|^2 = H_a(s)H_a(-s)|_{s=j\Omega}$$

da magnitude ao quadrado da função, podemos escrever

$$G_a(s) = H_a(s)H_a(-s) = \frac{1}{1 + (s/j\Omega_C)^{2N}} \tag{2-1}$$

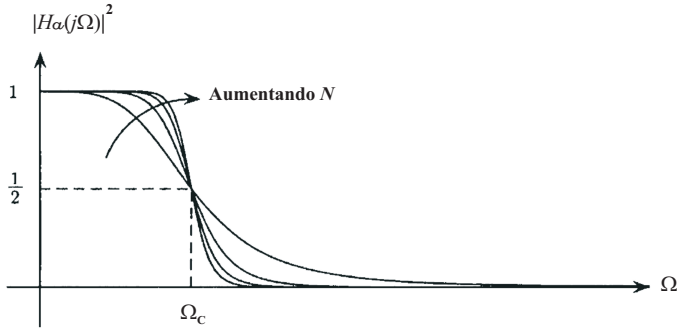


Figura 2.17: A magnitude da resposta em frequência de filtros Butterworth de ordens N = 2, 4, 8 [31]

Portanto, os pólos de $G_a(s)$ estão localizados em $2N$ pontos igualmente espaçados em torno de um círculo de raio Ω_C,

$$s_k = (-1)^{1/2N}(j\Omega_C) = \Omega_C e^{j\frac{(N+1+2k)\pi}{2N}} \qquad k = 0, 1, ..., 2N-1 \tag{2-2}$$

Dado Ω_P, Ω_S, δ_P e δ_S, as etapas envolvidas no projeto de um filtro de Butterworth são as seguintes:

1. Encontrar os valores para o fator de seletividade, k, e o fator de discriminação, d a partir das especificações do filtro.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

$$d = [\frac{(1-\delta_P)^{-2}-1}{\delta_S^{-2}-1}]^{1/2} = \frac{\epsilon}{\sqrt{A^2-1}} \tag{2-3}$$

$$k = \frac{\Omega_P}{\Omega_S} \tag{2-4}$$

2. Determinar a ordem do filtro necessário para atender as especificações usando a fórmula;

$$N \geq \frac{log(d)}{log(k)} \tag{2-5}$$

3. Definir a frequência de corte em -3 dB, Ω_C, para qualquer valor no intervalo:

$$\Omega_P[(1-\delta_P)^{-2}-1]^{-1/2N} \leq \Omega_C \leq \Omega_S[\delta_S^{-2}-1]^{-1/2N} \tag{2-6}$$

4. Sintetizar a função do sistema do filtro Butterworth dos pólos (equação 2-1), que estão na metade esquerda s-plano, assim

$$H_a(s) = \prod_{k=0}^{N-1} \frac{-s_k}{s-s_k}$$

onde s_k são os polos da equação 2-2.

O projeto de um filtro digital a partir de um protótipo analógico requer uma transformação $h_a(t)$ para $h(n)$ ou $H_a(s)$ a $H(z)$. Um mapeamento do plano s para o plano z pode ser escrita como

$$H(z) = H_a(s)|_{s=m(z)}$$

onde $s = m(z)$ é a função de mapeamento.

Transformação Bilinear

A transformação bilinear é um mapeamento do plano s para o plano z definido pela [31].

$$s = \frac{2}{T_S}\frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} \tag{2-7}$$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Dado um filtro analógico com uma função do sistema $H(s)$, o filtro digital foi concebido como se segue:

$$H(z) = H_a(\frac{2}{T_S}\frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}})$$

Filtro Notch

Os Filtros Notch são úteis em muitas aplicações em que os componentes de frequência específicas devem ser eliminados. Por exemplo, em instrumentação e sistemas de aquisição requer que a frequência de linha de energia de 60 Hz e seus harmônicos sejam rejeitados [32].

A função de transferência de um filtro notch análogo é dada como:

$$H(s) = \frac{s^2 + \lambda^2}{s^2 + bs + \lambda^2} \tag{2-8}$$

O gráfico da função magnitude $|H(jw)|$ é mostrado na Figura 2.18, onde $w = \lambda$ é a frequência notch em que não há transmissão através do filtro, em $-3db$ a rejeição na largura de banda é b [33].

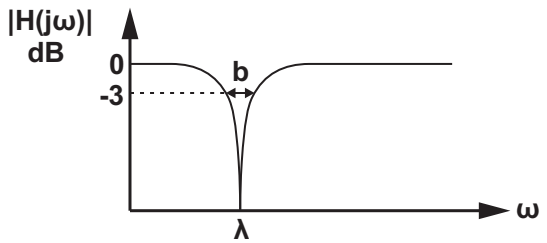


Figura 2.18: Frequência característica do filtro notch para o caso contínuo

Para obter a função de transferência do filtro digital notch, foi utilizado a transformação bilinear em $H(s)$:

$$G(z) = \frac{1 + a_2 - 2a_1z^{-1} + (1 + a_2)z^{-2}}{1 - a_1z^{-1} + a_2z^{-2}} \tag{2-9}$$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Onde:

$$a_1 = \frac{2cos(w_0T)}{1 + tan(\Omega T/2)} \qquad a_2 = \frac{1 - tan(\Omega T/2)}{1 + tan(\Omega T/2)} \tag{2-10}$$

Além, temos que $w_0 = 2\pi f_{Notch}$, $T = 1/F_S$ (F_S frequência de amostragem) e $\Omega = 2\pi.b$ (b largura de banda na frequência de rejeição).

2.2.7
Processamento do Sinal Eletromiográfico (EMG)

Devido à natureza de sua formação, o sinal sEMG pode ser considerado um sinal estocástico de grande complexidade, com características importantes como a frequência e a amplitude.

Durante várias décadas tem sido comumente aceito que a maneira preferida para o processamento do sinal sEMG foi o cálculo do sinal retificado integrado. Isso foi feito pela retificação do sinal sEMG, integrando o sinal durante um intervalo de tempo especificado e, posteriormente, formando uma série temporal dos valores integrados. Esta abordagem tornou-se generalizada e era possível fazer esses cálculos com precisão e baixo custo, um pouco com a tecnologia eletrônica limitada de décadas anteriores. Os avanços feitos em aparelhos eletrônicos durante as últimas décadas tornaram possível e conveniente calcular com precisão a raiz média quadrática (rms) e o valor médio retificado (avr) do sinal sEMG. O valor avr é semelhante ao valor retificado integrado, se os cálculos são feitos corretamente e com precisão. Ambas variáveis fornecem uma medida do sinal, mas não têm um significado específico físico. Por outro lado, o valor rms é uma medida da potência do sinal, por isso tem um significado claro físico. Por esta razão, o valor rms é preferido para a maioria das aplicações [20].

Mudanças no espectro de potência do sinal sEMG durante a contração muscular foram observadas pela primeira vez por Hans Edmund Piper que detectou uma diminuição na oscilação dominante no registro do sinal sEMG durante contrações voluntárias máximas, como consequência da fadiga muscular. Investigadores subsequentes quantificaram as mudanças no conteúdo de frequência do sinal sEMG usando vários descritores espectrais, tais como a frequência centróide, a frequência mediana, e a relação de frequência alta/baixa. Além disso, parâmetros extraídos do sinal no domínio do tempo,

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

tais como a taxa de cruzamentos de zero ou as propriedades pico, foram propostos como indicadores de alternativas de mudanças no conteúdo espectral do sinal sEMG. Estes trabalhos desenvolveram a teoria necessária para interpretar a mudança de frequência do sinal sEMG com relação aos eventos fisiológicos sublinhados, e também serviram de base para analisar as funções musculares com diversas finalidades. Determinação de fadiga muscular localizada, produção de força, velocidade de condução e análise de miopatias são algumas delas [5].

Métodos de extração de características e classificação do sinal EMG

A extração de características é um passo importante no processo de reconhecimento de padrões. A não estacionalidade do sinal EMG, faz difícil a extração de parâmetros característicos que representem os eventos que se deseje monitorar.

Eventos que podem ser influenciados por processos, tais como mudanças atmosféricas e climáticas, que têm resultados imprevisíveis ou comportamento que são tratados como processos aleatórios (estocásticos). Um processo aleatório está evoluindo no tempo. Sua natureza aleatória requer várias observações longas, se quisermos reconhecer as características inerentes ao processo. Podemos pensar essas observações como várias medidas de resposta de um sistema. Depois que os valores medidos são tomados ao longo do tempo, uma sequência chamada aleatória aparece. Um único valor pode ser tirado de cada medição, independentemente do tempo, e esse conjunto de amostras constitui uma variável chamada aleatória. Duas propriedades importantes caracterizam o processo como aleatório. A primeira é a estacionariedade, o que significa que todas as variáveis aleatórias ao longo do tempo exibem o mesmo comportamento estatístico (por exemplo, os mesmos momentos). O segundo é ergodicidade: o processo é aleatório ergódico se mostra as mesmas propriedades estatísticas, independentemente de estarem determinados ao longo das sequências aleatórias ou com a ajuda de variáveis aleatórias. Ergodicidade desempenha um papel importante nas implementações práticas. Vamos demonstrar esse fato usando as medidas EMG. Se as propriedades estatísticas da EMG são variadas com o tempo, nenhuma medida estável e consistente estatísticas pode ser obtida a partir de uma gravação EMG único temporal. Em vez disso, devemos repetir a sessão de medição sob as mesmas condições várias vezes, e em seguida, combinar os valores registrados de todas as medições em determinados instantes de tempo para a obtenção de

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

variáveis aleatórias. Estas variáveis podem servir separadamente em posterior processamento estatístico [5].

O objetivo da extração de características é criar uma representação manipulável e significativa do sinal sEMG original, o qual permite ao classificador apresentar um treinamento estável, e se logre uma classificação com uma boa porcentagem de acerto.

O mais intuitivo, e mais amplamente utilizado, a característica que descreve os sinais sEMG, tem sido o índice de atividade bruta, que é a variância, a média de valor absoluto, ou alguma outra medida similar. Com a motivação de fornecer mais informações sobre os sinais sEMG em cada canal, conjuntos de características multivariadas têm sido propostos e utilizados com sucesso [5]. A princípio, limitada pelo poder computacional disponível, as características foram baseados em estatísticas no domínio do tempo, como variância, cruzamentos de zero, e o "tamanho" da forma de onda. Com o aumento dos recursos computacionais vieram sistemas baseados em coeficientes de autocorrelação, as medidas espectrais, e os modelos de séries temporais. Abordagens atuais procuram explorar a estrutura temporal nos padrões dos sinais sEMG usando o curto tempo da transformada de Fourier, wavelet e transformada wavelet packet, e análise espectral de ordem superior [5].

Existem diversas ferramentas matemáticas que provêm à transformação de uma função (sinal) do domínio do tempo para o domínio da frequência. Sem dúvida a mais conhecida no meio científico para a análise na frequência é a Transformada de Fourier, que foi desenvolvida pelo matemático Joseph Fourier em 1807. De acordo com Fourier, toda função real periódica, pode ser escrita como uma soma infinita de senos e co-senos.
Wavelets formam uma alternativa bastante interessante para análise frequencial de sinais. No mundo das wavelets a decomposição do sinal não será mais feita em termos de senos e cosenos, como acontecia no caso de Fourier, mas em termos de funções localizadas no tempo (funções que assumem valores em um intervalo de tempo não definido) e sem escala fixa. Assim, parte-se de certa função (que se quer analisar) e obtém-se a base em outra função.

Baseando-se na análise de Wavelet, há dois tipos de funções wavelets, as Contínuas e as Discretas, cada qual útil para determinadas aplicações. As wavelets contínuas são comumente utilizadas para visualizar, em um diagrama tridimensional, a relação existente entre as componentes de diferen-

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

tes frequências em função da escala temporal do sinal estudado, onde estas relações são comumente categorizadas como não lineares. Inicialmente, se define a Transformada Wavelet Contínua considerando um sinal $f(t)$, porém a generalização para sinais ou imagens bidimensionais $f(x, y)$, também pode ser obtida. A transformada wavelet contínua $f(t)$ é denotada pela equação:

$$F(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\Psi_{a,b}(t)e^{-i2\pi ut}dt \tag{2-11}$$

.

Nesta equação 2-11, os parâmetros a e b variam continuamente em $l^2\Re$ e são a fator de escala e b a variável de deslocamento, sendo que a função $\Psi_{a,b}(a{=}1$ e $b{=}1)$ é denominada wavelets mãe e definida da seguinte forma:

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\Psi(\frac{t-b}{a}) \tag{2-12}$$

.

Variando-se apropriadamente os termos a e b construiu-se a base de funções da transformada Wavelet. A constante $\frac{1}{\sqrt{a}}$ é usado para normalização de energia da função wavelet em diferentes escalas tal que:

$\int_{-\infty}^{\infty} \Psi_{a,b}(t)^2 dt = 1$, para qualquer nível de dilatação.

É importante ressaltar que, tendo em vista a propriedade de representação em tempo-frequência, variações no índice a relacionam-se às medidas dos intervalos nos quais as wavelets concentram maior parte de sua oscilação, de forma a se referir a tal índice como sendo relativo ao nível de resolução.
As wavelets discretas são utilizadas para decomposição e filtragem de qualquer série-temporal. A sua aplicabilidade neste aspecto advém do fato de que estas wavelets não provocam redundâncias de coeficientes entre as escalas (frequências). Uma maneira eficiente de aplicar a transformada Wavelet é através de filtros, técnica desenvolvida por Mallat, onde se tem a decomposição da Wavelet efetuando a análise de multi-resolução. A análise multi-resolução é uma técnica que permite analisar sinais em múltiplas bandas de frequência.

A transformada Wavelet multi-resolução pode ser considerada como um filtro passa-baixa e outro passa-alta. A função Wavelet $\Psi(t)$ está relacionada a um filtro passa-alta, a qual produz os coeficientes de detalhes da decomposição Wavelet. Na análise multi-resolução, há uma função adicional que está relacionada ao filtro passa-baixa e está associada com coeficientes de aproximação da decomposição da Wavelet. Esta é chamada de função de escalonamento $\Phi(t)$. O processo de filtragem de decomposição é apresentada na Figura 2.19.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

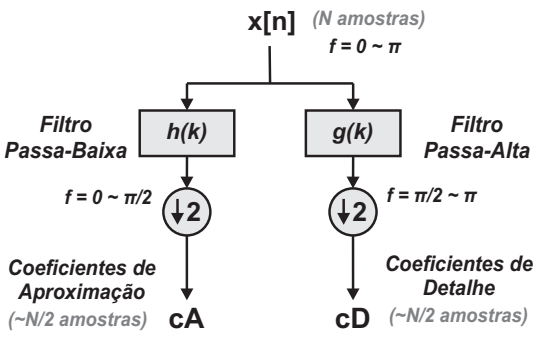


Figura 2.19: Processo de decomposição do sinal digital. Por exemplo, temos um sinal $x[n]$ com frequência de 0 para π que passa por um filtro passa-alta $g(n)$ e filtro passa-baixa $h(n)$

Para muitos sinais, inclusive a voz humana, as componentes de baixa frequência são aquelas que contem maior informação. Já nas componentes de alta frequência da voz, são encontrados detalhes que ao ser removidos alteram o som, mas ainda é possível saber o que se está falando (não há perda de inteligibilidade). A remoção das componentes de baixa frequência afetaria drasticamente a inteligibilidade.

Para sinais quantizados a Transformada Wavelet pode ser analisada conforme descrito na Figura 2.19. É possível observar que as amostras foram divididas em duas partes: aproximação e detalhe. Neste caso as amostras relativas à aproximação representam as componentes de baixa frequência do sinal amostrado, enquanto que o detalhe representa as de altas frequências.

Na Análise de multi-resolução se divide a entrada em duas bandas. Segundo mostrado na Figura 2.19, a banda da esquerda é considerada como uma das saídas da transformada e a banda da direita será dividida em duas faixas estreitas. Este esquema é bastante restrito. Se uma opção mais geral é considerada, cada banda, de frequências baixas e de frequências altas, pode ser dividida em várias bandas de cada vez. A interpretação de tais wavelet generalizadas é chamada de wavelet packets (WP). As wavelet packets podem aplicar a divisão arbitrária da banda. As resoluções mais adequadas podem ser escolhidas para um sinal particular, dando a opção de um sistema adaptativo [5].

As wavelet packets em geral são as funções:

$$W_{j,b,k}(t) = 2^{-j/2} W_b(2^{-j}t - k) \qquad b \in N, j, k \in Z \tag{2-13}$$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

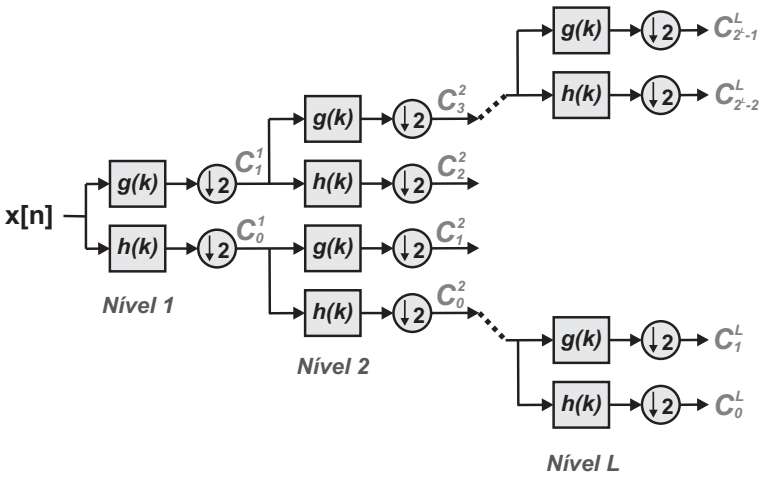


Figura 2.20: Análise da árvore de banco de filtros que leva a wavelet packets

Cada função é determinada por um parâmetro de escala j, um parâmetro de localização k, e um parâmetro de oscilação b. A função $W_b(2^{-j}t - k)$ é aproximadamente centrado em $2^j k$, tem apoio de tamanho $\approx 2^j$, e oscila $\approx b$ vezes. Estas saídas são demasiado numerosas para formar uma base ortonormal. De fato podemos extrair diversas bases ortonormais da coleção. As escolhas $j = 0$, $b \in Z^+$, e $k \in Z^+$ leva ao wavelet packet básica, enquanto que as escolhas $b = 1$ e $j, k \in Z$ leva à base ortonormal wavelet descrito na subseção anterior. Qualquer coleção de índices (j, b) tal que $I(j, b)$ (definido por $2^{-j}b \leq w \leq 2^{-j}(b+1)$) forma uma capa disjuntos de $[0, \infty >$ dá origem a uma base ortonormal de $L^2(\Re)$. Semelhante à transformada wavelet, a transformada wavelet packet (TWP) pode ser aproximada por bancos de filtros digitais. Uma maneira de conseguir aquilo é utilizando por várias vezes o sinal de filtragem dos filtros passa-alta (são chamados de coeficientes wavelet). Aquilo nos dá uma estrutura de árvore de coeficientes em diferentes níveis, conforme ilustrado na Figura 2.20. Esta árvore é chamada de árvore de wavelet packets, onde cada nó possui um conjunto de coeficientes que se pode escolher para dividir ainda mais ou não [5].

Classificação de Padrões do Sinal EMG

A classificação de padrões é uma etapa muito importante dos sistemas inteligentes e pode ser considerado como a tarefa final do processado. O padrão é definido como uma descrição quantitativa ou estrutural de um objeto por um conjunto de descritores ou características. Sua representação pode ser vetor, ou seja, padrões que consistem em um número finito de medidas (descritores), organizados em um vetor de dimensão finita que é chamado vetor de características. Uma classe de padrões é definida como uma família

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

de padrões que compartilham algumas propriedades comuns. O classificador, ou chamado também classe discriminador é responsável pela atribuição de classes para esses padrões de entrada e para alcançar este objetivo dividimos o espaço em regiões de decisão, onde, idealmente, todos os padrões de uma mesma classe são agrupados na mesma região do espaço sem produzir alguma sobreposição entre agrupamentos de outras classes.

As metodologias práticas que existem para classificação de padrões podem ser livremente agrupadas em três categorias. Historicamente os dois métodos clássicos são as abordagens e as estatísticas sintáticas. O terceiro tipo, estabelecido de classificador de padrão é a abordagem de aprendizagem. Algoritmos de aprendizagem têm suas origens em perceptrons e amadureceram em diversificado campos de redes neurais artificiais. Em termos do uso de classificadores nos sistemas de controle para sinal sEMG, classificadores estatísticos foram utilizados quase que exclusivamente até cerca de meados dos anos 1980, altura em que as primeiras aplicações de redes neurais artificiais começaram a aparecer [5].

Uma variedade de arquitetura de redes neurais artificiais e algoritmos de aprendizagem têm sido investigados no âmbito de reconhecimento de padrões do sinal EMG, incluindo simples feedforward perceptron multicamada, redes dinâmicas, e de auto-organização de mapas de características. Pesquisas recentes têm visto a aplicação de algoritmos genéticos e classificadores de lógica fuzzy [5].

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

2.3 Próteses e Mecanismos

A prótese de controle mioelétrico começou surgir no ano 1960 na Rússia. Esta opção de próteses funciona com pequenas potenciais extraídas durante a contração dos músculos do tronco, sendo estas tomadas e amplificadas para obter o movimento. No início, este tipo de prótese para amputados só foi colocado no antebraço, com funções muito limitadas [34].

As próteses mioelétricas são próteses elétricas controladas por meio de um poder externo mioelétrico, as próteses são hoje em dia o tipo de membro artificial com mais alto grau de reabilitação [34].

O controle mioelétrico é provavelmente o esquema de controle mais

popular. Foi baseado no conceito de que sempre que um músculo no corpo se contrai ou se flexiona, ele produz um pequeno sinal elétrico (EMG) que é criado pela interação química no corpo [34].

Uma vez registrada por eletrodos, o sinal é amplificado e depois processado por um controlador que controla independentemente os motores localizados na mão, o punho ou o cotovelo para produzir movimentos e funcionalidade [34].

Os potenciais elétricos gerados pelos músculos de superfície que estão se contraindo podem ser captados na superfície da pele por eletrodos de superfície, e utilizados no processamento do controle dos atuadores da prótese mioelétrica.

O sistema de controle é desenvolvido eletronicamente em um microprocessador dedicado, permitindo ao individuo controlar a tensão de alimentação dos sistemas atuadores da mão.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

2.3.1
Anatomia funcional da mão e dedos

O esqueleto da Mão

O esqueleto da mão está formado por vinte e sete ossos repartidos em três grupos; o carpo, o metacarpo e os dedos [35].

O carpo é a porção proximal da mão e está conformada por oito pequenos ossos do carpo, unidos uns com outros por ligamentos (Figura 2.21). As articulações entre estes são chamadas articulações intercarpianas [19].

O metacarpo ou palma da mão é a região intermédia de esta extremidade e está constituída por cinco ossos, chamado metacarpianos. Cada osso metacarpo é composto de uma base proximal, um eixo intermediário, e uma cabeça distal (Figura 2.21b). Os metacarpianos são enumerados do I ao V (ou 1 ao 5), começando com o que corresponde ao polegar [19].

As falanges ou ossos dos dedos constituem a porção distal da mão. Tem 14 falanges nos cinco dedos de cada mão e, igualmente aos metacarpianos são enumerados do I ao V (ou 1 ao 5), começando com o polegar. Cada osso

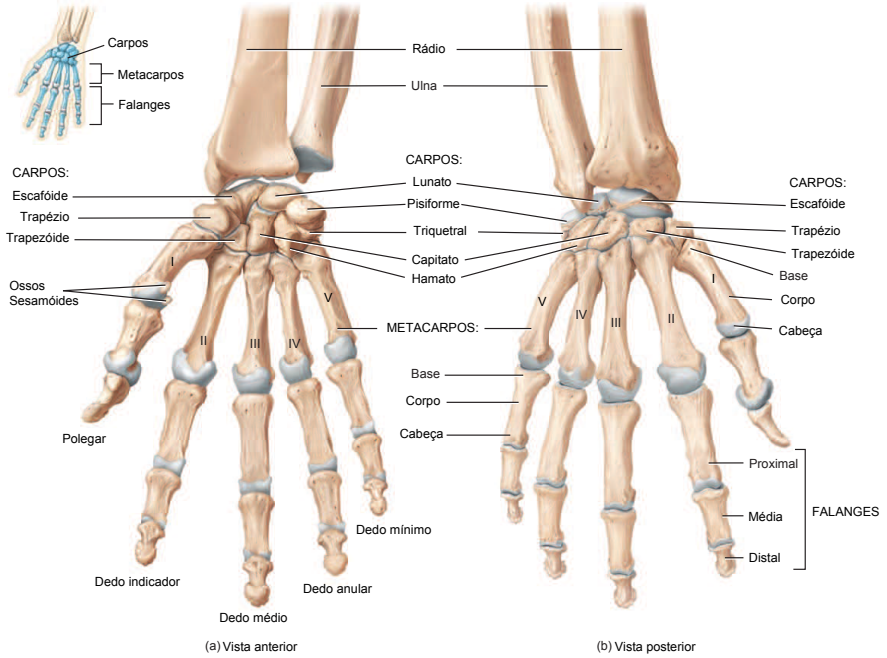


Figura 2.21: Ossos da mão [36]

de um dedo é chamado falange. Esta consta de base proximal, intermédia e distal. O polegar inclui duas falanges, e cada um dos dedos, três. Começando pelo polegar, os outros quatro dedos são indicador, médio, anular e mínimo [19].

Movimento da Mão

A grande quantidade de músculos e juntas que estão presentes na mão permitem esta grande variedade de configurações de agarre.

Os dedos têm dois graus de liberdade em sua articulação com a palma, chamada articulação metacarpofalangeal, já que articula a falange proximal com o osso metacarpiano. Um grau de liberdade corresponde aos movimentos de abdução e adução (Figura 2.22), movimentos laterais que permitem abrir os dedos, este movimento é muito limitado, o outro grau de liberdade corresponde ao movimento de flexão o qual é muito amplo [37].

Os cinco dedos não têm a mesma relevância na utilização da mão que comporta três partes: a zona do polegar, que desempenha um papel preponderante por sua oposição aos outros dedos (Figuras 2.23 e 2.24). Perder o dedo polegar reduz em muito a funcionalidade da mão [38].

Os complexos movimentos globais da mão variam com os movimentos

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

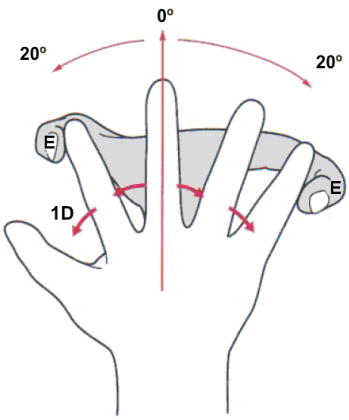


Figura 2.22: Abdução-Adução dos dedos [37]
Utilizando o dedo médio como referência, os dedos se separam 20°. 1D, primeiro dedo; E, examinador.

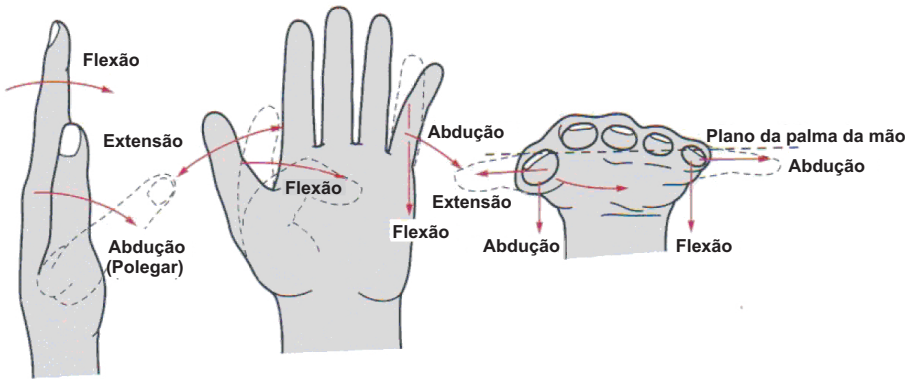


Figura 2.23: Movimentos dos metacarpianos [37]
No dedo polegar a extensão consiste nos movimentos de afastamento do lado radial do dedo indicador na palma da mão. A abdução do polegar é perpendicular ao plano da palma.

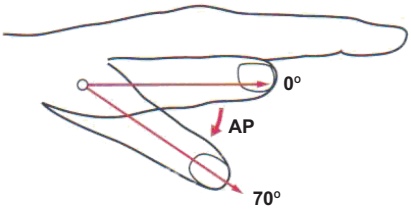


Figura 2.24: Abdução do dedo polegar [37]
O dedo polegar pode ser abduzido no plano da palma (0°) ou em ângulo reto a abdução palmar (AP) até os 70°.

de cada metacarpiano e falange proximal. Os movimentos dependem da articulação e da musculatura, e são diferentes segundo a função necessária, assim como sua retroalimentação sensorial [37].

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

3
Implementação do sistema de Eletromiografia

A eletromiografia é a técnica utilizada para medir e registrar a resposta do músculo, ela mede a atividade elétrica dentro das fibras musculares, a estimulação muscular causado por impulsos nervosos em repouso e durante a contração. São medidos com ajuda de eletrodos, que são fixados sobre a pele, para analisar os músculos desejados do corpo.

Como todos os outros sinais eletrofisiológicos, os sinais sEMG não são facilmente observados, é necessário implantar várias etapas de amplificação ou acondicionamento para obter níveis de voltagem, em magnitudes adequadas que possam ser analisados.

Neste capítulo se descreve todos os aspectos relacionados com o projeto da interface muscular com o sistema para medição dos sinais elétricos provenientes das unidades motoras de diferentes grupos musculares.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

3.1
Implementação

Para a implementação deste sistema de eletromiografia, foi desenvolvido um sistema de aquisição, que está implementada das seguintes partes; três canais de entrada, onde em cada canal utilizam-se dois eletrodos de superfície para configurar a medição de um sinal sEMG em modo diferencial; uma etapa de acondicionamento, a causa da magnitude dos sinais sEMG que são pequenas e outros fatores como ruído ambiental, esta etapa amplifica o sinal de forma diferencial para eliminar o ruído ambiental e outros ruídos em modo comum, realiza filtragem com filtro passa-baixa em frequência de corte de 590 Hz para eliminar componentes de alta frequência e evitar aliasing, filtragem com filtro passa-alta em frequência de corte de 16 Hz para eliminar ruídos provenientes de músculos vizinhos, assim como potenciais dos eletrodos polarizáveis dos músculos; uma vez o sinal seja condicionado este é digitalizado com um conversor analógico (ADC) de 16 bits (Figura 3.1).

.

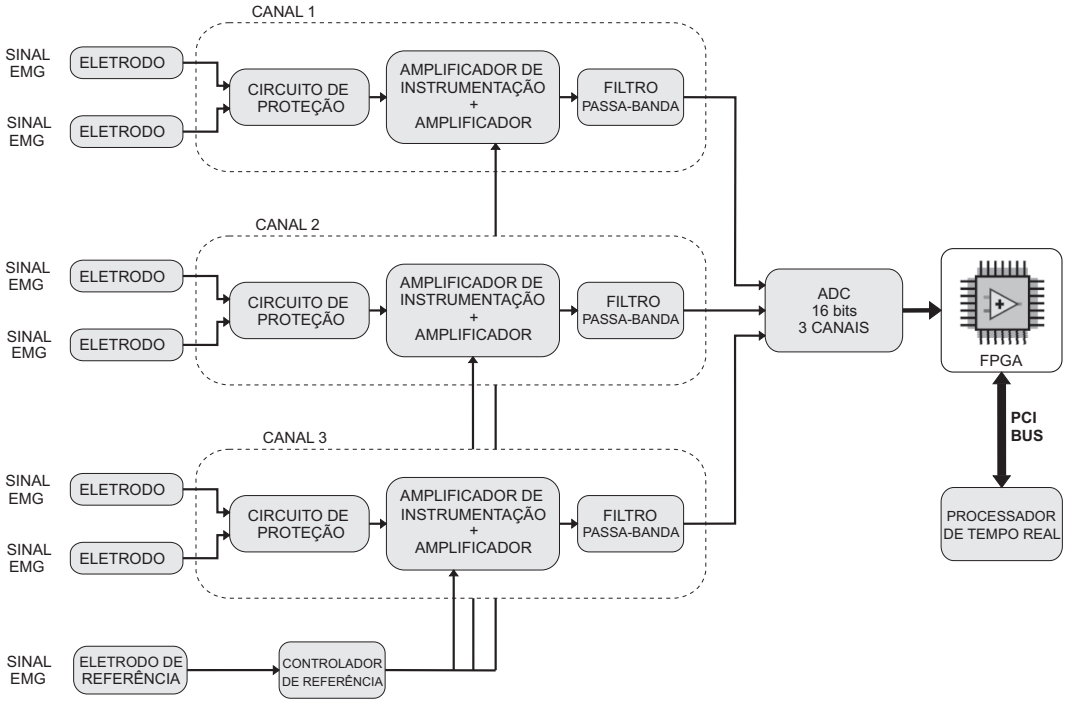


Figura 3.1: Diagrama de bloco do sistema de Eletromiografia

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

3.1.1 Eletrodo

Os eletrodos possuem duas funções: os eletrodos de aquisição, que são colocados sobre o músculo esquelético de interesse; e o eletrodo de referência, que é colocado em uma parte do corpo sem atividade muscular (por exemplo, o tendão), utilizado para referenciar o sinal muscular e colocá-lo no mesmo plano da terra do circuito de aquisição do sinal.

Os eletrodos de aquisição para um canal devem estar situados sobre o mesmo músculo, utilizando a estrutura de medição em modo diferencial, logo, os sinais captados por cada um dos eletrodos de aquisição devem ser relativos ao mesmo músculo.

Os eletrodos utilizados no presente trabalho foram os eletrodos tipo passivos de do material Ag/AgCl, com 10 mm de diâmetro. Para evitar interferências com sinais cross-talk, os referidos eletrodos foram utilizados com uma separação de 20 mm, segundo as recomendações da norma SENIAM (Figura 3.2).

Foram utilizados os músculos segundo sua função e tamanho (Figura 3.3): o músculo palmar longo, com a função de abdução e flexão da mão; o músculo extensor radial longo do carpo, com a função de extensão e desvio

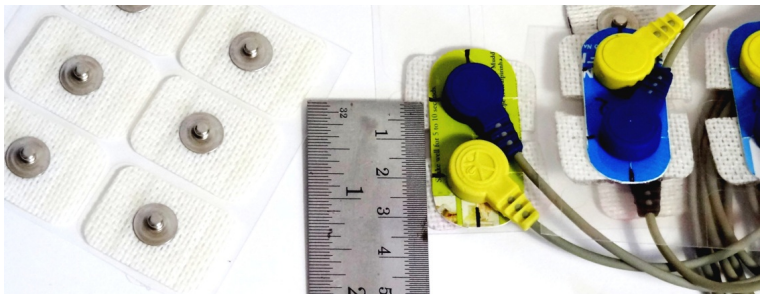


Figura 3.2: Eletrodo passivos utilizados

radial do punho; e o músculo extensor dos dedos communis, com a função de extensão da mão e da falange proximal dos dedos (Figura 3.4).

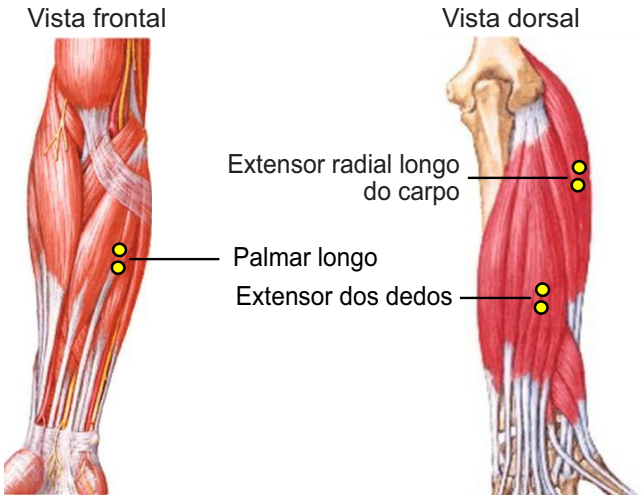


Figura 3.3: Músculos do antebraço utilizados

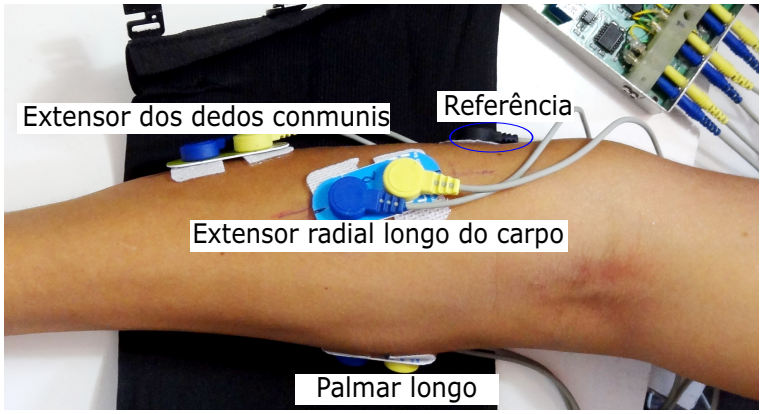


Figura 3.4: Posicionamento dos eletrodos no antebraço

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

3.1.2
Circuito de proteção

O circuito de proteção está conectado aos eletrodos externos, sendo a primeira etapa do sistema de eletromiografia que chega ao amplificador de instrumentação. Esta etapa procura manter separado o paciente com o equipo, na finalidade de isolar eletricamente o paciente da linha de alimentação ou da bateria, de modo que seja protegido de um choque elétrico produzido pelo equipo diante de um eventual erro.

Cada canal tem dois sinais diferenciais, que entram no circuito de proteção, por um par de resistências de 2,2 $k\Omega$ e três condensadores (10 pF, 100 pF, 100 pF). Este suprime a etapa inicial dos sinais de radiofrequência, que entram ao sistema por os cabos dos eletrodos [39].

O sinal sEMG entra na sessão do diodo de bloqueio. Os diodos de sujeição são em realidade um par de transistores NPN e PNP que iniciam seu funcionamento em tensões superiores a $\pm \approx 0,58\ V$. Com tensões superiores a este nível, os transistores trabalham como circuito aberto, tirando todas as correntes daninhas para terra, protegendo tanto ao usuário como ao sistema de eletromiografia. Depois dos diodos de sujeição a sinal atravessa duas resistências de 2,2 $k\Omega$ e entram no amplificador de instrumentação [39].

Juntamente com a sua função de proteção, o circuito de proteção corresponde com a impedância necessária dos eletrodos. A fim de evitar a distorção do sinal, os eletrodos devem ter impedâncias perto de $5 - 10\ k\Omega$. Com sinais de entrada a níveis de voltagem correta, a impedância de entrada é visto como 6,6 $k\Omega$ (três 2,2 $k\Omega$ resistores em série).

Especificações do transistor

O par de transistores utilizados para o circuito de proteção é o BC547 (NPN) e BC557 (PNP). Este transistor é feito por uma variedade de empresas que oferecem as mesmas especificações e faixa de preço.

Simulação do circuito de proteção

O software *Pspice A/D* foi utilizado para simular e verificar o correto funcionamento do circuito de proteção. O circuito foi simulado para três requi-

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

sitos: Voltagem de bloqueio, a frequência de corte e cambio de fase (Figura 3.5).

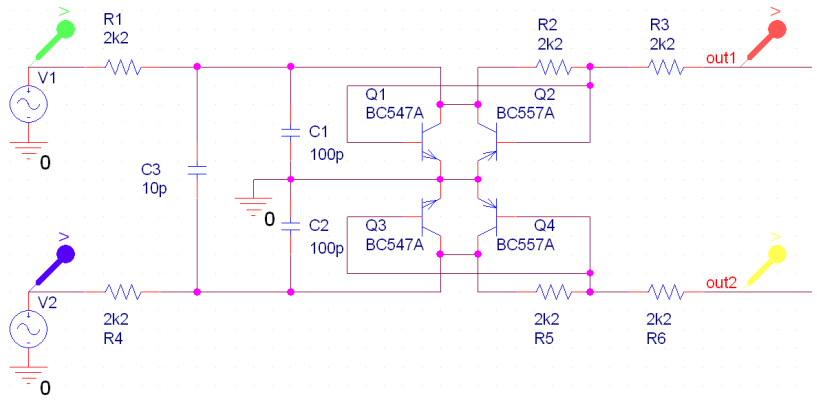


Figura 3.5: Esquema do circuito de proteção

Neste circuito os transistores BC547 são usados para as ondas positivas e os transistores BC557 para as ondas negativas, logrando obter uma proteção mais confiável. Estes atenuam toda sinal acima da voltagem $VBE(on)$ dos transistores BC547 e embaixo da voltagem $VBE(on)$ dos transistores BC557, segundo a Figura 3.6 e resultados mostrado na Figura 3.7.

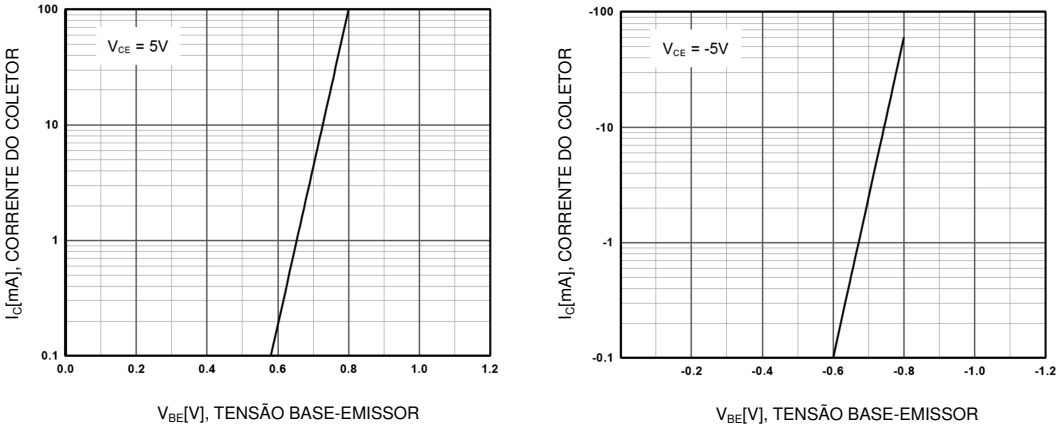


Figura 3.6: Voltagens de operação da Base-Emissor do transistor BC547 e BC557 respectivamente [40]

Além disso, o circuito de proteção apresenta um comportamento de filtro passa-baixa com frequência de corte de 434,15 kHz (Figura 3.8) e um desvio de fase que começa em 3,0 kHz (Figura 3.9).

Os sinais de importância para nosso sistema de eletromiografia são < 100 mV na faixa de frequência de 0 - 1,0 kHz. O circuito de proteção passa todos os sinais $<= 550$ mV e $<= 100,0$ kHz sem atenuá-la. Este claramente mostra

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

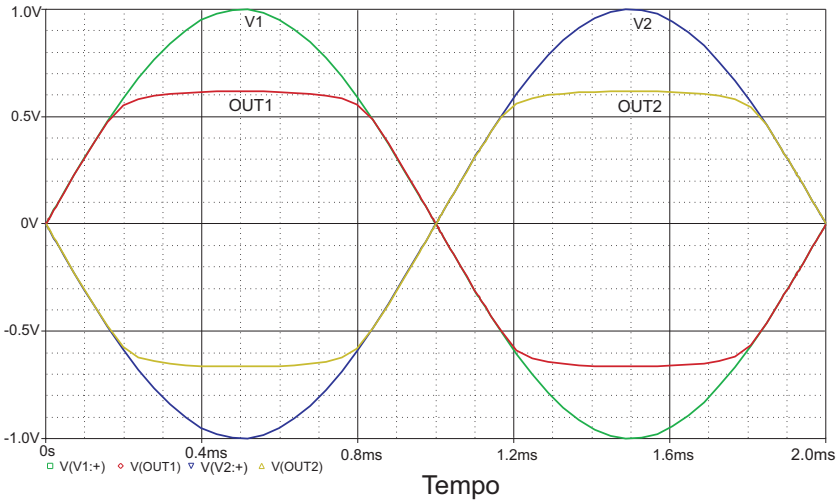


Figura 3.7: Voltagem resultante do esquema de proteção

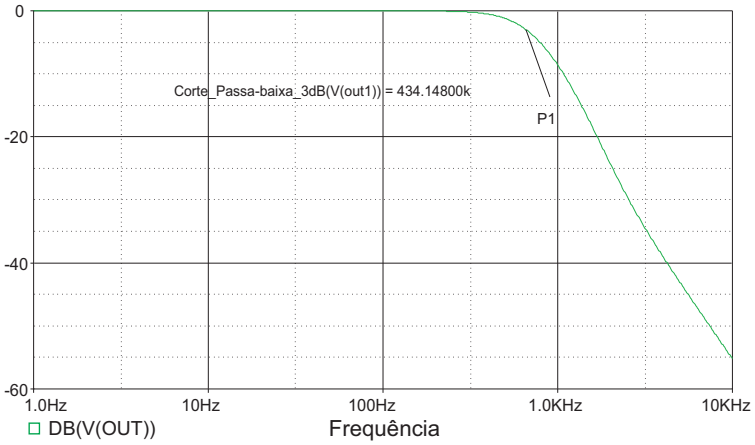


Figura 3.8: Frequência de corte do circuito de proteção

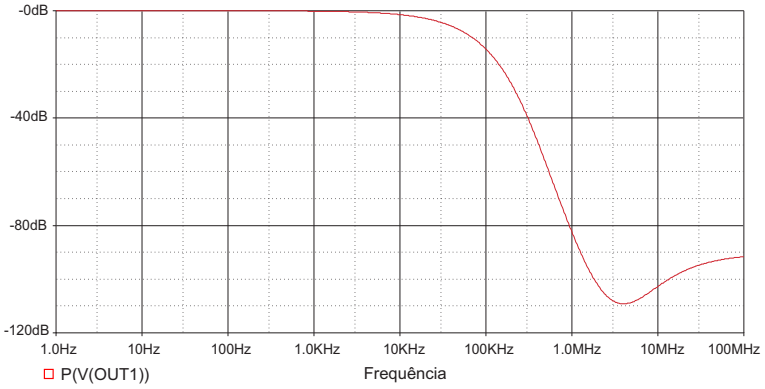


Figura 3.9: Desvio de fase do circuito de proteção

que o circuito de proteção consegue cumprir as características e necessidades de nosso sistema.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

3.1.3
Pré-amplificador

Em medida que os sinais mioelétricas são diminutos potenciais que estão na faixa de 200 $\mu V - 10\ mV$ pico a pico, os ruídos ou aparelhos como o ruído ambiente pode provocar uma falsa interpretação dos resultados. Pelo tanto, o amplificador da unidade de processamento precisa ser não só de suficiente sensibilidade como para detectar e amplificar os pequenos sinais, se não também tem que discriminar os ruídos para examinar só a atividade eletromiográficos. Os amplificadores diferenciais permitem rejeitar maior parte do ruído externo.

Os amplificadores de instrumentação se aplicam para realizar a combinação de sinais diferenciais crucial da etapa de amplificação. Este componente tem um papel importante na recuperação do sinal EMG.Muito tempo foi dedicado para assegurar que esta etapa seja corretamente projetada. Mesmo que existam muitas aplicações e tipos de amplificadores de instrumentação, o sistema de baixo sinal comprovou ser o método mais adequado para a aquisição do sinal EMG [39].

Algumas das razões mais relevantes para a escolha deste tipo de sistema de amplificação são as seguintes:

O amplificador de instrumentação pode ser considerado o componente mais importante do dispositivo EMG, e devido a este fato, uma explicação mais detalhada se justifica no funcionamento interno deste. É esta etapa que controla a combinação essencial dos sinais de entrada diferencial e estabelece a relação de rejeição de modo comum para todo o dispositivo. Sendo também o amplificador de instrumentação que faz frente ao ruído no sinal de entrada, porque o sinal de saída pode ser o suficientemente grande para reduzir este efeito [39].

O amplificador de instrumentação INA114 de *Texas Instruments* é um circuito integrado que cumpre com as características mencionadas e está especialmente construído para propósitos de instrumentação médica. Este amplificador de instrumentação oferece uma alta precisão, com uma voltagem offset máximo de 50 μV. Amplifica o sinal diferencial com um ganho variável de 1 a 10000 vezes, dependendo da resistência externa. Possui proteção de sobre voltagem em cada uma de suas entradas, apresenta um alto CMRR de 130 dB em ganho de 1000, sendo mais que suficiente para o projeto [41].

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

O ganho do amplificador operacional pode ser calculado pela equação 3-1.

$$G = 1 + 50\ k\Omega/RG \tag{3-1}$$

Onde RG é a resistência externa que define o ganho do amplificador instrumental como é mostrado na Figura 3.10. Neste projeto $RG = 1,64\ k\Omega$ onde se obtém $G = 31,49$.

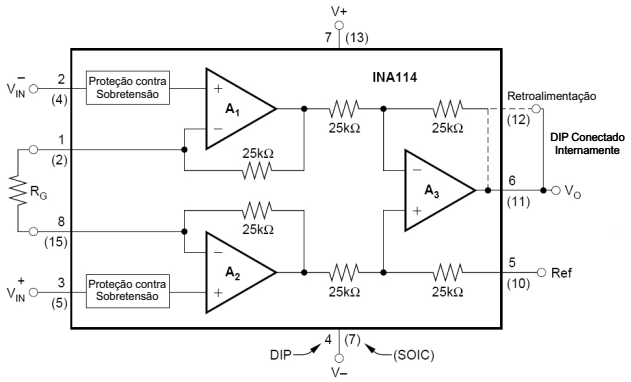


Figura 3.10: Amplificador Instrumental INA114 [41]

3.1.4
Right Leg Driver (RLD)

O circuito RLD tem como objetivo colocar o paciente no mesmo potencial do circuito elétrico. Isso evita problemas de descarga elétrica (prevenindo choques elétricos) e, principalmente, minimiza ruídos gerados pelos potenciais de modo comum, que aparecem quando o corpo do paciente não está aterrado no mesmo potencial da referência dos amplificadores [42].

Esse sistema serve para evitar interferências e como dispositivo de segurança, o qual desconecta o usuário do circuito de aterramento, quando o amplificador satura (alta tensão entre usuário e terra). Nesse método, é utilizado um circuito de realimentação negativa, na qual a tensão em modo comum é alimentada por um terceiro eletrodo via um amplificador de realimentação para se opuser ao sinal de modo comum. Aquilo causa uma realimentação negativa, que faz com que a tensão de modo comum diminuía [41].

3.1.5
Amplificação

Nesta etapa colocamos um circuito de amplificação, com a finalidade de amplificar os sinais pequenos e mediante o uso de um potenciômetro ter

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

a possibilidade de controlar o ganho, segundo o nível de contração de cada músculo que se deseja analisar.

Para este, foi utilizado o projeto de um amplificador não inversor (Figura 3.11), para utilizar a realimentação negativa e estabilizar o ganho total de tensão. Além, o amplificador operacional em laço aberto apresenta uma impedância muito alta. Com este tipo de amplificador a realimentação negativa produz um incremento maior da impedância de entrada e a diminuição da impedância de saída [43].

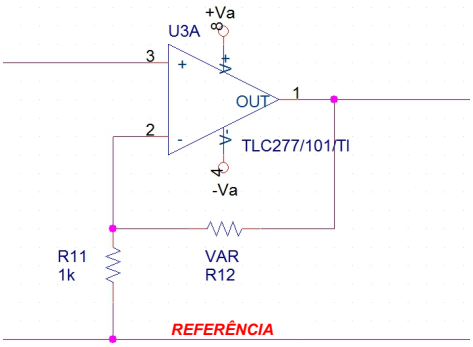


Figura 3.11: Esquema do amplificador não inversor

Dividendo V_{out} por V_{in} obtemos o ganho de tensão (ACL) [43], segundo é mostrado na equação 3-2:

$$ACL = \frac{R12 + R11}{R11} = 1 + \frac{R12}{R11} \tag{3-2}$$

Onde:

V_i é a entrada da tensão.

V_{out} é a saída da tensão.

$R12$ é a resistência de realimentação, e

$R11$ é a resistência conectada à entrada negativa do op-amp com a referência.

Para $R12$ foi usado um potenciômetro de 100 $k\Omega$ e para $R11$ uma resistência de 1 $k\Omega$, onde o ganho pode ser sintonizado até um valor de 101 para esta etapa.

3.1.6 Filtragem

Com o sinal EMG é alterado com muitos componentes de diferentes frequências, deve ser filtrado, de tal forma a rejeitar o ruído e limitar em

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

banda o sinal de entrada, e assim obter um sinal EMG mais limpo de ruídos existentes.

A função de um filtro é deixar passar uma banda de frequências enquanto atenuam outras. Nos circuitos elétricos utilizam-se tanto filtros ativos como passivos, mas os filtros ativos oferecem mais vantagem sobre os filtros passivos. Os filtros ativos não produzem efeito de carga na fonte de entrada, devido à alta resistência de entrada e à baixa resistência de saída dos amplificadores operacionais. Os efeitos parasitos são reduzidos pelo menor tamanho. Um filtro ativo pode proporcionar um ganho, enquanto os filtros passivos produzem uma perda significativa. Os filtros ativos são utilizados em quase todos os sistemas eletrônicos complexos, em aplicações de comunicação e processamento de sinais, tais como televisão, telefone, radar, satélites espaciais e equipes biomédicas [44].

Por enquanto para esta etapa, utilizam-se dois filtros ativos, um passa-alta e outro passa-baixa, que em cascata formam um filtro passa-banda com frequências de corte 15,6 Hz e 577 Hz.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Filtro Passa Alta

Para o projeto do filtro passa-alta, foi escolhido o filtro *Butterworth* de ordem 2, porque apresenta, banda passante plana, banda eliminada monotônica e uma boa curva descendente. Em termos de amortecimento, a resposta de *Butterworth* tem um amortecimento crítico, sem apresentar ondas [43].

Este filtro é mais adequado para aplicações que requerem preservação da linearidade da amplitude na região passa-banda. É precisamente esta característica que faz o filtro *Butterworth* um candidato ideal para o condicionamento do sinal EMG [28].

O filtro ativo passa-alta *Butterworth* podem efetuar-se em cascata circuitos Sallen-Key modificados (Figura 3.12), onde os valores de resistências e condensadores têm os mesmos valores respectivamente [45].

A frequência de corte do filtro global se relaciona com R e C, segundo é mostrado na equação 3-3:

$$Fc = \frac{1}{2\pi RC} \tag{3-3}$$

Por tanto, se o valor do condensador selecionado é muito pequeno, a re-

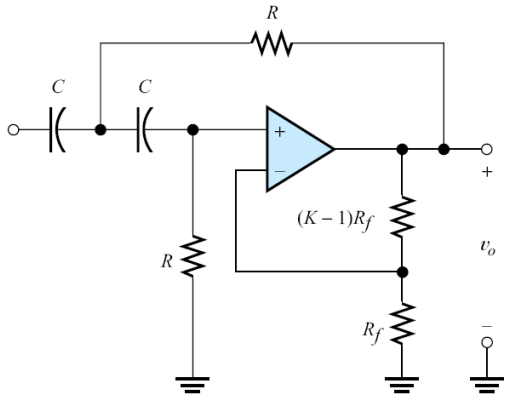


Figura 3.12: Filtro ativo passa-alta Sallen-Key [45]

sistência logra obter valores muitos altos, onde a capacidade parasita da fiação pode afetar os circuitos de alta impedância, por tanto foram utilizados valores baixos de condensador, mas não muito pequeno. Em circuitos discretos, valores inferiores a centenas de picofarads são seguramente, demasiado pequenos [45].

Escolhemos um valor arbitrário para os condensadores de $C = 150\ nF$. Este valor está normalizado e não é muito grande.

$$R = \frac{1}{2.\pi.Fc.C} = 68\ k\Omega$$

Da tabela 3.1 para ordem 2 temos que $k = 1,586$.

Tabela 3.1: Valores de k para filtros Butterworth [45]

Ordem	k
2	1,586
4	1,152 2,235
6	1,068 1,586 2,483
8	1,038 1,337 1,889 2,610

Logo obtemos os valores Rf e $Rf(k-1)$ mostrados na Figura 3.12, segundo o valor k achado e segundo os valores comerciais de resistência no mercado:

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

$$
\begin{aligned}
Rf &= 22\,k\Omega \\
Rf(k-1) &= 12,9\,k\Omega
\end{aligned}
$$

Filtro Passa Baixa

Projeta-se um filtro *Butterworth* passa-baixa de segundo ordem, com frequência de corte em 577 Hz, conectado em cascada um circuito *Sallen-Key* modificado que permite fazer o cálculo com valores iguais de resistências R e condensadores C, como é mostrado na Figura 3.13.

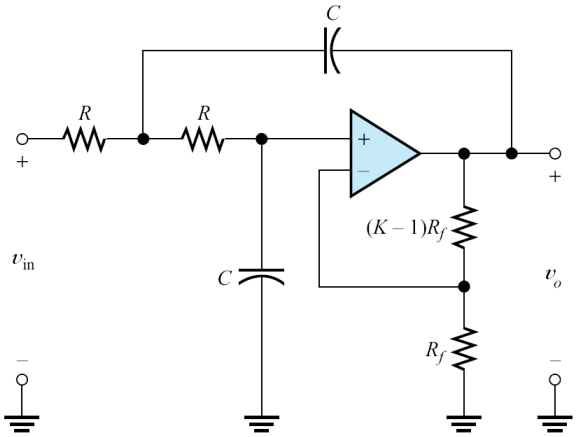


Figura 3.13: Filtro ativo passa-baixa Sallen-Key [45]

A frequência de corte do filtro global se relaciona com R e C mediante:

$$f_C = \frac{1}{2.\pi.R.C}$$

Escolhemos um valor arbitrário para os condensadores de $C = 33\ nF$.

$$R = \frac{1}{2.\pi.f_C.C} = 8,2\,k\Omega$$

Da tabela 3.1 para ordem 2 temos que $k = 1,586$. Logo obtemos os valores Rf e $Rf(k-1)$ mostrados na Figura 3.13, segundo o valor k achado e segundo os valores comerciais de resistência no mercado:

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

$$
\begin{aligned}
Rf &= 22\,k\Omega \\
Rf(k-1) &= 12,9\,k\Omega
\end{aligned}
$$

Uma importante consideração no projeto destes circuitos é sua sensibilidade às variações do valor dos componentes. Os filtros ativos, especialmente os filtros de ordem alta ou filtros de banda estreita, podem ser particularmente sensíveis [45], no entanto, com ajuda do software *PSpice* utilizamos configurações de circuito e valores dos componentes que minimizem esta sensibilidade (Figura 3.14).

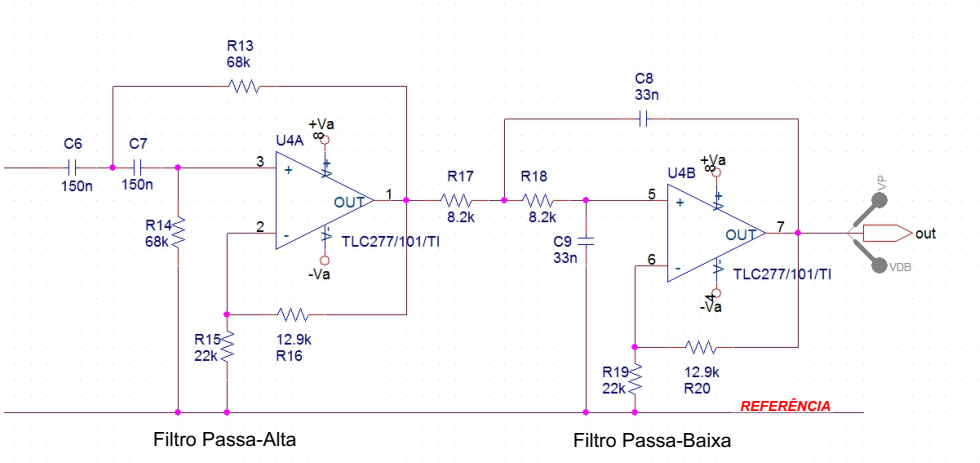


Figura 3.14: Circuito de Filtro Passa-Banda

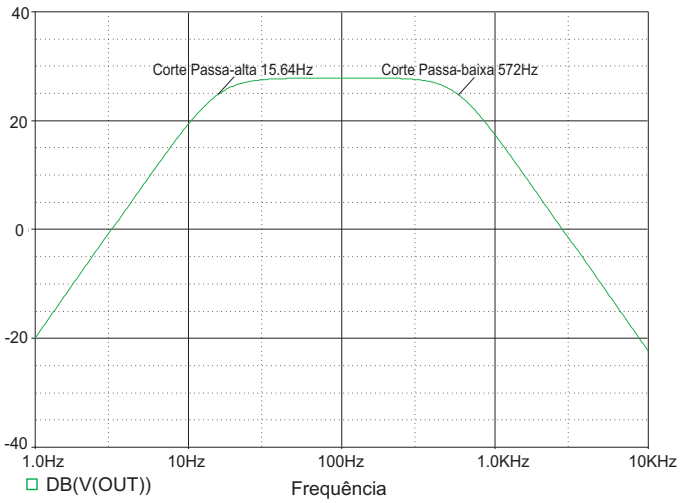


Figura 3.15: Diagrama de bode do Circuito Passa-Banda

Podem utilizar-se distintos métodos para avaliar a sensibilidade de um determinado circuito à variação do valor de seus componentes. Um dos mais

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

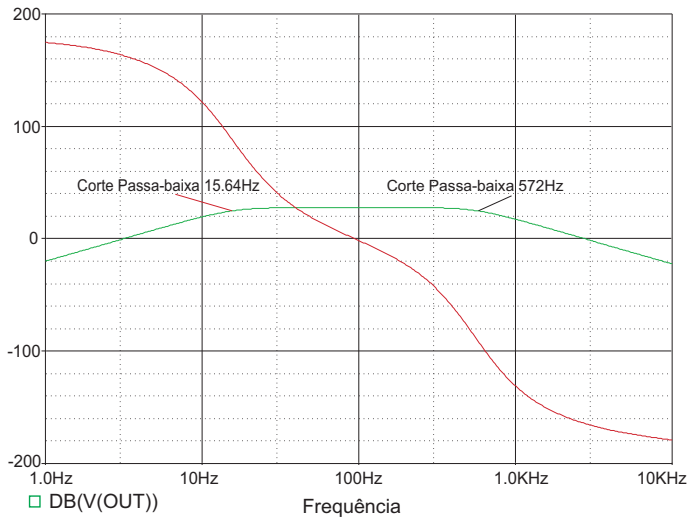


Figura 3.16: Desvio de fase do Circuito Passa-Banda

fáceis de utilizar é a análise Monte Carlo, método incorporado no software *PSpice*. O método de Monte Carlo é um método numérico que permite resolver problemas mediante a simulação de variáveis aleatórias [46].

Podemos especificar as tolerâncias de cada um dos componentes e posteriormente realizar uma análise do circuito para um número determinado de valores aleatórios dos componentes [45].

Colocamos como tolerâncias; 1% para as resistências e 5% para os condensadores, fizemos 50 corridas para cada filtro e obtemos os seguintes resultados usando PSPICE que são mostrados na Figura 3.17 e Figura 3.18.

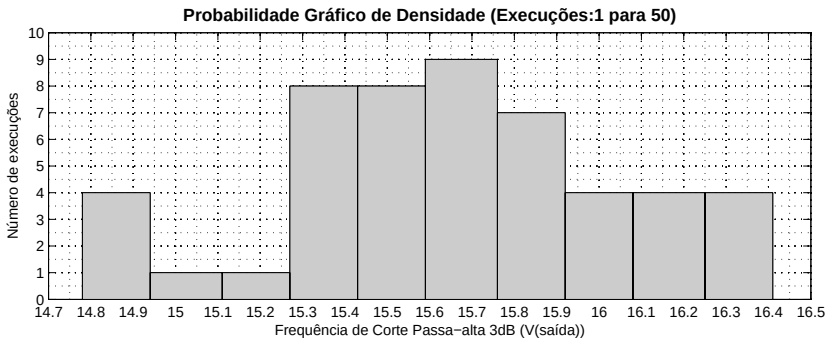


Figura 3.17: Análise de Monte Carlo para a frequência de corte de um filtro passa-alta salle-key
Informação Estatística, Média: 15,6529 Hz, Desvio Padrão: 400,17 mHz, Mediana: 15,6837 Hz.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

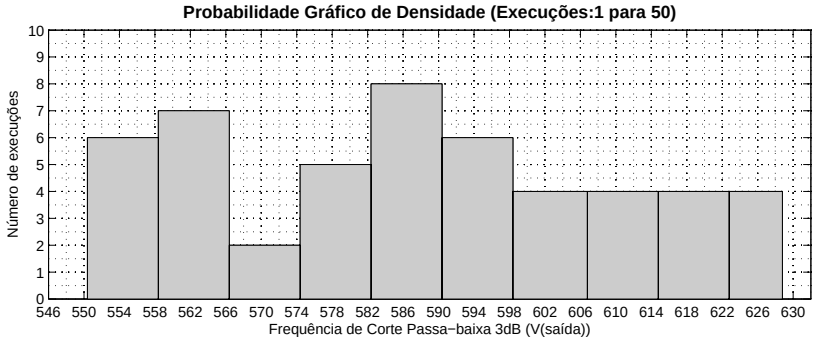


Figura 3.18: Análise de Monte Carlo para a frequência de corte de um filtro passa-baixa salle-key
Informação Estatística, Média: 588,028 Hz, Desvio Padrão: 22,8 Hz, Mediana: 588,622 Hz.

A mesma análise, para outras configurações de filtros, consegue obter desvios padrão muitos altos, que levam a mudar muito as características do filtro. Como exemplo se tem o análise Monte Carlo do filtro passa-baixa com estrutura VCVS, logra obter uma faixa muito alta (Figura 3.19), o qual produz alterações no funcionamento do sistema de eletromiografia.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

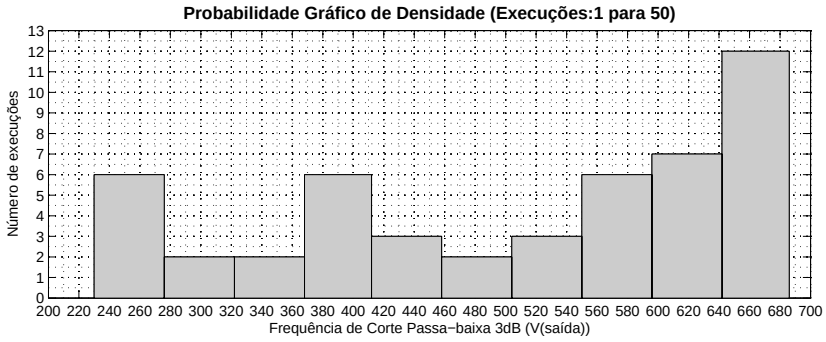


Figura 3.19: Análise de Monte Carlo para a frequência de corte de um filtro passa-baixa VCVS
Informação Estatística, Média: 507,0576 Hz, Desvio Padrão: 146,759 Hz, Mediana: 567,7438 Hz.

3.1.7
Projeto eletrônico

O sistema de eletromiografia foi projetado e simulado com *PSpice* e o projeto do PCB foi feito com o software *Eagle*, segundo as Figuras 3.20 e 3.21. Assim, foi obtido o circuito impresso final (Figura 3.22), utilizando componente SMD para obter um reduzido tamanho cm x cm.

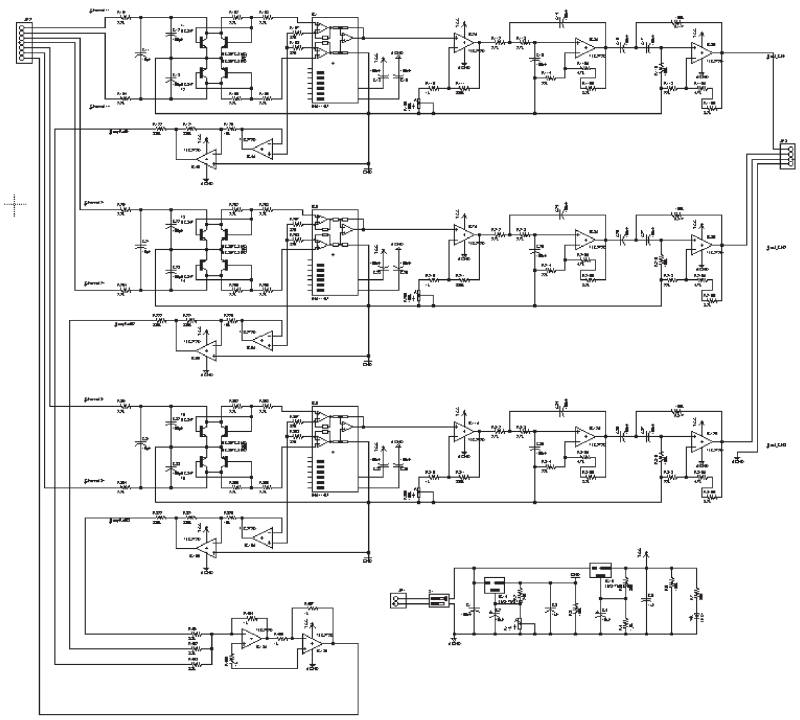


Figura 3.20: Esquemático do Sistema de Eletromiografia

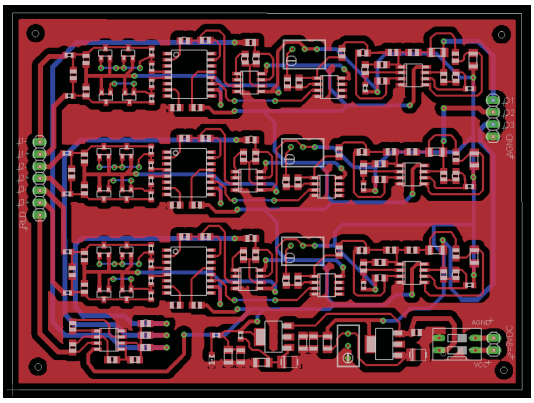


Figura 3.21: PCB do Circuito Impresso do Sistema de eletromiografia

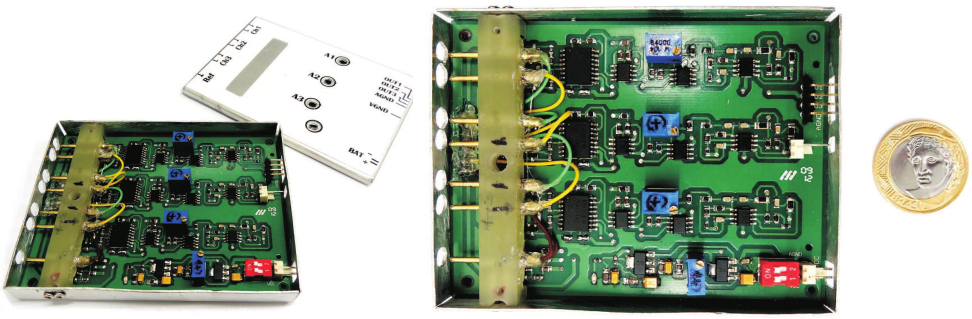


Figura 3.22: Circuito Impresso Final do Sistema de eletromiografia

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

3.1.8
Conversor Analógico para Digital (ADC)

A digitalização é realizada através da aquisição de dados do sistema CompactRIO NI 9012 da *National Instruments*, este sistema utiliza os componentes; NI 9205 como módulo de entrada analógica e NI 9403 como modulo de E/S digitais.

Como o modulo NI9205 pode-se utilizar uma configuração de medição diferencial, para obter medições mais precisas e de menos ruído (ver Tabela 3.2). Em uma configuração de conexão diferencial, o NI 9205 rejeita a tensão de ruído de modo comum, durante a medição.

Tabela 3.2: Características de entrada analógica do modulo NI9205

Resolução ADC	16 bits
Número de canais	32 saídas simples ou 16 canais de entrada analógicos diferenciais 1 canal de entrada digital, e 1 canal de saída digital
Tempo de conversão	4,00 μs (250 kS/s)
Intervalos nominais de entrada	$\pm 10\ V$, $\pm 5\ V$, $\pm 1\ V$, $\pm 0{,}2\ V$
Impedância de entrada Ligado Desligado/sobrecarregado	 $> 10\ G\Omega$ em paralelo com 100 pF 4,7 kΩ min
Proteção contra sobretensão	$\pm$ 30 V
Intervalo de temperatura em operação	-40 a +70°C

Os sistemas CompactRIO são formados por uma controladora embarcada reconfigurável, responsável pela comunicação e processamento, um chassi reconfigurável, que aloja um FPGA programável pelo usuário, módulos de E/S com troca em quente, e o software gráfico *LabVIEW*, que oferece rapidez na programação de tempo real, Windows e FPGAs. Podemos observar a arquitetura do CompactRIO na Figura 3.23.

3.1.9
Processo de Amostragem

Seja $x(t)$ um sinal análogo no domínio do tempo. Para desenvolver o teorema de amostragem, foi preciso utilizar um método conveniente com o qual se pode representar a amostragem de um sinal contínuo a intervalos regulares. Uma forma útil de fazer é mediante o uso de um trem de impulsos periódicos multiplicado pelo sinal contínuo $x(t)$ que desejamos amostrar. Este

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

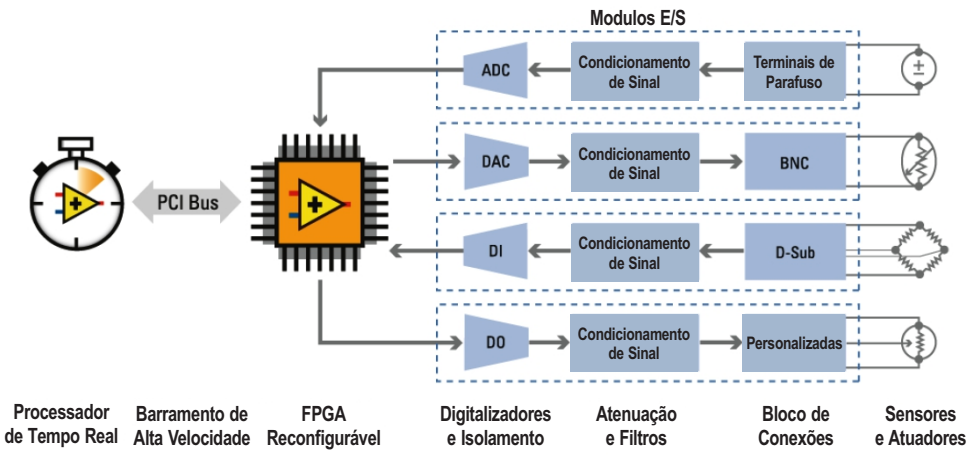


Figura 3.23: Arquitetura de Sistemas Reconfiguráveis Embebido

mecanismo é conhecido como amostragem com trem de impulsos, mostrada na Figura 3.24. O trem de impulsos periódicos $p(t)$, a função $\delta(t)$, que é conhecida como a função de amostragem, o período Ts como o período de amostragem e a frequência fundamental de $p(t)$, Fs, como a frequência de amostragem [47].

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

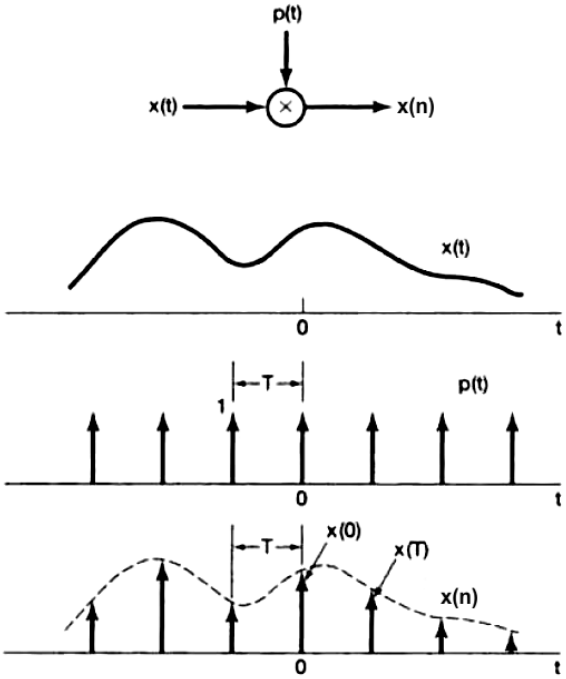


Figura 3.24: Amostragem com um trem de pulsos [47]

Devido à propriedade da amostragem do impulso unitário, se sabe que ao multiplicar $x(t)$ por um impulso unitário é amostrado o valor do sinal no ponto em que é localizado o impulso, o qual produz uma sequência numérica periódica na saída, $x(n)$, chamada função em tempo discreto.

Teorema de Amostragem, Teorema de Nyquist

A frequência de amostragem F_S tem que ser ao menos duas vezes mais elevada que a frequência máxima do sinal f_{max} com a fim de prever o fenômeno de "Aliasing"que muda a frequência real do sinal.

$$F_S \geq 2.f_{max}$$

Por isso, como nosso sinal sEMG apresenta características importantes no domínio da frequência na faixa de 16 Hz - 590 Hz, calculamos que a frequência de amostragem é:

$$F_S \geq 2\text{x}590\ Hz = 1180\ Hz \qquad \text{então} \qquad F_S = 2\ kHz$$

3.2
Avaliação eletromiográfica experimental

Como avaliação do funcionamento do sistema de eletromiografia, foram realizados alguns ensaios no músculo Bíceps Braquial, conforme mostrado na Figura 3.25 e 3.26. Para salvar aqueles registros foi utilizado um osciloscópio digital de marca RIGOL DS1102C.

Para colocar os eletrodos foi utilizado um gel condutor, com o objetivo de melhorar a condutância entre o eletrodo e a pele do paciente. A posição entre os eletrodos foi de 20 mm, utilizando também, um eletrodo como referência.

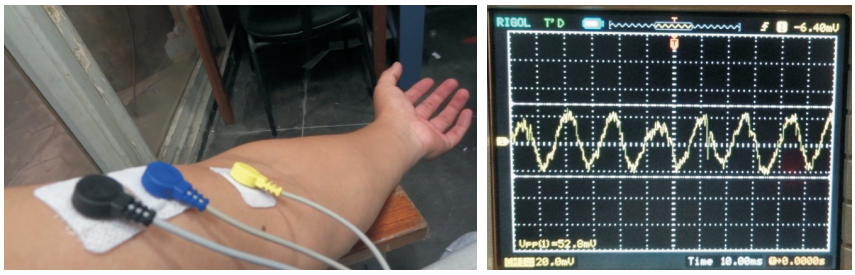


Figura 3.25: Registro eletromiográfico do músculo Relaxado

Os registros foram analisados com MatLab e comparados no espectro de frequências (Figura 3.27). Pode-se observar que o sistema de eletromiografia registrou as atividades musculares do músculo Bíceps Braquial, observando-se a interferência do ruído da linha elétrica.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

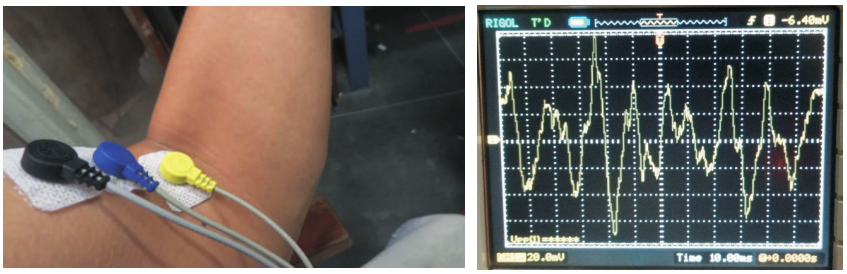


Figura 3.26: Registro eletromiográfico do músculo Contraído

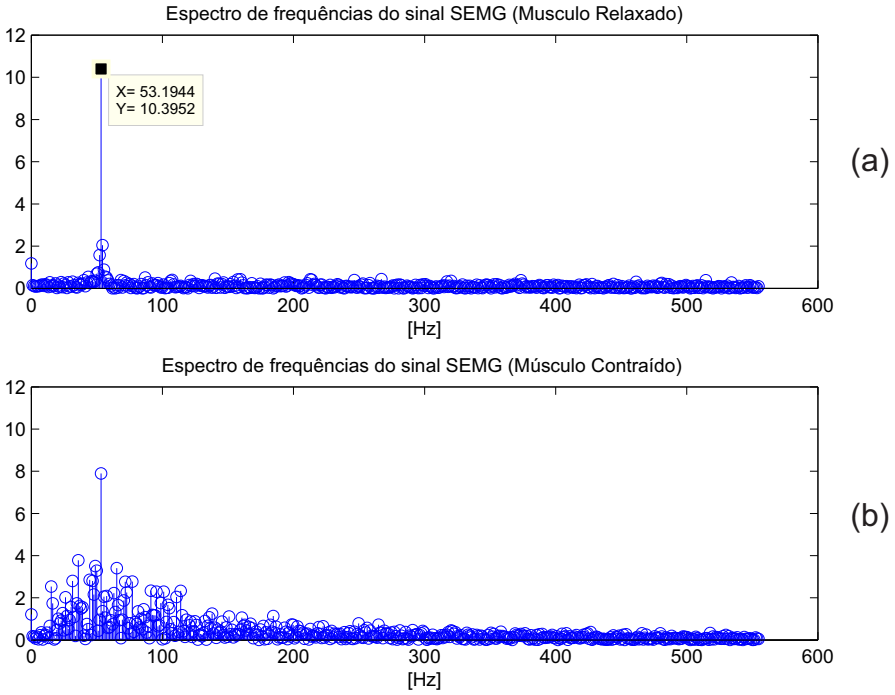


Figura 3.27: Espectros de frequências resultante para o músculo relaxado (a) e músculo contraído (b)

Na avaliação foram observados alguns problemas, um deles causados pela variação da distância entre os sensores. Ao ter maior distância entre os eletrodos é observado uma maior amplitude do sinal por efeito de outros sinais, além do efeito *crosstalk*, pelo qual foi muito importante seguir as normas do SENIAM. Para melhorar a qualidade de nosso sinal foi utilizado um mecanismo para fixar a distância entre os eletrodos (Figura 3.2). Além disso, foi utilizado uma faixa elástica preta (Figura 3.4) para ter um melhor contato e fixação dos sensores na pele, e não permitir que eles fiquem livres e descolados. Foi assim que melhorou muito a aquisição dos sinais e os resultados na classificação de padrões.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

4
Pré-processamento do Sinal Eletromiográfico de Superfície

Neste capítulo foi tratada a etapa de pré-processamento dos sinais sEMG que foram coletados pelo sistema de eletromiografia. Foi utilizado um filtro passa-baixa digital para rejeitar os ruídos de alta frequência e foi utilizado um filtro notch para rejeitar os harmônicos produzidos pela linha elétrica.

Foi considerado o tempo de 400 ms por grupo de amostras, para coletar os dados da atividade muscular. Tempo suficiente para conseguir identificar o tipo de movimento realizado com a mão. Finalmente nesta etapa, nosso sinal passa por uma análise de validação de padrão, que identifica se nosso sinal coletado é bem definido e representa um tipo de padrão de interesse, para logo ser direcionado para uma fase de processamento ou para simplesmente ser descartado.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

4.1
Pré-processamento

O diagrama de bloco mostrado na Figura 4.1, apresenta a sequência do processo na fase de pré-processamento.

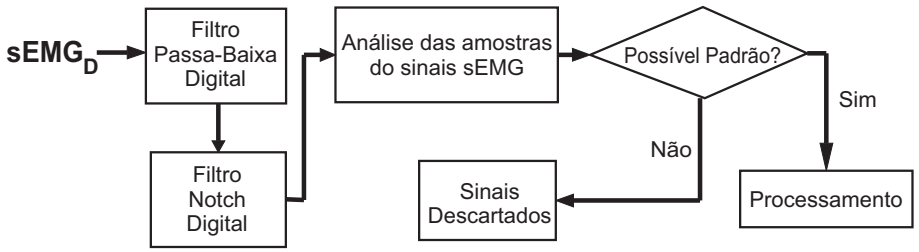


Figura 4.1: Diagrama de bloco da fase de pré-processamento

4.1.1
Filtro Passa-Baixa Digital IIR

Para a análise dos sinais sEMG, utilizamos filtros IIR, porque requerem um número menor de coeficientes em comparação com os filtros FIR, exigindo

assim menor capacidade de processamento por parte do processador, requerendo menos memória, e induzindo menor atraso nas amostras de saída em relação às amostras de entrada [48]. Além disso, os filtros IIR provêem uma alta seleção para uma ordem particular, além de que seu projeto não requer iteração. Brinda precisão no ganho e na frequência de corte [48].

O tipo de filtro IIR que melhor resultados brindam como filtro passa-baixa é o tipo Butterworth [48].

Utilizando as equações 2-3, 2-4, 2-5 e 2-6 para $f_P = 400\ Hz$, $f_S = 600\ Hz$, $\delta_1 = -1\ dB$, $\delta_2 = -20\ dB$ e $F_S = 2000\ Hz$, obtemos:

$$N \geq 7,3327$$

Portanto, a ordem requerida do filtro é $N = 8$

Assim, o sinal é filtrado por uma *Butterworth* de oitava ordem passa-baixa do filtro digital. A magnitude e a fase da resposta de frequência é mostrado na Figura 4.2.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

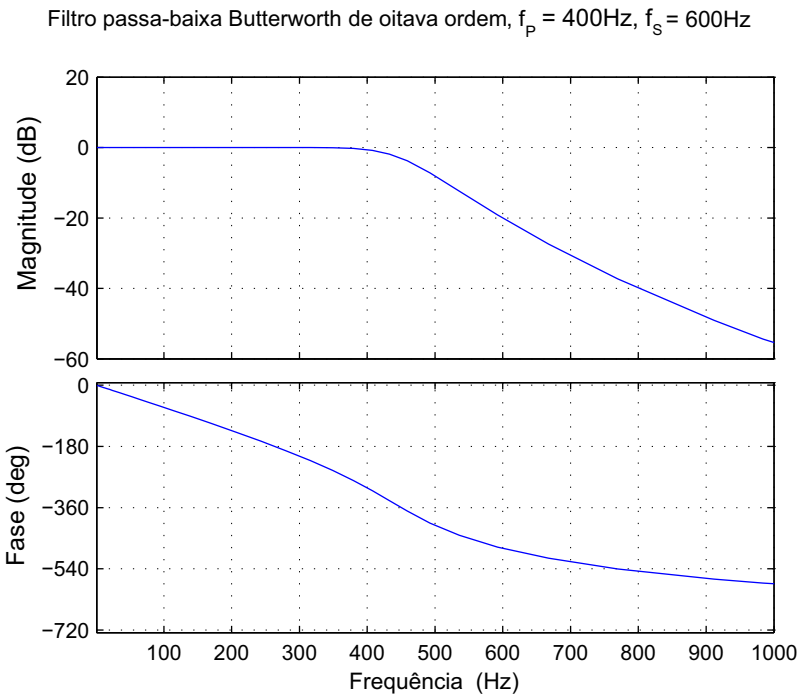


Figura 4.2: Magnitude e fase da resposta em frequência do filtro Butterworth

Existem diferentes métodos para projetar estes filtros no domínio z a partir do domínio de s, mas entre os filtros IIR, utilizamos o método de

transformação bilinear por mostrar melhor desempenho.

4.1.2
Filtro Notch

Nossos sinais sEMG estão sujeitos a ruído de 60 Hz proveniente do sistema de distribuição de energia elétrica que utilizamos para alimentar nosso sistema CompactRIO na etapa de processamento e de qualquer tipo de instrumento na qual utiliza a linha elétrica, como é mostrado na Figura 3.27.

Para rejeitar o ruído da linha elétrica foi implementado um filtro Notch com ajuda das livrarias do modulo FPGA que foram carregados no software *Labview* para utilizar o sistema CRIO. Aquela livraria nos ajuda atenuar as frequências indesejadas, utilizando um filtro notch IIR de segunda ordem e utilizando as equações 2-9 e 2-10, as quais foi configurada com a frequência de rejeição (f_{Notch}) em 60 Hz, taxa de amostragem (F_S) de 2 kHz, fator de qualidade ($Q = f_{Notch}/b$) igual a 12 (b = 5 Hz). Como resultado do bom funcionamento do filtro notch é mostrado as Figuras 4.3 e 4.4.

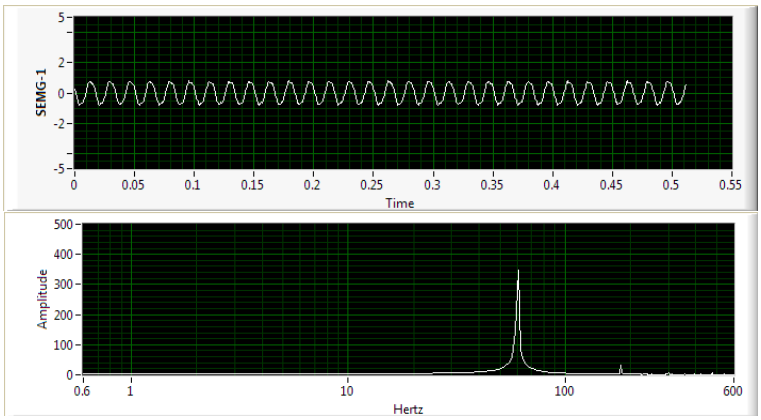


Figura 4.3: Reposta no tempo e na frequência sem utilizar filtro notch

4.2
Análise das amostras do sinal sEMG filtrada

Antes da fase de processamento, o sinal sEMG já digitalizado passa por uma etapa de análise para saber se o grupo de amostras coletadas pode ser um tipo de padrão bem definido ou pode ser um tipo de sinal coletado com erros, como pode ser o caso da coleta das amostras, no momento da transição de uma postura para outra.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

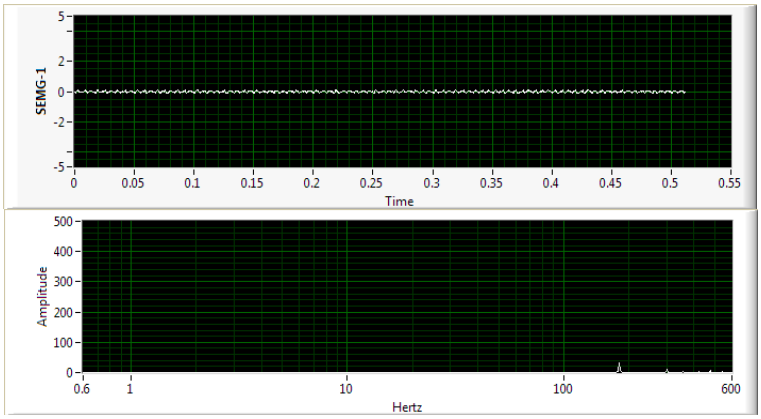


Figura 4.4: Reposta no tempo e na frequência utilizando filtro notch

Nesta análise vamos fazer uso da raiz do valor quadrático médio (RMS), medida estatística para calcular a magnitude de cada sub-amostras agrupadas de um conjunto de amostras para um sinal sEMG. Na Figura 4.5 mostramos 4 sub-amostras, que são analisadas para determinar se sofre ou não muita variação ao longo do sinal. No caso da figura, pode ser observado que é um sinal em transição de uma postura para outra e a amostra teria que ser descartado.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

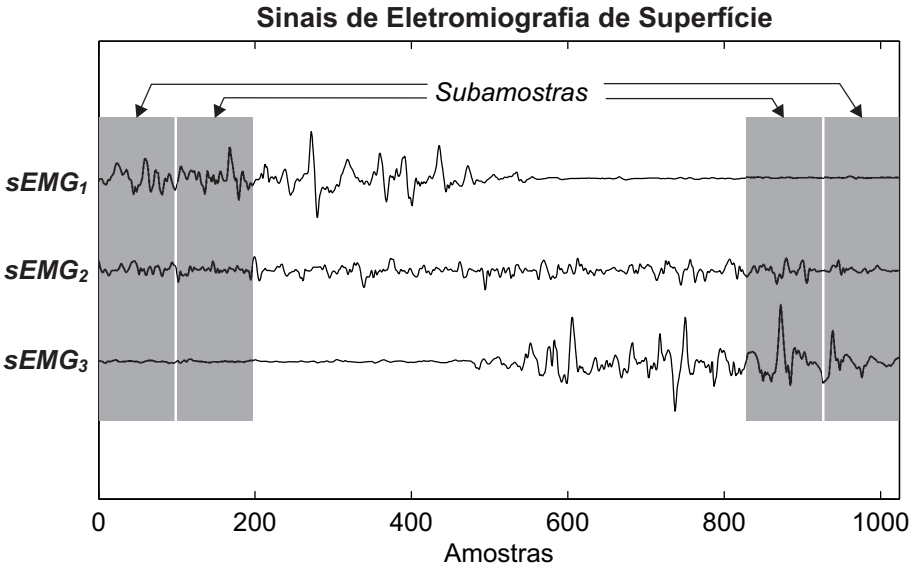


Figura 4.5: Análise de amostragem do sinal sEMG digitalizada

Os sinais $sEMG_1$, $sEMG_2$ e $sEMG_3$ da Figura 4.5, são respectivamente os sinais eletromiográficos dos músculos palmar longo, extensor radial longo do carpo e extensor dos dedos.

Vamos utilizar o conceito de RMS para analisar cada sub-amostra. Sendo $x[n]$ o sinal no intervalo do tempo $n_1 \leq n \leq n_2$, o RMS para cada

amostra é definida como:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n_2 - n_1} \sum_{n=n_1}^{n_2} x[n]^2}$$

Calculamos o valor médio das RMS das M sub-amostras da amostra coletada para um sinal sEMG.

$$\overline{RMS} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} RMS_i, \qquad i = 1, 2, .., M$$

Para validar o sinal, utilizamos o valor relativo da sub-amostra (rms_i), utilizamos as seguintes funções (4-1):

$$rms_i = \frac{RMS_i}{\overline{RMS}} \quad \&\& \quad |rms_i - 1| < \theta_{erro} \tag{4-1}$$

Onde θ_{erro} é o valor admissível de erro como limite máximo.

A partir do RMS vamos utilizar o conceito da potência média ($\overline{P}$) [47], para estimar o valor da energia total das amostras.

$$\overline{P} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} RMS^2, \qquad i = 1, 2, .., M$$

O cálculo da energia total ($\overline{E}_T$) dos três sinais eletromiográficos para nossa análise é calculado com:

$$\overline{E}_T = (\overline{P}_{sEMG_1} + \overline{P}_{sEMG_2} + \overline{P}_{sEMG_3})\text{x}N$$

Onde N é o número total de dados de uma amostra.

Para nossa análise da amostra do sinal sEMG, utilizamos as seguintes regras lógicas 4-2. Determinamos como um possível padrão quando cumpre com as equações 4-1 e 4-2, e se não é determinado como padrão, a mão robótica continua na mesma posição.

$$\text{Saída} : \begin{cases} \text{se } \overline{E}_T > \theta_{Emax} & \text{; Possível padrão} \\ \text{se } \overline{E}_T < \theta_{Emin} & \text{; Padrão: mão relaxada} \\ Outro & \text{; Não é padrão} \end{cases} \tag{4-2}$$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Onde θ_{Emax} e θ_{Emin} é respectivamente o valor máximo e o valor mínimo admissível de energia, e são calculados experimentalmente ao igual que θ_{erro}.

4.2.1
Criação de Base de Dados

Foi criada uma base de dados de sinais sEMG, a partir dos três músculos estudados (palmar longo, extensor radial longo do carpo, e o músculo extensor dos dedos communis) para a análise de seis diferentes posições da mão (Figura 4.6) na qual também chamamos de padrões.

Figura 4.6: Tipos de movimento da mão para ser utilizado como padrões de reconhecimento

Para a criação da base de dados foi utilizado a CompactRio NI 9012 como sistema de aquisição, e foi utilizado o software Labview para programar a CompactRio e para criar um ambiente gráfico no computador que nos facilita a visualização dos sinais eletromiográficos na escala do tempo e a frequência (Figura 4.7).

A base de dados está composta por 1336 arquivos (Tabela 4.1). Cada arquivo contém registros temporais dos 3 pares de eletrodos utilizados. Todos os arquivos foram registrados com relação aos 6 diferentes tipos de posições da mão (Figura 4.6).

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

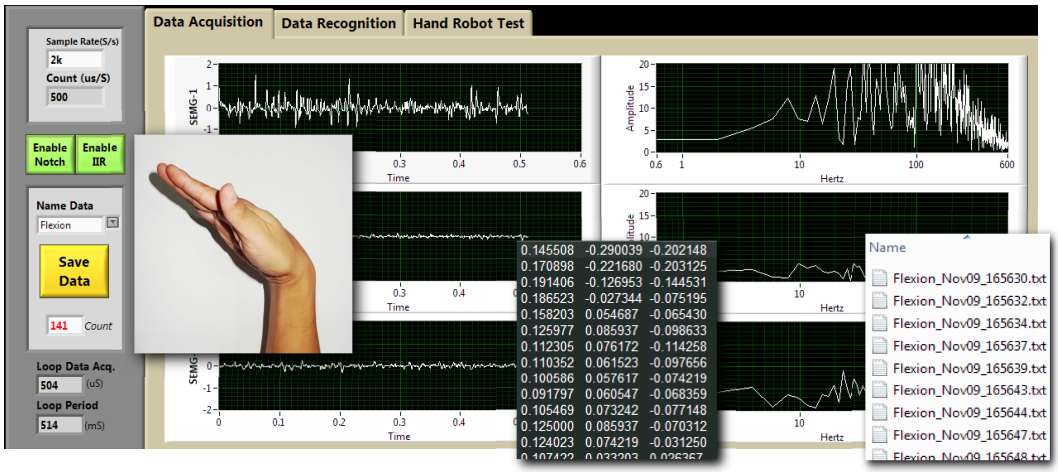


Figura 4.7: Ambiente gráfico para a aquisição de dados

Tabela 4.1: Base de dados de sinais sEMG para a análise de seis diferentes posições da mão

Nome de Padrão	Classe	Número de Registros
Extensão	0	223
Flexão	1	226
Polegar para acima	2	231
Punho	3	223
Aperto esférico	4	225
Dedos abertos	5	208

4.3 Conclusões

Neste capítulo foi utilizado um filtro notch digital de segundo ordem, que atenuou o ruído produzido pela linha elétrica.

Para estimar os parâmetros das equações 4-1 e 4-2, foi utilizada a base de dados que contém 1336 registros de sinais sEMG dividido entre os 6 padrões, segundo é mostrado na tabela 4.2. Com a ajuda do gráfico bloxplot 4.8 da energia total, estimada dos registros para cada padrão, foram determinados os valores dos parâmetros $\theta_{erro} = 0,6$ (60%), $\theta_{Emax} = 10$ e $\theta_{Emin} = 2$, sabendo que o tamanho de dados para cada amostra é de $N = 1024$, como também de cada amostra foi extraído 4 sub-amostras ($M = 4$).

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Tabela 4.2: Tabela resultado para 60% de erro permissível e 100 ms de faixa analisada para cada sub-amostra

Nome de Padrão	**Número de Registros**	**Bem definido (%)**	**Valor médio Energia Total**	**Valor máximo Energia Total**
Extensão	223	91,03	26,15	109,85
Flexão	226	96,02	26,88	88,06
Polegar para acima	231	83,98	12,45	77,07
Punho	223	90,13	42,40	192,05
Aperto esférico	225	98,67	51,40	161,48
Dedos abertos	208	94,23	16,09	44,58

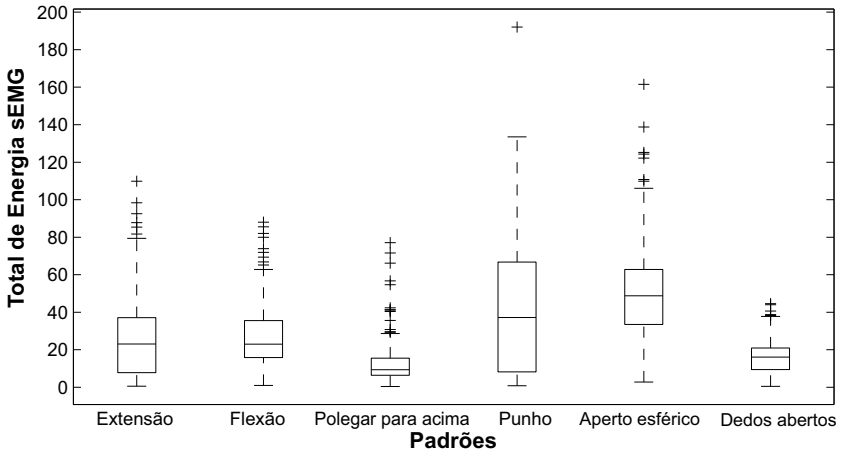


Figura 4.8: Boxplot da Energia total estimada da base de dados

Além disso, o tempo de processamento na análise da amostra é de aproximadamente 50 μs para cada registro do sinal eletromiográfico de superfície.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

5
Processamento do Sinal Eletromiográfico de Superfície

Neste capítulo falaremos sobre o processamento do sinal eletromiográfico de superfície, no qual são implementadas rotinas de extração de características dos dados baseados na transformada wavelet, estatísticas de ordem elevada e redes neurais como método de classificação segundo é apresentado na Figura 5.1.

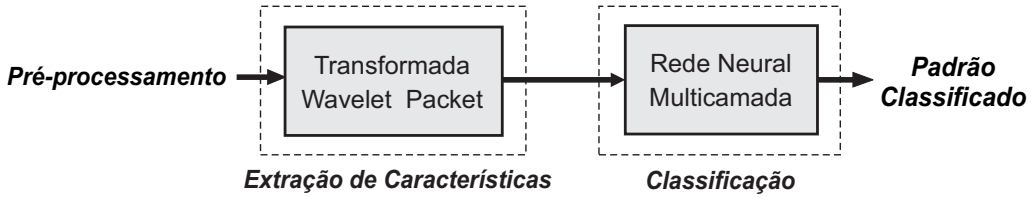


Figura 5.1: Diagrama de bloco da fase de processamento

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

5.1
Extração de Características

Como método de extração de características do sinal sEMG, utilizamos a transformada wavelet baseada na função base *wavelet daubechies* de ordem 6, criando assim um árvore de decomposição, como é mostrado na Figura 5.2. Além disso, em cada nível a banda de frequências é dividida em bandas de frequências mais altas e frequências mais baixas (Figura 2.19). Para nosso sinal que apresenta uma frequência de amostragem $F_S = 2\ kHz$ com $N = 1024$ dados na amostra, utilizamos a transformada wavelets com árvore de decomposição até o nível 7, tendo como referência que o nível máximo de decomposição é de valor 10 ($log_2 N = 10$). No nível 7, a faixa de frequência de cada nó tem uma diferença de $\Delta f = 15,625\ Hz$ entre os nós, onde aproveitamos selecionar aqueles nós com bandas de frequências de interesse para nosso processamento.

$C_n^l(k)$ são os coeficientes da transformada wavelets para um nó, determinado para um nível de decomposição l, n como índice de localização do nó dentro de um nível de decomposição e k como o índice do vetor do coeficiente

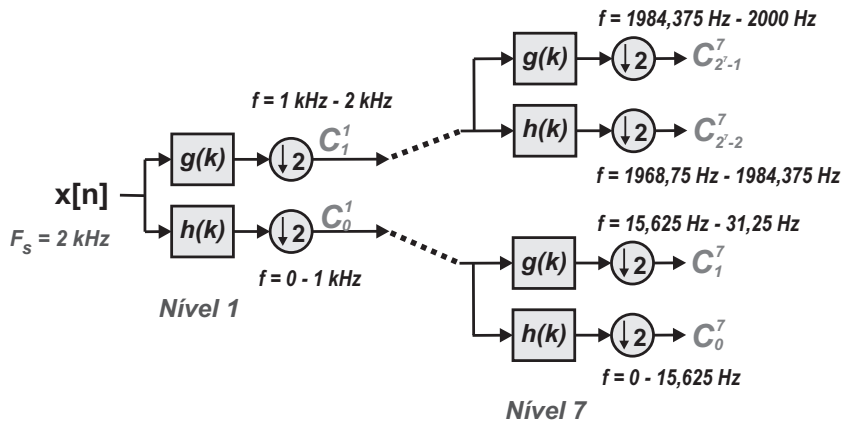


Figura 5.2: Árvore de banco de filtros da wavelet packets

da transformada wavelets (Figura 2.20).

Segundo os conceitos gerais, os harmônicos de interesse do sinal sEMG, estão aproximadamente na faixa de frequência 16 Hz - 400 Hz, portanto a partir da árvore wavelet packets se determina a utilização dos nós no nível 7, que permite selecionar um conjunto de nós com frequências contidas na faixa desejada. Como resultado obtemos a faixa de frequência 15,625 Hz - 406,25 Hz. No nível 7 se desconsiderou o nó inicial ($C^7_0 : 0 - 15,625\ Hz$) e os nós com frequências maiores que $406,25\ Hz$ (C^7_{26} para acima).

Na equação 5-1 calculamos a energia dos coeficientes wavelets (E^i_W), utilizando todos os nós selecionados no nível de profundidade da árvore wavelets estudada para um registro de sinal eletromiográfico.

$$E^i_W = \sum_{n=1}^{25} \sum_{k=0} |C^7_n(k)|^2, \qquad i = 1, 2, 3. \tag{5-1}$$

Onde i indica o número de canais utilizados para adquirir os registros dos sinais sEMG (lembrar que foram utilizados 3 canais). Obtemos E^1_W, E^2_W e E^3_W respectivamente dos registros eletromiográficos $sEMG_1$, $sEMG_2$, $sEMG_3$ e calculamos a energia total dos coeficientes wavelets E^T_W para os três sinais eletromiográficos estudados, segundo a equação 5-2.

$$E^T_W = E^1_W + E^2_W + E^3_W \tag{5-2}$$

Com as equações 5-1 e 5-2 calculamos a energia relativa dos coeficientes wavelets ($\overline{E}^i_W = E^i_W / E^T_W$) e obtemos $\overline{E}^1_W$, $\overline{E}^2_W$ e $\overline{E}^3_W$ para ser utilizados como valor característicos no treinamento e decisão sobre o sistema de classificação.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

5.2
Classificação de padrões de posições da mão

Para nosso sistema de classificação de padrões utilizamos o modelo de rede neural artificial multicamada perceptron (MLP). Este método ajuda resolver problemas que não são linearmente separáveis.

Como primeira parte de nosso modelo de sistema de classificação, utilizamos a base de dados para treinar nosso modelo de classificação e assim reconhecer os diferentes tipos de padrões segundo o diagrama mostrado na Figura 5.3.

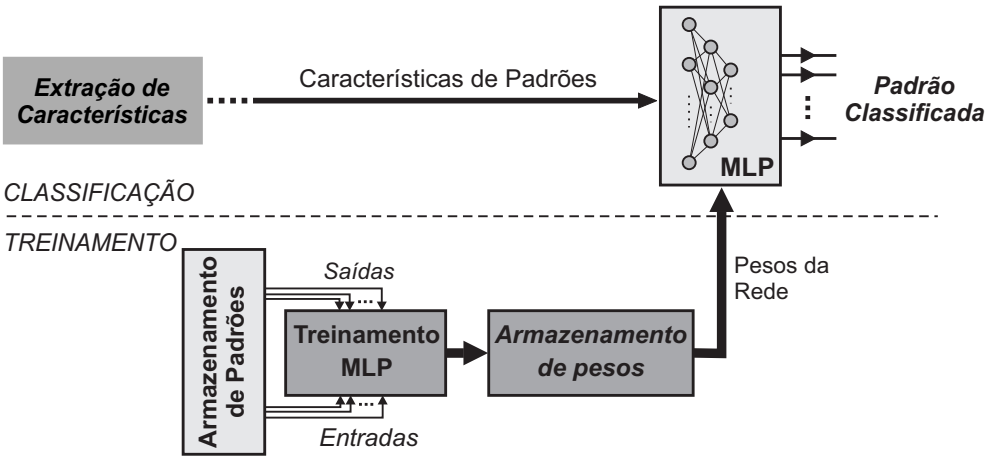


Figura 5.3: Diagrama do sistema de classificação de padrões

Para treinar nosso modelo de reconhecimento, a base de dado foi dividida em duas partes segundo o tipo de classe, 80% da base de dados foram utilizados para treinamento e 20% da base de dados para testar o modelo. Foi criado também um ambiente gráfico com *Labview* para extrair as características importantes dos sinais eletromiográficos e para nos facilitar a divisão dos grupos de dados para treinamento e teste do modelo de reconhecimento (ver tabela 5.1).

Para procurar a melhor configuração de nosso modelo de classificação vamos utilizar o software WEKA. Esta é uma ferramenta básica de mineração de dados na qual nos permite treinar o nosso modelo de classificação e salvar sua configuração.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Tabela 5.1: Divisão da base de dados em grupos para treinamento e teste do modelo de reconhecimento

Nome de Padrão	**Classe**	**Número de Registros**	**p/Treinar 80%**	**p/Testar 20%**
Extensão	0	223	178	45
Flexão	1	226	180	46
Polegar para acima	2	231	184	47
Punho	3	223	178	45
Aperto esférico	4	225	180	45
Dedos abertos	5	208	166	42

Foi feito o aprendizado do nosso sistema de forma iterativa até que o erro seja menor. Utilizamos diferentes números de processadores na camada escondida e analisamos os três grupos de padrões, iniciando com o grupo de reconhecimento de 6 padrões, seguindo com o grupo de 5 padrões onde foi excluído o padrão com menor porcentagem de reconhecimento e o terceiro grupo de 4 padrões, a taxa de aprendizado foi de 0,3 e o momentum de 0,2 para todas as configurações do nosso modelo de rede neural. Utilizamos diferentes tempos de treinamento para todos os modelos e mostramos os modelos com os três melhores resultados no número de processadores na camada escondida, para os 3 diferentes grupos, Figuras (5.4, 5.5 e 5.6).

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

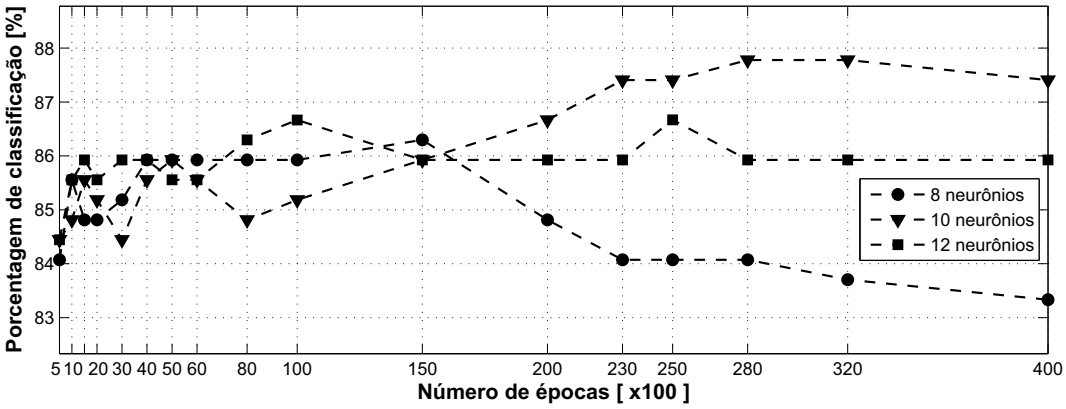


Figura 5.4: Comparação com diferentes neurônios na camada oculta do MLP na classificação do grupo de 6 padrões com os dados de teste

Na Figura 5.4 se pode observar que o melhor resultado de clasificação foi com 10 neurônios na camada escondida. A matriz de confusão para este modelo é mostrada na tabela 5.2.

Tabela 5.2: Matriz de confusão para o modelo de classificação de 6 padrões

Classificado como −− >	**= 0**	**= 1**	**= 2**	**= 3**	**= 4**	**= 5**
Extensão = 0	38	0	1	2	3	1
Flexão = 1	0	45	0	0	0	1
Polegar para acima = 2	3	0	38	0	1	5
Punho = 3	3	0	0	39	1	2
Aperto esférico = 4	0	0	0	0	43	2
Dedos abertos = 5	1	2	1	1	3	34

Da matriz de confusão se pode observar a classe que foi erradamente classificada. Em relação da quantidade de dados para teste em cada classe, a classe 5 (Dedos abertos) é erradamente classificada maiormente como a classe 4 (Aperto esférico) e a classe 1 (Flexão). O resultado de fato é porque o músculo extensor dos dedos, realiza maior trabalho em aquelas classes.

Para nossa seguinte grupo de classificação se desconsidera a classe 5 (Dedos abertos) por ter maior erro na classificação.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

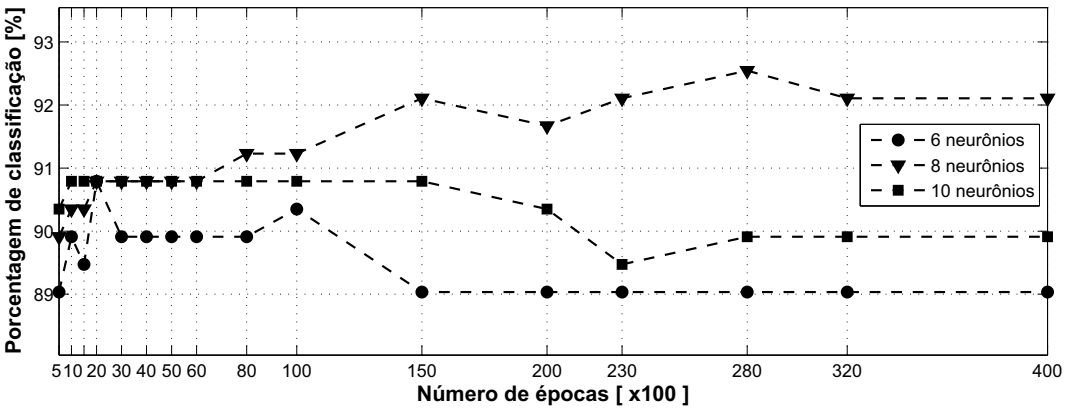


Figura 5.5: Comparação com diferentes neurônios na camada oculta do MLP na classificação de 5 padrões com os dados de teste

Na Figura 5.5 se pode observar que o melhor resultado de clasificação foi com 8 neurônios na camada escondida. A matriz de confusão para este modelo é mostrada na tabela 5.3.

Tabela 5.3: Matriz de confusão para o modelo de classificação de 5 padrões

Classificado como −− >	**= 0**	**= 1**	**= 2**	**= 3**	**= 4**
Extensão = 0	37	0	3	3	2
Flexão = 1	0	46	0	0	0
Polegar para acima = 2	4	0	42	1	0
Punho = 3	2	0	0	42	1
Aperto esférico = 4	0	0	0	1	44

Da matriz de confusão se pode observar que em relação da quantidade de dados para teste em cada classe, a classe 0 (Extensão) e classe 3 (Punho) têm maior erro na classificação, por exemplo a classe 0 se confunde com a classe 2 e classe 3, e a classe 3 tem se confunde com a classe 0, pelo qual, poderiamos desconsiderar a classe 0 ou a classe 3. Mas, para ter as posições Flexão e Extensão da mão como posições opostas, foi desconsiderado a classe 3 (Punho) para o seguinte grupo de classificação.

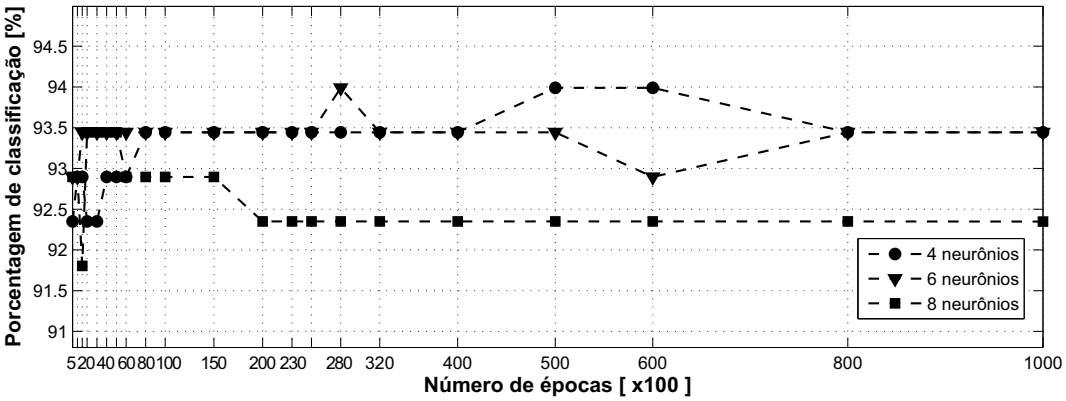


Figura 5.6: Comparação com diferentes neurônios na camada oculta do MLP na classificação de 4 padrões com os dados de teste

Na Figura 5.6 se pode observar que o melhor resultado de clasificação foi com 6 neurônios na camada escondida. A matriz de confusão para este modelo é mostrada na tabela 5.4.

Tabela 5.4: Matriz de confusão para o modelo de classificação de 4 padrões

Classificado como −− >	**= 0**	**= 1**	**= 2**	**= 4**
Extensão = 0	37	0	6	2
Flexão = 1	0	46	0	0
Polegar para acima = 2	3	0	44	0
Aperto esférico = 4	0	0	0	45

Da matriz de confusão de pode observar que em relação da quantidade de dados para teste em cada classe, a classe 0 (Extensão) tem maior número de dados que se confunde com a classe 2 (Polegar para acima).

Para validar nossa melhor configuração do modelo de classificação de rede neural multicamada perceptron, comparamos nosso modelo com outros diferentes métodos: método Knn (K *nearest neighbours*), método de classificação Naive Bayes, algoritmo C4.5 (conhecido como J48), onde obtemos os seguintes resultados mostrados nas Figuras (5.7, 5.8 e 5.9). Mostrando a

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

precisão classificada de cada classe.

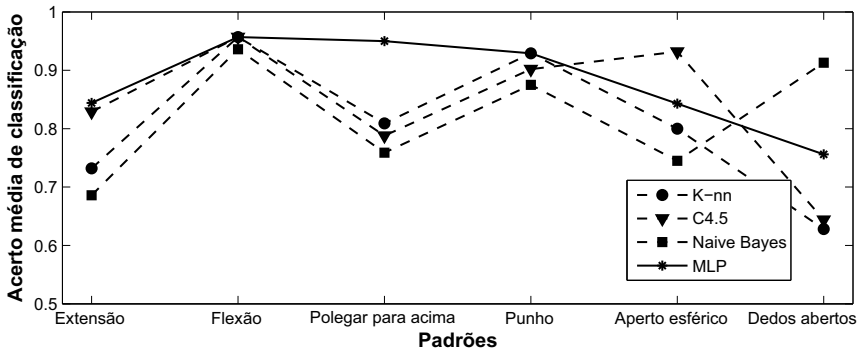


Figura 5.7: Comparação de diferentes métodos de classificação para o grupo de 6 padrões

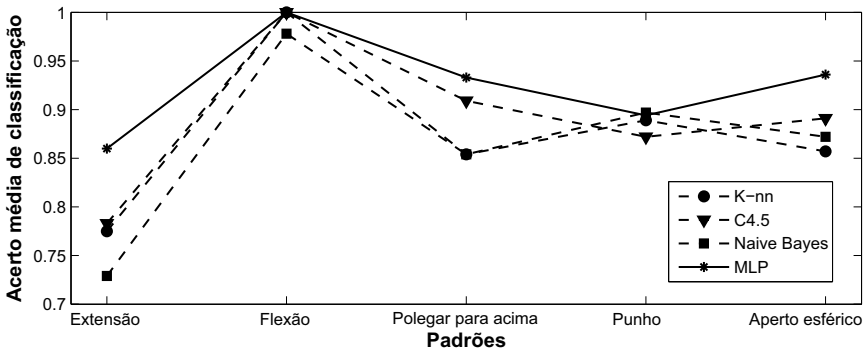


Figura 5.8: Comparação de diferentes métodos de classificação para o grupo de 5 padrões

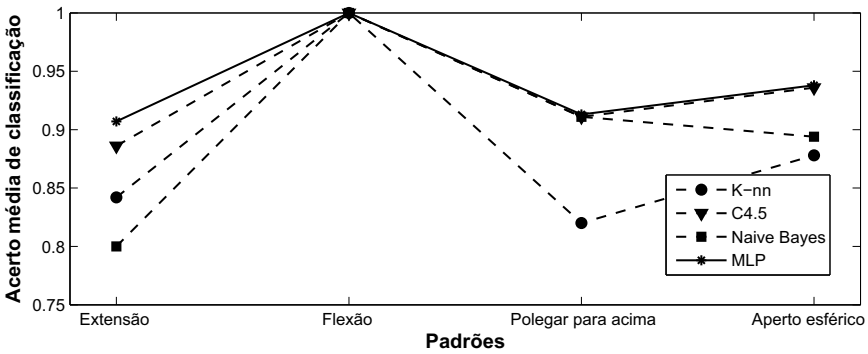


Figura 5.9: Comparação de diferentes métodos de classificação para o grupo de 4 padrões

Foram calculados os pesos da rede neural multicamada perceptron, na qual foram carregados dentro do ambiente gráfico criado com Labview. O ambiente gráfico mostra em tempo real o padrão reconhecido no momento que

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

foi adquirido (Figura 5.10), com um tempo aproximadamente de 518 ms, na qual os primeiros 512 ms são utilizado na aquisição e os 6 ms na extração de características e reconhecimento do padrão.

Figura 5.10: Ambiente gráfico para observar os padrões reconhecidos

5.3 Conclusões

Na extração de características de nossos dados do sinal eletromiográfico de superfície foi determinado nosso vetor de atributos no nível 7 do árvore de decomposição da transformada wavelet onde temos informação muito importante na faixa de $15,625\ Hz$ a $406,25\ Hz$.

A partir dos gráficos mostrados anteriormente (5.7, 5.8 e 5.9), obtemos a seguinte tabela (5.5), onde podemos observar que nosso modelo de classificação de rede neural multicamada perceptron obtém os melhores resultados nos três grupos. Os valores dos parâmetros dos modelos K-nn, C4.5 e Naive Bayes, são valores predefinidos do software WEKA.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Tabela 5.5: Porcentagem de reconhecimento em 3 grupos de padrões com diferentes métodos de classificação

Número de Padrões	**%K-nn**	**%C4.5**	**%Naive Bayes**	**%MLP**
6 Padrões	81,11	84,07	80,37	87,78
5 Padrões	87,72	89,04	86,40	92,55
4 Padrões	88,52	93,44	90,16	94,00

Foram selecionados 3 modelos com os parâmetros de classificação ótimos mostrados na tabela 5.6.

Tabela 5.6: Modelos selecionados para nosso sistema de classificação, com taxa de aprendizado de 0,3 e o momentum de 0,2

Número do grupo	**Número de Padrões**	**Neurônios camada escondida**	**% Reconhecimento MLP**
1	6	10	87,78
2	5	8	92,55
3	4	6	94,00

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

6
Projeto e Construção da Mão Robótica

A mão é o principal órgão utilizado para a manipulação física dos objetos, devido a sua grande versatilidade de movimentos e precisão. Mediante a ductilidade de suas numerosas articulações, apresenta a característica de poder-se adaptar em grande medida à forma do objeto que deseja agarrar. O dedo polegar transforma a mão numa pinça, por conseguinte é um instrumento de utilidade ilimitada, muito importante para diversas atividades.

A mão é constituída de três partes: o punho, ponte que relaciona a mão com o antebraço, a palma e os dedos, esta constitui uma cadeia de ossos articulados; o carpo; o metacarpo e as falanges (proximal, meia e distal), para cada dedo, com exceção do dedo polegar, que só tem duas falanges (proximal e distal). Em conjunto, estes ossos são unidos por ligamentos, que formam um canal de concavidade anterior, pelo que se deslizam os tendões dos músculos flexores e extensores dos dedos, e junto a eles, numerosas terminações nervosas. O que permite que a mão realize uma grande quantidade de movimentos complexos, com precisão e versatilidade.

A mão humana apresenta uma série de terminações nervosas, com o objetivo de recolher informações sensoriais, como as sensações do tato (tato, preensão, vibração); sensações de frio e calor; e as sensações do dor.

Neste capítulo foram utilizados conceitos muito gerais, como o projeto mecânico da mão robótica. Esse mecanismo tem como objetivo principal, realizar as posições estudadas da mão e realizar o controle de agarre dos objetos.

6.1
Arquitetura do Sistema de Funcionamento

A arquitetura do sistema de funcionamento da mão robótica foi projetada segundo a Figura 6.1. Está formada pelas seguintes partes: O sistema de processamento encarregado de realizar todas as operações necessárias para

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

o funcionamento da mão robótica, que armazena e executa os algoritmos de controle; os módulos de entrada e saída que são utilizados como interface entre os dispositivos e elementos exteriores ao sistema de processamento; os sensores e atuadores; e a fonte de alimentação para o sistema.

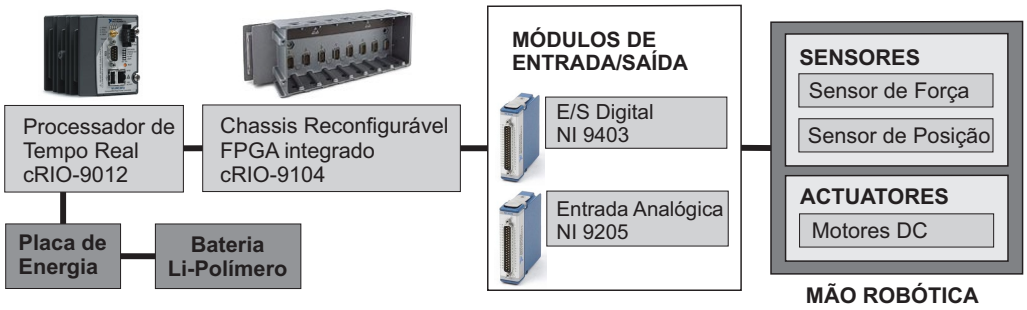


Figura 6.1: Arquitetura do Sistema de funcionamento da Mão Robótica

6.2 Estrutura Mecânica

A estrutura mecânica da mão robótica está composta por cinco dedos: o dedo indicador; o dedo médio; o dedo anelar; o dedo mínimo e o dedo polegar.

Para o projeto da mão robótica foi tomado como ponto de referência a mão humana, levando em conta os seguintes conceitos:

- Deve ser autocontida, a mão robótica tem que ser uma peça independente, por enquanto não deve possuir tendões ou elementos de transmissão externos à mesma mão.
- Deve ser antropomórfico, a mão robótica deve ter a aparência da mão humana.
- E as dimensões devem ser o mais próximo possível da mão humana.

Devido à complexidade dos movimentos que apresenta os dedos da mão, foram excluídos os movimentos de abdução e adução dos dedos, em exclusão do dedo polegar, que sim cumprirá os movimentos de abdução e adução, além do movimento de flexão e extensão.

Para o tamanho dos dedos foi utilizado como referência a norma $DIN33402$ (apêndice A), que tem as dimensões da mão como importância para a construção das ferramentas.

Tendo em conta todos estes aspectos, a mão robótica foi projetada no software de simulação ***SolidWorks*** (Figura 6.2) com a finalidade de obter

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

uma boa escolha dos elementos, para a transmissão de movimento entre o atuador (Motor DC) e as partes moveis que compõem a estrutura, além de nos ajudar a conhecer os espaços disponíveis para os sensores.

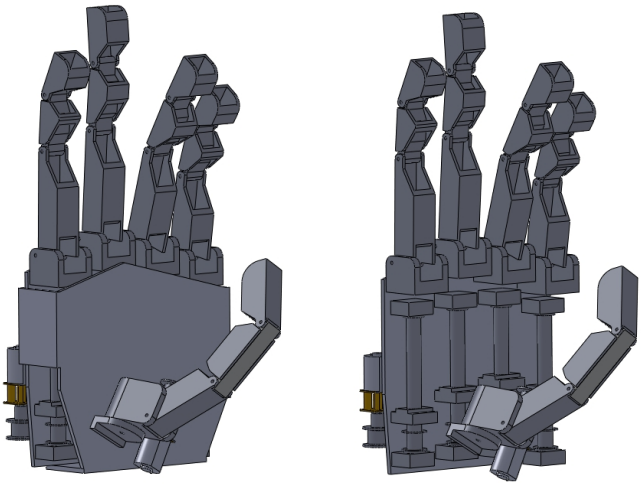


Figura 6.2: Projeto da mão prótese em *SolidWoks*

Foi assim, que com ajuda do ***SolidWorks*** conseguimos construir a estrutura da mão robótica, feita com tubos e perfil de alumínio como material principal, cumprindo ser antropomórfico e adaptável aos objetos, como é mostrado na Figura 6.3.

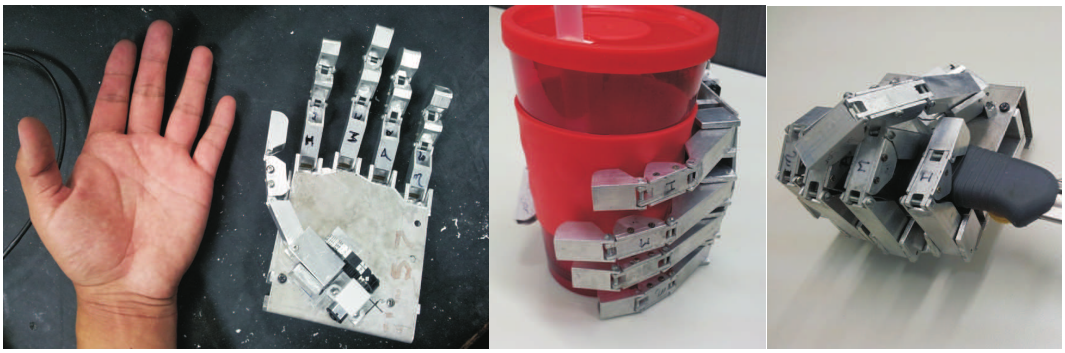


Figura 6.3: Sistema da mão mecânico antropomórfica e adaptável aos objetos

6.3 Construção e Montagem da Mão Robótica

Os ligamentos do dedo humano ajudam cumprir a função dos movimentos de extensão e flexão do dedo, e por semelhança em nossa mão robótica utilizamos uma fita de aço que cumpre as mesmas tarefas, ao aplicar o movimento linear em um de seus extremos. Para conseguir o movimento linear

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

no extremo da fita de aço, foi utilizado um sistema baseado em polias de transmissão e parafuso sem fim (Figura 6.4), onde a partir do movimento rotacional do motor conseguimos ter movimento linear mediante o parafuso sem fim.

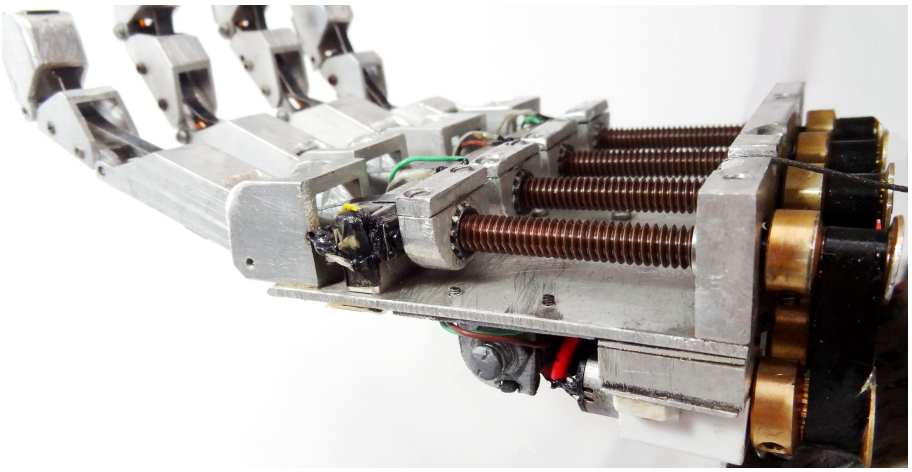


Figura 6.4: Sistema de polias de transmissão e parafuso sem fim

O eixo do motor acopla em uma polia de 14 dentes que transmite movimento de rotação para outra polia de 10 dentes por meio de uma correia. Fazendo com que esta segunda polia seja acoplada em um parafuso sem fim e transmita assim força e velocidade para uma porca (Figura 6.4). As polias são de alumínio anodizado com boa resistência à corrosão e dentes em forma trapezoidal com afastamento de $0,080''$ entre os dentes. O parafuso utilizado é de bronze com resistência à tração mínima de 55000 psi, tem $1/4''$ de diâmetro e 1 mm de passo.

Portanto, segundo o sistema e os elementos de transmissão, temos que, por uma volta do moto-redutor obtemos um avanço linear de 1,4 mm transmitido pelo parafuso sem fim.

$$\text{Deslocamento Linear} = 1,4 \text{ x Revoluções do motor } [mm]$$

6.3.1 Atuadores

Os atuadores permitem o movimento dos dedos da mão robótica. Devido ao pequeno espaço disponível, os motores foram selecionados por seu reduzido tamanho e alta potência. Estes são os **Micro Metal Gearmotor** da Pololu do tipo moto-redutores com rotor em paralelo que trabalham em 6 V e cada

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

um apresenta uma massa de 9,5 *gr* [49] (Figura 6.5). Segundo a função a cumprir, foram selecionados os motores com diferentes velocidades (ver tabela 6.1).

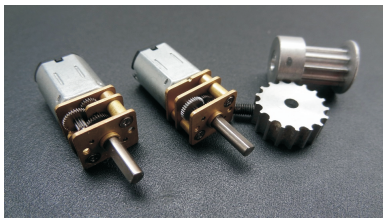


Figura 6.5: Motores e engrenagens utilizados

Tabela 6.1: Localização, função e especificações dos motores DC [49]

Localização Dedo	**Função**	**Relação Transmissão**	**Torque máximo**	**Velocidade sem carga**	**Corrente com carga**
Polegar	Extensão e Flexão	297,92:1	5 kg-cm	100 RPM	1,6 A
Polegar	Abdução e Adução	210,59:1	1,9 kg-cm	60 RPM	360 mA
Restantes*	Extensão e Flexão	29,86:1	0,6 kg-cm	1000 RPM	1,6 A

∗ Dedo indicador, médio, anelar, mínimo.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Circuito de Potência

Para acionar os motores DC foi utilizado o driver L298 da *ST Microelectronics* [50] (Figura 6.6), um circuito integrado que aceita níveis da lógica TTL como entrada de controle para acionar e controlar o sentido dos motores DC. Os motores são alimentados com maiores cargas em relação à tensão da entrada de controle. Portanto com este dispositivo podemos controlar os motores DC para executar os movimentos de flexão e extensão dos dedos e os movimentos de abdução e adução do dedo polegar.

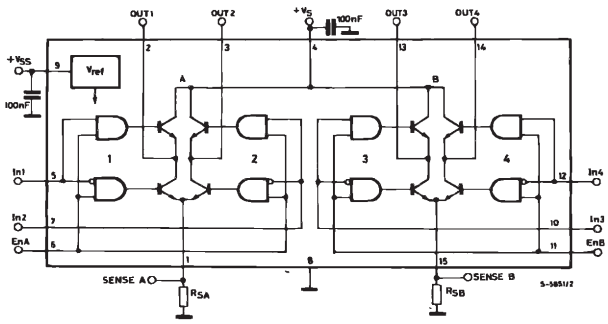


Figura 6.6: Arquitetura interna do driver L298 [50]

Do esquema mostrado na Figura 6.7, podemos observar as entradas disponíveis para habilitar, desabilitar e controlar o sentido de rotação do motor (**IN1**, **IN2**, **IN3** e **IN4**) como é mostrado as combinações de valores lógicos na tabela 6.2, independentemente dos sinais de entrada (**PWM1** e **PWM2**). O esquema também apresenta os terminais **SENSE1** e **SENSE2** que são utilizados para detectar a corrente de carga com ajuda de um resistor externo ($R_{S1} = R_{S1} = 0,5\ \Omega$) em conexão com os terminais 1 e 15 do dispositivo [50].

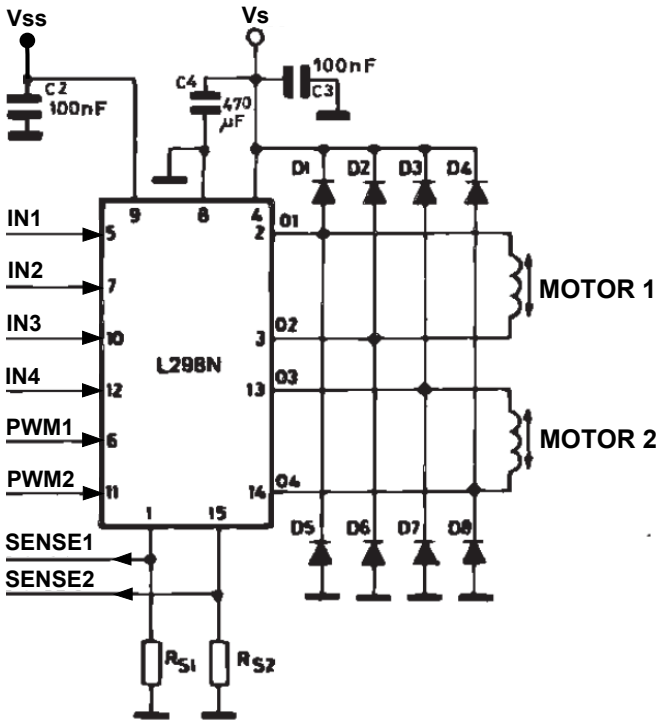


Figura 6.7: Circuito de acionamento de dois motores DC [50]

Tabela 6.2: Combinação de valores lógicos nas entradas de controle do dispositivo

Entrada de Controle		**Função**
IN1, IN4	**IN2, IN3**	
H	L	Em frente
L	H	Reverso
L	L	Parada do motor

H é nível alto e L nível baixo na lógica TTL.

Realizado a análise do esquema (Figura 6.7) e das combinações de entrada lógica na tabela 6.2, projetamos o circuito elétrico de potência (Figura 6.8), considerando V_S em 7,4 V e V_{SS} em 5,5 V, deixando livre os terminais dos sinais de entrada **IN1**, **IN2**, **IN3**, **IN4**, **PWM1** e **PWM2** para logo ser utilizado com um controlador. O projeto elétrico foi feito para 6 motores.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

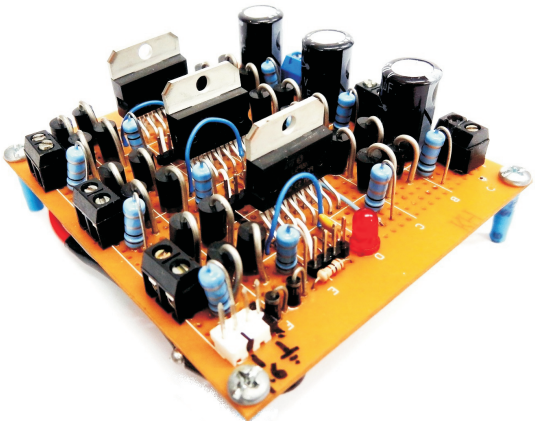


Figura 6.8: Circuito de Potência

6.3.2 Sensores

Os sensores são utilizados para dotar ao sistema robótico uma maior capacidade de informação sensorial, como identificar a posição angular na qual se encontra as articulações da mão robótica, e identificar a magnitude de força de agarre nos objetos.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Sensor de Posição

Os sensores de posição utilizados para os dedos indicador, médio, anelar e mínimo são um simples sensor de flexibilidade de curto comprimento (Figura 6.9), tem a particularidade de mudar seu valor resistivo ao ser flexionado entre seus terminais. O sensor tem o valor mínimo de resistência quando está em forma linear e ao dobramos sua resistência irá aumentar dependendo da quantidade de curva que experimenta. Assim podemos determinar as posições dos dedos da mão robótica [51]. As variações da resistência deste sensor são unidirecionais e variam na faixa de 60 $k\Omega$ até 110 $k\Omega$, tem uma tolerância de $\pm 30\%$ e podem ser utilizados dentro da faixa de temperatura de -35 $°C$ até 80 $°C$ [51].

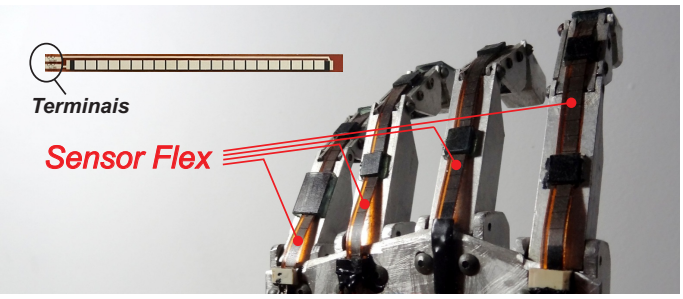


Figura 6.9: Sensor Flexível

Para medir a posição do dedo polegar, foram utilizados dois potenciômetros, para determinar as posições angulares de dois moto-redutores (Figura 6.10). Um moto-redutor que acopla uma polia cumpre a função de deslocar um fio de aço para realizar o movimento de flexão/extensão do dedo polegar com ajuda de uma mola, e o outro moto-redutor acopla um sistema de transmissão por correia e polias, onde uma polia está unida com o dedo polegar na qual desloca angularmente para realizar o movimento de abdução/adução.

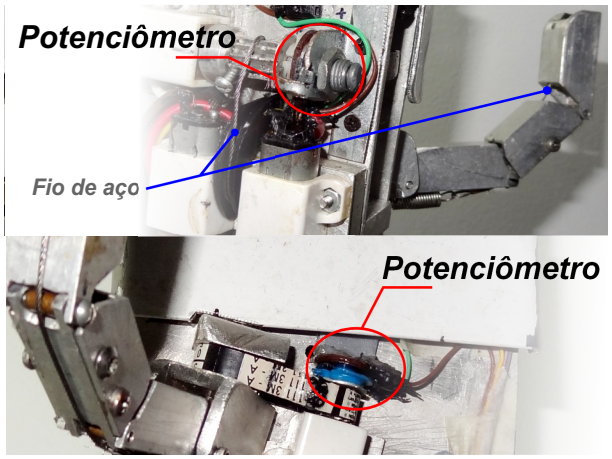


Figura 6.10: Potenciômetro angular como medida de deslocamentos angulares

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Sensor de Força

O sensor de força utilizado foi o **FSR 400** [52] do tipo resistivo com 0,5" de diâmetro de área sensitiva (Figura 6.11), permite detectar pressão física, apertos e peso. Este componente varia sua resistência (em ohms Ω), conforme se aplica força em sua superfície. A sua sensibilidade à força é otimizada para uso em dispositivos eletrônicos de controle de toque humano.

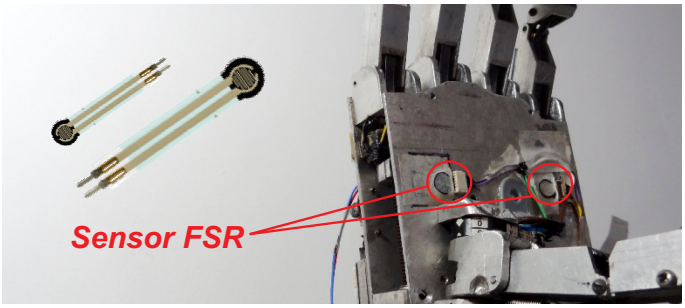


Figura 6.11: Sensor de força

Quanto maior a força menor a resistência e vice-versa. Se não tiver nada em cima do sensor a resistência atinge um valor superior a 20 $M\Omega$, tornando-

se praticamente um circuito aberto. A característica força vs. resistência, mostrada na Figura 6.12(a), fornece uma visão geral do comportamento da resposta típica do sensor de força. Na configuração divisor de tensão, mostrada na Figura 6.12(b) ($V_{OUT} = +V.RM/(FSR + RM)$), utiliza +V=+5 V para criar a família de curvas *Força vs.* V_{OUT} , onde a tensão de saída V_{OUT} aumenta com o incremento de força aplicada na superfície do sensor. A resistência de medição RM é escolhida para maximizar a gama de sensibilidade da força desejada e para limitar a corrente.

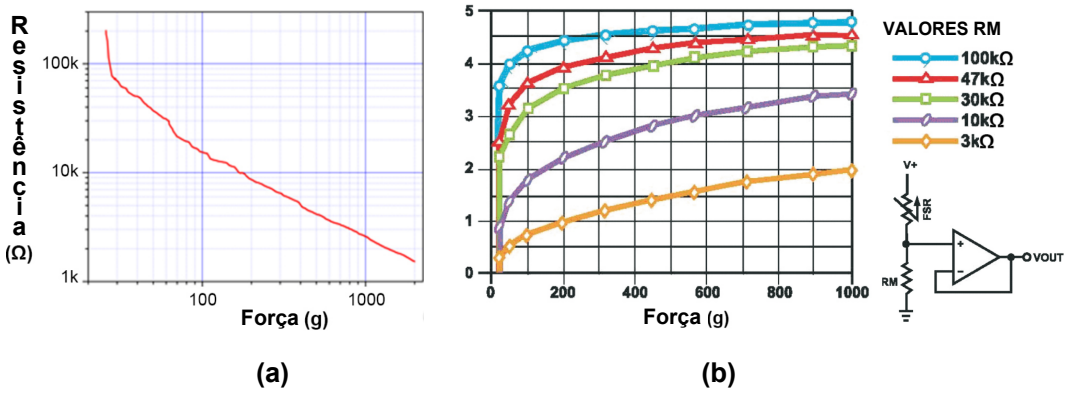


Figura 6.12: Gráficos extraídos da ficha de dados [52]: (a)Gráfico Força vs Resistência. (b)Gráfico Força vs Tensão de saída do circuito.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Circuito de Acondicionamento dos Sensores

Para o acondicionamento das medições dos sensores foram utilizado estruturas de circuitos básicos com amplificadores operacionais, fazendo que os valores de saída dos sensores se encontrem em uma faixa de variação requerida para nosso sistema de aquisição. Cada sensor tem uma faixa de saída diferente.

Utilizamos duas estruturas de circuitos baseada em um simples divisor de tensão e um seguidor de tensão (Figura 6.13). A utilização do divisor de tensão foi para ter como resultado uma maior diferença de tensão com relação à tensão do sensor resistivo, para obter melhor resolução na aquisição dos valores do sensor, e o seguidor de tensão, caracterizado por seu ganho de tensão igual a 1, foi utilizado como circuito buffer para obter altíssima resistência de entrada e baixíssima resistência de saída conseguindo assim isolar o circuito [53].

As configurações na Figura 6.13 são apresentados para os seguintes sensores:

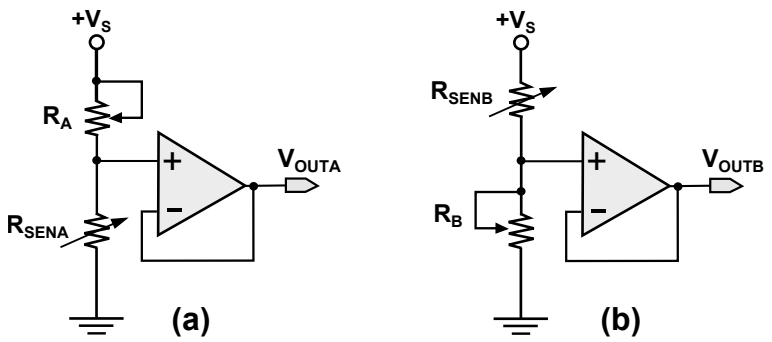


Figura 6.13: Configurações de circuitos amplificadores operacionais [52]

– A configuração (a) é utilizada na medição dos sensores de flexibilidade e o deslocamento angular do potenciômetro no movimento flexão/extensão do dedo polegar.
– A configuração (b) é utilizada no acondicionamento dos níveis de tensão dos sensores de força resistivo (FSR) e para medir o deslocamento angular do potenciômetro no movimento abdução/adução do dedo polegar.

As equações dos circuitos seguidores de tensão são:

$$V_{OUTA} = \frac{V_S}{R_A/R_{SENA} + 1}, \qquad V_{OUTB} = \frac{V_S}{R_{SENB}/R_B + 1}$$

A partir dos valores resistivos que experimenta cada um de nossos sensores, ajustamos a resistência R_A ou R_B da estrutura selecionada segundo o tipo de sensor (Figura 6.13) e projetamos o circuito elétrico de acondicionamento para todos os sensores (Figura 6.14).

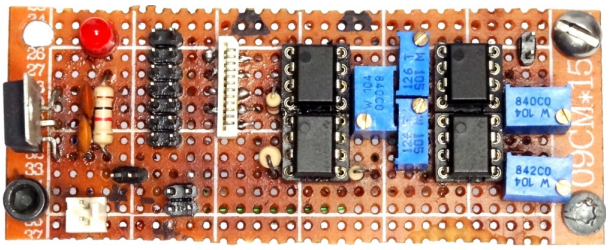


Figura 6.14: Circuito Implementado de Acondicionamento dos Sensores e Atuadores

6.3.3
Análise Cinemática

Uma vez montada nossa mão robótica, foi feito um análise cinemática do dedo indicador como representação de movimento para todos os dedos à exceção do dedo polegar. Para a análise, foi utilizada a análise biomecânica do dedo com ajuda de processamento de imagens, fazendo o reconhecimento da

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

trajetória de pontos vermelhos que foram colados nos pontos que representam os eixos das articulações do dedo, além disso, foi coletado o sinal do sensor de flexibilidade do dedo indicador e posteriormente sincronizado com os dados cinemáticos obtidos da análise biomecânica.

Na Figura 6.15 é mostrada a configuração do dedo indicador, onde y representa o deslocamento linear do parafuso sem fim, sendo y_0 a posição inicial para o movimento de flexão do dedo. O deslocamento linear produzido pelo parafuso sem fim consegue fazer ao dedo experimentar o movimento de flexão e extensão com ajuda de uma fita de aço que desloca de forma angular as juntas θ_1, θ_2 e θ_3 (Figura 6.15.a) obtendo assim uma ótima capacidade de manipulação, segundo é mostrado no gráfico do espaço de trabalho do dedo indicador (Figura 6.15.b).

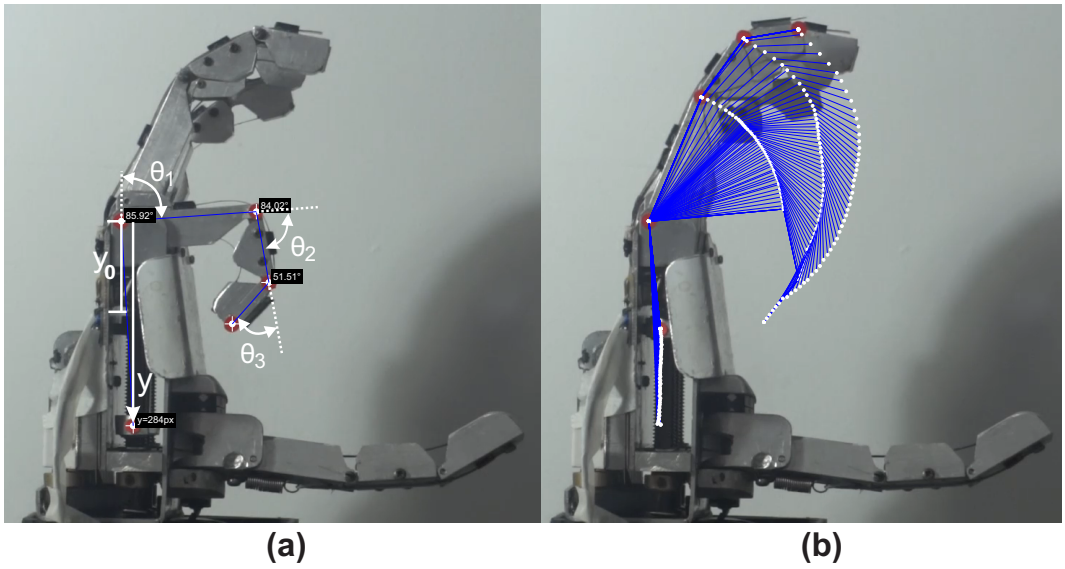


Figura 6.15: Representação do dedo indicador. (a) Configuração do dedo indicador. (b) Trajetória do dedo indicador.

Tabela 6.3: Valores limites dos parâmetros geométricos do dedo

	y	θ_1	θ_2	θ_3
Limite inferior	37 mm	$22,96^o$	$12,97^o$	$44,90^o$
Limite superior	70 mm	$86,31^o$	$83,93^o$	$50,66^o$

Na análise foram coletados dados do sensor de flexibilidade do dedo indicador, experimentando o movimento de flexão e extensão com tempo de aquisição entre dados de 20 ms. Na análise biomecânico do dedo, feito com a gravação de vídeo de 29 quadros por segundos, foram obtido os dados de deslocamento do parafuso sem fim (y) e os ângulos θ_1, θ_2 e θ_3 das juntas dos falanges. Os dados biomecânicos foram interpolados para sincronizar com o

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

dado do sensor em 20 ms e posteriormente comparados entre eles como é mostrado na Figura 6.16, na qual se pode observar que não existe linearidade entre os dados cinemáticos com o dado do sensor de flexibilidade, que representa a curvatura do dedo, mostrando assim demasiada complexidade entre as medidas.

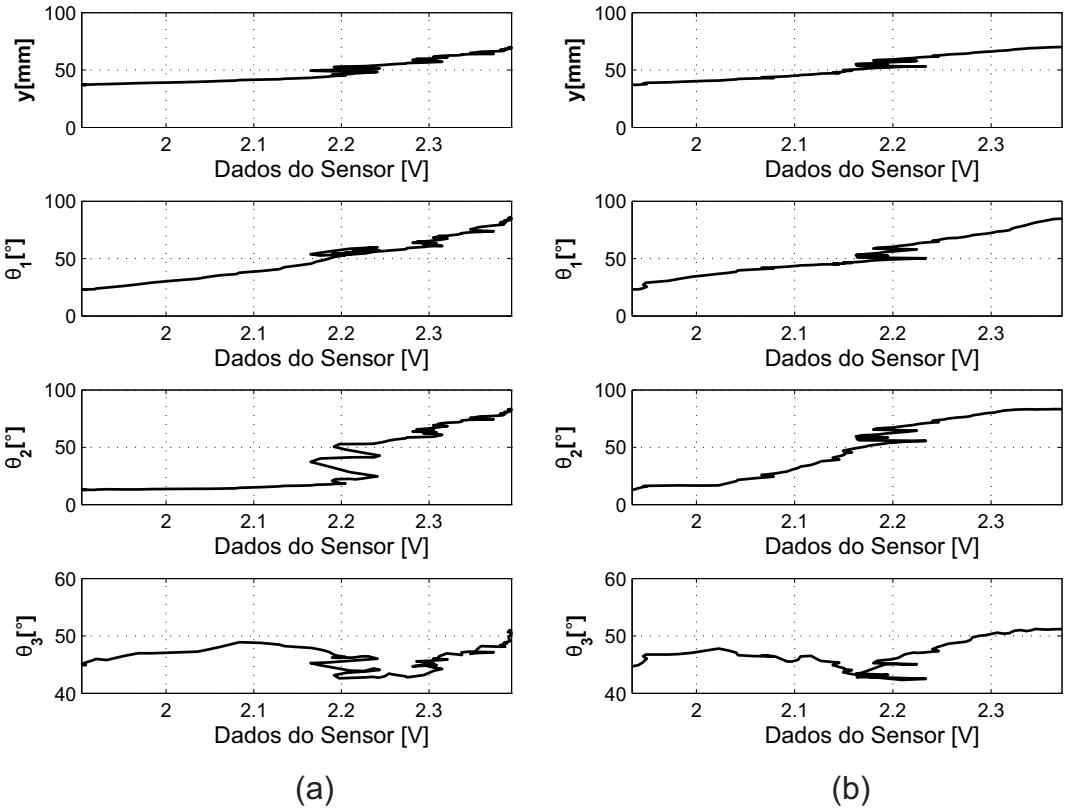


Figura 6.16: Comparação entre os dados do sensor de flexibilidade e os dados da análise biomecânicos, para o dedo indicador. (a) Resultado do movimento flexão do dedo. (b) Resultado do movimento extensão do dedo.

Com ajuda da análise biomecânica do dedo, foi obtido a relação dos ângulos das juntas entre os falanges do dedo (θ_1, θ_2 e θ_3) com o deslocamento do parafuso sem fim (y) feito para o movimento de flexão (Figura 6.17(a)) e extensão (Figura 6.17(b)). Da comparação na Figura 6.17, pode-se observar que no movimento de extensão do dedo, se tem mais suavidade nos deslocamentos angulares, mas mesmo assim no movimento de flexão e extensão se experimenta a mesma tendência.

Na análise cinemática do dedo como é mostrado na Figura 6.18, pode-se observar os resultados da posição angular, velocidade angular e aceleração angular que experimenta as juntas dos falanges do dedo (Figura 6.15). Dos gráficos mostrados se observa muita complexidade na velocidade e aceleração

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

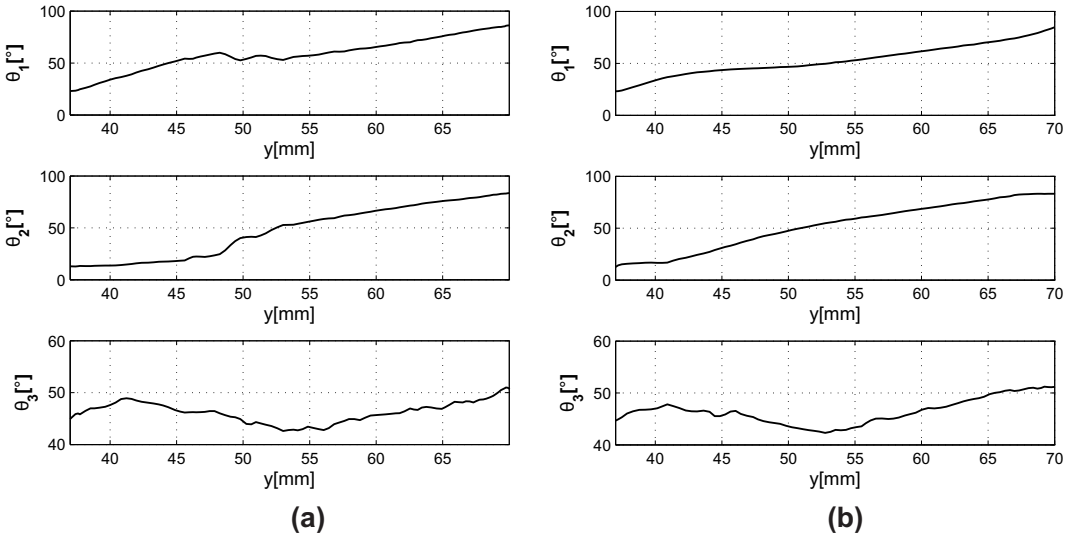


Figura 6.17: Relação dos ângulos das juntas entre as falanges do dedo com o deslocamento do parafuso sem fim, para o dedo indicador. (a) Resultado do movimento flexão do dedo. (b) Resultado do movimento extensão do dedo.

angular, sendo também muito diferentes os resultados entre o movimento de flexão e extensão.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

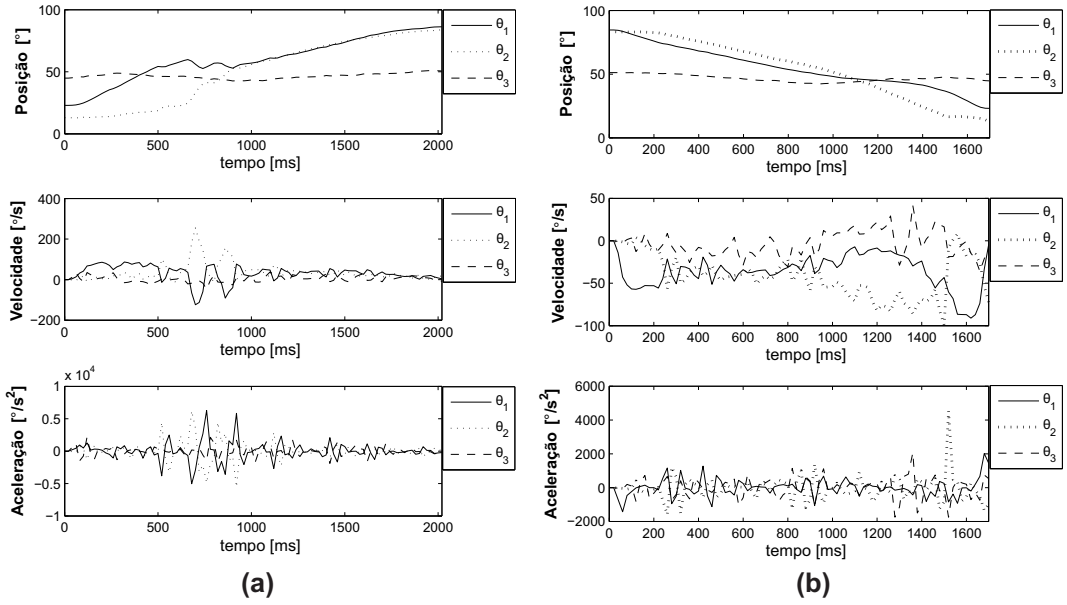


Figura 6.18: Análise cinemática do dedo indicador, posição angular, velocidade angular, aceleração angular no: (a) Movimento flexão do dedo. (b) Movimento extensão do dedo.

6.3.4
Sistema de Controle

O sistema de controle é formado pela unidade de controle como elemento de processamento, que executa em tempo real as técnicas de controle, e pelo sistema de aquisição utilizado como interface entre os sensores, atuadores e o controlador (Figura 6.19).

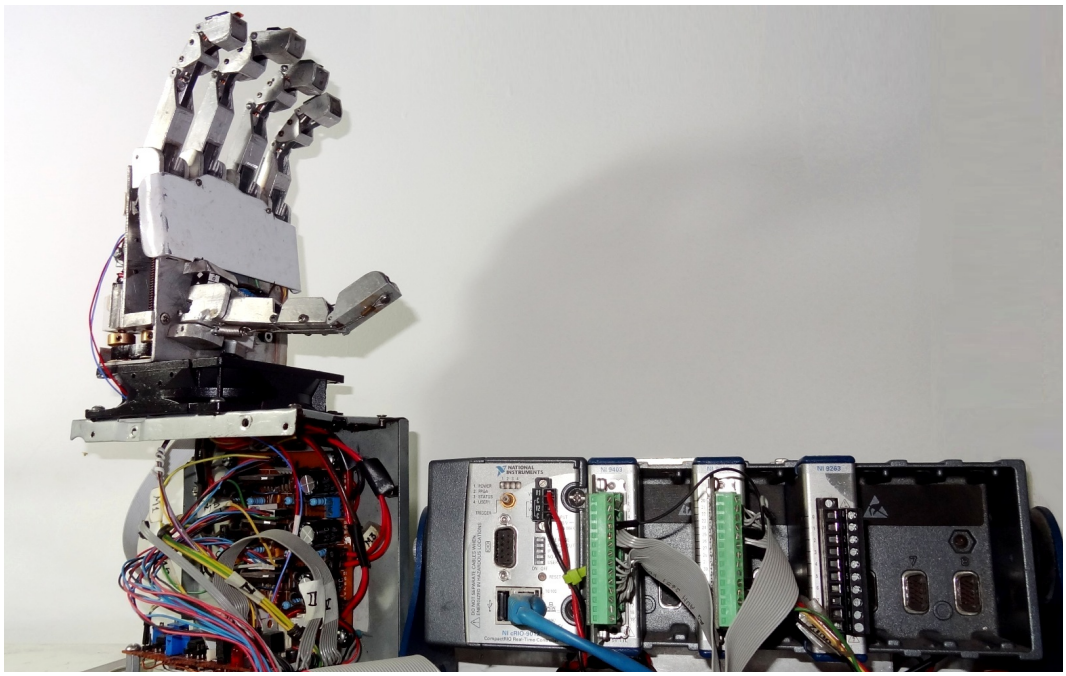


Figura 6.19: A mão robótica fornecido de sensores e atuadores e a unidade de controle

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Unidade de controle

Como unidade de controle foi utilizado o sistema *CompactRio 9012* da tecnologia *National Instruments* (NI) com hardware de E/S reconfiguráveis (RIO), têm chips FPGA reprogramáveis que utiliza blocos lógico programáveis para fornecer uma altíssima performance e permitir a personalização [54]. O sistema *CompactRio 9012* apresenta um sistema de controle avançado e utiliza módulos de aquisição de entrada analógica e entrada/saída digitais.

O núcleo RIO possui mecanismos próprios de transferência de dados para o processador embarcado e realiza análises confiáveis em tempo real. Com esta plataforma é possível projetar circuitos de aquisição personalizados em silício com uma resolução de temporizador/tiro de 25 ns [54].

Controle de posição e força

A ideia do controle de posição é garantir a posição de cada dedo para obter a postura desejada da mão robótica. São utilizados os sinais medidos e condicionados (p_m) dos sensores de flexibilidade e dos potenciômetros acoplados aos motores (Figura 6.9 e 6.10), para ser comparados com o valor da referência (p_d) que foi determinada pelo sistema de reconhecimento dos sinais eletromiográficos.

A força aplicada nos objetos, por parte da mão robótica, é resultado da potência transmitida dos motores às articulações dos dedos, de modo que para o controle de força o sinal de controle deve ser representado por um valor desejado (f_d) e a força medida (f_m), para que o nosso projeto venha a ser o resultado do valor médio da leitura dos sensores de força FSR, que foram localizados na palma da mão como é mostrado na Figura 6.11.

A possibilidade de estimar a força muscular a partir do sinal EMG é atraente, pois permite a avaliação das contribuições dos músculos individuais para a força total exercida por um grupo muscular. Esta é a principal razão pela qual os sinais EMG são e provavelmente sempre será o método de escolha para a estimativa da força. O problema tem sido abordado experimentalmente por muitos pesquisadores, anteriormente, em alguns músculos, tais como, aqueles que controlam os dedos, a relação entre a força e amplitude sEMG foi encontrado que são lineares [5]. Para nossa dissertação, a relação entre a força e energia dos sinais eletromiográficos foi considerado linear, estimando assim a força desejada (f_d) a partir da energia total dos coeficientes wavelets E_W^T (ver equação 5-2).

Foi proposto o controle de força seguindo as seguintes regras:

- Estabelecer a magnitude da força de aperto da mão robótica para envolver um objeto.
- A mão robótica inicia operando em controle de posição, se movimentando no espaço livre até conseguir a posição desejada para iniciar o aperto do objeto. Por enquanto o controle de força está desativado.
- A mão entra em contato com o objeto e o sensor de força começa experimentar uma pequena magnitude do sinal, conseguindo assim iniciar a operação do controle de força e desativar o controle de posição.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

O bloco de controle de posição e o bloco de controle de força são baseados no algoritmo de controle PID (Figura 6.20). O controle PID (Proporcional Integral Derivativo) é uma das técnicas mais empregadas quando se deseja realizar o controle de variáveis contínuas. O controle PID consiste em um algoritmo matemático que tem por objetivo o controle preciso de uma variável em um sistema, permitindo ao sistema operar de forma estável no ponto de ajuste desejado, mesmo que ocorram variações ou distúrbios que afetariam sua estabilidade.

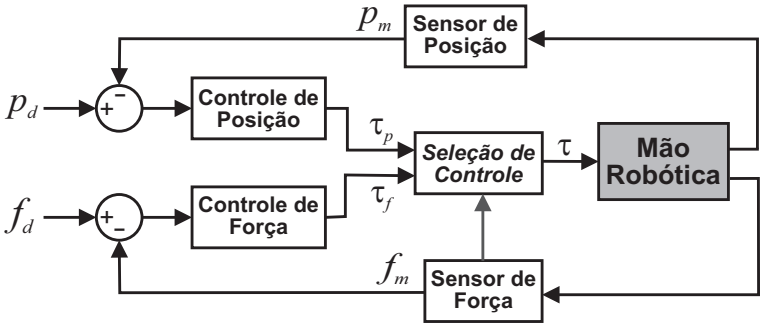


Figura 6.20: Esquema geral do sistema de controle de posição e força

A vantagem deste algoritmo de controle é não ter a necessidade de conhecer o modelo do sistema. Às vezes é muito difícil de ser determinado, como é o caso de nossa mão robótica que contém muito atrito por causa de alguns elementos mecânicos inadequados que foram improvisados, fazendo complexo o cálculo do modelo matemático do sistema.

Para selecionar os parâmetros dos controladores utilizamos o processo de ajuste. Existem diferentes métodos de ajuste, dos quais os mais conhecidos são o método de "tentativa e erro" e o método de Ziegler-Nichols [55].

Os ganhos de um controlador PID podem ser obtidos pelo método de tentativa e erro. Neste método, primeiro definimos os termos I e D para zero e o ganho proporcional é aumentado até que a saída do circuito começa oscilar. Quando se aumenta o ganho proporcional, o sistema torna-se mais rápido, mas deve-se tomar cuidado para não torná-lo instável. Uma vez que P foi definido para obter uma resposta rápida desejada, o termo integral é aumentado a fim de parar as oscilações. O termo integral reduz o erro de estado estacionário, mas aumenta o overshoot. Certo valor de overshoot é sempre necessário para um sistema rápido de modo que possa responder às mudanças imediatamente. O termo integral é novamente ajustado para atingir um mínimo erro do estado estacionário. Uma vez que o P e I foram definidos para que o sistema de

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

controle seja rápido o estado estacionário mínimo e constante, o termo derivativo é aumentado até que o loop seja aceitavelmente rápido em relação ao seu ponto de referência. O incremento do termo derivativo diminui o overshoot, aumentando o ganho, mantendo a estabilidade e ainda fazendo com que o sistema seja altamente sensível ao ruído [55].

Outro método empírico se baseia em trabalhos de Ziegler-Nichols, é um método popular para sintonizar um controlador PID. Uma vez iniciada a oscilação, o ganho crítico K_C e o período de oscilações P_C são anotados. O P, I e D são então ajustados, sendo $P = 0,60K_C$, $Ti = P_C/2$ e $Td = P_C/8$ [55].

O algoritmo de controle PID foi implementado no FPGA com ajuda do software *LabVIEW* segundo é mostrado na Figura 6.21. A estrutura mostrada é utilizada para o controle de força e posição por independência. Utiliza um bloco para limitar o erro e não deixar os motores oscilar perto do valor de zero, além disso, na saída analógica do controlador foi acrescentado um bloco para linearizar e limitar nosso sinal de saída do controlador para ser utilizada direto no sistema PWM dos motores DC. O sistema de controle trabalha em 10 kHz e o sistema PWM dos motores em 1 kHz. Do gráfico os terminais *Enable* e *Turn* são respectivamente para habilitar/desabilitar e para informar o sentido de giro do motor, o terminal *Duty* $(0 - 100)$ informa o valor com que nosso sistema PWM tem que trabalhar.

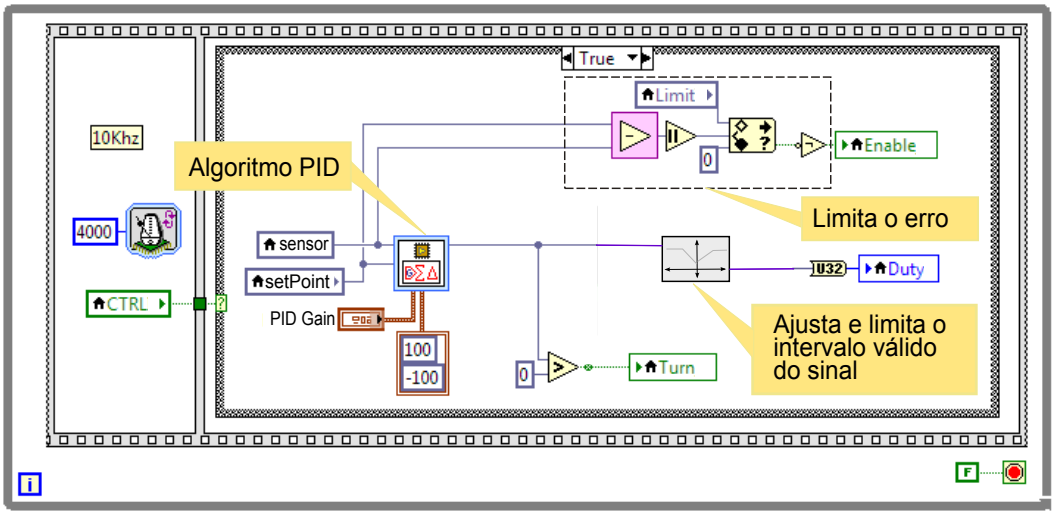


Figura 6.21: Implementação do controle no FPGA com LabVIEW

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

6.4 Conclusões

Através do projeto 3D do sistema mecânico da mão robótica, feito no software ***SolidWorks***, nos permitiu visualizar e corrigir aspectos importantes, no aspecto antropomórfico da mão robótica, no dimensionamento e posicionamento das peças mecânicas e componentes elétricos que compõem a mão robótica.

Os elementos de transmissão, como polias, parafuso sem fim, porcas, correia e rolamentos, foram selecionados considerando os tamanhos reduzidos e os materiais com boa resistência à corrosão, mantendo o mais baixo atrito possível entre os elementos de transmissão.

A massa total da estrutura da mão robótica, incluindo a massa dos sensores, atuadores e os elementos de transmissão, resulta ser aproximadamente 400 gr. Além, o tamanho é aproximadamente ao tamanho da mão humana, foram utilizados 6 motores DC como atuadores, 8 sensores (6 de posição + 2 de força) e apresenta 16 graus de liberdade. Pelo qual em referência à tabela 1.1, foi cumprido o objetivo de reduzir a massa e o tamanho sem reduzir o número de graus de liberdades.

Nossa unidade de controle utiliza módulos de aquisição de entrada analógica (NI 9205) e entrada/saída digitais (NI9403). O NI 9205 apresenta alta impedância de entrada ($> 10\ G\Omega$) em paralelo, portanto o nosso circuito de acondicionamento de sensores foi implementado com um seguidor de tensão (modo buffer) que garante alta impedância na entrada e baixa impedância na saída do buffer, assim conseguimos isolar o circuito com uma conversão mais rápida e de maior confiança.

Segundo a comparação entre os dados do sensor de flexibilidade e os dados resultado da análise biomecânica (θ_1, θ_2, θ_3 e y) mostrado na Figura 6.16, podemos observar a não linearidade e muitas variações nas comparações, fazendo muito difícil a determinação entre a posição e o dado do sensor. Além disso, na análise cinemática do movimento flexão/extensão, temos resultados de velocidade angular e aceleração angular difíceis de serem determinados, pelo qual foi adotado o uso do controle PID, utilizando o método manual de tentativa e erro, onde não tem necessidade de conhecer o modelo matemático do sistema.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

7
Experimentos e Resultados

Neste capítulo foram desenvolvidos alguns experimentos para integrar todos os métodos utilizados neste projeto, desde a coleta dos sinais eletromiográficos até os movimentos de controle finais da mão robótica. Para nos ajudar, foi desenvolvido um ambiente gráfico para nos comunicar com a mão robótica, com a finalidade de ter uma realimentação visual dos sinais eletromiográficos coletados, para a validação e ajuste dos parâmetros dos métodos utilizados na aquisição, reconhecimento e sintonização dos sistemas de controle para o movimento e força da mão robótica (Figura 7.1). Além disso, com o ambiente gráfico pode-se ter controle independente de cada dedo robótico e coletar todos os dados envolvidos para seu funcionamento.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

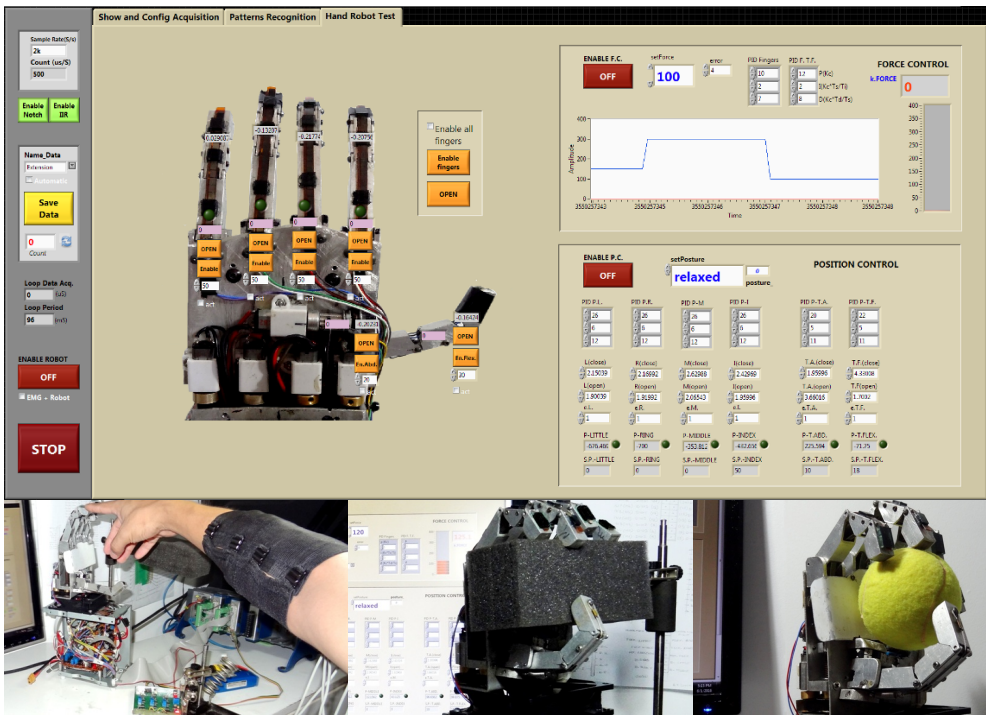


Figura 7.1: Ambiente gráfico de comunicação com a mão robótica

Nosso sistema de controle apresenta uma frequência de amostragem de

10 kHz e seus parâmetros de controle foram sintonizados mediante o método tentativa e erro, na qual obtivemos ganhos PID apresentados na tabela 7.1.

Os ganhos da tabela 7.1 são utilizados no diagrama de bloco de controle PID que foi implementado com o software ***LabVIEW*** para o controle das posições dos dedos e para o controle de força. Além de evitar oscilações pequenas perto do valor desejado, foi implementado um pequeno algoritmo em que o controle se detém em uma vizinhança de erro inferior de 1% do valor máximo para o controle de posição e $1,14\%$ do valor máximo para o controle de força. O erro do algoritmo de controle é a diferença final entre a saída do processo e o setpoint [55].

Tabela 7.1: Ganhos PID do sistema de controle de posição e força

PID	**Controle de Posição**						**Controle de Força**	
	Mínimo	Anelar	Médio	Indicador	Polegar(1)	Polegar(2)	Dedos(3)	Polegar(2)
K_P	26	26	26	26	20	22	10	12
K_I	6	6	6	6	5	5	2	2
K_D	12	12	12	12	11	11	7	8

(1) Movimento Abdução/Adução.
(2) Movimento Flexão/Extensão.
(3) Movimento Flexão/Extensão de todos os dedos exceto o dedo polegar.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

7.1 Experimentos

Uma vez sintonizados nossos sistemas de controle e determinado os parâmetros do sistema de aquisição e validação de amostras, foi testado o sistema por completo, onde a mão robótica experimentou os padrões estudados segundo os sinais eletromiográficos coletados.

Na Figura 7.2, podemos observar os diferentes tipos de padrões que nosso sistema reconhece e experimenta. Para o padrão "Aperto esférico" nosso sistema robótico pode controlar a força que interage com o objeto.

Para o controle de força utilizamos o valor desejado (f_d) estimado a partir da energia total dos coeficientes *wavelets* E_W^T (ver equação 5-2), onde utilizamos a escala de f_d para estimar *Força.k*. Na Figura 7.3 podemos observar a escala vertical da esquerda que está conformada pela mesma escala de f_d e no lado vertical direita da figura podemos observar uma escala transformada nos valores da força experimentada pela mão robótica, transformada segundo o gráfico força vs tensão de saída do circuito mostrado na Figura 6.12. Nesta

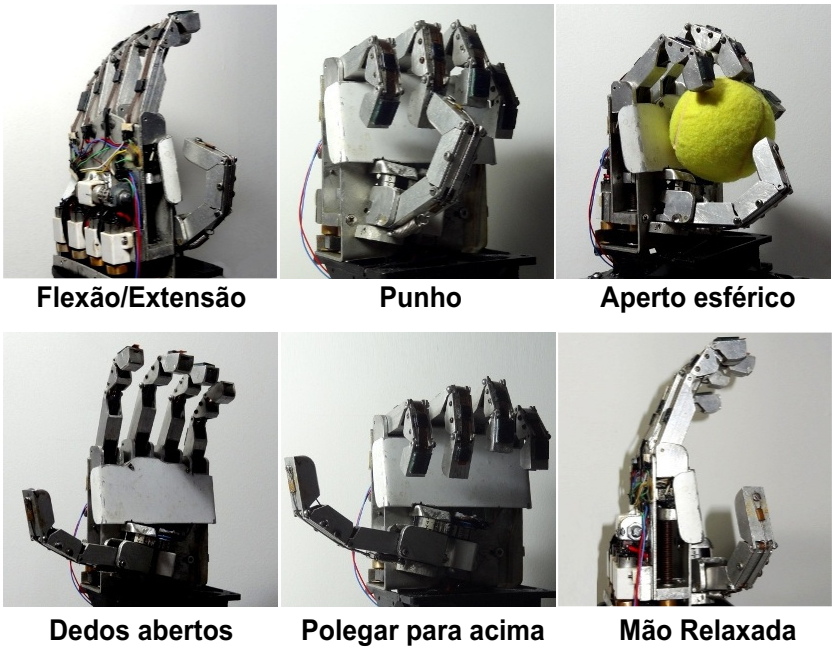


Figura 7.2: Posições estudadas da mão robótica

Figura 7.3 podemos observar as diferentes respostas de controle segundo os diferentes valores de referência da força desejada.

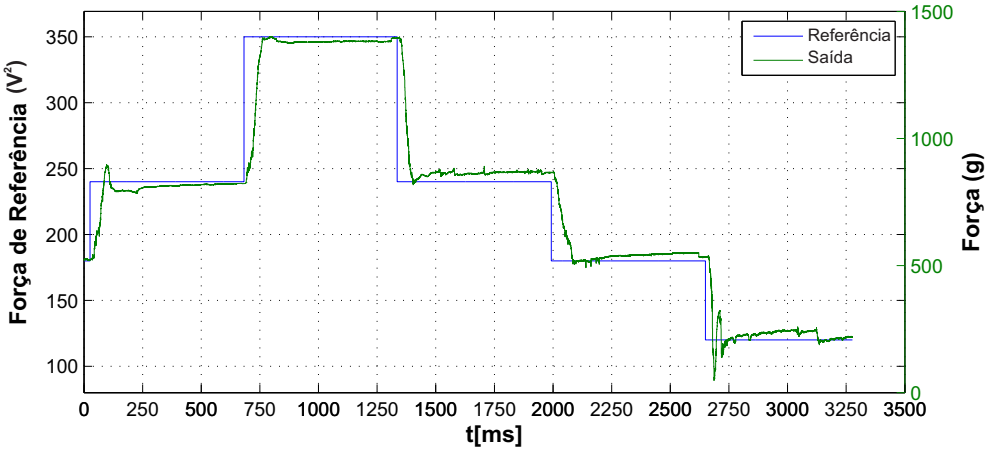


Figura 7.3: Resposta do controle de força para diferentes valores de referência

7.2 Resultado final de funcionamento da mão robótica

Ao integrar todas as partes e métodos que conformam o funcionamento da mão robótica, desde a coleta de sinais eletromiográficos de superfície até o cumprimento da tarefa da mão robótica, podemos obter uma nova tabela de resultados de reconhecimento para três conjuntos de padrões, conformadas

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

por 4, 5 e 6 diferentes padrões respectivamente.

Como podemos observar na tabela 7.2, os resultados melhoraram em relação com a tabela 5.6 porque foi adicionado o método de validação de amostra que utilizamos para discriminar se os sinais coletados são parte de um padrão em estudo ou não. Portanto, o sistema de classificação tem menos erro ao classificar uma amostra porque dita amostra já foi analisado anteriormente pelo método de validãção de amostra.

Tabela 7.2: Resultado na classificação final da rede neural e análise de amostra

Nome de Padrão	**% Reconhecimento**		
	6 Padrões	**5 Padrões**	**4 Padrões**
Extensão	88,5	89,5	94
Flexão	98	100	100
Polegar para acima	97,5	95	94,5
Aperto esférico	87	91,5	96,5
Punho	94,5	95,5	—
Dedos abertos	77,5	—	—
	90,50%	**94,30%**	**96,25%**

Para estimar o tempo de processamento dos diferente métodos, foi criado um pequeno algoritmo que determina o tempo desde o inicio da operação até o final da operação para cada método, utilizamos o modelo para o reconhecimento de cinco padrões.

Obtemos a tabela 7.3, onde se determina um total de 40,07 ms como tempo no processamento com 512 ms na amostragem.

Tabela 7.3: Tempo dos processos da mão robótica

Processos	**Tempo**
Validação de amostra	54 μ S
TWP	40 mS
MLP	11 μ S
Total	**40,07 mS**

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

8
Conclusão e trabalhos futuros

8.1
Conclusão

Nesta dissertação foram cumpridos todos os objetivos propostos. Foram desenvolvidos métodos de aquisição, interpretação e processamento de sinais eletromiográficos de superfície, como também foi desenvolvida a construção de uma mão robótica flexível capaz de se adaptar à morfologia dos objetos, desenvolvendo estratégias de controle de posição e força para a realização de tarefas básicas.

Nosso sistema eletromiográfico cumpriu o objetivo de coletar os sinais eletromiográficos de superfície, com reduzido ruído, desenvolvido para ter um reduzido consumo de energia e reduzido tamanho. Apresenta interatividade com o usuário, no ajuste manual do ganho do sinal.

Os algoritmos de controle do movimento de flexão e extensão dos dedos e os algoritmos de controle de força da mão robótica são comandados através do sinal sEMG e foram implementados no FPGA da CompactRio 9012. A mão robótica foi capaz de executar os comandos desejados dos indivíduos.

O controle de força proporcional foi capaz de fornecer a força de preensão adequada ao objeto, através da medição, no sensor localizado na palma da mão. O controle é totalmente independente, para o controle de força como para o controle de posição dos dedos. A sintonização dos controles foi realizada manualmente na procura de um melhor desempenho para os diferentes padrões de posições da mão robótica.

Foi desenvolvido um programa, com ajuda do software *LabVIEW*, para realizar a comunicação entre os atuadores do robô e o computador, para ajustar os parâmetros de controle, para ajustar alguns outros parâmetros da etapa do pré-processamento, e visualizar o grau de reconhecimento dos padrões.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

O controlador programável NI CompactRio 9012 cumpriu com alto desempenho a função de aquisição de dados para a coleta dos sinais eletromiográficos e na medição dos sensores para o uso do método de controle. Também cumpriu satisfatoriamente, a função de processamento no tempo real, conseguindo a implementação dos métodos de controle em alta velocidade no FPGA programável.

A mão robótica cumpriu as funções básicas propostas, com poucos atuadores para diminuir a massa e sem reduzir o número de graus de liberdades.

8.2 Trabalhos futuros

Como sugestão para trabalhos futuros é interessante que se tenha uma base de dados maior, para o treinamento da rede neural. Também é interessante, ter dados de diferentes pessoas, para que se tenha uma melhor validação do sistema.

Para a projeção e uso do sistema de eletromiografia, seria interessante abordar as normas IEC 60601-1 classe I tipo BF, IEC 60601-2-26, IEC 60601-2-40, que são as normas para equipamento eletromédico. Também as normas para projetos IEC 60601-4-1, IEC 80601-2-77, IEC 80601-2-78.

Ao incrementar o número de pares de eletrodos, em outros diferentes músculos, pode ser incrementado o número de padrões de posições, para serem reconhecidos pelo classificador. O que incrementa a confiabilidade, potencialidade e gera mais funcionalidade na mão robótica.

Testar outros métodos de classificação, na procura de um modelo de maior robustez, como poderia ser um método híbrido, entre redes neurais com algoritmos genéticos, máquina de vetores de suporte, redes recorrentes para dados temporais e outros métodos.

Além dos graus de liberdade da mão, que ajuda nos movimentos de flexão e extensão dos dedos, adução e abdução do dedo polegar, também seria interessante acrescentar o movimento do punho da mão, para ter outras posturas, com melhor definição, como os padrões de flexão e extensão da mão robótica.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Para trabalhos futuros, é interessante utilizar sensores de flexão ou de posição com menor valor de tolerância. Para ter melhor precisão nas posturas, é interessante testar outros métodos de controle, procurando melhor estabilidade da mão robótica e melhor desempenho no controle.

O sistema de controle proposto foi um sistema explícito baseado em regras de operação, com finalidade de operar o controle de posição e força por separado. Sob essas regras, no momento da operação do controle de força, os dedos da mão robótica podem realizar posições indesejadas. Como sugestão é interessante programar o controle híbrido força-posição, para melhor solução no controle da mão robótica e em consequência obter melhor desempenho do controle de força.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Referências bibliográficas

[1] Antonio Barrientos, Luis Felipe Peñin, Carlos Balaguer, Rafael Aracil. *Fundamentos de Robótica*. Universidad Politécnica de Madrid, 1997. 1

[2] Oscar Adrés Vivas Albán. *Aplicaciones de la Robótica al campo de la Medicina*. Departamento de Electrónica, Instrumentación y control, Universidad del Cauca, Popayán, Colombia, Marzo 2007. 1

[3] Lía Clara López Sullaez, René Estrada Ruíz. *Repercusión Ocupacional de las Amputaciones Traumáticas en Dedos de la Mano por Accidente de Trabajo*, Medicina y Seguridad del Trabajo, Octubre - Diciembre 2009. 1.1

[4] F. H. Netter. *Musculoskeletal System*, The CIBA Collection of Medical Illustrations, Summit, 1987, vol 8. 1.1

[5] R.Merletti, P. Parker. Electromyography, *Physiology, Engineering and Noninvasive Applications*. IEEE Press Engineering in Medicine and Biology Society, Sponsor, 2004. (document), 1.1, 2.1.4, 2.8, 2.1.4, 2.2.2, 2.2.4, 2.1, 2.2.5, 2.2.5, 2.2.5, 2.2.5, 2.2, 2.2.7, 2.2.7, 2.2.7, 2.2.7, 2.2.7, 6.3.4

[6] Kobrinski, A. E., et al., *Problems of bioelectric control*, in J. F. Coles, ed., Automatic and remote control, Proc 1st IFAC Int Conf, Vol. 2, Butterworths, London, 1960. 1.1

[7] Kato, I., et al., *Multifunctinal myoelectric hand prosthesis with pressure sensory feedback system WASEDA Hand 4P*. Proc 3rd Int Symp External Control of Human Extremities, Dubrovnik, Yugoslavia, 1969, pp. 155-170. 1.1

[8] Nei Augusto Andrade, *Desenvolvimento de um Sistema de Aquisição e Processamento de Sinais Eletromiográficos de Superfície para a Utilização no Controle de Próteses Motoras Ativas*, Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia Elétrica, Faculdade de Tecnologia da Universidade de Brasília, Setembro 2007. 1.1

[9] CyberHand, *Development of a Cybernetic hand prosthesis*, *http://www-arts.sssup.it/Cyberhand/introduction/biomechand.htm*. Acesso em 9 sep. 2014. 1.1, 1.1

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

[10] DEKA, *LUKE Arm*, *http://www.mobiusbionics.com/the-luke-arm.html*. Acesso em 9 nov. 2016. 1.1, 1.2

[11] TOUCH BIONICS, *http://www.touchbionics.com/professionals.php?section=5*. Acesso em 5 sep. 2016. 1.1, 1.3

[12] Rehabilitation Instituto of Chicago. *http://www.ric.org/*. Acesso em 5 sep. 2016. 1.1, 1.4

[13] BeBionic, *http://www.bebionic.com/category/the-hand/*. Acesso em 5 sep. 2016. 1.1, 1.5

[14] DARPA, *Revolutionizing Prosthetics 2009*, *http://www.darpa.mil/program/revolutionizing-prosthetics*. Acesso em 12 nov. 2016. 1.1, 1.6

[15] Douglas G. Smith, Medico y director medico de la ACA (Amputee Coalition of America). Publicacion: inMotion volumen 16 - Numero 6. 1.1

[16] G.L. Taylor, R.J.Schwart, *The Anatomy and Mechanics of the Human Hand*, Artificial Limbs, 1955, Vol.2, pp. 22-35. 1.1

[17] Peter Konrad. The ABC og EMG, *A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography*, Noraxon, USA, 2005. 2.1, 2.2.3, 1, 2, 3, 4, 5, 2.2.4, 2.12, 2.13, 2.2.5

[18] Luis C. Carvalho. *Instrumentação Médico-Hospitalar*. Ed. Manole, 2008. 2.1

[19] Gerard J. Tortora, Bryan Derrickson. *Principles of Anatomy and Phisiology*. Twelfth Edition, 2009. 2.1.1, 2.1.1, 2.1, 2.2, 2.1.1, 2.3, 2.4, 2.5, 2.1.1, 2.1.1, 2.6, 2.7, 2.1.1, 2.3.1

[20] Carlo J. De Luca. *Surface Electromyography: Detection and Recording*, *http://www.delsys.com/Attachments_pdf/WP_SEMGintro.pdf*. ©2002 by DelSys Incorporated. All rights reserved. Acesso em 13 nov. 2014. (document), 2.1.3, 2.2.1, 2.9, 2.2.4, 2.2.4, 2.2.4, 2.2.5, 2.14, 2.2.5, 2.2.7

[21] Jee Hong Quach. *Surface Electromyography: Use, Design & Technological Overview*. Corcordia University, December 10, 2007. 2.1.3

[22] Rafael Barea Navarro. *Electromiografia, Instrumentación Biomédica*. Departamento de Electrónica, Universidad de Alcalá. 2.1.3

[23] John Cacioppo, Louis G. Tassinary, Gary G. Berntson. *THE HANDBOOK OF PSYCHOPHYSIOLOGY*. ©Cambridge University Press 2007, New York, Third Edition. 2.2.1, 2.2.4, 2.2.5

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

[24] De Luca, C. J. *The Use of Surface Electromyography in Biomechanics*, Journal of Applies Biomechanics, Champaign, vol.13, pp. 135-163, 1997. (document), 2.2.2, 2.2.3, 2.2.4, 2.11, 2.2.5

[25] Carlos De Luca, Boston University. Boston, Massachusetts. Electromyography. *Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation*. Second Edition, vol. 3, pp 98-109, 2006. 2.2.4, 2.2.4

[26] DELSYS, *Surface EMG Sensors Delsys*, *http://www.delsys.com/products/desktop-emg/surface-emg-sensors/*. Acesso em 15 feb. 2015. 2.10

[27] NORAXON, *EMG Electrodes*, *http://www.noraxon.com/wp-content/uploads/2016/12/NRXN_2016_SE_Product-Catalog_V8_DIGITAL.pdf*. Acesso em 12 feb. 2015. 2.10

[28] Gianluca De Luca. *Fundamental Concepts in EMG Signal Acquisition.* DELSYS, March 2003. 2.2.5, 2.15, 2.2.5, 2.2.5, 3.1.6

[29] Carlo J. De Luca. *A Practicum on the Use of Surface EMG Signals in Movement Sciences.* DELSYS Inc., 2008. 2.2.5

[30] Harold A. Romo, Esp., Judy C. Realpe, Ing., Pablo E. Jojoa, PhD. *Análisis de Señales EMG Superficiales y su Aplicación en Control de Prótesis de Mano*. Revista Avances en Sistemas e Informática, Vol. 4 No. 1 Junio de 2007, Medellín, ISSN 16577663. 2.2.5

[31] Monson H. Hayes, *Schaum's Outline of Theory and Problems of Digital Signal Processing*, 1999. (document), 2.2.6, 2.2.6, 2.16, 2.17, 2.2.6

[32] John G. Proakis, Dimitris G. Manolakis, *Digital Signal Processing*, Third Edition. 2.2.6

[33] Hirano, K.; Nishimura, S.; Mitra, S. K. Design of Digital Notch Filters, IEEE Transactions on Comunications, Vol. COM-22, No. 7, July 1974. 2.2.6

[34] Jesús Manuel Dorador González, Patricia Ríos, Itzel Flores, Ana Juárez. *Robótica y Prótesis Inteligentes*. Revista Digital Universitaria, Vol. 6 No. 1, 18 de enero 2004, Mexico, ISSN 1067-6079. 2.3

[35] M. Latarjet and A. Ruiz Liard. *Anatomia Humana*. Editorial Médica Panamericana S. A., Madrid. Terceira Edição 1999. 2.3.1

[36] Frank H. Netter, M.D. *Atlas of Human Anatomy*. East Hanover, New Jersey. Segunda Edição 1999, 2000. (document), 2.21

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

[37] Rene Cailliet. *Anatomia Funcional, Biomecanica*. (document), 2.3.1, 2.22, 2.23, 2.24, 2.3.1

[38] A. I. Kapandji. *Physiologie Articulaire. Membre Supérieur*. Editions MALOINE. 6th edition 2006. 27, rue de l'Ecole de Médecine. 75006 París. 2.3.1

[39] Benning M., Boyd S., Cochrane A., Uddenberg D. *The Experimental Portable EEG/EMG Amplifier*, ELEC 499ª Report, University of Victoria Faculty of Engineering, Agosto 2003. 3.1.2, 3.1.3

[40] Fairchild Semiconductor. *BC547 and BC557 Silicon Transistor Datasheet*. *https://www.fairchildsemi.com/*. Nov. 2014. Acesso em 12 nov. 2016. 3.6

[41] Texas Instrument Incorporated. *INA114 Precision Instrumentation Amplifier Datasheet*, 2000. (document), 3.1.3, 3.10, 3.1.4

[42] Talles M. G. de Andrade Barbosa. *Uma Arquitetura de Redes de sensores do Corpo Humano*. Tese de doutorado em engenharia elétrica. Universidade de Brasília - Faculdade de Tecnologia, PPGENE.TD-021/08. 3.1.4

[43] Albert Malvino. *Electronic Principles.* Sixth Edition. McGraw-Hill, Febrary 1998. 3.1.5, 3.1.5, 3.1.6

[44] Muhammad H. Rashid. Ph.D., PEng., C.Eng., Fellow IEE. *Microelectronic Circuit: Analysis and Design.* University of Florida, 1999. 3.1.6

[45] Allan R. Hambley. *Electronics*, Second Edition. Prentice Hall, August 1999. (document), 3.1.6, 3.12, 3.1.6, 3.1, 3.13, 3.1.6, 3.1.6

[46] I. M. Sóbol. *Método de Montecarlo.* Editorial MIR, Moscú. Segunda Edição 1983. 3.1.6

[47] Alan V. Oppenheim, *Señales y Sistema*, Segunda Edición. (document), 3.1.9, 3.24, 4.2

[48] Lorena Alvarez Osorio, *Acondicionamiento de Señales Bioeléctricas*, Trabajo de Grado, Facultad de Ingeniería Eléctrica, Universidad Tecnologica de Pereira, abril 2007. 4.1.1

[49] Pololu Robotics and Electronics, *Micro Metal Gearmotor*, *https://www.pololu.com/product/994/specs*. Acesso em 7 jul. 2014. 6.3.1, 6.1

[50] ST Microelectronics, *Dual Full-Bridge Driver L298*, *http://www.st.com/en/motor-drivers/l298.html*. Acesso em 7 jul. 2014. (document), 6.3.1, 6.6, 6.3.1, 6.7

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

[51] Spectra Symbol, *Flex Sensor FS http://www.spectrasymbol.com/wp-content/themes/spectra/images/datasheets/FlexSensor.pdf*. Acesso em 12 nov. 2014. 6.3.2

[52] Interlink Electronics, *Force Sensing Resistor FSR 400 Series*, *https://www.interlinkelectronics.com/datasheets/Datasheet_FSR.pdf*. Acesso em 13 nov. 2014. (document), 6.3.2, 6.12, 6.13

[53] Getúlio Teruo Tateoki, *Apostila de Amplificador Operacional*, Março 2010. 6.3.2

[54] National Instruments. *NI CompactRIO Sistema Reconfigurable de Control y Adquisición de Datos.* Sep 06, 2004. 6.3.4

[55] National Instruments. *Explicando a Teoria PID. http://www.ni.com/white-paper/3782/pt/*, Dez 13, 2011. Acesso em 10 nov. 2014. 6.3.4, 7

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

A
Norma DIN 33 402

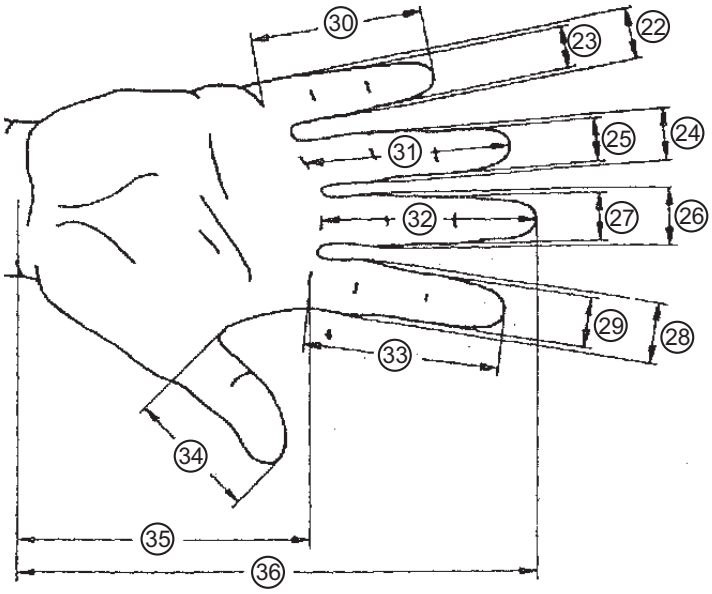


Figura A.1: Medidas respetivamente na articulação (Norma DIN 33 402.2da parte)

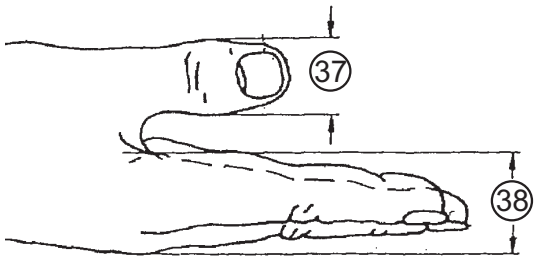


Figura A.2: Medidas na articulação (Norma DIN 33 402.2da parte)

Como ficaram mostrados às dimensões e proporções do corpo são muito diferentes duma pessoa para outra. Na figura A.3 é dada uma tabela A.3 com as principais medidas do corpo humano como mostra a Norma DIN 33.402 segunda parte. Elas têm as medidas aritméticas como também os valores limites, (superior e inferior). Ditos valores limites foi estabelecido de maneira tal que só o 5% das pessoas sujeitas ao estudo tem valores maiores ao limite

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

Tabela A.1: Medidas respetivamente na articulação (Norma DIN 33 402.2da parte)

	Dimensões em cm.	Porcentagem					
		Homens			Mulheres		
		5%	50%	95%	5%	50%	95%
22	Amplo do dedo mínimo na palma da mão	1,8	1,7	1,8	1,2	1,5	1,7
23	Amplo do dedo mínimo próximo da gema	1,4	1,5	1,7	1,1	1,3	1,5
24	Amplo do dedo anular na palma da mão	1,8	2	2,1	1,5	1,6	1,8
25	Amplo do dedo anular próximo á gema	1,5	1,7	1,9	1,3	1,4	1,6
26	Amplo do dedo anelar na palma da mão	1,9	2,1	2,3	1,6	1,8	2
27	Amplo do dedo anelar próximo á gema	1,7	1,8	2	1,4	1,5	1,7
28	Amplo do dedo indicador na palma da mão	1,9	2,1	2,3	1,6	1,8	2
29	Amplo do dedo indicador próximo á gema	1,7	1,8	2	1,3	1,5	1,7
30	Comprimento do dedo mínimo	5,6	6,2	7	5,2	5,8	6,6
31	Comprimento do dedo anular	7	7,7	8,6	6,5	7,3	8
32	Comprimento do dedo anelar	7,5	8,3	9,2	6,9	7,7	8,5
33	Comprimento do dedo indicador	6,8	7,5	8,3	6,2	6,9	7,6
34	Comprimento do dedo polegar	6	6,7	7,6	5,2	6	6,9
35	Comprimento da palma da mão	10,1	10,9	11,7	9,1	10	10,8
36	Comprimento total da mão	17	18,6	20,1	15,9	17,4	19

Tabela A.2: Medidas na articulação (Norma DIN 33 402.2da parte)

	Dimensões em cm.	Porcentagem					
		Homens			Mulheres		
		5%	50%	95%	5%	50%	95%
37	Amplo do dedo polegar	2	2,3	2,5	1,6	1,9	2,1
38	Espessura da mão	2,4	2,8	3,2	2,1	2,6	3,1

Tabela A.3: Medidas da mão (Norma DIN 33 402.2da parte)

	Dimensões em cm.	Porcentagem					
		Homens			Mulheres		
		5%	50%	95%	5%	50%	95%
39	Amplo da mão incluindo dedo polegar	9,8	10,7	11,6	8,2	9,2	10,1
40	Amplo da mão excluindo o dedo polegar	7,8	8,5	9,3	7,2	8	8,5
41	Diâmetro de aperto da mão	11,9	13,8	15,4	10,8	13	15,7
42	Perímetro da mão	19,5	21	22,9	17,6	19,2	20,7
43	Perímetro da conjunta do pulso	16,1	17,6	18,9	14,6	16	17,7

superior e outro 5% tem valores menores ao limite inferior.

Nas tabelas A.1, A.2, A.3 foram tomados os valores das pessoas entre 16 e 60 anos de idade, ante a ausência de estas em outros países temos que nos limitar para utilizar tabelas feitas em outros países para pessoas diferentes. Neste caso se deve ter em conta vários fatores, um é que a pessoas das cidades argentinas é de origem europeia mediterrânea (latinos), e se são usadas tabelas germanas se deve ter em conta que é feita com pessoas germanas, e o germano tem membros mais longas que o latino, elementos a ter em conta ao utilizar

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA

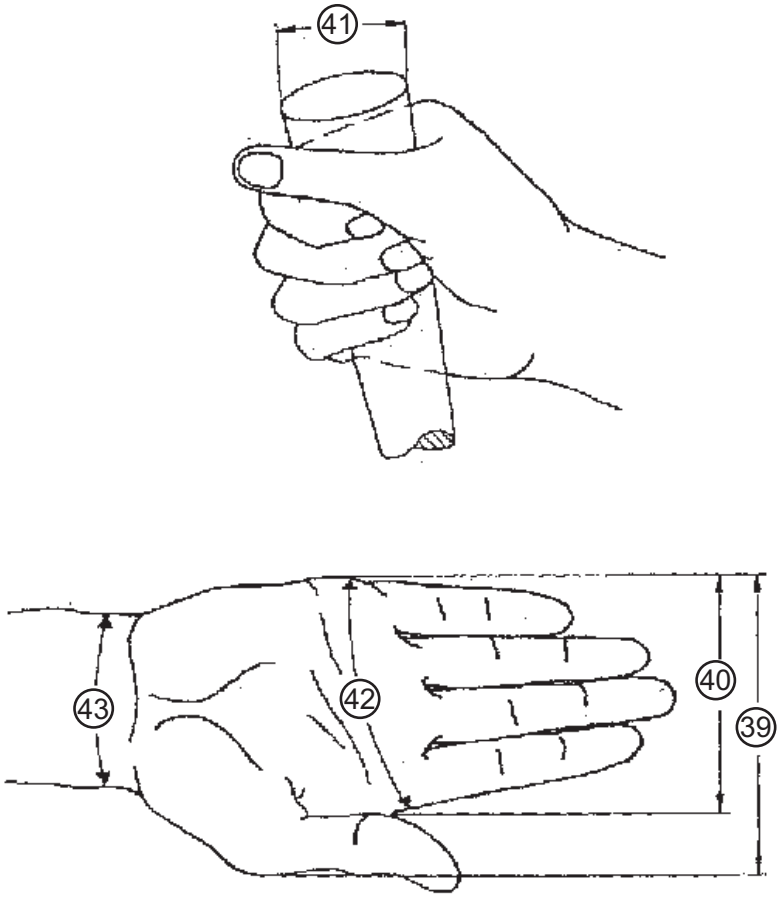


Figura A.3: Medidas na mão (Norma DIN 33 402.2da parte)

as tabelas, além disso, as pessoas vão ganhando altura de geração em geração, devido ás melhores condições de vida nas que eles ficam.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1312451/CA