Gabriela Lígia Reis

Controle de um manipulador robótico utilizando sensores inerciais e eletromiografia

Dissertação apresentada à banca examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, associação ampla entre a Universidade Federal de São João del-Rei e o Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Márcio Falcão Santos Barroso

Coorientador: Eduardo Bento Pereira

São João del-Rei
2014

Dedicatória

À minha mãe, por todo o esforço e carinho.
Aos meu avós e aos meus tios, pelo papel fundamental que tiveram na minha formação.
Ao meu namorado, Caio, pela paciência e apoio durante a realização deste trabalho.

Agradecimentos

À minha mãe, Janete, pela dedicação e carinho.

Aos meu avós, Maria Lígia e José Raimundo (*in memorian*) e aos meus tios, João Bosco, Jurandir e José Antônio, por estarem sempre presentes, me dando apoio.

Ao meu namorado, Caio, pela paciência e pelo carinho.

Aos meus orientadores, Márcio Barroso e Eduardo Bento, pelo suporte neste trabalho.

Aos colegas, Marcos Abdalla e João Daniel, pela ajuda e construção do eletromiógrafo.

Aos voluntários que participaram dos testes.

Ao PPGEL e a todos os professores do programa.

Aos colegas de mestrado, pelo companheirismo.

Aos colegas do Núcleo de Cibernética e Sistemas Robóticos - Cyrus.

Ao Núcleo de Robótica e Tecnologia Assistiva da UFSJ.

À CAPES, FAPEMIG, CNPq, e MCTI, pelo apoio financeiro ao longo de anos.

Epígrafe

"Tenho a impressão de ter sido uma criança brincando à beira-mar, divertindo-me em descobrir uma pedrinha mais lisa ou uma concha mais bonita que as outras, enquanto o imenso oceano da verdade continua misterioso diante de meus olhos."

Isaac Newton

"*O sucesso nasce do querer, da determinação e persistência em se chegar a um objetivo. Mesmo não atingindo o alvo, quem busca e vence obstáculos, no mínimo fará coisas admiráveis.*"

José de Alencar

"Há quem não veja nada além do fim e há aqueles que vêem no fim o início de uma nova jornada"

Autor desconhecido

Sumário

Lista de Símbolos **xv**

Lista de Abreviações **xvii**

1 Introdução **1**

1.1 Relevância do tema 3

1.2 Objetivos 4

1.3 Estrutura da dissertação 4

2 Revisão de Literatura **7**

2.1 Introdução 7

2.2 Técnicas para detectar a intenção de movimento 7

2.2.1 Sensores Inerciais 7

2.2.2 Visão Computacional 8

2.2.3 Reconhecimento de voz 10

2.2.4 Eletromiografia 11

2.2.5 Eletroencefalografia 12

2.2.6 Eletro-oculografia 13

2.2.7 Sistemas híbridos 14

2.3 Trabalhos anteriores 15

2.3.1 GE *Fusion* e MEA *Fusion* (Cannan e Hu, 2012) 15

2.3.2 *JPL BioSleeve* (Wolf *et al.*, 2013a), (Wolf *et al.*, 2013b) 17

2.4 Conclusões do Capítulo 18

3 O Sistema Inercial **21**

3.1 Introdução 21

3.2 Conceitos preliminares 22

3.3 Sensores 23

3.3.1 Giroscópio 24

3.3.2 Acelerômetro 27
3.3.3 Magnetômetro 31
3.4 Fusão dos Sensores 36
3.4.1 Filtro de Kalman 36
3.4.2 Filtro Complementar 39

4 A Eletromiografia 43
4.1 Introdução 43
4.2 Anatomia do músculo esquelético 43
4.3 Considerações neurológicas sobre o movimento 44
4.4 Registro do sinal eletromiográfico 46
4.4.1 Captação do sinal 47
4.4.2 Amplificação do sinal 47
4.4.3 Condicionamento e aquisição do sinal 49
4.5 Uso da EMG para inferir gestos da mão 50

5 Controle do manipulador robótico 53
5.1 Controle fuzzy convencional 54
5.2 Controle *on-off* 57

6 Resultados 59
6.1 Introdução 59
6.2 Sistema inercial 59
6.2.1 Ajuste do filtro de Kalman 59
6.2.2 Ajuste do filtro de complementar 63
6.2.3 Desempenho dos filtros 66
6.3 Eletromiografia 69
6.4 Controle fuzzy 73
6.5 Sistema completo 77

7 Conclusões 83
7.1 Trabalhos Futuros 84

Referências Bibliográficas 87

A Acelerômetro como inclinômetro 99

Resumo

Com o avanço da tecnologia, a interação homem-robô para a realização de tarefas tem se tornado cada vez mais interessante. Espera-se que os robôs possam ser úteis no ambiente domiciliar ou de trabalho, trazendo diversos benefícios que vão desde a reintegração de pessoas com deficiência à sociedade e ao emprego, até a melhoria da ergonomia e das condições de trabalho, sobretudo em ambientes perigosos ou em atividades que envolvem esforços inadequados ao ser humano. Tendo em vista essa expectativa, tem-se buscado formas cada vez mais naturais e intuitivas de se controlar os robôs, por meio de técnicas que captam a intenção de movimento a fim de que um robô possa reproduzi-lo. Entretanto, apesar dos avanços na robótica nos últimos anos e do desenvolvimento de diversas técnicas que podem ser utilizadas para o controle teleoperado de robôs, o acesso à população é restrito e o custo de tais dispositivos ainda é proibitivo. Neste contexto, o presente trabalho apresenta o estudo e desenvolvimento de um sistema de instrumentação de baixo custo para inferir gestos do braço e da mão para o controle teleoperado de um manipulador robótico constituído de dois graus de liberdade e um efetuador, utilizando sensores inerciais e eletromiografia. O sistema inercial é usado para medir os movimentos do braço de arfagem e guinada para o controle das juntas do robô e a eletromiografia foi aplicada para classificar o gesto realizado pela mão, a fim de controlar o efetuador em dois estados: aberto ou fechado. Sistemas como esse podem ser usados por pessoas sem deficiência e por pessoas que tenham sofrido uma amputação transradial, ou seja, entre o pulso e o cotovelo. Além disso, suas aplicações não estão restritas apenas ao controle de robôs, uma vez que o sistema de medição pode ser usado para controlar outros dispositivos como eletrodomésticos, jogos de realidade virtual ou até mesmo uma cadeira-de-rodas, com as devidas adaptações. Resultados experimentais mostram que tais técnicas são bastante promissoras. As posições angulares medidas pelo sistema inercial proposto apresentaram em média um erro menor que 1,5° na implementação do filtro complementar e 1,3° para o filtro de Kalman. A classificação do gesto realizado pela mão, em testes com vinte indivíduos, apresentou acurácia entre 93,5% e 100,0%, para o pior e o melhor caso, respectivamente. É demonstrado ainda que tais erros não comprometem o controle do robô em várias atividades que não exigem grande precisão, como por exemplo, deslocar um objeto de um ponto a outro.

Palavras-chave: Interação Homem-Robô, Sensores Inerciais, Eletromiografia, Manipulador Robótico.

Abstract

With the advancement of technology, the human-robot interaction to accomplish tasks has become increasingly interesting. It is expected that robots can be useful in the home or work environment, bringing many benefits ranging from reintegration of persons with disabilities into society and employment, and even to improve the ergonomics and working conditions, especially in hazardous environments or in activities involving inadequate to human efforts. Given this expectation, we have sought increasingly natural and intuitive ways to control robots, using techniques that capture the intent of movement to a robot that can reproduce it. However, despite advances in robotics in recent years and the development of several techniques that can be used for teleoperated control robots, the access to the population is restricted and the cost of such devices is still prohibitive. In this context, this paper presents the study and development of a low cost instrumentation system to infer gestures of the arm and hand for teleoperated control of a robotic manipulator consists of two degrees of freedom and an effector using inertial sensors and electromyography. The inertial system is used to measure pitch and yaw movements of the arm to control the robot's joints and electromyography was used to classify the gesture performed by hand in order to control the effector in two states: open or closed. Systems like this can be used by non-disabled people and people who have experienced a transradial amputation that is between the wrist and the elbow. In addition, its applications are not just restricted to the robot control, since the measuring system can be used to control other devices such as home appliances, virtual reality games or even a wheelchair, with the necessary adaptations. Experimental results show that such techniques are very promising. The angular positions measured by the proposed inertial system had an average error smaller than 1.5° with the implementation of complementary and 1.3° filter to the Kalman filter. The classification of the gesture performed by hand, in tests with twenty individuals, showed accuracy between 93.5% to 100.0% for the worst and the best case, respectively. It is also shown that such errors do not compromise the control of the robot in various activities that do not require high accuracy, for example, moving an object from one point to another.

Keywords: Human-Robot Interaction, Inertial Sensors, Electromyography, Robotic Manipulator.

Lista de Tabelas

3.1 Sensibilidades do giroscópio L3G4200D. Fonte (STMicroelectronics, 2010b) 26
3.2 Sensibilidades do acelerômetro MMA7361. Fonte (FreescaleSemiconductor, 2008) 29
3.3 Sensibilidades do magnetômetro HMC5883L. Fonte (Honeywell, 2011) . . 32

6.1 Média e desvio padrão dos valores obtidos de R para os testes realizados. 61
6.2 Média e desvio padrão dos valores obtidos de Q para os testes realizados. 61
6.3 Média e desvio padrão dos valores obtidos de α para os testes realizados. 65
6.4 Desempenho do sistema inercial, aplicando o filtro complementar (FC) e o filtro de Kalman (FK). 69
6.5 Taxa de acertos na classificação do gesto da mão. 73
6.6 Regras de inferências fuzzy 74
6.7 Taxa de acertos na classificação do gesto da mão. 79

A.1 Valores típicos de tensão de saída nos eixos x, y e z. 101

Lista de Figuras

2.1 Representações feitas por meio do Kinect®. (a) Contorno, (b) Esqueletização. Modificado de (Livingston *et al.*, 2012) 9
2.2 Eletrodos de superfície. Modificado de (Li e Kuiken, 2009) 11
2.3 Eletroencefalografia. (a) Capacete de EEG, (b) Distribuição de eletrodos pelo sistema internacional 10-20. Modificado de (Ubeda *et al.*, 2013) e (Ulloa, 2013) 12
2.4 Distribuição dos eletrodos para captação sinal eletro-oculográfico. (Barea *et al.*, 2002) 14
2.5 Pulseira contendo o GE *Fusion* e o MEA *Fusion*. Modificado de (Cannan e Hu, 2012) 16
2.6 *JPL Biosleeve*. (Wolf *et al.*, 2013b) 17

3.1 Sistema inercial utilizado. 22
3.2 Sistema de coordenadas NED utilizado. 22
3.3 Movimentos a serem medidos para o controle do manipulador robótico. . 23
3.4 Efeito Coriolis. (a) Posição inicial. (b) Movimento linear da partícula em um referencial em rotação. (c) Movimento da partícula visto pelo referencial em rotação. 24
3.5 Representação da estrutura básica das massas oscilatórias de um giroscópio. Modificado de (Górriz *et al.*, 2011). 25
3.6 Giroscópio triaxial L3G4200D. 25
3.7 Medição da posição angular por meio do giroscópio. 27
3.8 Acelerômetro triaxial MMA7361. 28
3.9 Modelo simplificado do sensor. Modificado de (FreescaleSemiconductor, 2008) 28
3.10 Representação gráfica da relação Tensão x Aceleração do MMA7361. Modificado de (FreescaleSemiconductor, 2007) 29
3.11 Disposição dos eixos do acelerômetro no Sistema de Coordenadas NED. . 30
3.12 Medição da posição angular por meio do acelerômetro. 31

3.13 Magnetômetro triaxial HMC5883L. 32
3.14 Análise do movimento de guinada quando não há inclinação do sensor. Modificado de (STMicroelectronics, 2010a) 33
3.15 Distorções nas medições do magnetômetro. 34
3.16 Calibração do magnetômetro. 35
3.17 Medição da posição angular de guinada por meio do magnetômetro. . . . 35
3.18 Representação de um sistema. 36
3.19 Representação do filtro de Kalman. 37
3.20 Ciclo de equações do filtro de Kalman. 39
3.21 Diagrama esquemático do Filtro Complementar. Modificado de (Milette e Stroud, 2012) 41

4.1 Anatomia de um músculo esquelético. Modificado de (Hamil e Knutzen, 2008) 44
4.2 Potencial de ação. Modificado de (Enoka, 2000) 45
4.3 Potencial de ação de uma unidade motora. Modificado de (Andrade, 2007) 46
4.4 Diagrama esquemático simplificado de um amplificador de instrumentação. Modificado de (Neto *et al.*, 2013) 48
4.5 Rejeição de tensões de modo comum. Modificado de (Neto *et al.*, 2013) . 49
4.6 Retificação e filtragem do sinal eletromiográfico. Modificado de (Robertson *et al.*, 2013) 50
4.7 Ossos da mão e do antebraço. Modificado de (Drake, 2011) 50
4.8 Movimentos da mão. Modificado de (Hall, 2009) 51
4.9 Músculos superficiais do antebraço. Modificado de (Drake, 2011) 52

5.1 Manipulador robótico utilizado. 53
5.2 Diagrama esquemático do controle fuzzy implementado. 55
5.3 Processos do controlador fuzzy. 55
5.4 Fluxograma da lógica utilizada para o controle do efetuador. 57

6.1 Ciclo do filtro de Kalman para a fusão dos sensores. 60
6.2 Desempenho do filtro de Kalman para diferentes valores de Q. 62
6.3 Relação Q x EMQ obtida por simulação. 63
6.4 Diagrama esquemático do Filtro Complementar. 63
6.5 Desempenho do filtro de complementar para diferentes valores de α. . . . 64
6.6 Relação α x EMQ obtida por simulação. 65
6.7 Sequência de movimentos dos testes experimentais. 66
6.8 Teste experimental - movimentos de arfagem. 67

6.9 Teste experimental - movimentos de guinada. 67
6.10 Figura de mérito utilizada para verificar o desempenho do sistema inercial. 68
6.11 Eletromiógrafo utilizado. 69
6.12 Sinal eletromiográfico. Referência: 1 - mão fechada; 0 - mão aberta . . . 70
6.13 Interface de testes para classificação do gesto da mão. 71
6.14 Testes realizados pelo voluntário 7. 72
6.15 Funções de pertinência de fuzzificação. 74
6.16 Funções de pertinência de defuzzificação. 75
6.17 Desempenho do SI e do controlador proposto. 76
6.18 Desempenho do SI e do controlador proposto. 76
6.19 Controle do robô por meio do sistema proposto. 77
6.20 Protocolo de testes. 78
6.21 Distribuição de frequência - Tabela (6.5). 80
6.22 Distribuição de frequência - Tabela (6.7). 80

A.1 Rotação de um eixo do acelerômetro em torno do vetor “1g”. 100
A.2 Análise da relação entre a inclinação θ e os vetores $\overrightarrow{a_x}$ e $\overrightarrow{a}$. 100
A.3 Rotação de um eixo do acelerômetro em torno do vetor “1g”. 101
A.4 Relações Tensão x Inclinação obtidas pelo uso das funções seno e tangente. 102
A.5 Variação da inclinação de um acelerômetro triaxial. 103

Lista de Símbolos

$\mathbf{F_C}$	Vetor força de Coriolis;
m	Massa;
$\mathbf{v}$	Vetor velocidade linear;
$\boldsymbol{\omega}$	Vetor velocidade angular;
ω	Velocidade angular;
v_{out}	Tensão de saída;
S	Sensibilidade;
x	Posição angular;
T	Período de amostragem;
ϕ	Posição angular de rolamento;
θ	Posição angular de arfagem;
ψ	Posição angular de guinada;
ϕ_g	Posição angular de rolamento medida pelo giroscópio;
θ_g	Posição angular de arfagem medida pelo giroscópio;
ψ_g	Posição angular de guinada medida pelo giroscópio;
ϕ_a	Posição angular de rolamento medida pelo acelerômetro;
θ_a	Posição angular de arfagem medida pelo acelerômetro;
ψ_m	Posição angular de guinada medida pelo magnetômetro;
ω_ϕ	Velocidade angular de rolamento;
ω_θ	Velocidade angular de arfagem;
ω_ψ	Velocidade angular de guinada;
F	Força;
a	Aceleração linear;
C	Capacitância;
ε	Constante dielétrica;
A	Área;
D	Distância;

v_{off} Tensão de *offset*;
a_x Aceleração linear no eixo x;
a_y Aceleração linear no eixo y;
a_z Aceleração linear no eixo z;
X_m Valor de saída medido no eixo x do magnetômetro;
Y_m Valor de saída medido no eixo y do magnetômetro;
Z_m Valor de saída medido no eixo z do magnetômetro;
H_h Componente horizontal do campo magnético da Terra;
$\mathbf{x}$ Vetor de estados;
$\mathbf{u}$ Vetor de entradas;
$\mathbf{y}$ Vetor de medições;
$\mathbf{w}$ Ruído de processo;
$\mathbf{z}$ Ruído de medição;
$\mathbf{Q}$ Covariância do ruído de processo;
$\mathbf{R}$ Covariância do ruído de medição;
$\widehat{\mathbf{x}}_i^-$ Predição do estado a priori;
$\widehat{\mathbf{x}}_i$ Predição do estado a posteriori;
$\mathbf{K}$ Ganho de Kalman;
$\widehat{\mathbf{e}}_i^-$ Erro de estimação a priori;
$\widehat{\mathbf{e}}_i$ Erro de estimação a posteriori;
$\widehat{\mathbf{P}}_i^-$ Covariância do erro a priori;
$\widehat{\mathbf{P}}_i$ Covariância do erro a posteriori;
α Parâmetro de ajuste do filtro complementar;
k Frequência de corte;
R Resistência;
R_G Resistência de ganho;
μ Grau de pertinência.

Lista de Abreviações

EMG	Eletromiografia;
SI	Sistema Inercial;
sEMG	Sinal Eletromiográfico;
MARG	*Magnetic, Angular Rate and Gravity*;
MEMS	*Micro-Electro-Mechanical Systems*;
ICM	Interface Cérebro Máquina;
EEG	Eletroencefalografia;
sEEG	Sinal eletroencefalográfico;
EOG	Eletro-oculografia;
JPL	*Jet Propulsion Laboratory*;
NASA	*National Aeronautics and Space Administration*;
NED	*North, East, Down*;
CMT	Campo Magnético da Terra;
FK	Filtro de Kalman;
FC	Filtro Complementar;
ACH	Acetilcolina;
MUAP	*Motor Unit Action Potential*;
IA	*Instrumentation Amplifier*;
e	Erro;
de	Desvio do erro;
LACOI	Laboratório de Controle e Instrumentação.

Capítulo 1

Introdução

O termo robô foi introduzido pela primeira vez em 1920 pelo escritor tcheco Karel Capek, em sua peça *Rossum's Universal Robots*. Em sua língua de origem, a palavra *robota* significa trabalho, mas foi usada por Capek para descrever trabalhadores humanóides fabricados aos milhares (Nocks, 2007; Goodrich e Schultz, 2007).

A partir daí, a palavra robô se tornou popular entre escritores de ficção científica e em 1960, engenheiros começaram a aplicar o termo robô para designar máquinas industriais programáveis capazes de realizar uma série de tarefas repetitivas de forma autônoma (Nocks, 2007). Entre 1960 e 1990, os robôs industriais dominaram as pesquisas na área de robótica (Garcia *et al.*, 2007). Neste período, as principais aplicações dos robôs foram em tarefas desgastantes e repetitivas, nas quais o homem pode ser levado à negligência pela rotina, apresentando como principais benefícios a redução de acidentes de trabalho e o aumento da produção.

Com a rápida modernização e os avanços da tecnologia, outras aplicações para o uso dos robôs foram tornando-se cada vez mais viáveis. Com isso, espera-se que os robôs façam parte do cotidiano, como por exemplo, auxiliando profissionais de diversas áreas (Unluturk e Aydogdu, 2013; Pisla *et al.*, 2013; Mahadhir *et al.*, 2014), bem como, ajudando pessoas na realização de tarefas domésticas (Palleja *et al.*, 2010; Fischinger *et al.*, 2014). Assim, tem-se um novo objeto de estudo, a Interação Homem-Robô (IHR).

A Interação Homem-Robô "é um campo de estudo dedicado à compreensão, elaboração e avaliação de sistemas robóticos pelo uso por ou com seres humanos" Goodrich e Schultz (2007). Esta interação pode ocorrer por meio de robôs assistentes, interação física, interação social ou teleoperação. Devido à sua multidisciplinaridade e à vasta aplicação, a IHR tem sido objeto de estudo de diversas áreas como engenharias (Luo e Wu, 2012), neurociência (Madden *et al.*, 2010), medicina (Garcia-Aracil *et al.*, 2014), inteligência computacional (Hasanuzzaman *et al.*, 2007), psicologia (Dominey e Warne-

ken, 2011), entre outras.

O ramo da teleoperação, foco de estudo deste trabalho, refere-se ao controle de um robô à distância por um humano (Hokayem e Spong, 2006). Nesta cooperação, destaca-se a associação entre a inteligência humana, a qual é superior àquela desenvolvida pelos atuais sistemas de controle, e a capacidade de potência mecânica do robô, que por sua vez, é superior àquela desenvolvida pela musculatura humana. Outro fator interessante é que o robô pode realizar tarefas em locais perigosos ou inóspitos, enquanto o humano pode controlá-lo com conforto e em um local seguro (Kim *et al.*, 2006; Park *et al.*, 2014).

Tradicionalmente, os primeiros instrumentos utilizados na teleoperação como meio de comunicação entre homem e robô foram os *joysticks* e os teclados de computador (Gulliksen *et al.*, 2009). Essas interfaces são interessantes em atividades mais simples e que exigem um menor grau de liberdade para serem executadas. Em atividades mais complexas, tem-se pensado em alternativas por meio das quais o controle do robô possa ser realizado de uma maneira mais intuitiva, por meio de dispositivos que meçam o movimento humano a fim de que o robô possa imitá-lo (Luo *et al.*, 2013; Lei *et al.*, 2014).

Esses estudos têm se intensificado nos últimos anos e diversas técnicas para captação do movimento humano têm sido desenvolvidas. Paralelo a isso, visto o grande número de pessoas com deficiência motora, muitas dessas pesquisas têm sido dedicadas a dispositivos que possam ser utilizados de forma a captar a intenção de movimento dessas pessoas e transmiti-la a um robô assistente que possa auxiliá-las em atividades domésticas, e também, inseri-las no mercado de trabalho (Graser *et al.*, 2013; Lazewatsky e Smart, 2014).

Dentre as principais técnicas desenvolvidas para captar a intenção de movimento humano, podem-se destacar os sensores inerciais e magnéticos (Zhou e Hu, 2007), a visão computacional (Shirwalkar *et al.*, 2013), o reconhecimento de voz (Izumi e Tsujimura, 2012), a eletromiografia Ryu *et al.* (2008), a eletroencefalografia (Perez Garcia *et al.*, 2013) e a eletro-oculografia (Zhang *et al.*, 2013). As três últimas técnicas citadas utilizam sinais biológicos e são bastante promissoras no auxílio a pessoas com deficiência motora.

Cada uma das técnicas utilizadas atualmente para captar a intenção de movimento apresenta vantagens e desvantagens. Desta forma, a fim de se obter melhores resultados, muitos trabalhos optam pelo uso de sistemas híbridos, ou seja, que utilizam duas ou mais técnicas de medição. Neste contexto, o presente trabalho apresenta o uso de duas técnicas para detectar movimento: a eletromiografia (EMG) e um sistema inercial (SI), visando o controle teleoperado de um manipulador robótico. O sistema inercial é usado para medir os movimentos do braço para o controle das juntas do robô e a EMG foi

aplicada para classificar o gesto realizado pela mão, a fim de controlar o efetuador em dois estados: aberto ou fechado.

Sistemas como esse podem ser usados por pessoas sem deficiência e por pessoas que tenham sofrido uma amputação transradial. Entretanto, vale salientar que embora o propósito do trabalho seja voltado para o controle de um robô teleoperado por meio dos movimentos do braço humano, o sistema não se restringe apenas a esse tipo de aplicação. Com as devidas modificações, tal sistema poderia ser proposto, por exemplo, para o controle de uma cadeira-de-rodas, com a utilização dos sensores inerciais para medir os movimentos da cabeça da pessoa, ou da eletromiografia para verificar a contração dos músculos faciais ao piscar os olhos e, assim, controlar o sistema de acionamento, como mostram (Romero *et al.*, 2014).

1.1 Relevância do tema

Atualmente, é grande o número de pessoas com deficiência motora e de idosos que precisam de auxílio para a realização de atividades cotidianas. Segundo o último CENSO realizado no Brasil em 2010, "considerando a população residente no país, 23,9% possuíam pelo menos uma das deficiências investigadas: visual, auditiva, motora e mental ou intelectual" Oliveira (2010). A deficiência motora apresentou a segunda maior ocorrência, afetando 7% da população, ou seja, mais de 13 milhões de pessoas. Dentre os motivos relacionados a esse tipo de deficiência podem-se destacar problemas de má formação, acidentes de trânsito, acidentes de trabalho, erros médicos e complicações no parto.

Algumas dessas pessoas estão fora do mercado de trabalho ou do convívio social. Por isso, tecnologias assistivas são importantes para permitir a reintegração dessas pessoas à sociedade e ao emprego. Neste contexto, uma área muito promissora é a robótica. A interação homem-robô tem sido objeto de estudo de diversos trabalhos nos últimos anos e tem se tornado cada vez mais importante (Garcia *et al.*, 2007).

Paralelo a isso, há também um aumento da demanda por formas mais naturais e intuitivas de se controlar os robôs, por meio de técnicas que captam a intenção de movimento. Esses estudos além de buscar promover a inclusão de pessoas com deficiência, podem proporcionar a melhoria da ergonomia e das condições de trabalho, sobretudo em ambientes perigosos ou em atividades que envolvem a manipulação de cargas que requerem um esforço físico inadequado ao ser humano. Além disso, essas técnicas têm sido muito utilizadas ainda em áreas como a fisioterapia (Dyer *et al.*, 2013), no estudo de patologias (Go *et al.*, 2014) e em técnicas de treinamento desportivo (Croft e Ribeiro,

2013).

Tendo em vista todos esses aspectos, nota-se que o estudo desses mecanismos é de extrema importância. As inúmeras aplicações revelam aspectos ainda inexplorados e a necessidade de se ter sistemas cada vez mais eficientes que possam processar os sinais provenientes dos sensores e reconhecer a intenção de movimento em tempo real.

1.2 Objetivos

A proposta deste trabalho é desenvolver um sistema de medição para o controle teleoperado de um manipulador robótico, com potencial para ser usado por pessoas que tenham sofrido uma amputação transradial nos membros superiores. Neste contexto, os objetivos específicos do trabalho são:

- Construção do sistema de sensoriamento e conversão A/D de baixo custo.
- Estudo e implementação de técnicas para processamento dos sinais provenientes dos sensores.
- Implementação do sistema de controle teleoperado do manipulador robótico.
- Elaboração de interface com o usuário e protocolo para realização de testes com diferentes indivíduos a fim de avaliar o desempenho do sistema proposto.

1.3 Estrutura da dissertação

Este trabalho está dividido em sete capítulos. No capítulo 1, é feita uma breve introdução referente ao tema abordado, contendo as justificativas para estudos nesta área e os objetivos deste trabalho. Por fim, a estrutura da dissertação é apresentada.

É feita uma revisão bibliográfica no Capítulo 2 a respeito das principais técnicas utilizadas para detectar intenção de movimento humano. Neste ponto, é apresentada um justificativa para a escolha das técnicas abordadas e, ainda, são apresentados alguns trabalhos recentes que utilizaram as mesmas técnicas para o controle de um manipulador robótico.

Já nos capítulos 3 e 4, são explorados os conceitos básicos referentes à medição da intenção de movimento humano, utilizando sistemas inerciais e eletromiografia, respectivamente. Esses capítulos descrevem tais técnicas com um maior detalhamento e por isso, são importantes para o entendimento do trabalho.

No capítulo 5, são apresentados o manipulador robótico e o controlador utilizados.

O manipulador consiste em um sistema de prototipagem rápida, utilizado apenas para verificar a viabilidade da aplicação, proporcionando *feedback* ao usuário do sistema de medição proposto.

O capítulo 6, apresenta os resultados obtidos. São mostrados o desempenho de cada técnica abordada e os resultados dos testes realizados com a participação de vinte voluntários. E por fim, no capítulo 7 são apresentadas as conclusões e as propostas de trabalhos futuros.

Capítulo 2

Revisão de Literatura

2.1 Introdução

Neste capítulo, serão apresentadas algumas das principais técnicas utilizadas para detectar o movimento humano, bem como alguns trabalhos que as utilizaram em diferentes aplicações. Além disso, este capítulo apresenta também, alguns dos principais trabalhos que utilizaram a eletromiografia e sensores inerciais para o controle de um manipulador robótico e que serviram como base para este projeto.

2.2 Técnicas para detectar a intenção de movimento

A literatura científica apresenta diversos trabalhos pertinentes à detecção da intenção de movimento humano para diferentes contextos de aplicação, métodos de sensoriamento e processamento de sinais. Nesta seção, serão apresentados alguns destes métodos, a maneira como eles são aplicados, bem como suas vantagens e desvantagens.

2.2.1 Sensores Inerciais

Sensores inerciais são sensores que medem movimento linear e/ou angular (IEEEStd1559, 2009). Os principais sensores inerciais utilizados para medir movimento humano são o magnetômetro, o giroscópio e o acelerômetro, que juntos constituem um sistema inercial denominado MARG (do inglês *Magnetic, Angular Rate and Gravity*) (Roetenberg, 2006). Trata-se de um sistema que mede campo magnético, velocidade angular e aceleração da gravidade, parâmetros que permitem obter a posição angular de um corpo em um espaço tridimensional.

As primeiras aplicações destes sensores foram em sistemas de navegação, nos quais eram utilizados para determinar aceleração linear e atitude do veículo, que consiste na sua orientação em relação a uma referência (Bose *et al.*, 2008). Com o desenvolvimento da tecnologia MEMS (do inglês *Micro-Electro-Mechanical Systems*) estes sensores se tornaram interessantes em outras aplicações como em controles de videogames, em celulares e até mesmo em *notebooks* para proteção em caso de queda. Isto porque o desenvolvimento da tecnologia possibilitou que estes sensores fossem produzidos em escala milimétrica, com menor custo e com menor consumo de energia, tornando viável a aplicação em dispositivos que funcionam à bateria (Tian-Jun *et al.*, 2011).

Com relação à medição do movimento humano, além das características apresentadas, o uso destes sensores tornou-se interessante também pelo fato de se tratar de uma tecnologia não-invasiva, portátil e fácil de usar. Estas características aliadas ao baixo custo potencializaram o uso dos sensores inerciais em áreas como a fisioterapia (Yurtman e Barshan, 2014), no estudo de patologias (Marzouk, 2009), em técnicas de treinamento desportivo (Roa, 2009) e no controle de robôs (Rodriguez-Angeles *et al.*, 2010).

Os resultados destes trabalhos mostram que o uso de sensores inerciais é muito interessante para medir o movimento dos membros inferiores e superiores do corpo humano. Dong *et al.* (2008) afirmam que em comparação com outras técnicas, o uso destes sensores aparenta ser o mais promissor, devido à precisão e à rapidez com que é possível medir os movimentos. Entretanto, para medir o movimento das mãos, esses sensores não são a melhor opção, devido ao elevado número de graus de liberdade que a mão humana possui. Sendo assim, outras técnicas são mais indicadas para esta aplicação. Outra desvantagem do uso destes sensores está nas interferências do meio, sobretudo pelo uso do magnetômetro. Se houver contato da pessoa com algum elemento ferromagnético, por exemplo, sem que haja a calibração do sistema para tal, as posições angulares medidas apresentarão erros significativos (Bachmann *et al.*, 2007).

2.2.2 Visão Computacional

A visão computacional é uma técnica que permite a representação de características significativas de objetos físicos, por meio de imagens (Szeliski, 2010). Isto normalmente é feito com o uso de uma câmera que transmite informações para um computador. Uma vez transmitidas, estas informações podem ser processadas para detectar os movimentos dos membros de uma pessoa, por exemplo, para que um robô possa reproduzi-los.

Por se tratar de uma tecnologia não-invasiva, fácil de usar e que não precisa ser acoplada ao corpo da pessoa, a visão computacional tem se tornado bastante promis-

sora em diversas aplicações que vão desde jogos virtuais (Ren *et al.*, 2010), ao controle de robôs teleoperados (Song *et al.*, 2012), e até nas áreas de reabilitação e estudo de patologias (Galna *et al.*, 2014). Além disso, com o desenvolvimento do Kinect®, sensor de movimento de baixo custo construído para o videogame Xbox®, esta técnica tem se tornado cada vez mais popular.

Para detecção de movimentos em três dimensões, o Kinect® apresenta um sensor de profundidade infravermelho que permite que o ambiente seja escaneado em três dimensões, uma câmera RGB que permite o reconhecimento facial da pessoa que está em sua frente, além de processador e *software* próprio. O Kinect *for* Windows SDK® (*Software Development Kit*) inclui *drivers*, ferramentas, interface para usuário e um código simples que facilita o uso do sensor (Webb e Ashley, 2012). Desta forma, é possível identificar até seis pessoas e vinte e cinco juntas por pessoa, sendo que cada pessoa ou um membro de seu corpo podem ser representados na interface do usuário por um esqueleto ou pela forma de seu contorno, como ilustra a Figura (2.1).

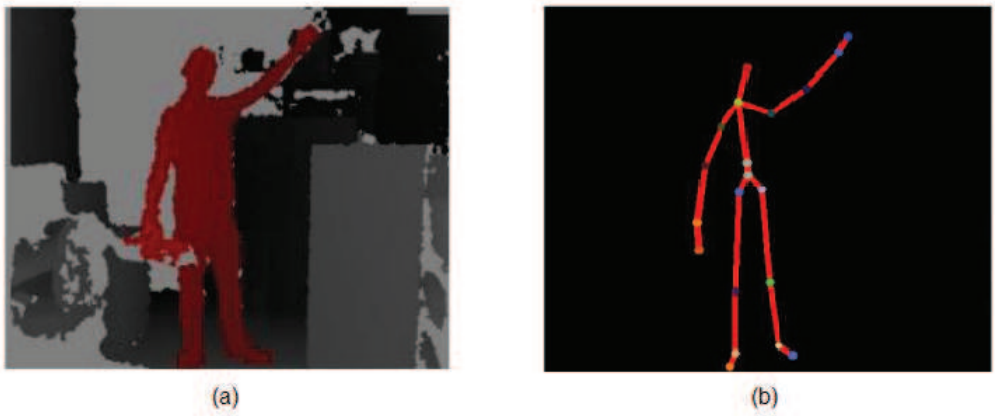

Figura 2.1: Representações feitas por meio do Kinect®. (a) Contorno, (b) Esqueletização. Modificado de (Livingston *et al.*, 2012)

Por meio destas representações virtuais, capazes de descrever as posições dos membros do corpo, é possível identificar o movimento do braço humano, bem como gestos realizados pela mão. Neste contexto, trabalhos como (Marinho *et al.*, 2012) e (Shirwalkar *et al.*, 2013) utilizaram o Kinect® para o controle das juntas e do efetuador de um manipulador robótico. Ambos utilizaram o braço direito da pessoa como referência para o controle das juntas do manipulador e a mão esquerda para o controle do efetuador. Isso porque quando a pessoa mantém o braço e a mão ao lado do corpo, o Kinect® reconhece o gesto realizado, entretanto, quando os mesmos estão posicionados na frente do corpo, o reconhecimento do gesto realizado pela mão não é muito confiável, por limitações do próprio sensor.

Outra desvantagem do uso do Kinect® é que para movimentos muito rápidos este sensor não apresenta uma boa acurácia, possuindo uma limitação de 30 fps. Além disso, a iluminação do ambiente e até mesmo a roupa que a pessoa está vestindo podem afetar a qualidade da imagem (Webb e Ashley, 2012). Existem outros sistemas no mercado que possuem um desempenho muito melhor, como as câmeras Vicon®, que permitem capturar até 100 fps. Entretanto, o custo é bem mais elevado (Stone e Skubic, 2011).

2.2.3 Reconhecimento de voz

O reconhecimento de voz é uma técnica bastante promissora e já vem sendo utilizada e testada no controle de diversos dispositivos como aparelhos eletrodomésticos, computadores, automóveis, cadeiras-de-rodas e em robôs que interagem com seres humanos (Anusuya e Katti, 2009).

A maneira como esta técnica é implementada é relativamente simples de compreender. A pessoa que vai operar o sistema utiliza um microfone que converte o som da sua voz em um sinal elétrico, o qual um computador ou um microcontrolador irá identificar, utilizando técnicas de processamento de sinais e reconhecimento de padrões. Normalmente, o reconhecimento de voz é feito com base em um vocabulário que restringe as palavras a serem identificadas (Schroeder, 2004). Quanto maior o número de palavras contidas nesse vocabulário, mais complexa se torna a classificação.

Como a fala é uma das primeiras e mais naturais formas de comunicação, esta técnica requer pouco treinamento e pode ser muito útil para pessoas que perderam os movimentos dos membros superiores e inferiores. Outra vantagem desta técnica é que o seu custo não é proibitivo, o próprio Kinect® possui um conjunto de microfones que juntamente com seu processador e *software* próprios, permitem o reconhecimento de comandos de voz.

Para a aplicação no controle de manipuladores robóticos, (El-Emary *et al.*, 2010) utilizam o reconhecimento de voz para controlar quatro motores de passo que compõem o robô TR-45. O vocabulário utilizado foi limitado em doze palavras subdivididas em dois grupos que correspondem à parte do robô a se mover e ao movimento a ser realizado. Assim, o usuário deve falar o nome da parte a se movimentar e em sequência o tipo de movimento, em um microfone conectado à placa de som de um computador. Antes da realização dos testes, uma primeira etapa de treinamento foi feita para a criação de um banco de dados que serviu como referência para o classificador, neste caso, foi utilizado um modelo estocástico. A taxa de acertos na etapa de testes variou de 80% a 94%.

Trabalhos como (Lu *et al.*, 2010) e (Izumi e Tsujimura, 2012) também utilizaram

o reconhecimento de voz para o controle de robôs, apresentando outros classificadores e frases elaboradas, ao invés de palavras, para determinados contextos dentro do cenário no qual o robô estava inserido. Ainda assim, nota-se que para atividades mais complexas em que as tarefas não são determinadas previamente, o uso desta técnica não é tão intuitivo quanto o das outras técnicas apresentadas, em que a pessoa realiza o movimento e o robô imita. Outra desvantagem é que ruídos sonoros podem reduzir a acurácia do sistema de reconhecimento de voz, por isso o ideal é que a técnica seja utilizada em ambientes fechados e sem muito barulho.

2.2.4 Eletromiografia

A eletromiografia é o estudo das funções musculares por meio da investigação do sinal elétrico proveniente da musculatura quando ocorre a contração de um músculo (Webster, 2009). Este sinal eletromiográfico (sEMG) é um potencial elétrico gerado pela atividade neuromuscular que reflete comandos de movimento determinados pelo sistema nervoso central.

O sEMG, pode ser medido nas camadas internas dos músculos ou na superfície da pele, como mostra a Figura (2.2), e contém informações importantes referentes ao tipo de movimento realizado e à força aplicada. Assim, pela análise e processamento deste sinal é possível determinar a intenção de movimento de uma pessoa (Li e Kuiken, 2009).

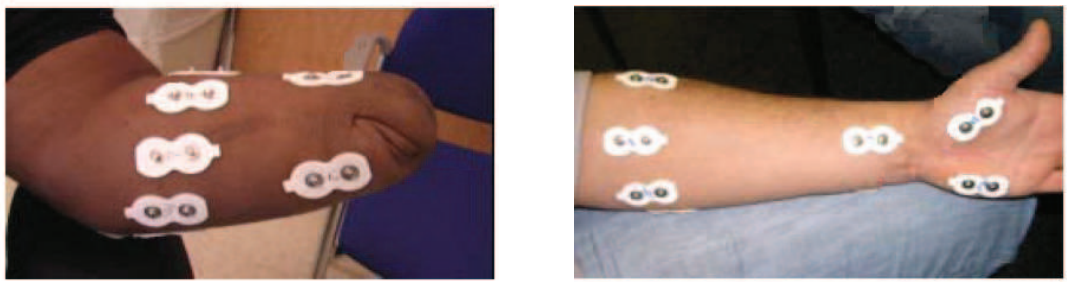

Figura 2.2: Eletrodos de superfície. Modificado de (Li e Kuiken, 2009)

Atualmente, esta técnica vem se mostrando bastante promissora para a utilização em próteses. Isto porque uma pessoa amputada, que tenha perdido a mão ou o braço em um acidente, pode controlar uma prótese de forma similar ao controle feito com o membro original, desde que o sistema nervoso central e uma parte do músculo que atua neste membro estejam preservados (Li *et al.*, 2010).

Trabalhos como Fukuda *et al.* (2003) e Ryu *et al.* (2008) utilizaram a eletromiografia para o controle de um manipulador robótico. Entretanto, embora esta técnica possa

ser utilizada para medir os movimentos do braço e da mão e existam diversos métodos que podem ser aplicados na análise do sEMG (Reaz *et al.*, 2006), o número de eletrodos necessários, o posicionamento desses eletrodos e a classificação do gesto realizado pode ser uma tarefa bastante complexa.

2.2.5 Eletroencefalografia

A Interface Cérebro Máquina (ICM) é uma abordagem que busca traduzir os potencias elétricos advindos das atividades cerebrais, a fim de representar a intenção do usuário em se comunicar com o meio externo (Wolpaw e Wolpaw, 2012). Nos últimos anos, os avanços da neurociência e o desenvolvimento de equipamentos e computadores com maior capacidade de processamento e a custos menores impulsionaram os estudos nessa área.

Dentre as tecnologias capazes de servir como base para uma ICM, a eletroencefalografia (EEG) é a que mais vem se destacando. Esta técnica permite o registro dos sinais eletroencefalográficos por meio de eletrodos de superfície, colocados na região do escalpo (Ubeda *et al.*, 2013). A Figura (2.3) mostra como esses eletrodos são colocados no paciente, sem que haja a necessidade de raspagem do cabelo.

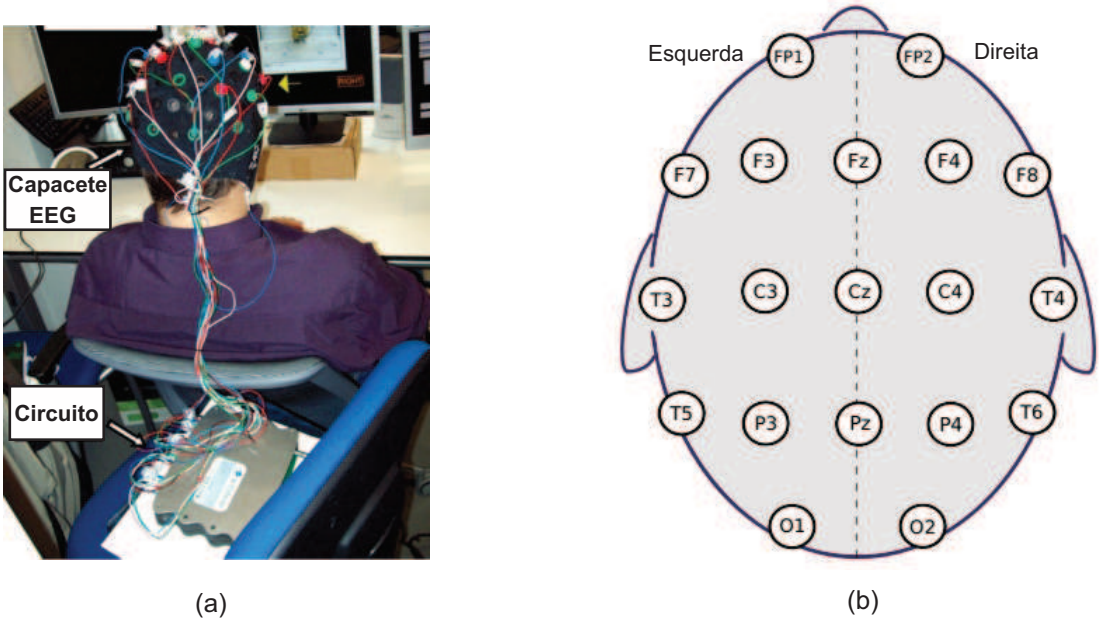

Figura 2.3: Eletroencefalografia. (a) Capacete de EEG, (b) Distribuição de eletrodos pelo sistema internacional 10-20. Modificado de (Ubeda *et al.*, 2013) e (Ulloa, 2013)

Existem diferentes tipos de sinais eletroencefalográficos (sEEG), entre eles: os sinais espontâneos, a imaginação motora e os potenciais evocados. Os sinais espontâneos

são sinais relacionados à ação motora, que podem ser detectados na região do cérebro denominada córtex motor. O segundo tipo mencionado, como o próprio nome sugere, trata de sinais gerados pela imaginação do movimento de membros como braços, pernas e mãos. E, por fim, os potenciais evocados são sinais gerados de forma inconsciente quando há a presença de um estímulo externo (Abdalla Júnior, 2012).

Na literatura, há diversos trabalhos que visam a utilização da EEG para o controle de robôs, de diferentes formas. Abdalla Júnior (2012), por exemplo, utiliza a técnica para o controle teleoperado de um manipulador robótico com dois graus de liberdade, por meio da detecção de potenciais evocados por estímulo visual. Já Ulloa (2013) aplica a técnica por meio de sinais provenientes da imaginação motora, o que é um pouco mais complicado e exige um maior treinamento e concentração por parte do usuário.

Além disso, o uso da EEG em outros dispositivos como para o controle de cadeiras-de-rodas (Iturrate *et al.*, 2009) ou de cursores de computador (Ming *et al.*, 2009) também tem sido estudado. Desta forma, a ICM tem mostrado grande potencial para reabilitar pacientes que sofreram doenças como derrame, paralisia cerebral, distrofia muscular e esclerose múltipla, entre outras, que podem afetar os músculos ou causar algum dano cerebral. Entretanto, nenhuma aplicação para assistência de pessoas com deficiência tem sido comercializada ou disponibilizada para uso clínico, sendo que o atual estado de desenvolvimento é de pesquisa e experimentação (Cecotti, 2011; Ulloa, 2013).

Embora seja possível por meio de eletrodos de superfície registrar a atividade cerebral sem a necessidade de um procedimento cirúrgico, este método apresenta algumas desvantagens. Interferências tanto fisiológicas quanto do ambiente podem alterar o sinal. Além disso, o registro da atividade é menos específico devido ao fato de que o eletrodo abrange uma área que pode conter milhões de neurônios especializados em diferentes funções que também são refletidas nos sinais registrados.

2.2.6 Eletro-oculografia

A eletro-oculografia (EOG) é uma técnica utilizada para medir os movimentos realizados pelos olhos, por meio de eletrodos que captam a diferença de potencial entre a retina e a córnea, denominado potencial córneo-retiniano (Bulling, 2010). Esse potencial normalmente é medido por meio de cinco eletrodos de superfície, colocados ao redor dos olhos, como mostra a Figura (2.4).

Os eletrodos D-E captam os movimentos horizontais, enquanto os eletrodos B-C captam os movimentos verticais. O eletrodo A é o eletrodo de referência e, normalmente, é colocado na testa (Barea *et al.*, 2002). Desta forma, esta técnica, assim como a EEG, pode ser utilizada para que pessoas com deficiência que tiveram doenças que afe-

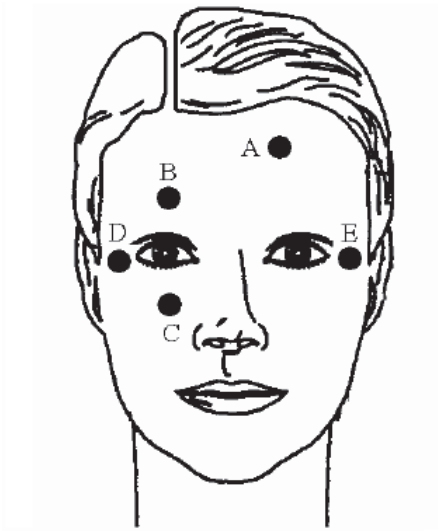

Figura 2.4: Distribuição dos eletrodos para captação sinal eletro-oculográfico. (Barea *et al.*, 2002)

taram os músculos ou causaram algum dano cerebral, possam se comunicar e controlar dispositivos capazes de auxiliá-las no dia-a-dia, garantindo maior autonomia e também possibilitando uma maior inclusão social (Goto *et al.*, 2006; Yathunanthan *et al.*, 2008).

Embora seja uma técnica bastante promissora, há diversos fatores que dificultam a sua implementação e comprometem a leitura do potencial córneo-retiniano: perturbações causadas por outros biopotenciais, como o sEMG e o sEEG, o contato dos eletrodos com a pele, as condições de iluminação do ambiente, movimentos da cabeça e o piscar dos olhos. Por isso, diversos trabalhos têm se dedicado a melhorar o sistema de aquisição desses sinais e assim obter melhores resultados.

2.2.7 Sistemas híbridos

Tendo em vista as limitações de cada uma das técnicas apresentadas, diversos trabalhos optam pelo uso de duas ou mais formas de se medir a intenção de movimento humano, construindo então, sistemas híbridos. Neste contexto, tem-se trabalhos como Zhou *et al.* (2014) que utilizam sensores inerciais e visão computacional para reconhecimento de gestos, bem como sistemas voltados para pessoas com deficiências mais severas, que afetam os movimentos dos membros inferiores e superiores, como Ma *et al.* (2013) que utilizam a EOG e a EEG para determinar a intenção de movimento para o controle de um robô.

Assim, o uso dessas associações está ligado aos tipos de deficiência a serem abrangidos, à aplicação e à maneira com que se deseja controlar um determinado dispositivo.

Neste trabalho, buscou-se o uso de um sistema que possibilite o controle de um manipulador robótico com dois graus de liberdade e um efetuador em forma de pinça de maneira intuitiva, por meio de gestos realizados pelo próprio operador, mas que também pudesse ser utilizado por pessoas que sofreram amputação transradial, ou seja, entre o pulso e o cotovelo.

Neste sentido, dentro do que foi apresentado, optou-se pelo uso de duas técnicas: a EMG para detectar a intenção do usuário de fechar ou abrir a mão e os sensores inerciais para determinar as posições angulares do antebraço como referência para o controle das juntas do robô. Embora neste trabalho o foco seja voltado para o controle de um robô teleoperado, as aplicações são inúmeras, de forma que o mesmo sistema poderia ser utilizado, por exemplo, para controlar uma cadeira-de-rodas, o cursor de um computador ou uma órtese, com as devidas adaptações.

2.3 Trabalhos anteriores

Nesta seção, serão apresentados trabalhos que utilizaram a EMG e sensores inerciais para o controle de manipuladores robóticos e que foram referência para este projeto.

2.3.1 GE *Fusion* e MEA *Fusion* (Cannan e Hu, 2012)

Este trabalho apresenta duas abordagens para medir movimento e contração muscular denominadas GE *Fusion* e MEA *Fusion*. Ambas utilizam um eletromiógrafo, entretanto a primeira abordagem utiliza um giroscópio L3G4200D triaxial e a segunda utiliza um acelerômetro BMA180 e um magnetômetro MAG3110 triaxiais.

Embora haja essa divisão por parte dos autores, todos esses sensores são colocados em uma pequena caixa presa a uma pulseira de elástico, como mostra a Figura (2.5). Além dos sensores citados, o dispositivo contém ainda um microcontrolador Arduino Pro Mini que é utilizado para enviar os dados de medição dos sensores para um computador via USB. Segundo os autores, o sistema pesa menos de 20g e suas medidas são 60mm x 35mm x 20mm.

O circuito que constitui o eletromiógrafo é bem simples e contém apenas um amplificador de instrumentação INA128 cujo pino referente ao ganho é conectado a um capacitor, que funciona como um filtro passa-altas. São utilizados três eletrodos: positivo, negativo e referência. Os eletrodos positivo e negativo são colocados próximos um do outro sobre a musculatura do antebraço e são conectados aos pinos de entrada do INA128. O eletrodo de referência é colocado em uma região mais óssea, com menor ativação muscular, e é conectado à referência do circuito. Os eletrodos utilizados possuem

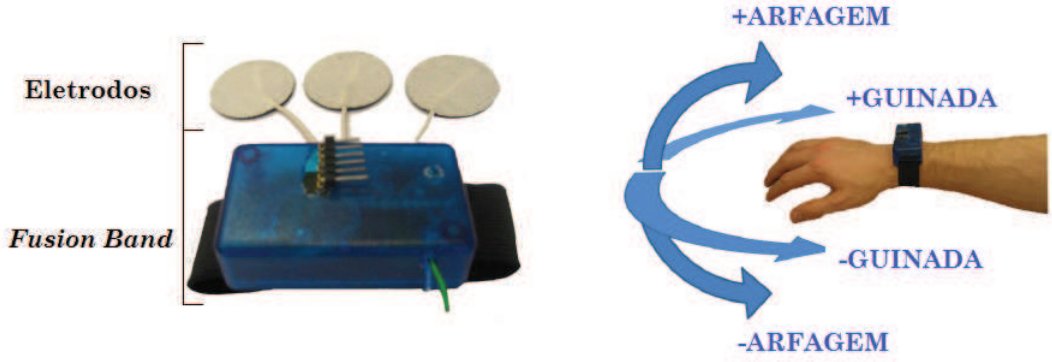

Figura 2.5: Pulseira contendo o GE *Fusion* e o MEA *Fusion*. Modificado de (Cannan e Hu, 2012)

30mm de diâmetro, são reutilizáveis e adesivos. Para verificar a intenção do usuário de fechar ou abrir a mão, foi utilizado o valor de amplitude do sEMG.

Os sensores inerciais foram utilizados para medir as posições angulares dos movimentos de arfagem e guinada realizados pelo braço do usuário. Na primeira abordagem, o GE Fusion, essas posições foram calculadas pela integração numérica dos valores de velocidade angular medidos pelo giroscópio. Na segunda abordagem, as posições angulares de arfagem foram calculadas pelos dados de medição do acelerômetro, enquanto as posições angulares de guinada foram obtidas por meio do magnetômetro. Maiores detalhes sobre esses cálculos serão mostrados no Capítulo 3.

Um experimento para controle teleoperado de um robô foi realizado para verificar o funcionamento desses sistemas. O robô utilizado foi o Edubot Robotic Arm®, um manipulador robótico com cinco graus de liberdade e um efetuador em forma de pinça. No experimento foram utilizados o efetuador e apenas duas juntas para a realização dos movimentos de arfagem e guinada.

O experimento consistiu em pegar um pequeno objeto em um quadrado amarelo e movê-lo até outro quadrado. Para isso, o sEMG determinava o comando para abrir ou fechar o efetuador de acordo com o gesto realizado pela mão do usuário, e as posições angulares calculadas por meio dos sensores inerciais foram utilizadas para o controle dos movimentos das juntas do robô, que visavam imitar o movimento realizado pelo braço humano. Além das duas abordagens utilizadas, o experimento foi feito ainda com um *joystick* e um teclado, para fins de comparação.

Segundo os autores, pelo tempo médio gasto para a realização da tarefa e a precisão da mesma, o uso do teclado apresentou o melhor resultado, ou seja, menor tempo e maior precisão, seguido do GE *Fusion*, do *joystick* e o MEA *Fusion*. É preciso ressaltar, no entanto, que os autores não fornecem maiores detalhes sobre os erros no cálculo das

posições angulares e que a atividade é realizada num tempo de aproximadamente 50s para o pior caso apresentado. Nesse tempo, problemas que ocorrem na integração dos valores do giroscópio, ainda não são relevantes e, por isso, os testes com o GE *Fusion* foram melhores que os testes realizados com o MEA *Fusion*, uma vez que os dados provenientes do acelerômetro são bastante ruidosos, sobretudo quando há movimento. Todos esses problemas serão tratados mais adiante e será mostrado que a fusão destes sensores é uma boa alternativa para eliminá-los.

2.3.2 *JPL BioSleeve* (Wolf *et al.*, 2013a), (Wolf *et al.*, 2013b)

Este trabalho foi desenvolvido pelo JPL (*Jet Propulsion Laboratory*) no Instituto de Tecnologia da California em um contrato com a NASA (*National Aeronautics and Space Administration*). Trata-se de um sistema com comunicação *wireless*, colocado no antebraço e usado para inferir gestos realizados por movimentos do braço e da mão. Os autores deram o nome de *JPL BioSleeve* ao dispositivo eletrônico que constitui-se de uma luva contendo um acelerômetro, um giroscópio e um magnetômetro triaxiais, além de um eletromiógrafo de dezesseis canais, como mostra a Figura (2.6).

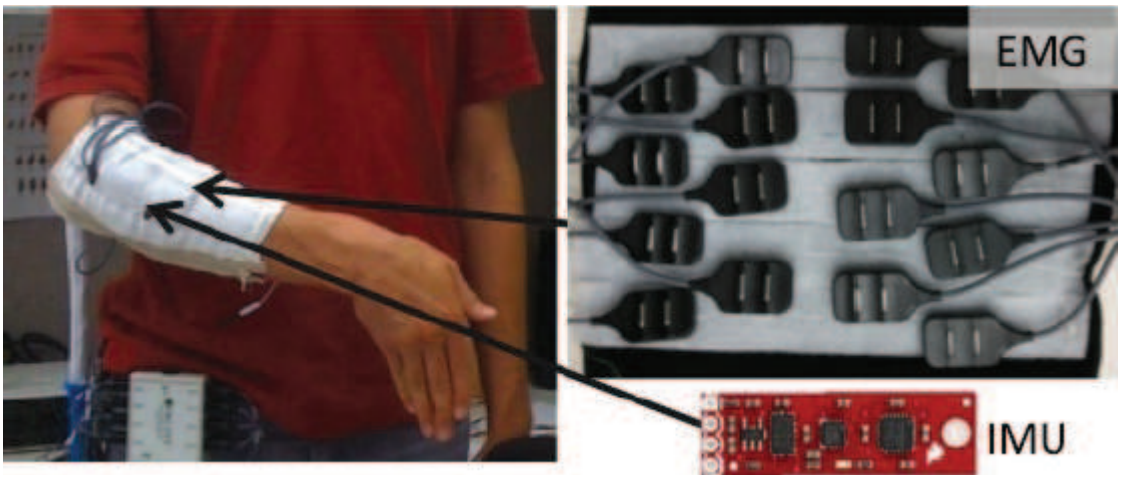

Figura 2.6: *JPL Biosleeve*. (Wolf *et al.*, 2013b)

A principal motivação para a criação deste dispositivo foi aplicá-lo em viagens espaciais para que o astronauta possa comandar operações extra veiculares realizadas por robôs. Segundo os autores os sistemas baseados em câmeras apresentam problemas que seriam eliminados com a utilização da luva, como a necessidade de câmeras ao redor do usuário, relações espaciais constantes entre a câmera e o usuário e iluminação consistente.

Monitorando os músculos do antebraço, este sistema infere os movimentos realiza-

dos pelos dedos, enquanto os sensores inerciais são utilizados para medir os movimentos do antebraço. Os autores afirmam que os movimentos do antebraço são determinados pela fusão dos dados dos três sensores inerciais, entretanto não abordam a técnica de fusão sensorial escolhida.

Para a classificação do sEMG é utilizado o classificador *Support Vector Machines* (SVM) que consiste em uma técnica de aprendizado para problemas de reconhecimento de padrões muito utilizada na prática. No caso deste trabalho, um vetor constituído pelo desvio padrão do sinal proveniente de cada canal do eletromiógrafo $x^i = (x_1^i,...,x_{16}^i)^T$, em que i é o instante de tempo, foi utilizado para classificar os gestos realizados pela mão.

O manipulador robótico utilizado é o *DARPA Autonomous Robotic Manipulator*. São feitos dois tipos de testes, no primeiro teste o usuário aponta para o objeto e o robô deve pegá-lo de forma autônoma. No segundo caso, o robô imita o movimento feito pelo usuário para realizar a mesma atividade. Além de testes com o manipulador, foram feitos ainda testes com robôs móveis e com uma mão virtual.

Nos testes com a mão virtual, foi feita a classificação de dezesseis gestos distintos e a acurácia do classificador proposto foi de 96%. Para um número limitado de até seis gestos, a acurácia foi de 99%. Assim, os autores destacam que desde que os músculos referentes aos movimentos realizados pela mão estejam intactos após uma amputação transradial, a luva pode ser utilizada também para o controle de uma prótese.

2.4 Conclusões do Capítulo

O presente capítulo apresentou algumas das principais técnicas para detectar a intenção de movimento utilizadas atualmente. Devido às desvantagens no uso de cada uma delas, foi visto que alguns trabalhos optam por sistemas híbridos. Estes sistemas são muito importantes, uma vez que utilizam técnicas com características complementares a fim de se obter melhores resultados.

Para o objetivo proposto neste trabalho, foi visto que a combinação de sensores inerciais com a eletromiografia atende às expectativas do projeto de se construir um sistema que permita o controle de um manipulador robótico de maneira intuitiva, utilizando os movimentos do membro superior e que possa ser utilizado também por indivíduos que sofreram uma amputação transradial.

Dois trabalhos que utilizaram essas mesmas técnicas para o controle de um robô manipulador foram descritos. O primeiro deles, desenvolvido por Cannan e Hu (2012), apresentou duas abordagens utilizando um eletromiógrafo de um canal, cuja diferença

reside nos sensores inerciais utilizados, de forma que não foi feita a fusão sensorial para melhorar os resultados obtidos.

Por outro lado, o trabalho proposto por Wolf *et al.* (2013b), utilizou a fusão sensorial e desenvolveu um eletromiógrafo de dezesseis canais, o que permitiu a classificação de dezesseis gestos distintos, com uma acurácia de 96%. Entretanto, um sistema como este apresenta um custo bem mais proibitivo.

O presente trabalho apresenta a construção de um sistema de baixo custo para detecção do movimento humano, explorando duas técnicas de fusão sensorial e comparando-as no uso da aplicação proposta.

Capítulo 3

O Sistema Inercial

3.1 Introdução

Sistemas inerciais de alto desempenho apresentam pequenos níveis de ruído e deriva, entretanto, o custo de tais sistemas é bastante proibitivo, segundo (Mori, 2013) da ordem de US$ 100,000.00. Além disso, estes sensores geralmente são de grande porte e de difícil acesso, sendo utilizados principalmente em aplicações de uso militar e na aviação comercial. Assim, os sensores inerciais mais utilizados em aplicações voltadas para a robótica e para a medição de movimento humano são os sensores MEMS de baixo custo, e consequentemente, de baixo desempenho, que apresentam altos níveis de ruído e deriva, o que torna inviável sua utilização isolada em aplicações confiáveis (Santana, 2005).

Desta forma, o sistema inercial proposto neste trabalho é constituído por três sensores de tecnologia MEMS: um acelerômetro, um giroscópio e um magnetômetro triaxiais, que juntos tiveram um custo de aproximadamente R$ 165,00. Para a leitura dos dados destes sensores foi utilizado o Arduino UNO e a conexão entre os sensores e o Arduino foi feita por meio de um conector RJ45, como mostra a Figura (3.1).

Neste capítulo, serão apresentados conceitos importantes sobre o uso de sistemas inerciais como este para medir posição angular. Serão abordados os princípios de funcionamento de cada um dos sensores, as limitações dos mesmos, bem como, métodos para a fusão dos dados provenientes desses sensores que foram utilizados para melhorar o desempenho do sistema de medição proposto.

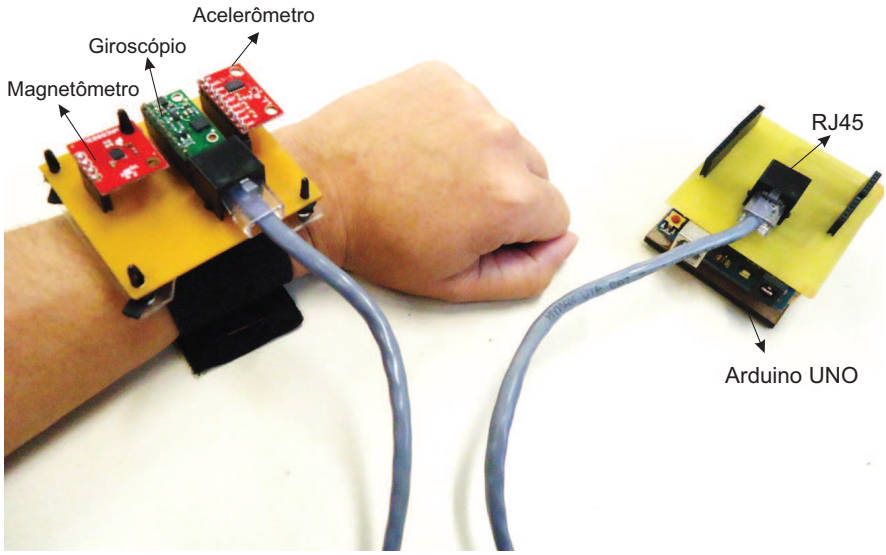

Figura 3.1: Sistema inercial utilizado.

3.2 Conceitos preliminares

Antes da abordagem dos sensores e da descrição dos métodos de fusão sensorial, é necessário descrever o sistema de coordenadas utilizado como referência e os movimentos a serem medidos.

Primeiramente, foi adotado o sistema de coordenadas padrão industrial NED (*North, East, Down*), mostrado na Figura (3.2), em que:

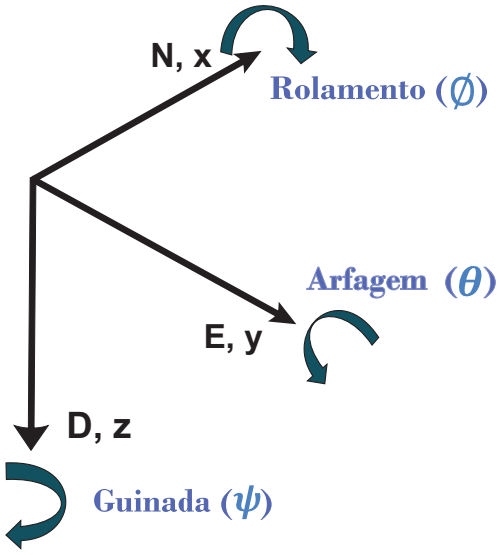

Figura 3.2: Sistema de coordenadas NED utilizado.

- ψ (ângulo positivo de guinada): é definido como o ângulo de rotação no sentido horário em torno do eixo z que aponta para baixo.

- θ (ângulo positivo de arfagem): é definido como o ângulo de rotação no sentido horário em torno do eixo y que aponta para o leste.

- ϕ (ângulo positivo de rolamento): é definido como o ângulo de rotação no sentido horário em torno do eixo x que aponta para o norte.

Para a leitura adequada do sistema inercial e o uso dos sensores para inferir atitude, é crucial que os eixos do acelerômetro, do magnetômetro e do giroscópio estejam alinhados com as coordenadas do sistema NED adotado.

Neste trabalho, o manipulador robótico utilizado possui dois graus de liberdade que correspondem aos movimentos de arfagem e guinada. Devido à estrutura mecânica e aos cabos, o movimento de arfagem está limitado entre aproximadamente $-60°$ e $+90°$ e o movimento de guinada está limitado a $\pm 90°$. Desta forma, a medição do movimento do braço humano deve contemplar esses limites, como mostra a Figura (3.3).

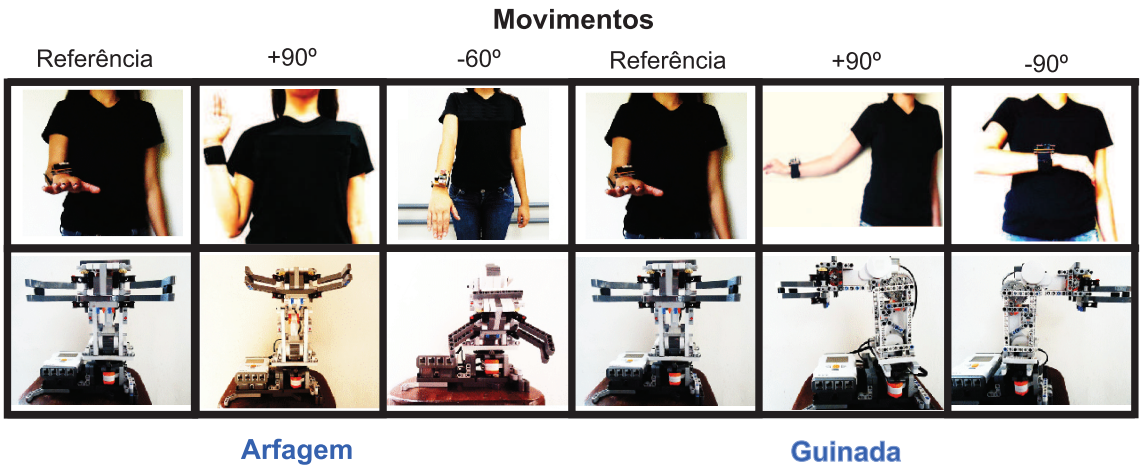

Figura 3.3: Movimentos a serem medidos para o controle do manipulador robótico.

3.3 Sensores

Atualmente, existem diversos tipos de sensores inerciais utilizados em diferentes aplicações. Nesta seção, serão descritos os princípios de funcionamento, bem como a estrutura dos sensores MEMS utilizados neste trabalho.

3.3.1 Giroscópio

O giroscópio é um sensor que mede velocidade angular. O princípio de funcionamento de um giroscópio microeletromecânico baseia-se no efeito Coriolis (Choudhary e Iniewski, 2013). Esse efeito ocorre quando há o deslocamento linear de uma massa em um referencial em rotação. Como mostra a Figura (3.4), um observador externo nota o movimento linear, entretanto, se considerarmos o referencial em rotação, o movimento realizado pela massa apresentará a trajetória mostrada na Figura (3.4) (c).

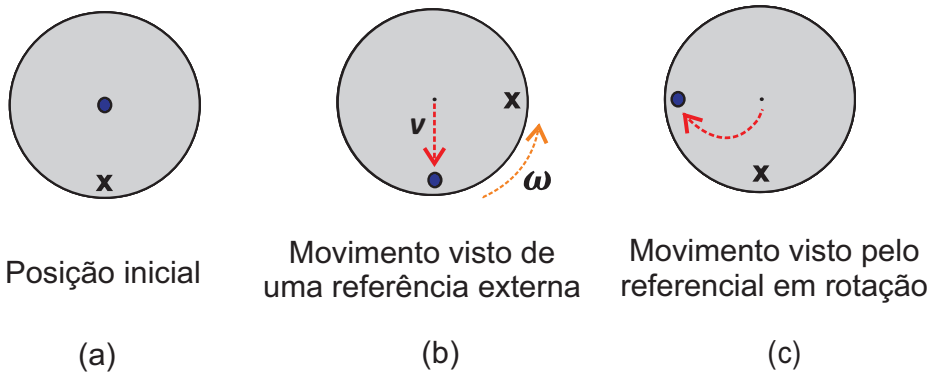

Figura 3.4: Efeito Coriolis. (a) Posição inicial. (b) Movimento linear da partícula em um referencial em rotação. (c) Movimento da partícula visto pelo referencial em rotação.

Assim, tendo em vista o referencial em rotação, a força resultante na massa, chamada força de Coriolis, dada pela equação (3.1), gera um deslocamento perpendicular ao movimento realizado pela massa, cujo valor está diretamente relacionado com a velocidade angular.

$$\mathbf{F_C} = -2m\,(\mathbf{v} \times \boldsymbol{\omega}) \tag{3.1}$$

em que $\mathbf{F_C}$ é a força de Coriolis, m é a massa da partícula, $\mathbf{v}$ é a velocidade da partícula e $\boldsymbol{\omega}$ é a velocidade de rotação do referencial.

Na prática, um giroscópio microeletromecânico triaxial utiliza duas massas iguais para cada eixo, que se movimentam de forma oscilatória e em direções opostas, como mostra a Figura (3.5). Essas massas compõem um capacitor variável, de forma que, quando uma velocidade angular é aplicada, pelo efeito Coriolis, há um deslocamento da massa com relação ao referencial em rotação. Esse deslocamento causa uma variação da capacitância medida pelo sensor, e por meio de um circuito interno do giroscópio, a tensão de saída é proporcional à velocidade angular do sistema ao qual o sensor está acoplado (Górriz *et al.*, 2011).

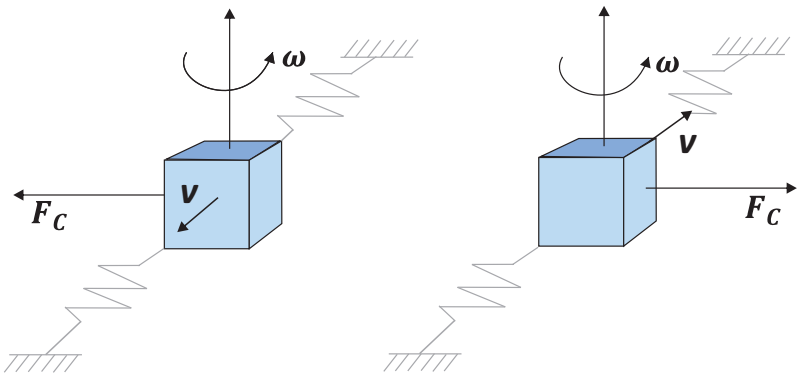

Figura 3.5: Representação da estrutura básica das massas oscilatórias de um giroscópio. Modificado de (Górriz *et al.*, 2011).

Neste trabalho, foi utilizado o giroscópio L3G4200D, mostrado na Figura (3.6). Este sensor apresenta três diferentes sensibilidades que podem ser selecionadas de acordo com a aplicação, como mostra a Tabela (3.1) (STMicroelectronics, 2010b). Neste trabalho, foi utilizada a sensibilidade de 0,00875°/$s/dgito$. A aquisição dos valores de saída do sensor foi feita utilizando o protocolo de comunicação I^2C com base na biblioteca disponibilizada em (NationalInstruments, 2014), por meio da qual é possível obter os valores de tensão nos três eixos do giroscópio utilizando o *software* LabVIEW®. Para obter a velocidade angular a partir dos valores de saída do sensor para cada eixo, basta utilizar a equação (3.2).

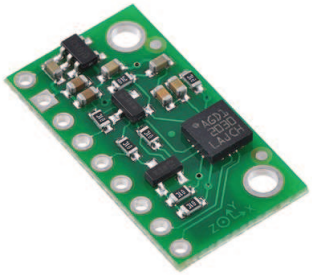

Figura 3.6: Giroscópio triaxial L3G4200D.

$$\omega = v_{out}\, S - bias \tag{3.2}$$

em que v_{out} é a tensão medida na representação digital, S é a sensibilidade e o *bias* é a velocidade angular média medida pelo sensor quando $\omega = 0$.

Tabela 3.1: Sensibilidades do giroscópio L3G4200D. Fonte (STMicroelectronics, 2010b)

Seleção da escala	Faixa de medição ($°/s$)	Sensibilidade ($°/s/dgito$)
0	-250 a 250	0,00875
01	-500 a 500	0,01750
10	-2000 a 2000	0,07000

A partir daí, a posição angular em cada eixo pode ser obtida integrando-se os valores de velocidade angular em relação ao tempo. Para pequenos intervalos de tempo, a integral numérica pode ser aproximada pela equação (3.3).

$$x_i = x_{i-1} + \omega_i T \tag{3.3}$$

em que x é a posição angular, i o instante de tempo, ω é a velocidade angular e T é o período de amostragem.

Assim, o cálculo das posições angulares de rolamento, arfagem e guinada utilizando um giroscópio triaxial, pode ser feito na forma matricial, por meio da equação (3.4).

$$\begin{bmatrix} \phi_{g_i} \\ \theta_{g_i} \\ \psi_{g_i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \phi_{g_{i-1}} \\ \theta_{g_{i-1}} \\ \psi_{g_{i-1}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \omega_{\phi_i} \\ \omega_{\theta_i} \\ \omega_{\psi_i} \end{bmatrix} \tag{3.4}$$

Embora seja possível medir as posições angulares dos três eixos utilizando apenas um giroscópio triaxial, o maior problema do uso deste sensor para medir posição angular é a deriva ou *drift* que faz com que o *bias* varie com o tempo (STMicroelectronics, 2011). Desta forma, quando o sensor está parado ou em velocidades muito próximas de zero, a velocidade angular medida apresentará um erro significativo, e pela integração numérica, acumulam-se os erros de posição. A Figura (3.7) mostra a relação entre posição angular em um eixo do giroscópio e o tempo obtida por meio de um teste realizado, no qual a velocidade angular é nula. É possível notar que após dois minutos de teste, devido aos erros acumulados, tem-se um erro na medição de aproximadamente 5°. Por outro lado, em altas frequências o uso do giroscópio para medir posição angular apresenta bons resultados.

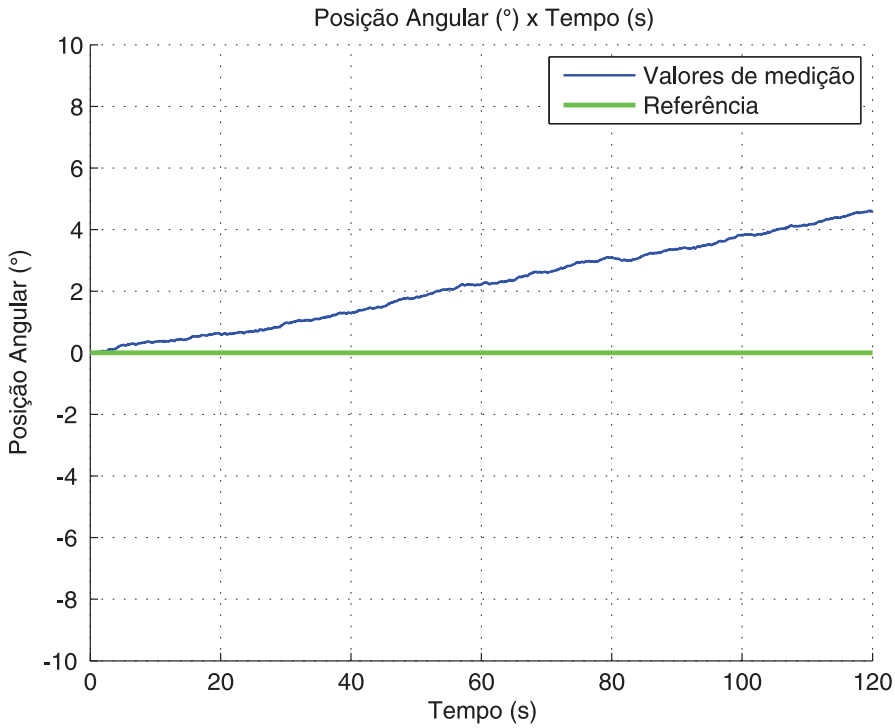

Figura 3.7: Medição da posição angular por meio do giroscópio.

3.3.2 Acelerômetro

O acelerômetro mede aceleração linear. Seu princípio de funcionamento baseia-se na Segunda Lei de Newton, que pode ser enunciada da seguinte forma: "se a força resultante (F) que atua sobre uma partícula não for nula, a partícula terá uma aceleração (a) proporcional à intensidade e na mesma direção da força resultante" (Beer *et al.*, 2013), essa relação entre a força resultante e a aceleração é dada pela massa da partícula (m), como mostra a equação (3.5).

$$F = m\,a \tag{3.5}$$

Sendo assim, um acelerômetro possui basicamente duas partes fundamentais, uma parte fixa e uma massa móvel presa a um sistema tipo mola. Ao sofrer a ação de uma força, a massa se movimenta e pelo deslocamento da mola é possível medir a força resultante e a aceleração do sistema. Neste trabalho, o acelerômetro utilizado é o MMA7361, mostrado na Figura (3.8). Trata-se de um sensor microeletromecânico capacitivo de baixa potência, por meio do qual é possível medir a aceleração linear em três eixos.

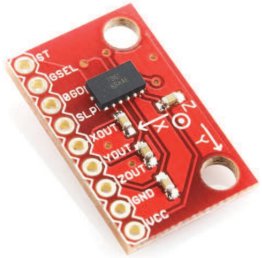

Figura 3.8: Acelerômetro triaxial MMA7361.

Dentro do chip há três pequenos acelerômetros de silício ortogonais, um para cada eixo. A parte móvel consiste em um pente que tem movimentos de ida e volta. Entre cada dente do pente há dois dentes fixos, sendo que os três dentes formam um capacitor diferencial, como mostra a Figura (3.9). Se o sistema estiver sujeito a uma aceleração, os dentes do pente móvel sairão da sua posição de repouso. A distância deles para os dentes fixos aumenta por um lado na mesma proporção que diminui do outro lado (FreescaleSemiconductor, 2008). Assim, o valor da capacitância de cada capacitor, dado pela equação (3.6), será alterado.

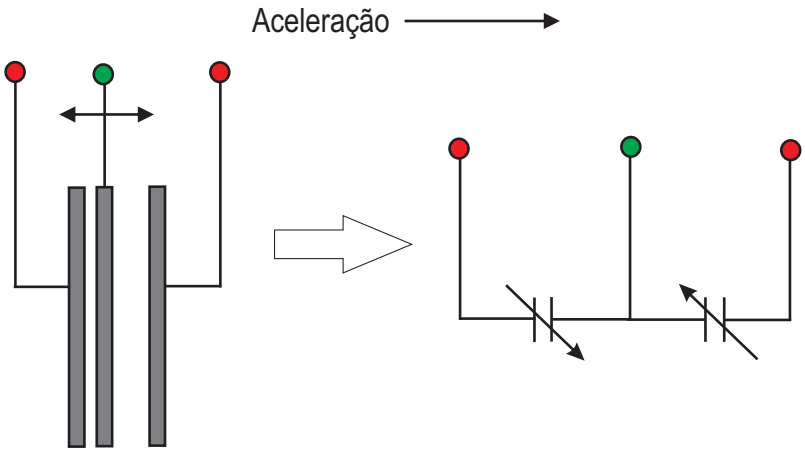

Figura 3.9: Modelo simplificado do sensor. Modificado de (FreescaleSemiconductor, 2008)

$$C = \frac{\varepsilon A}{D} \tag{3.6}$$

em que A é a área das placas do capacitor, neste caso constituído pelos dentes fixos e móveis; ε é a constante dielétrica e D é a distância entre as placas.

Desta forma, a diferença entre os dois capacitores permite medir a aceleração li-

near nos três eixos do sistema ao qual o sensor está fixado. Para obter um sinal de qualidade, esse sensor contém um filtro de capacitores variáveis e um circuito integrado específico que proporcionam uma tensão de saída diretamente proporcional à aceleração (FreescaleSemiconductor, 2007). A Figura (3.10) mostra um esboço gráfico da relação entre tensão e aceleração em "g", que é dada pela equação (3.7), em que $1g$ equivale a $9{,}8m/s^2$. A taxa de variação da tensão pela aceleração é a sensibilidade que é fornecida pelo fabricante e pode ser configurada dependendo da aplicação, como mostra a Tabela (3.2). A partir daí, a aceleração pode ser obtida pela equação (3.8). Neste trabalho a sensibilidade utilizada foi de 800mV/g, com um alcance de escala de 1,5g.

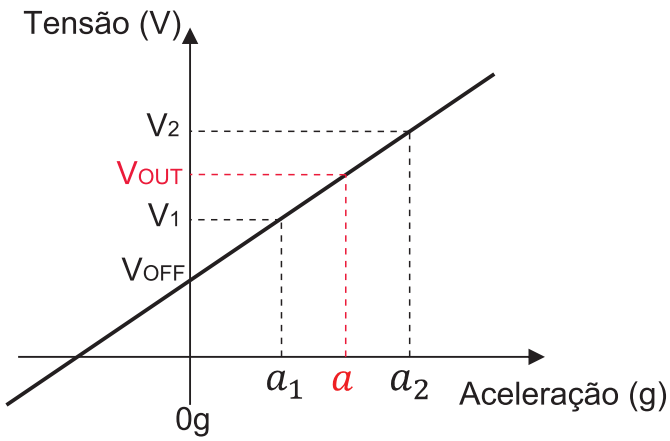

Figura 3.10: Representação gráfica da relação Tensão x Aceleração do MMA7361. Modificado de (FreescaleSemiconductor, 2007)

Tabela 3.2: Sensibilidades do acelerômetro MMA7361. Fonte (FreescaleSemiconductor, 2008)

Seleção da escala	Faixa de medição (g)	Sensibilidade (mV/g)
0	-1,5 a 1,5	800
1	-6 a 6	206

$$v_{out} = \frac{v_2 - v_1}{a_2 - a_1} \times a + v_{off} \tag{3.7}$$

$$a(g) = \frac{v_{out} - v_{off}}{S} \tag{3.8}$$

em que v_{out} é a tensão de saída do sensor, v_{off} é a tensão de *offset* e S é a sensibilidade.

Em muitas aplicações, como neste trabalho, o acelerômetro é utilizado como um inclinômetro. Isto porque esse sensor mede também a aceleração da gravidade e a projeção dessa aceleração nos eixos do acelerômetro pode ser utilizada para medir a inclinação do sistema ou objeto no qual o mesmo está acoplado (AnalogDevices, 2010), como mostra o Apêndice A. Com base nas informações encontradas no Apêndice A e pela disposição do sensor no sistema de coordenadas NED mostrado na Figura (3.11), é possível calcular as posições angulares de rolamento (ϕ_a) e arfagem (θ_a), utilizando as equações (3.9) e (3.10), respectivamente.

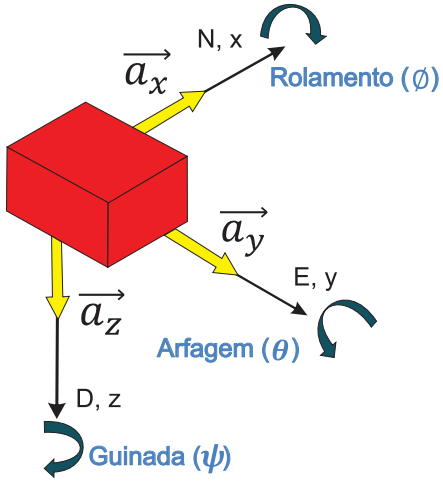

Figura 3.11: Disposição dos eixos do acelerômetro no Sistema de Coordenadas NED.

$$\phi_a = sen^{-1}(a_y) \tag{3.9}$$

$$\theta_a = tg^{-1}\left(\frac{a_x}{\sqrt{{a_y}^2 + {a_z}^2}}\right) \tag{3.10}$$

Uma das limitações que podem ser observadas é que o uso deste sensor não possibilita a obtenção do ângulo de guinada, uma vez que para este movimento as componentes da aceleração da gravidade nos eixos não são alteradas. Além disso, apesar do uso de equações simples que foram mostradas e de não acumularem-se erros de posição, devido ao seu princípio de funcionamento baseado em um sistema massa-mola, os dados do acelerômetro são bastante instáveis, sobretudo em altas frequências. A Figura (3.12) mostra os resultados de um teste realizado, no qual foram feitas medições da posição angular em um eixo do acelerômetro utilizado neste trabalho, no qual o mesmo permanece parado na posição de referência em 0°, durante dois minutos. É possível notar que,

não se acumulam erros, como no caso do giroscópio, entretanto, mesmo o acelerômetro estando parado, os dados são bastante ruidosos.

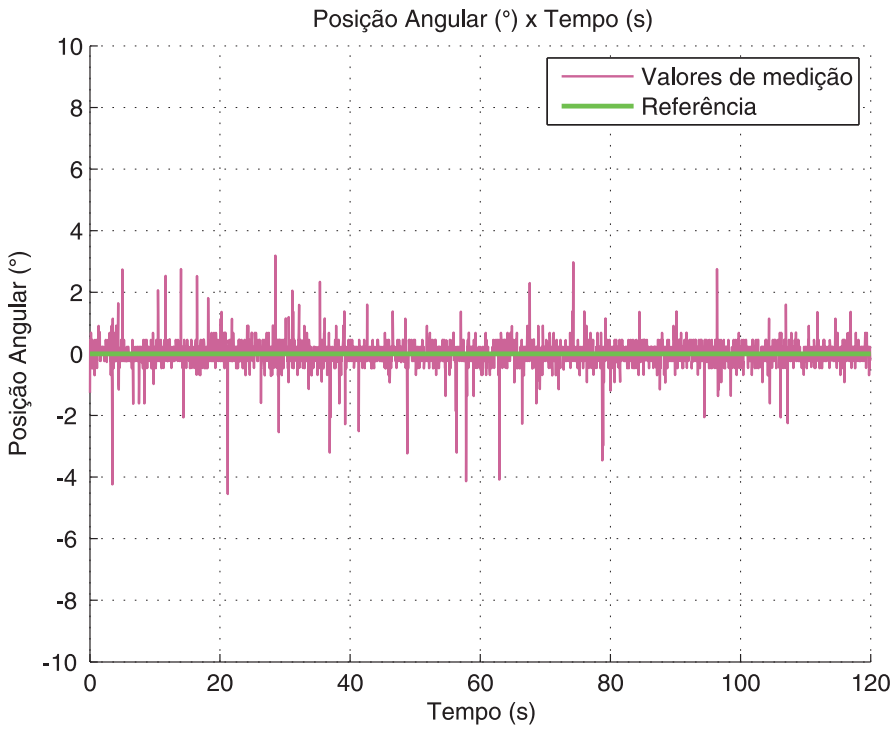

Figura 3.12: Medição da posição angular por meio do acelerômetro.

3.3.3 Magnetômetro

O magnetômetro é um sensor que mede direção, sentido e magnitude do campo magnético. Neste trabalho, o magnetômetro triaxial utilizado é o HMC5883L, mostrado na Figura (3.13). Seu princípio de funcionamento baseia-se no efeito magnetoresistivo, sendo constituído basicamente por finas películas de níquel-ferro, cujas propriedades fazem com que sua resistividade varie de 2 a 3% na presença de um campo magnético. Essas películas compõem quatro resistências que formam uma ponte de *Wheatstone*. Na presença de um campo magnético, as mudanças na resistência dos elementos da ponte causam uma variação nas tensões de saída da mesma, por meio das quais é possível medir a direção, o sentido e a intensidade de campo magnético em um eixo (Honeywell, 2011).

Em aplicações que envolvem a orientação de objetos, bem como a medição do movimento humano, esse sensor pode ser usado para determinar o ângulo de guinada, pela medição do Campo Magnético da Terra (CMT). A viabilidade nessas aplicações

Figura 3.13: Magnetômetro triaxial HMC5883L.

se deve à possibilidade de implementá-lo em um circuito integrado de pequeno volume e pela sua alta sensibilidade, pois a intensidade do CMT varia entre 0,5 e 0,6G. A Tabela (3.3) mostra as diferentes sensibilidades que podem ser selecionadas por meio dos ganhos G1, G2 e G3 no uso deste sensor (Honeywell, 2011). Neste trabalho, foi utilizada a sensibilidade de 0,73mG/LSb e assim como para o giroscópio L3G4200D, a aquisição dos valores de saída do sensor foi feita utilizando o protocolo de comunicação I^2C com base na biblioteca disponibilizada em (NationalInstruments, 2014), por meio da qual é possível obter os valores de tensão nos três eixos do magnetômetro utilizando o *software* LabVIEW®.

Tabela 3.3: Sensibilidades do magnetômetro HMC5883L. Fonte (Honeywell, 2011)

G1	G2	G3	Faixa de medição (G)	Sensibilidade (mG/LSb)
0	0	0	-0,88 a 0,88	0,73
0	0	1	-1,3 a 1,3	0,92
0	1	0	-1,9 a 1,9	1,22
0	1	1	-2,5 a 2,5	1,52
1	0	0	-4,0 a 4,0	2,27
1	0	1	-4,7 a 4,7	2,56
1	1	0	-5,6 a 5,6	3,03
1	1	1	-8,1 a 8,1	4,35

O CMT local possui uma componente fixa $\overrightarrow{H_h}$ no plano horizontal, que aponta para o norte magnético da Terra. Se o sensor estiver posicionado em um plano no qual as posições angulares de rolamento e arfagem correspondem a 0°, como ilustra a Figura (3.14), a componente $\overrightarrow{H_h}$ pode ser medida por meio dos eixos $\overrightarrow{X_m}$ e $\overrightarrow{Y_m}$ do magnetômetro (STMicroelectronics, 2010a). Assim, o ângulo de guinada (ψ_m) pode ser calculado pela equação (3.11).

$$\psi_m = tg^{-1}\left(\frac{Y_m}{X_m}\right) \tag{3.11}$$

Entretanto, para diversas aplicações a inclinação do sensor varia, e, por isso, deve-se compensá-la para que se possa calcular o ângulo de guinada corretamente. Para isso,

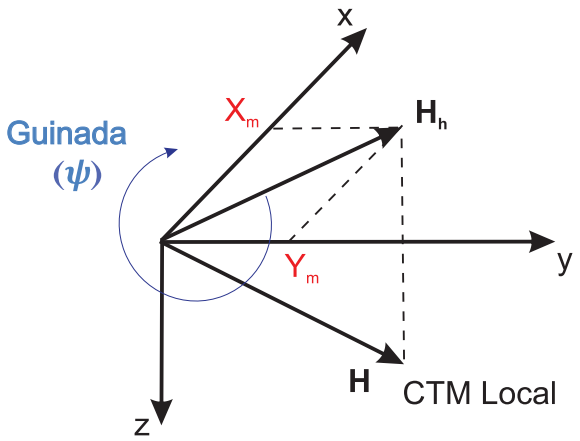

Figura 3.14: Análise do movimento de guinada quando não há inclinação do sensor. Modificado de (STMicroelectronics, 2010a)

é necessário que se tenha um magnetômetro triaxial e que sejam medidas as posições angulares de arfagem e rolamento, o que pode ser feito por meio de um acelerômetro triaxial. Tendo como base o sistema de coordenadas NED apresentado e um acelerômetro e um magnetômetro triaxiais devidamente alinhados, a posição angular de guinada pode ser obtida pela equação (3.12), uma demonstração a respeito desta equação pode ser obtida na nota de aplicação AN4248 em FreescaleSemiconductor (2012).

$$\psi_m = tg^{-1}\left(\frac{Z_m\, sen\phi_a - Y_m\, \cos\phi_a}{X_m\, cos\theta_a + Y_m\, sen\theta_a\, sen\phi_a + Z_m\, sen\theta_a\, cos\phi_a}\right) \tag{3.12}$$

Para utilizar a equação (3.12), além das considerações feitas quanto ao sistema de coordenadas adotado e ao alinhamento dos sensores, é importante que o magnetômetro seja calibrado, eliminando-se as interferências geradas por componentes de campos magnéticos que não sejam do CMT. Essas interferências são divididas basicamente em dois tipos: distorção *hard iron* e distorção *soft iron* (FreescaleSemiconductor, 2013).

A distorção *hard iron* ocorre devido à presença de campos magnéticos que não variam com a orientação da placa de circuito à qual o magnetômetro está acoplado. Essa distorção pode ocorrer devido à presença de materiais ferromagnéticos que se comportam como ímãs permanentes, ditos materiais "duros", que apresentam menor permeabilidade relativa e são de difícil desmagnetização, ou ainda, por corrente elétricas que geram campos magnéticos fixos na placa.

Por outro lado, a distorção *soft iron* ocorre devido à presença de campos magnéticos que dependem da atitude da placa, normalmente provenientes de materiais ferromagnéticos ditos "macios", que são facilmente magnetizados por apresentarem alta permeabilidade. A Figura (3.15) ilustra os efeitos das distorções *hard iron* e *soft iron*

nas medições realizadas pelos três eixos de um magnetômetro.

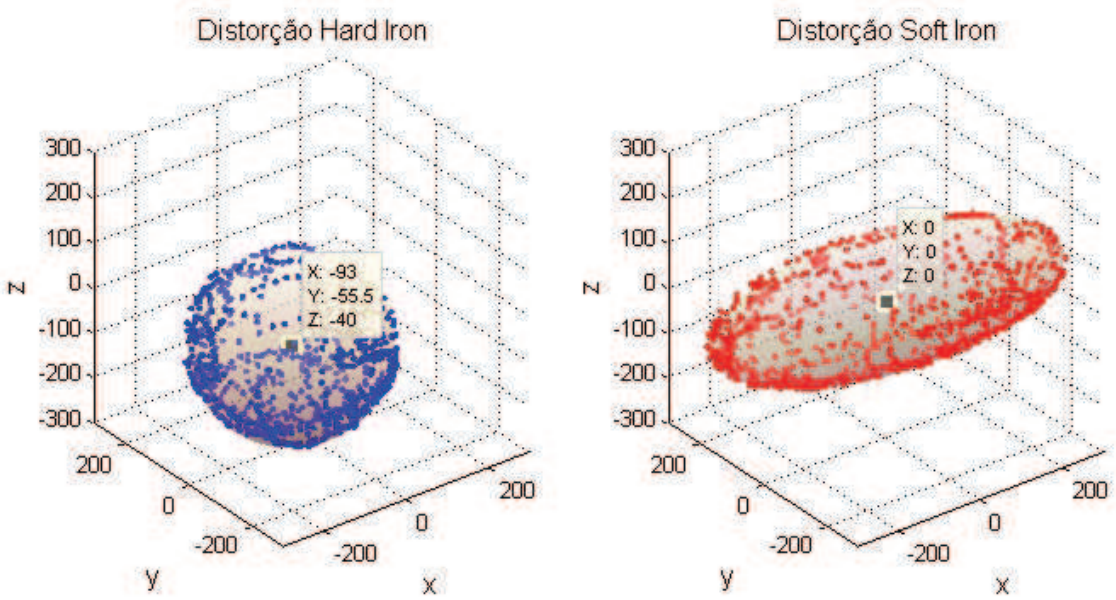

Figura 3.15: Distorções nas medições do magnetômetro.

Nota-se que a distorção *hard iron* pode ser modelada como um vetor $\overrightarrow{V_h}$ que é adicionado à leitura do sensor, e, por isso, desloca o centro da esfera. Já a distorção *soft iron* afeta os ganhos das medições, e por isso tem-se um elipsoide. Para que o magnetômetro seja calibrado é necessário que se tenha aproximadamente o mesmo ganho nos três eixos e que se eliminem os valores de *offset*, de forma a centralizar a esfera em zero. A Figura (3.16) mostra o resultado da calibração feita para o sensor inserido no sistema inercial mostrado na Figura (3.1) que foi utilizado neste trabalho, pela qual é possível notar que não houve um efeito significativo da distorção *soft iron*.

Pelo exposto, nota-se que no uso do magnetômetro, a inserção de qualquer elemento que possa causar as distorções descritas, irá causar erros significativos na medição do ângulo de guinada, e, por isso, deve-se tomar o cuidado de manter a placa de circuito sempre distante de tais elementos. Outra desvantagem do uso desse sensor, é que, embora os seus sinais não sejam ruidosos, como a compensação da inclinação é dada pelas medições realizadas pelo acelerômetro, a medição do ângulo de guinada por meio deste sensor apresentará ruído de alta frequência, como mostra a Figura (3.17).

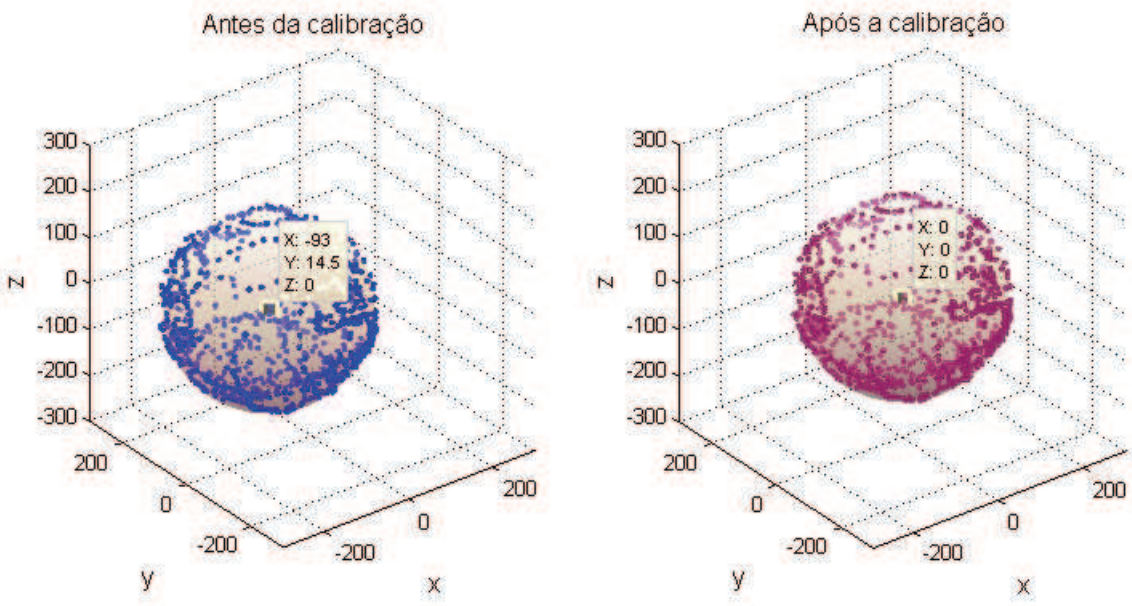

Figura 3.16: Calibração do magnetômetro.

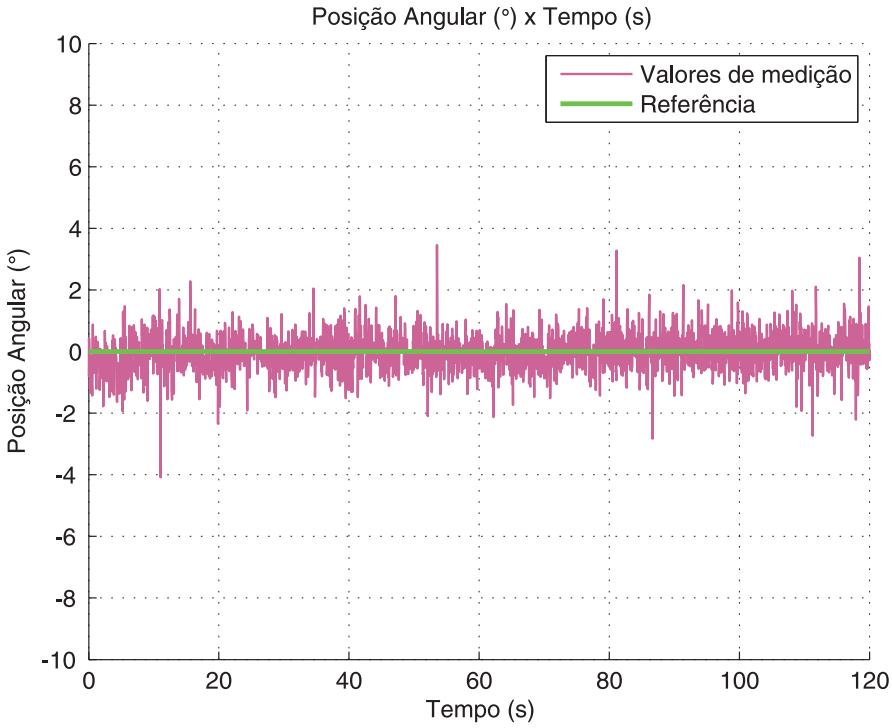

Figura 3.17: Medição da posição angular de guinada por meio do magnetômetro.

3.4 Fusão dos Sensores

A fusão de sensores é usada para que os sinais provenientes de dois ou mais sensores sejam utilizados para atualizar o estado de um sistema. Devido aos problemas apresentados na seção 3.3 referentes ao uso do giroscópio, do acelerômetro e do magnetômetro para medir posição angular, muitos trabalhos optam por algoritmos para a fusão dos dados provenientes destes sensores, a fim de reduzir os erros de medição. Estes algoritmos normalmente são constituídos de filtros, dentre os quais destacam-se o Filtro de Kalman e o Filtro Complementar, que têm sido largamente utilizados na prática.

3.4.1 Filtro de Kalman

O filtro de Kalman, proposto por Rudolph Emil Kalman em 1960 (Kalman, 1960), é essencialmente um conjunto de equações matemáticas que implementam um estimador de estados conhecido como preditor-corretor. A literatura sobre teoria e prática do filtro de Kalman é muito extensa e este filtro vem sendo utilizado em diversas aplicações, como em sistemas de navegação (Rogers, 2003), em jogos de realidade virtual (Welch, 2009) e até mesmo em treinamento de redes neurais (Guan *et al.*, 2011) e em análises de séries temporais (Hartikainen e Sarkka, 2010), uma vez que este algoritmo pode ser utilizado para estimar estados e parâmetros de um modelo simultaneamente.

Embora seja possível definir o filtro de Kalman para sistemas contínuos (Kalman e Bucy, 1961), neste trabalho será abordado somente o caso discreto. O filtro de Kalman discreto é empregado com o objetivo de estimar o estado $x \in \mathbb{R}^n$ de um processo em instantes discretos de tempo, como mostra a Figura (3.18), que podem ser representados pela equação (3.13), chamada de equação de processo, e pela equação (3.14), denominada equação de medição.

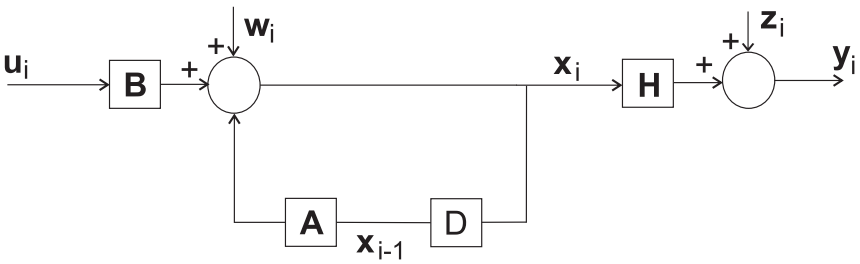

Figura 3.18: Representação de um sistema.

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{A}\,\mathbf{x}_{i-1} + \mathbf{B}\,\mathbf{u}_i + \mathbf{w}_i \tag{3.13}$$

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{H}\,\mathbf{x}_i + \mathbf{z}_i \tag{3.14}$$

em que $\mathbf{x}_i$ é o vetor de estados, $\mathbf{u}_i$ é o vetor de entradas, $\mathbf{y}_i$ é o vetor de medições, $\mathbf{A}$, $\mathbf{B}$ e $\mathbf{H}$ são matrizes constantes. Os vetores $\mathbf{w}_i$ e $\mathbf{z}_i$ representam os ruídos de processo e de medição, respetivamente.

No desenvolvimento do filtro de Kalman assume-se que as duas fontes de erros $\mathbf{w}_i$ e $\mathbf{z}_i$ têm distribuição gaussina, com média zero e cujas matrizes de covariância são dadas pelas equações (3.15) e (3.16), respectivamente. Além disso, assume-se que $\mathbf{w}_i$ e $\mathbf{z}_i$ são independentes entre si e independentes da entrada (Hwang e Brown, 1997).

$$E[\mathbf{w}_j\,\mathbf{w}_k^T] = \begin{cases} \mathbf{Q}_j & j = k \\ 0 & j \neq k \end{cases} \tag{3.15}$$

$$E[\mathbf{z}_j\,\mathbf{z}_k^T] = \begin{cases} \mathbf{R}_j & j = k \\ 0 & j \neq k \end{cases} \tag{3.16}$$

O diagrama da Figura (3.19) mostra como é feita a estimação do estado do processo por meio do filtro de Kalman. Pelo diagrama, nota-se que o filtro de Kalman estima o estado de processo a priori ($\widehat{\mathbf{x}}_i^-$) em um instante de tempo, a partir de um modelo linear discreto dado pela equação (3.17). O valor estimado a priori é realimentado pelas medições, e então tem-se uma estimativa melhorada do processo a posteriori ($\widehat{\mathbf{x}}_\mathbf{i}$), dada pela equação (3.18) e que está diretamente relacionada com a escolha do valor adequado do ganho de Kalman ($\mathbf{K}_i$).

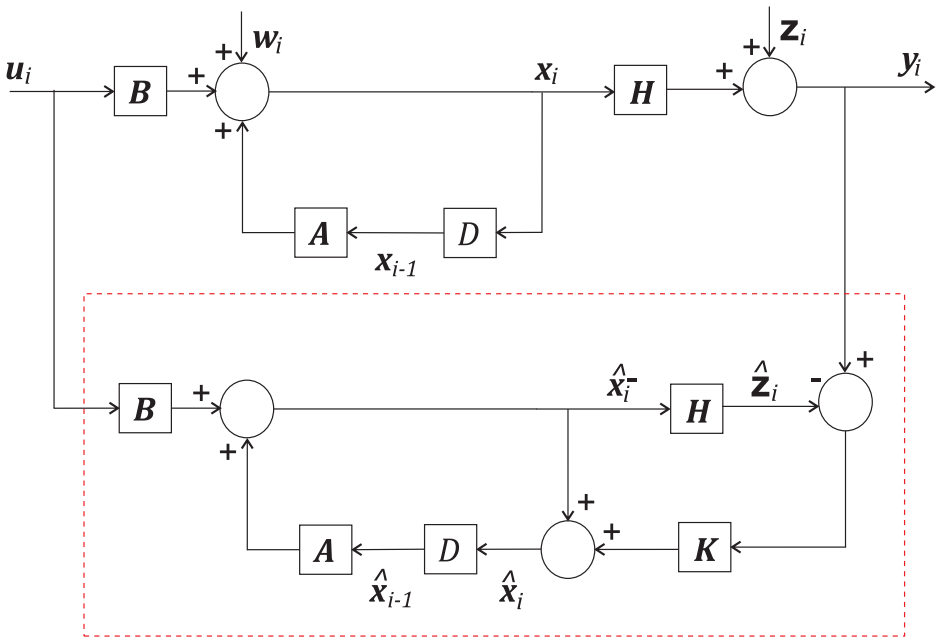

Figura 3.19: Representação do filtro de Kalman.

$$\widehat{\mathbf{x}}_i^- = \mathbf{A}\,\widehat{\mathbf{x}}_{i-1} + \mathbf{B}\,\mathbf{u}_i \tag{3.17}$$

$$\widehat{\mathbf{x}}_i = \widehat{\mathbf{x}}_i^- + \mathbf{K}_i\,(\mathbf{y}_i - \mathbf{H}\,\widehat{\mathbf{x}}_i^-) \tag{3.18}$$

Desta forma, na utilização do filtro de Kalman têm-se os erros de estimação a priori e a posteriori, dados pelas equações (3.19) e (3.20), respectivamente.

$$\mathbf{e}_i^- = \widehat{\mathbf{x}}_i^- - \mathbf{x}_i \tag{3.19}$$

$$\mathbf{e}_i = \widehat{\mathbf{x}}_i - \mathbf{x}_i \tag{3.20}$$

Assim, as covariâncias dos erros de medição a priori e a posteriori serão dadas pelas equações (3.21) e (3.22).

$$\mathbf{P}_i^- = E[\mathbf{e}_i^-\,\mathbf{e}_i^{-T}] \tag{3.21}$$

$$\mathbf{P}_i = E[\mathbf{e}_i\,\mathbf{e}_i^T] \tag{3.22}$$

Para que o filtro seja um estimador ótimo, o ganho de Kalman é definido como o valor para o qual a covariância do erro de estimação a posteriori, dado pela equação (3.22) seja mínimo. Uma demonstração a respeito da obtenção do ganho de Kalman e das equações utilizadas na implementação do filtro pode ser vista em (Aguirre, 2007), que mostra que o valor adequado para o ganho de Kalman é dado pela equação (3.23).

$$\mathbf{K}_i = \mathbf{P}_i^-\,\mathbf{H}^T\,(\mathbf{H}\,\mathbf{P}_i^-\,\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \tag{3.23}$$

em que $\mathbf{R}$ é a covariância do ruído de medição.

A covariância do erro a priori, para o cálculo do ganho de Kalman, é dada pela equação (3.24), que pode ser obtida por meio da equação (3.21). O valor da covariância do erro a posteriori, uma vez calculado o ganho de Kalman, será dado pela equação (3.25).

$$\mathbf{P}_i^- = \mathbf{A}\,\mathbf{P}_{i-1}\,\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \tag{3.24}$$

$$\mathbf{P}_i = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_i\,\mathbf{H})\,\mathbf{P}_i^- \tag{3.25}$$

em que $\mathbf{Q}$ é a covariância do ruído de processo e $\mathbf{I}$ é a matriz identidade.

A Figura (3.20) mostra um fluxograma que sintetiza a sequência de equações a serem utilizadas para a implementação do filtro de Kalman.

Para a fusão dos dados dos sensores utilizados neste trabalho, a estimativa a priori é calculada a partir das velocidades angulares obtidas pelo giroscópio e a realimentação é feita pelas posições angulares obtidas pelas medições realizadas pelo acelerômetro e pelo magnetômetro. Nota-se que, para determinar o valor adequado do ganho de Kalman é

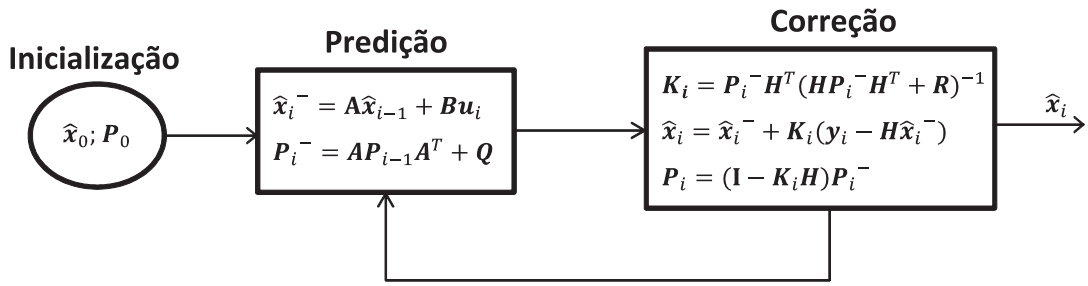

Figura 3.20: Ciclo de equações do filtro de Kalman.

preciso determinar corretamente os valores das covariâncias do ruído de medição e do ruído de processo. O ajuste desses parâmetros, bem como o desempenho do filtro de Kalman aplicado ao sistema inercial proposto serão tratados no capítulo 6, referente aos resultados.

3.4.2 Filtro Complementar

A filtragem complementar é outra metodologia que tem se revelado bastante eficaz para a fusão de sensores. Segundo Hwang e Brown (1997), o filtro complementar teve origem no artigo publicado em 1953 por W. G. Anderson e E. H. Fritze, os quais propuseram o seu uso para estimar a localização de aeronaves (Anderson e Fritze, 1953). Desde então, este filtro vem sendo aplicado em diversos trabalhos voltados para resolução de problemas de fusão sensorial, sobretudo em sistemas de navegação.

No contexto da instrumentação, as medições provenientes de diferentes instrumentos podem apresentar características particulares de erro. Neste sentido, o filtro complementar visa explorar características da resposta em frequência de dois sensores, combinando leituras redundantes em que a informação se encontra em frequências distintas e complementares, sem distorcer o sinal. (Cardeira, 2009).

Considerando que se tem duas medidas ruidosas $y_1(t)$ e $y_2(t)$, do mesmo sinal $s(t)$ e com seus erros característicos $e_1(t)$ e $e_2(t)$, como mostram as equações (3.26) e (3.27). As duas medições podem ser filtradas de forma independente, por meio de funções de transferência $H_1(s)$ e $H_2(s)$ para estimar de forma ótima o sinal. No domínio da frequência, essa filtragem pode ser descrita analiticamente pela equação (3.28).

$$y_1(t) = s(t) + e_1(t) \tag{3.26}$$

$$y_2(t) = s(t) + e_2(t) \tag{3.27}$$

$$\begin{aligned}\widehat{S}(s) &= H_1(s)\,(S(s)+E_1(s)) + H_2(s)\,(S(s)+E_2(s)) \\ &= (H_1(s)+H_2(s))\,S(s) + H_1(s)\,E_1(s) + H_2(s)\,E_2(s)\end{aligned} \tag{3.28}$$

em que $S(s)$ e $\widehat{S}(s)$ são as transformadas de Laplace do sinal e de sua estimativa e $E_1(s)$ e $E_2(s)$ são as transformadas de Laplace do ruído aditivo às medidas $s_1(t)$ e $s_2(t)$.

Pela equação (3.28), nota-se que para não introduzir distorção no sinal $s(t)$ a função $H_2(s)$ deve ser complementar de $H_1(s)$, conforme a relação mostrada pela equação (3.29). Assim, a equação (3.28) pode ser reescrita, como mostra a equação (3.30).

$$H_1(s) + H_2(s) = 1 \tag{3.29}$$

$$\widehat{S}(t) = S(s) + [H_1(s)E_1(s) + (1 - H_1(s))E_2(s)] \tag{3.30}$$

Desta forma, nota-se que o termo $S(s)$ referente ao sinal medido não é afetado pela escolha de $H_1(s)$, enquanto as fontes de erro $E_1(s)$ e $E_2(s)$ são modificadas pelas funções de transferência complementares. Se os ruídos possuem características de espectro de frequência complementares, $H_1(s)$ pode ser escolhida de maneira a filtrar as duas fontes de ruído. Supondo, por exemplo, que se tem dois instrumentos, sendo que o primeiro apresenta ruído predominante em baixa frequência ($E_1(s)$) e o segundo apresenta ruído predominante em alta frequência ($E_2(s)$). Então, $H_1(s)$ pode ser um filtro passa-altas de primeira ordem, descrito no domínio da frequência pela equação (3.31) em que k é a frequência de corte do filtro. Consequentemente, como mostra a equação (3.32), $H_2(s)$ será um filtro passa-baixas, que apresentará a mesma frequência de corte.

$$H_1(s) = \frac{k\,s}{s+k} \tag{3.31}$$

$$H_2(s) = 1 - H_1(s) = \frac{1}{s+k} \tag{3.32}$$

Assim, a equação (3.30) será reescrita como

$$\widehat{S}(t) = S(s) + \frac{k\,s}{s+k}E_1(s) + \frac{1}{s+k}E_2(s) \tag{3.33}$$

Pelas seções anteriores, que descrevem o funcionamento e o desempenho dos sensores utilizados neste trabalho, é possível notar que o filtro complementar é uma boa alternativa para eliminar as fontes de erro indesejadas, uma vez que para a medição

da posição angular, o giroscópio apresenta ruído de baixa frequência, e, as medições realizadas pelo acelerômetro e pelo magnetômetro apresentam ruído de alta frequência.

Assim, considerando os espectros de frequência mais confiáveis de cada sensor, o filtro complementar é utilizado neste trabalho para a fusão dos dados dos sensores, por meio de dois filtros digitais, um passa-baixas e o outro passa-altas, como ilustra o esquema da Figura (3.21).

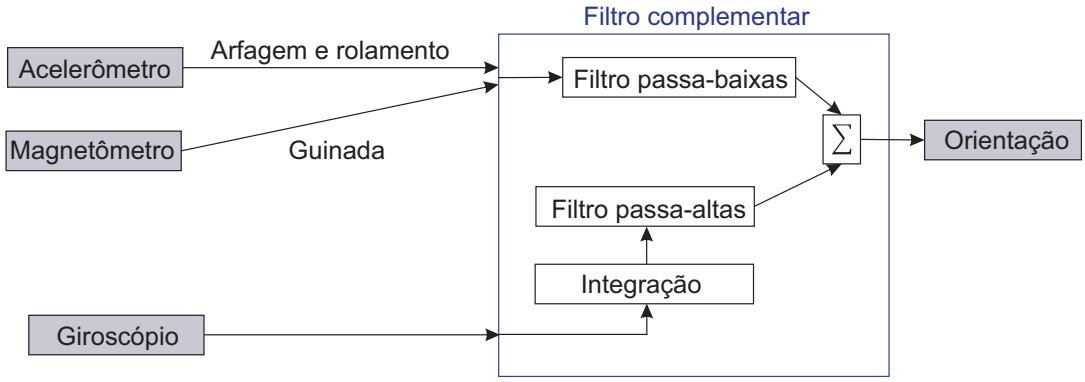

Figura 3.21: Diagrama esquemático do Filtro Complementar. Modificado de (Milette e Stroud, 2012)

A função para o cálculo da posição angular em um eixo no domínio da frequência ($X(s)$) aplicando-se os dois filtros é mostrada na equação (3.34), em que $G(s)$ representa a velocidade angular medida pelo giroscópio e $AM(s)$ representa a posição angular medida pelo acelerômetro ou pelo magnetômetro, no caso do eixo de guinada.

$$\widehat{X}(s) = \frac{k\,s}{s+k}\,\frac{1}{s}\,G(s) + \frac{1}{s+k}AM(s) \tag{3.34}$$

Segundo (Zuo *et al.*, 2012) e (Milette e Stroud, 2012), a equação (3.34) pode ser reescrita no domínio do tempo discreto como mostra a equação (3.35).

$$\widehat{x}_i = \alpha\,(\widehat{x}_{i-1} + \omega_i\,T) + (1-\alpha)\,x_{am_i} \tag{3.35}$$

em que α é uma constante entre 0 e 1 e sua relação com a frequência de corte é dada pela equação (3.36), sendo T o período de amostragem. Nota-se que para que o filtro apresente um bom desempenho é preciso determinar adequadamente o valor de α.

$$\alpha = \frac{\left(1+\dfrac{k}{T}\right)}{\dfrac{k}{T}} \tag{3.36}$$

Capítulo 4

A Eletromiografia

4.1 Introdução

Como foi visto na subseção 2.2.4, a eletromiografia é o estudo da atividade elétrica dos músculos que proporciona informação referente ao controle dos movimentos. Neste capítulo, será mostrado como esse potencial elétrico é gerado e como ele pode ser captado para inferir os gestos realizados pela mão.

4.2 Anatomia do músculo esquelético

Os músculos esqueléticos funcionam sob controle voluntário direto e são importantes elementos de contribuição para o movimento humano. A Figura (4.1) apresenta a anatomia de um músculo esquelético.

As partes do músculo responsáveis pela contração muscular, ou seja, que conferem ao músculo a capacidade de encurtar são os sarcômeros. Cada sarcômero é constituído de dois filamentos, sendo um deles composto por uma proteína denominada miosina e o outro por um polipeptídeo, a actina. Pela teoria do filamento deslizante proposta por Huxley (1957), quando o filamento de miosina percorre o filamento de actina, formando pontes transversas, o sarcômero se contrai.

Os sarcômeros constituem as miofibrilas e estão presentes em toda a sua extensão como elos de uma corrente. As miofibrilas são delicados filamentos que avançam pelo comprimento total do músculo formando as fibras musculares que são as células do músculo esquelético. Essas células são envoltas por uma membrana, denominada sarcolema, através da qual a inervação neurológica do músculo avança e atinge cada unidade contrátil por meio de neurotransmissão química (Hamil e Knutzen, 2008).

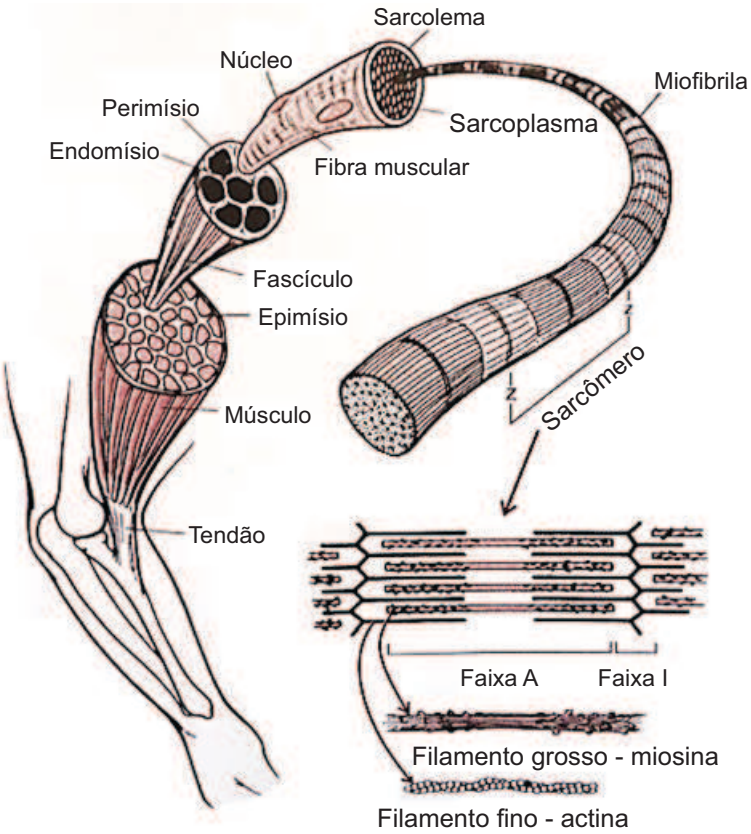

Figura 4.1: Anatomia de um músculo esquelético. Modificado de (Hamil e Knutzen, 2008)

As fibras musculares são revestidas ainda pelo endomísio, que contém os capilares e nervos que nutrem e inervam cada fibra e ainda funcionam como isolante para a atividade neurológica intramuscular. Cada músculo pode conter milhares de fibras musculares que estão organizadas em feixes denominados fascículos, que por sua vez são revestidos por uma densa bainha denominada perimísio (Martini *et al.*, 2009).

Cada músculo se conecta ao osso por meio de um tendão. Revestindo a parte externa do músculo há outro tecido fibroso, o epimísio, que transfere as várias tensões musculares para o tendão, proporcionando assim, uma aplicação da força muscular ao osso de maneira suave.

4.3 Considerações neurológicas sobre o movimento

O movimento humano é controlado e monitorado pelo sistema nervoso que é responsável pela identificação dos músculos e geração do estímulo que desenvolverá o nível de força exigido para a realização de um determinado movimento.

O sistema nervoso é constituído pelo sistema nervoso central e pelo sistema nervoso periférico. O sistema nervoso central inicia, controla e monitora o movimento, e é formado pelo encéfalo e pela medula espinal. Já o sistema nervoso periférico consiste de nervos que se situam fora da medula espinal, dentre os quais encontram-se os motoneurônios que são responsáveis pela ação muscular e os neurônios sensoriais que enviam informações pertinentes do sistema musculoesquelético e de outros sistemas do corpo para a medula espinal (Hamil e Knutzen, 2008).

O sinal elétrico que promove a contração muscular é conhecido como potencial de ação. Esse potencial é transmitido do sistema nervoso central ao motoneurônio, e deste para as fibras musculares numa junção neuromuscular, denominada sinapse, onde há uma fenda entre o motoneurônio e a membrana da fibra (sarcolema).

O sarcolema é cercado por fluido intra e extracelular que contém concentrações variadas de íons, dos quais se destacam o sódio (Na^+), o potássio (K^+) e o cloro (Cl^-), de forma que o efeito resultante é uma distribuição de cargas através da membrana. Assim, o potencial de repouso transmembrana é de aproximadamente -70mV tendo como referência o meio intracelular (Enoka, 2000).

Quando o potencial de ação alcança a sinapse, tem início uma série de reações químicas que liberam um neurotransmissor denominado acetilcolina (ACH), que provoca um aumento na permeabilidade da membrana causando alteração nas condutâncias de sódio (Na^+) do meio extracelular para o meio intracelular e posteriormente de potássio (K^+) do meio intracelular para o extracelular. Desta forma, há uma despolarização do potencial de repouso seguido de uma hiperpolarização e posteriormente o retorno ao potencial de repouso, como mostra a Figura (4.2).

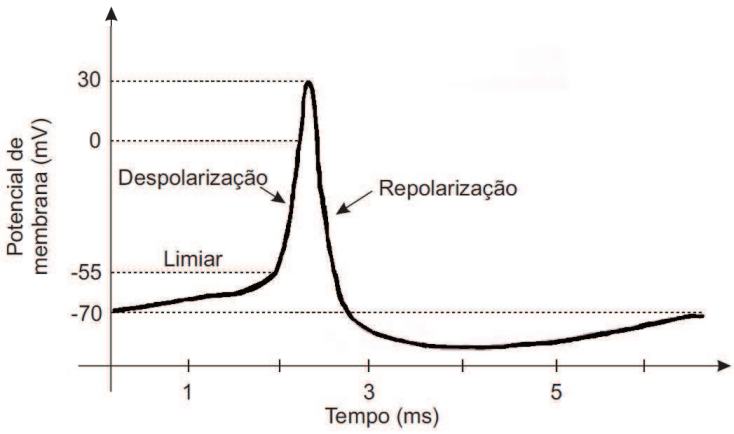

Figura 4.2: Potencial de ação. Modificado de (Enoka, 2000)

Quando o potencial de ação atinge as fibras musculares, ocorre a liberação de íons cálcio (Ca^{2+}) na área circunjacente às miofibrilas, esses íons promovem a formação de

pontes transversas e a interação entre os filamentos de actina e miosina, que deslizam um sobre o outro promovendo a contração do músculo (Martini *et al.*, 2009). Para manter o músculo contraído o sistema nervoso envia uma sequência de estímulos para que as unidades motoras sejam repetidamente ativadas (Takahashi, 2006). Quando a estimulação é interrompida os íons são removidos liberando as pontes transversas.

Fibras musculares que são inervadas pelo mesmo motoneurônio constituem grupos funcionais denominados unidades motoras (Hall, 2009). Quando um motoneurônio é estimulado para promover contração todas as fibras inervadas por ele são estimuladas, entretanto, a estimulação das fibras não ocorre simultaneamente, havendo pequenos atrasos entre as contrações. A soma dos potenciais de ação nas fibras de uma unidade motora é chamado potencial de ação da unidade motora do inglês MUAP (*Motor Unit Action Potential*), como ilustra a Figura (4.3).

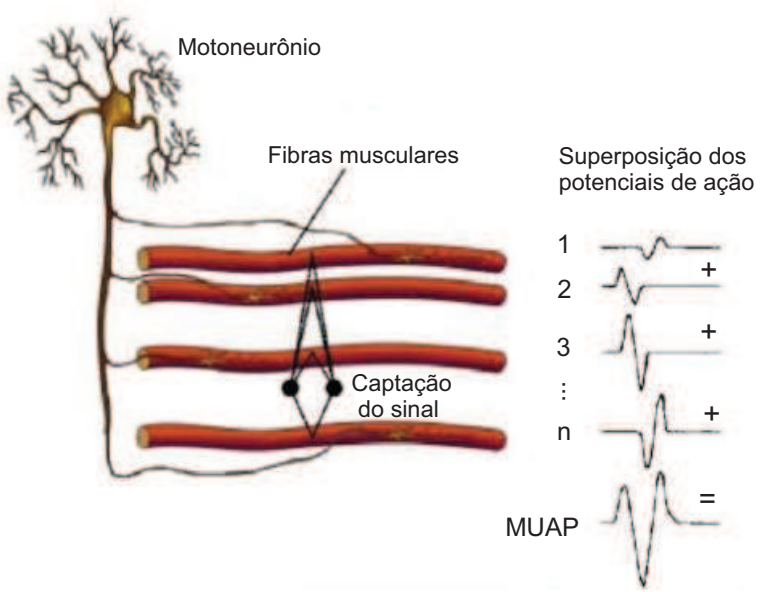

Figura 4.3: Potencial de ação de uma unidade motora. Modificado de (Andrade, 2007)

4.4 Registro do sinal eletromiográfico

O perfil do sinal elétrico detectado no músculo é denominado eletromiograma. Esse sinal eletromiográfico (sEMG) é uma composição dos potenciais de ação de todas as unidades motoras ativas que encontram-se entrelaçadas ao longo de todo o músculo. O registro do sEMG é feito por meio de um equipamento denominado eletromiógrafo, que é responsável pela amplificação, condicionamento e aquisição do sinal. Esse circuito é

alimentado por meio de baterias e deve ser isolado da rede elétrica para que não haja risco de choque elétrico.

4.4.1 Captação do sinal

O sEMG pode ser captado por meio de eletrodos intramusculares, constituídos de uma agulha que é aplicada diretamente no músculo ou por eletrodos de superfície aplicados sobre a pele, por cima do músculo. Isso porque, devido a correntes iônicas, os biopotenciais produzidos na membrana celular se propagam para tecidos vizinhos (Cardoso, 2010). Por serem não-invasivos, os eletrodos de superfície são os mais utilizados em estudos biomecânicos, como no caso deste trabalho. Por isso, apenas este tipo de eletrodo será abordado.

A configuração mais utilizada é a bipolar, na qual dois eletrodos são aplicados sobre o músculo e o terceiro eletrodo é aplicado em um local eletricamente neutro, ou de menor incidência de contrações musculares. Esse arranjo mede a diferença de potencial entre os dois eletrodos aplicados sobre o músculo por meio de um amplificador diferencial (Webster, 2009). A importância do uso dessa configuração em detrimento da configuração monopolar será tratada na próxima subseção, referente à amplificação do sinal.

Para que seja feito um bom registro, é crucial o posicionamento correto dos eletrodos. É indicado que os dois eletrodos que captam o sEMG tenham um diâmetro de aproximadamente 8mm e sejam aplicados sobre o músculo a uma distância de 1,5 a 2cm um do outro. As extremidades do músculo devem ser evitadas, por possuírem um menor potencial de ação (Hamil e Knutzen, 2008).

Outro fator que deve ser levado em consideração é a resistência da pele, por isso é recomendada a raspagem do local e limpeza com álcool para que seja obtida uma baixa resistência cutânea. Para melhorar a captação do sinal, os eletrodos são feitos de material com alta condutibilidade, em geral, prata clorada e para aumentar o contato do eletrodo com a pele é utilizado um gel eletrolítico a base de cloro (Prutchi e Norris, 2005).

4.4.2 Amplificação do sinal

O sEMG apresenta amplitude relativamente baixa, entre 10μ e 5mV (Hamil e Knutzen, 2008), esses valores variam com o tipo de músculo analisado, o nível de contração muscular e o tipo e a localização dos eletrodos utilizados (Enoka, 2000). Por isso, para facilitar o processo de aquisição e digitalização para o monitoramento do sinal,

é importante que o mesmo seja amplificado. Para a configuração bipolar, a etapa de amplificação é feita por meio de um amplificador de instrumentação, do inglês *Instrumentation Amplifier* (IA).

O IA é uma extensão do amplificador diferencial, pois amplifica a diferença de potencial entre seus terminais de entrada. Trata-se de um dos circuitos mais úteis e versáteis para medições de precisão, sendo assim chamado devido ao seu largo emprego na área de instrumentação (Neto *et al.*, 2013). A Figura (4.4) mostra a estrutura básica de um IA, mas é importante salientar que essa configuração pode variar um pouco de um amplificador para outro.

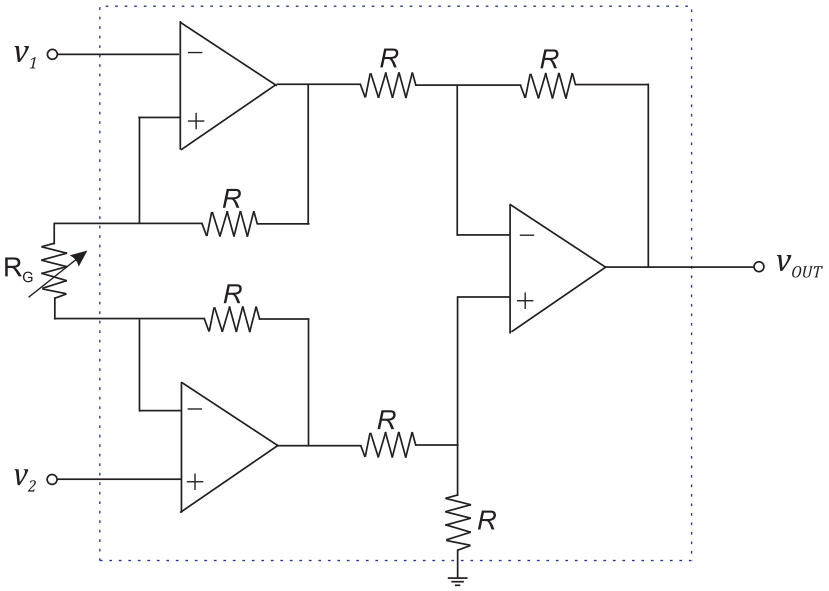

Figura 4.4: Diagrama esquemático simplificado de um amplificador de instrumentação. Modificado de (Neto *et al.*, 2013)

O IA mostrado na Figura (4.4) é constituído de três amplificadores operacionais e sete resistores, que por conveniência apresentam o mesmo valor de resistência, exceto o resistor R_G que é o resistor de ajuste de ganho que pode ser variado. A tensão de saída do IA será dada pela equação (4.1).

$$v_{out} = \left(1 + \frac{2R}{R_G}\right)(v_2 - v_1) \tag{4.1}$$

Assim, como ilustra a Figura (4.5), o IA amplifica pequenas tensões de sinal diferencial sobrepostas a tensões de modo comum maiores, uma vez que estas se cancelam. Isso torna a utilização do arranjo bipolar para eletrodos de superfície muito interessante,

pois elimina-se o ruído de modo comum. Além da alta rejeição de modo comum, o IA apresenta também uma alta impedância de entrada e essa impedância não varia com o ajuste da resistência de ganho.

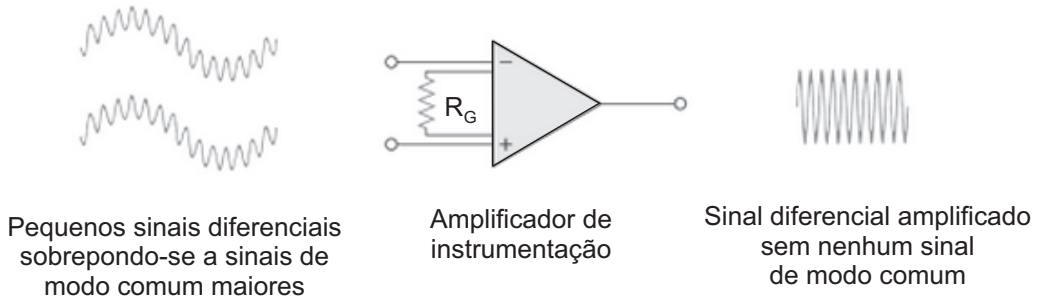

Figura 4.5: Rejeição de tensões de modo comum. Modificado de (Neto *et al.*, 2013)

4.4.3 Condicionamento e aquisição do sinal

O sEMG obtido por eletrodos de superfície apresenta componentes de frequência desde nível DC até cerca de 500Hz, apresentando maior concentração de sinal na faixa de 50 a 150Hz (Andrade, 2007). Entretanto, o sistema de aquisição deste sinal está sujeito a interferências de ruídos provenientes de diversas fontes. No eletromiógrafo, o sinal captado pelos eletrodos que passa pelo circuito de amplificação, carrega sinais que não são apenas gerados pela atividade muscular. Então, é importante que tenham-se etapas de filtragem, que eliminem os sinais indesejados.

O sinal elétrico detectado pelos eletrodos no músculo contém componentes positivas e negativas. É possível analisar o sinal dessa forma, realizando somente a sua filtragem. Entretanto, há trabalhos que optam por inserir uma etapa de retificação do sinal, como mostra a Figura (4.6). Neste caso, o circuito do eletromiógrafo apresenta uma etapa de amplificação, seguida de um filtro passa-altas para eliminar a componente DC e ruídos de baixa frequência, e, posteriormente tem-se uma etapa de retificação após a qual é removido o conteúdo de alta frequência. A amplitude do sEMG aumenta quando a intensidade da contração muscular aumenta. Assim, esse tipo de abordagem permite a obtenção de um padrão regular que representa o volume da atividade muscular (Hamil e Knutzen, 2008).

Após a etapa de condicionamento, o sinal coletado é digitalizado por meio de um conversor A/D. Nesta etapa, é importante conhecer as características do sinal coletado para a seleção da frequência de amostragem de forma que o sinal possa ser reproduzido com fidelidade.

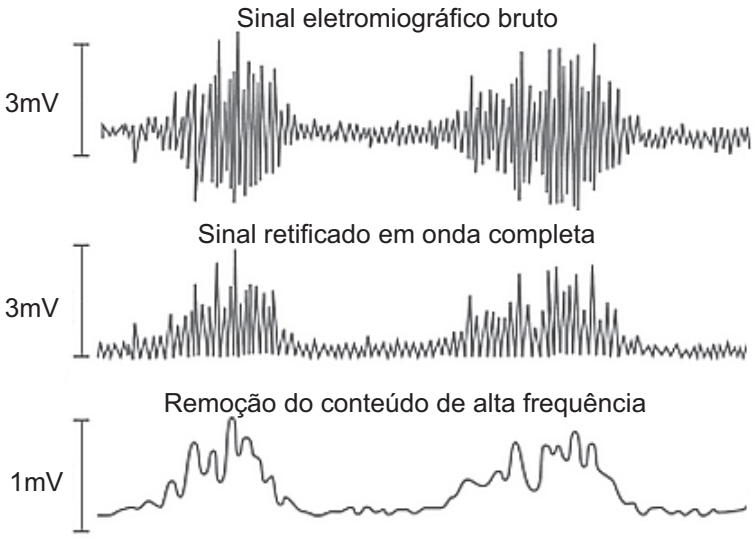

Figura 4.6: Retificação e filtragem do sinal eletromiográfico. Modificado de (Robertson *et al.*, 2013)

4.5 Uso da EMG para inferir gestos da mão

A mão humana é constituída de vinte e sete ossos agrupados no carpo, no metacarpo e nas falanges, como mostra a Figura (4.7). O carpo é mais comumente conhecido como punho, o metacarpo corresponde a região da palma e as falanges são os ossos dos dedos.

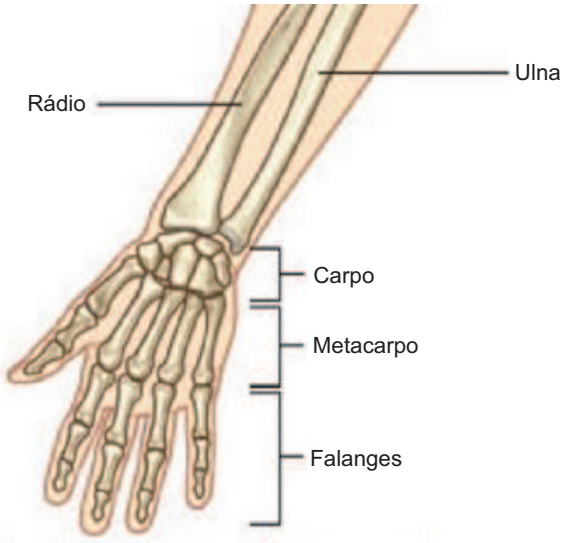

Figura 4.7: Ossos da mão e do antebraço. Modificado de (Drake, 2011)

Esse grande número de articulações permite que a mão seja utilizada em diversas

atividades, desde ações mais simples como segurar um objeto, até manipulações que dependem de movimentos muito finos e requerem grande mobilidade, com ações musculares e articulares complexas, como por exemplo, tocar um instrumento musical. Desta forma, os músculos atuantes nas articulações da mão podem ser divididos em dois tipos: os músculos intrínsecos e os músculos extrínsecos.

Os músculos intrínsecos são responsáveis pelo controle dos movimentos finos da mão e possuem inserção de origem nos ossos carpais e metacarpais, de forma que estão localizados na própria mão, sobretudo no lado palmar. Já os músculos extrínsecos estão localizados em sua maioria no antebraço, são maiores e conferem força e controle dos movimentos amplos dos dedos, promovendo sua flexão e extensão (Drake, 2011), como mostra a Figura (4.8).

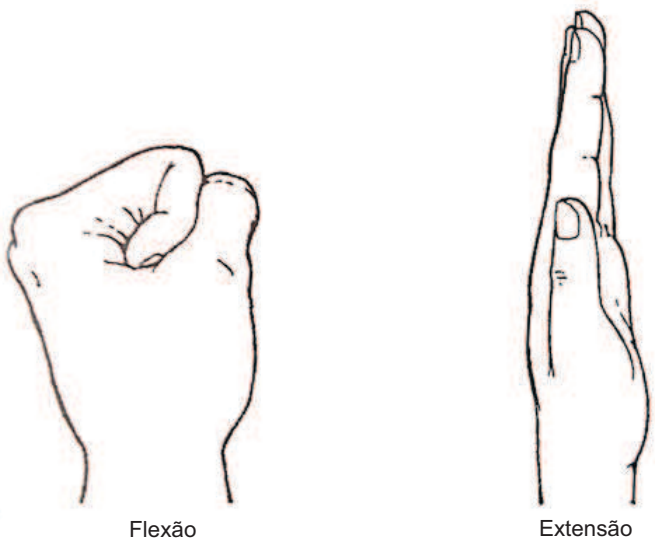

Figura 4.8: Movimentos da mão. Modificado de (Hall, 2009)

Somente os tendões dos músculos extensores e flexores que têm origem no antebraço passam pela articulação do punho e daí possuem inserção nos ossos do carpo, metacarpo e falanges. Desta forma, para pessoas que tiveram a mão amputada, o uso da eletromiografia para verificar a atividade elétrica destes músculos é uma boa opção para o controle de uma prótese de mão. A disposição dos músculos extrínsecos no antebraço pode ser vista na Figura (4.9).

Segundo Hall (2009), "os músculos flexores extrínsecos da mão apresentam mais que o dobro da força do mais forte dos músculos extensores extrínsecos". O que é facilmente compreendido, uma vez que os músculos flexores são extensivamente usados nas atividades diárias para segurar objetos, enquanto os músculo extensores raramente exercem força considerável. Por isso, ao utilizar a eletromiografia apenas para classifi-

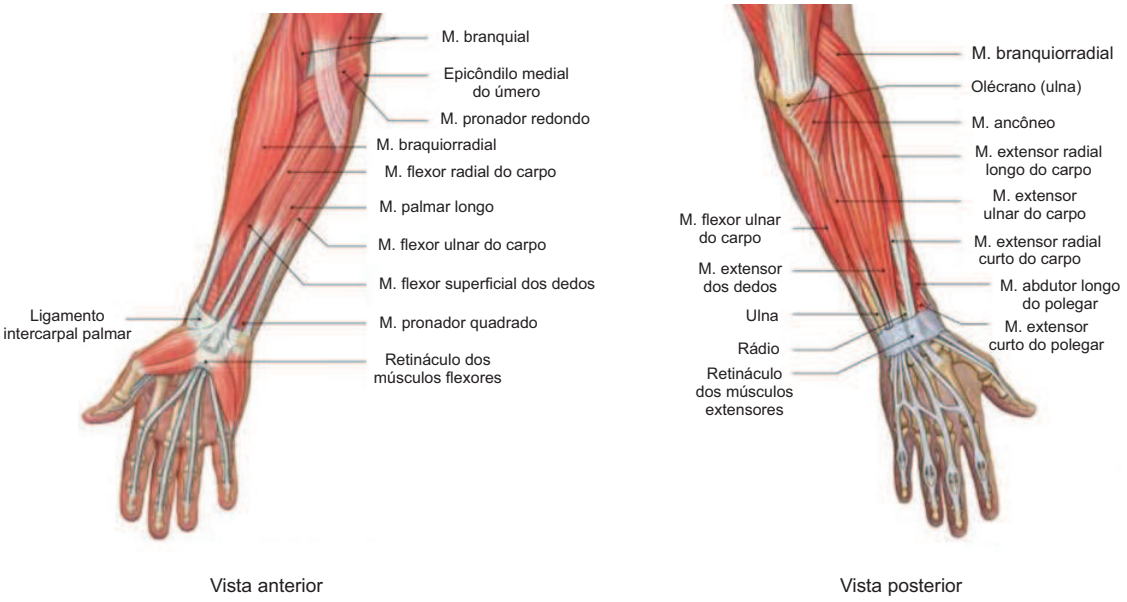

Figura 4.9: Músculos superficiais do antebraço. Modificado de (Drake, 2011)

car gestos da mão de abrir ou fechar, a colocação dos eletrodos de medição na região anterior próxima dos músculos flexores é uma opção interessante quando se dispõe de um eletromiógrafo de um canal.

Capítulo 5

Controle do manipulador robótico

O manipulador utilizado neste trabalho é o robô mostrado na Figura (5.1), montado com peças do kit LEGO® modelo *Mindistorms*. Tais robôs são compostos de blocos do tipo LEGO®, com unidades de processamento, partes móveis e de instrumentação que podem ser acopladas das mais diversas formas (Ferrari *et al.*, 2002). Por isso, o uso deste robô é explorado tanto em projetos educacionais (Reis *et al.*, 2011) como em projetos de pesquisa (Abdalla Júnior, 2012).

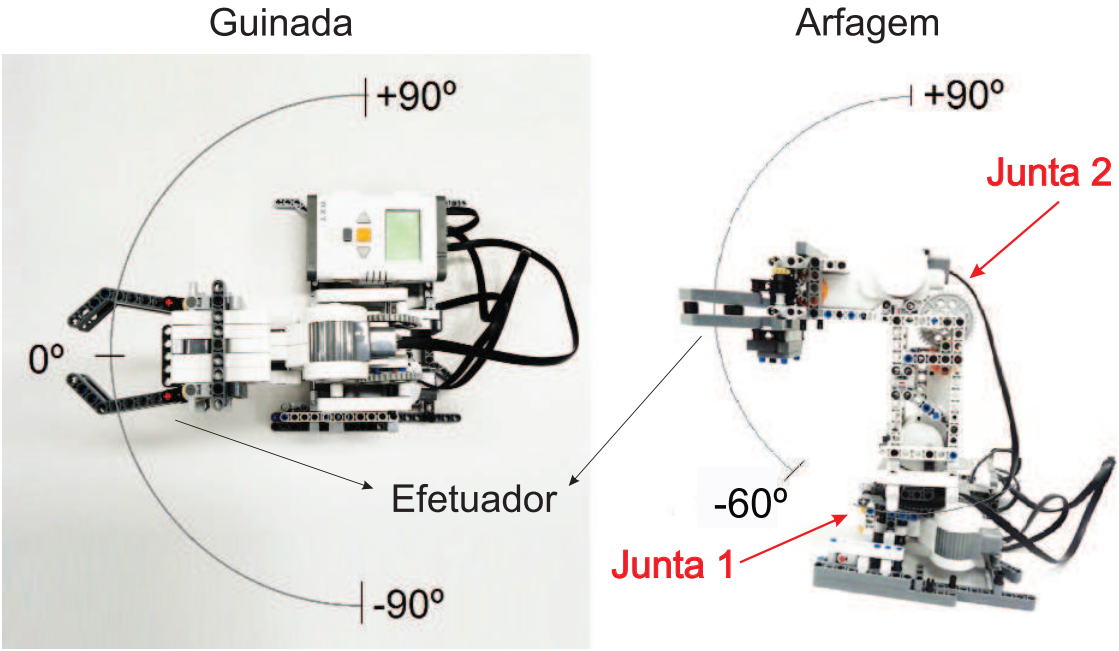

Figura 5.1: Manipulador robótico utilizado.

Como mostra a Figura (5.1), o manipulador robótico montado é constituído por três motores de corrente contínua de 9V que correspondem às juntas rotacionais que promovem os movimentos de arfagem, guinada e o controle dos movimentos do efetuador de

abrir e fechar. Além disso, o robô é composto de engrenagens para o aumento do torque e peças para compor a sua estrutura. Cada motor contém um *encoder* interno, que mede sua posição angular em graus. Como é possível notar, a junta 2, que corresponde ao eixo de arfagem, apresenta limitações em sua estrutura, podendo variar aproximadamente entre $-60°$ (para frente) e $90°$ (para trás) a partir da posição de referência. Devido à presença dos cabos, a posição angular da junta 1 pode variar entre $\pm 90°$, como mostra a Figura (5.1).

A comunicação entre o microcontrolador proveniente do kit para acionamento dos motores do robô e o computador é feita por meio de cabo USB. Entretanto, se necessário, a comunicação também poderá ser feita via *Bluetooth*, sem fio. Vale salientar que, apesar deste braço não ter torque suficiente e não possuir um número maior de graus de liberdade que permita a realização de tarefas mais complexas, seu movimento pode executar tarefas simples tais como segurar pequenos objetos e movê-los de um ponto a outro.

Assim, o manipulador robótico foi utilizado como um sistema de prototipagem rápida que imita os movimentos do usuário do sistema de medição proposto, proporcionando um *feedback* para o mesmo. Neste contexto, para o controle de posição angular das juntas que correspondem aos movimentos de arfagem e guinada, foi utilizado um controlador fuzzy convencional e para o controle do efetuador, foi utilizado um controlador *on-off*.

5.1 Controle fuzzy convencional

A maioria dos controladores tradicionais requer um modelo matemático do sistema que se deseja controlar para ajustes dos parâmetros. Por outro lado, muitos sistemas físicos são difíceis de modelar, e, além disso, muitos processos são não-lineares ou muito complexos de serem controlados pelos métodos tradicionais. Nestes casos, pode-se utilizar lógica fuzzy para descrever uma estratégia de controle por meio de regras que definem os ajustes necessários para que a variável controlada atinja o valor desejado.

O controle fuzzy convencional é um sistema de controle baseado no modelo de inferência proposto por Mamdani, que juntamente com Assilian desenvolveu o primeiro algoritmo de controle fuzzy no início da década de 1970, testado em uma máquina a vapor (Mamdani, 1975). Desde então, o uso deste controlador foi proposto nas mais diversas aplicações, desde plantas que envolvem bioprocessos, como por exemplo, em dosadores de fertilizantes por acionamento elétrico (Garcia, 2011), até na robótica, para controle de robôs omnidirecionais (Chiu e Peng, 2013).

A Figura (5.2) mostra o diagrama de blocos para o controle de posição proposto neste trabalho, com base no controle fuzzy convencional. O controle de cada junta foi feito separadamente. A trajetória a ser seguida é imposta pelas medições realizadas pelo sistema inercial e a realimentação do sistema de controle é feita por meio das medições provenientes dos *encoders* de cada motor. As entradas do controlador, seguindo o modelo proposto por Mamdani, são o erro (e), ou seja, a posição angular desejada menos a posição angular medida pelo *encoder*, e a variação do erro ou desvio do erro (de), que consiste no erro atual menos o erro anterior. A saída do controlador (u) deverá ser o valor de tensão a ser aplicado no motor.

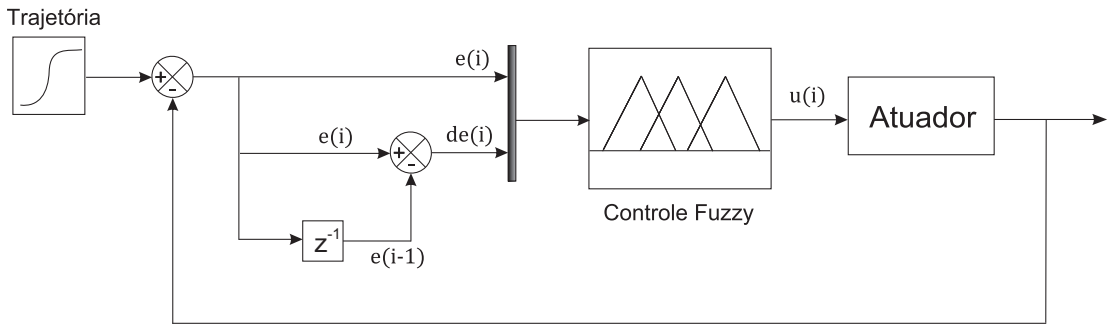

Figura 5.2: Diagrama esquemático do controle fuzzy implementado.

A Figura (5.3) mostra a estratégia utilizada neste tipo de controlador, que pode ser dividida em três etapas: fuzzificação, inferência e defuzzificação. Cada uma destas etapas serão descritas a seguir de forma sucinta. Maiores detalhes sobre o controle fuzzy convencional podem ser encontrados em (Simões e Shaw, 2007) e (Jantzen, 2013).

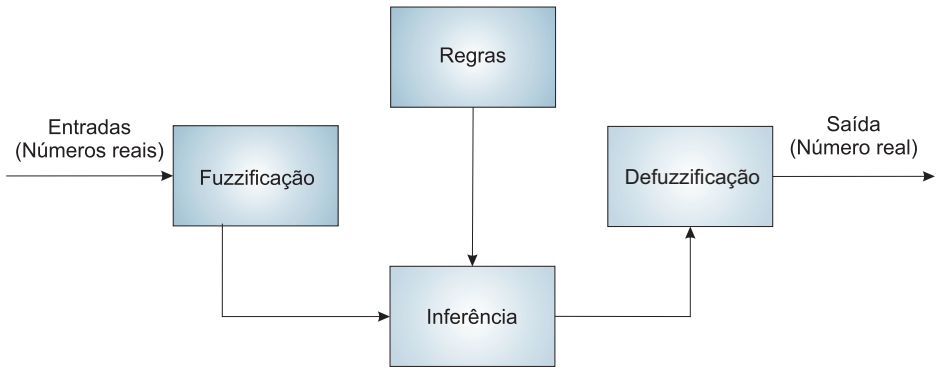

Figura 5.3: Processos do controlador fuzzy.

Na etapa de fuzzificação ocorre o mapeamento das variáveis de entrada do domínio dos números reais para o domínio fuzzy, com a atribuição de valores linguísticos por

meio de funções de pertinência. Uma função de pertinência é uma função numérica que atribui valores de pertinência fuzzy no intervalo [0,1] a uma variável, cuja faixa é conhecida. Assim, a classificação da variável é dada pelo grau de pertinência (μ) que com base nas funções de pertinência determina em um valor entre 0 e 1 o quanto a variável pertence a um determinado conjunto. Existem diversas formas de funções de pertinência que representam adequadamente conjuntos fuzzy, as mais comuns são a triangular, a trapezoidal e a gaussiana, como pode ser visto em (Padilha, 2001).

No controle fuzzy convencional, é comum a classificação do erro e da variação do erro em pelo menos dois conjuntos: negativo (N) e positivo (P), seguindo a configuração proposta por (Ying e Siler, 1993). Por outro lado, há trabalhos como (Leite *et al.*, 2010), (Azzouna *et al.*, 2012) e (Manjeet e Sathans, 2013) que utilizam um número maior de funções de pertinência para a classificação das variáveis de entrada, definindo os grupos: negativo pequeno (NP), negativo médio (NM), negativo grande (NG), positivo pequeno (PP), positivo médio (PM), positivo grande (PG) e zero (Z). Segundo Simões e Shaw (2007), "um número prático de conjuntos fuzzy linguísticos (funções de pertinência) é algo entre 2 e 7. Quanto maior o número de conjuntos, maior a precisão, mas a demanda computacional também é mais significativa".

Uma vez definidas as funções de pertinência para a classificação das variáveis de entrada, é preciso definir os conjuntos fuzzy de saída e as regras de inferência fuzzy, que classificam a variável de saída. As funções de pertinência de saída podem ser definidas de forma semelhante às de entrada, porém considerando-se o universo da variável de saída. As regras de inferência fuzzy, por sua vez, são definidas de forma intuitiva, considerando a combinação dos possíveis conjuntos fuzzy que classificam a variável de entrada e definindo para cada caso qual será a classificação da variável de saída.

Como foi mencionado anteriormente, são consideradas duas entradas: erro (e) e desvio do erro (de) para cada saída (u). Sendo assim, as regras de inferência fuzzy serão do tipo "SE $e = e^1$ e $de = de^1$, ENTÃO $u = u^1$", em que e^1, de^1 e u^1 são conjuntos fuzzy determinados. Assim, as regras devem contemplar todas as combinações possíveis de interseção dos conjuntos fuzzy de entrada.

Por fim, o valor da variável de saída determinado pelas regras de inferência será traduzido do domínio fuzzy para o domínio dos números reais. Esta etapa é denominada defuzzificação. Há diversos métodos que podem ser utilizados nesse processo, dentre os quais podem-se destacar, a média dos máximos e o centro de gravidade. No capítulo 6, serão apresentadas cada uma das etapas definidas, bem como resultados que mostram o desempenho do controlador fuzzy implementado.

5.2 Controle *on-off*

O controle *on-off* é uma ação de controle de relativa simplicidade de implementação. Seu princípio de funcionamento consiste em determinar apenas se o elemento atuante será mantido ligado ou desligado.

Neste trabalho, esta ação de controle foi utilizada para controlar o efetuador em dois estados: aberto ou fechado, com base na classificação do gesto realizado a partir do sinal eletromiográfico. O fluxograma mostrado na Figura (5.4) representa a lógica do controlador on-off proposto.

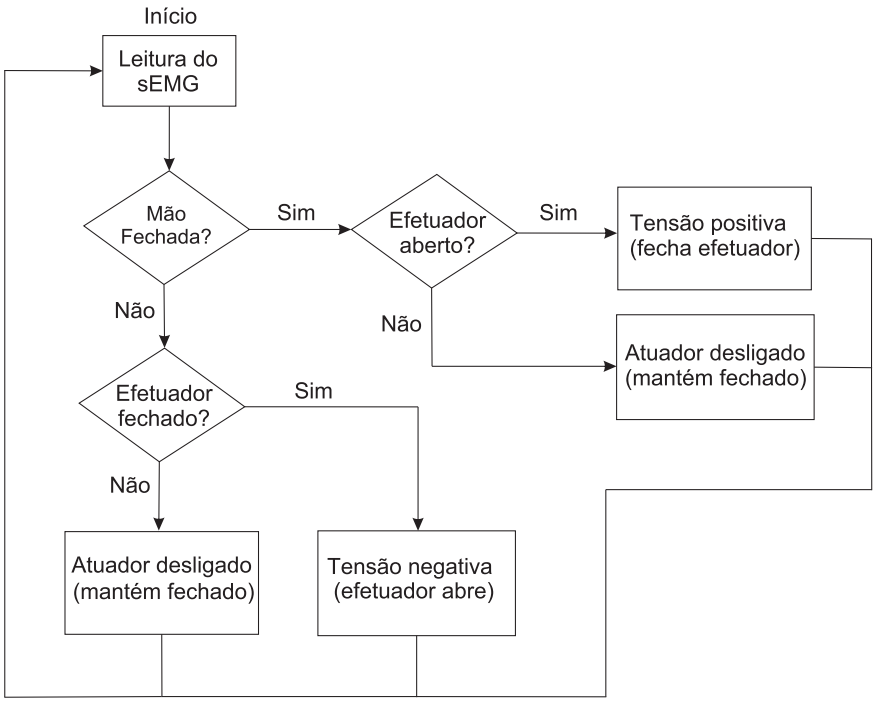

Figura 5.4: Fluxograma da lógica utilizada para o controle do efetuador.

Capítulo 6

Resultados

6.1 Introdução

Este capítulo tem como principal objetivo mostrar os resultados obtidos pelo sistema de medição proposto com base nos conceitos apresentados nos capítulos 3 e 4, aplicado ao controle teleoperado do manipulador robótico descrito no capítulo 5. Primeiramente, serão mostrados os resultados referentes ao desempenho de cada técnica utilizada separadamente, e, por fim serão apresentados os resultados obtidos pelo sistema completo, o qual foi testado por vinte voluntários.

6.2 Sistema inercial

Como foi visto no capítulo 3, sensores inerciais de baixo custo apresentam erros significativos quando utilizados para medir posição angular. Esses erros podem ser minimizados com a aplicação de filtros que realizam a fusão dos dados desses sensores, destacando-se nesta aplicação o filtro de Kalman e o filtro complementar. Nesta seção, serão mostrados os resultados obtidos pelo sistema inercial proposto pela aplicação destes filtros.

6.2.1 Ajuste do filtro de Kalman

Para a fusão dos dados dos sensores utilizados, por meio do filtro de Kalman, a estimativa a priori é calculada a partir das velocidades angulares obtidas pelo giroscópio, por meio da equação (6.1) e a realimentação é feita pelas posições angulares obtidas pelas medições realizadas pelo acelerômetro e pelo magnetômetro, dados pela equação (6.2). Assim, as equações (6.1) e (6.2) são as equações de processo e de medição para o sistema

inercial proposto, respectivamente. A Figura (6.1) mostra o diagrama simplificado do filtro de Kalman utilizado neste trabalho, a fim de estimar as posições angulares de rolamento, arfagem e guinada.

$$\begin{bmatrix} \widehat{\phi}_i^- \\ \widehat{\theta}_i^- \\ \widehat{\psi}_i^- \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \widehat{\phi}_{i-1} \\ \widehat{\theta}_{i-1} \\ \widehat{\psi}_{i-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \omega_{\phi_i} \\ \omega_{\theta_i} \\ \omega_{\psi_i} \end{bmatrix} \tag{6.1}$$

.

$$\mathbf{y}_i = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \phi_{ai} \\ \theta_{ai} \\ \psi_{mi} \end{bmatrix} \tag{6.2}$$

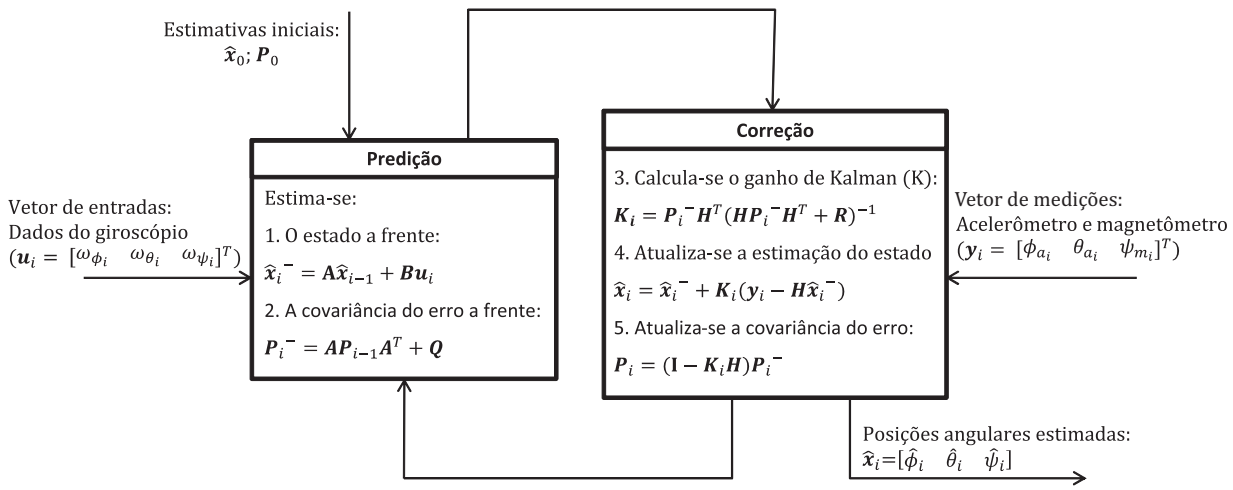

Figura 6.1: Ciclo do filtro de Kalman para a fusão dos sensores.

A matriz de covariância do ruído de medição ($\mathbf{R}$) pode ser facilmente determinada pelo erro das posições angulares de rolamento e arfagem obtidas pelas medições do acelerômetro e pelo erro da posição de guinada obtida pelas medições do magnetômetro. Neste trabalho, para determinar os valores de $\mathbf{R}$ foram realizados vinte e cinco testes, com o sistema parado na posição angular de referência. Cada teste teve duração de dois minutos, sendo o tempo de amostragem de 40ms. A Tabela (6.1) mostra a média dos valores obtidos de R para cada eixo e o desvio padrão. Assim, a matriz $\mathbf{R}$ será dada pela equação (6.3).

Tabela 6.1: Média e desvio padrão dos valores obtidos de R para os testes realizados.

Eixo	$\overline{R}$	Desvio Padrão
Rolamento	0,23448	0,03621
Arfagem	0,30531	0,06537
Guinada	0,33363	0,02268

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 0{,}23448 & 0 & 0 \\ 0 & 0{,}30531 & 0 \\ 0 & 0 & 0{,}33363 \end{bmatrix} \tag{6.3}$$

Uma vez definidos os valores de **R**, optou-se pela obtenção de **Q** via simulação, a partir dos vinte e cinco testes realizados. Primeiramente, foram verificadas as respostas do filtro para alguns valores de Q para cada eixo. A Figura (6.2) mostra o desempenho do filtro de Kalman para diferentes valores de Q que foram testados para o eixo de arfagem do sistema inercial.

Nota-se que, considerando $Q \ll R$ a estimação da posição de arfagem feita pelo filtro aproxima-se dos resultados obtidos utilizando-se apenas dados do giroscópio, ou seja, nesse caso tem-se $K \to 0$. Por outro lado, considerando $Q \gg R$ a estimação da posição de arfagem feita pelo filtro aproxima-se dos resultados obtidos utilizando apenas dados do acelerômetro, em que $K \to 1$. Assim, tendo em vista os resultados mostrados na Figura (6.2), é possível observar que o valor de Q esperado está próximo de 0,001. Os demais eixos apresentaram resultados semelhantes.

A partir destas observações, foram feitas simulações variando-se os valores de Q em cada eixo para cada um dos vinte e cinco testes realizados e escolhendo para cada teste o valor que apresentou o menor erro médio quadrático. A Figura (6.3) mostra a relação entre os valores de Q e o erro médio quadrático em cada eixo obtido para um dos vinte e cinco testes que foram simulados. A Tabela (6.2) mostra a média dos valores obtidos de Q para cada eixo e o desvio padrão. Assim, a matriz **Q** será dada pela equação (6.4).

Tabela 6.2: Média e desvio padrão dos valores obtidos de Q para os testes realizados.

Eixo	$\overline{Q}$	Desvio Padrão
Rolamento	0,00280	0,00130
Arfagem	0,00110	0,00068
Guinada	0,00160	0,00046

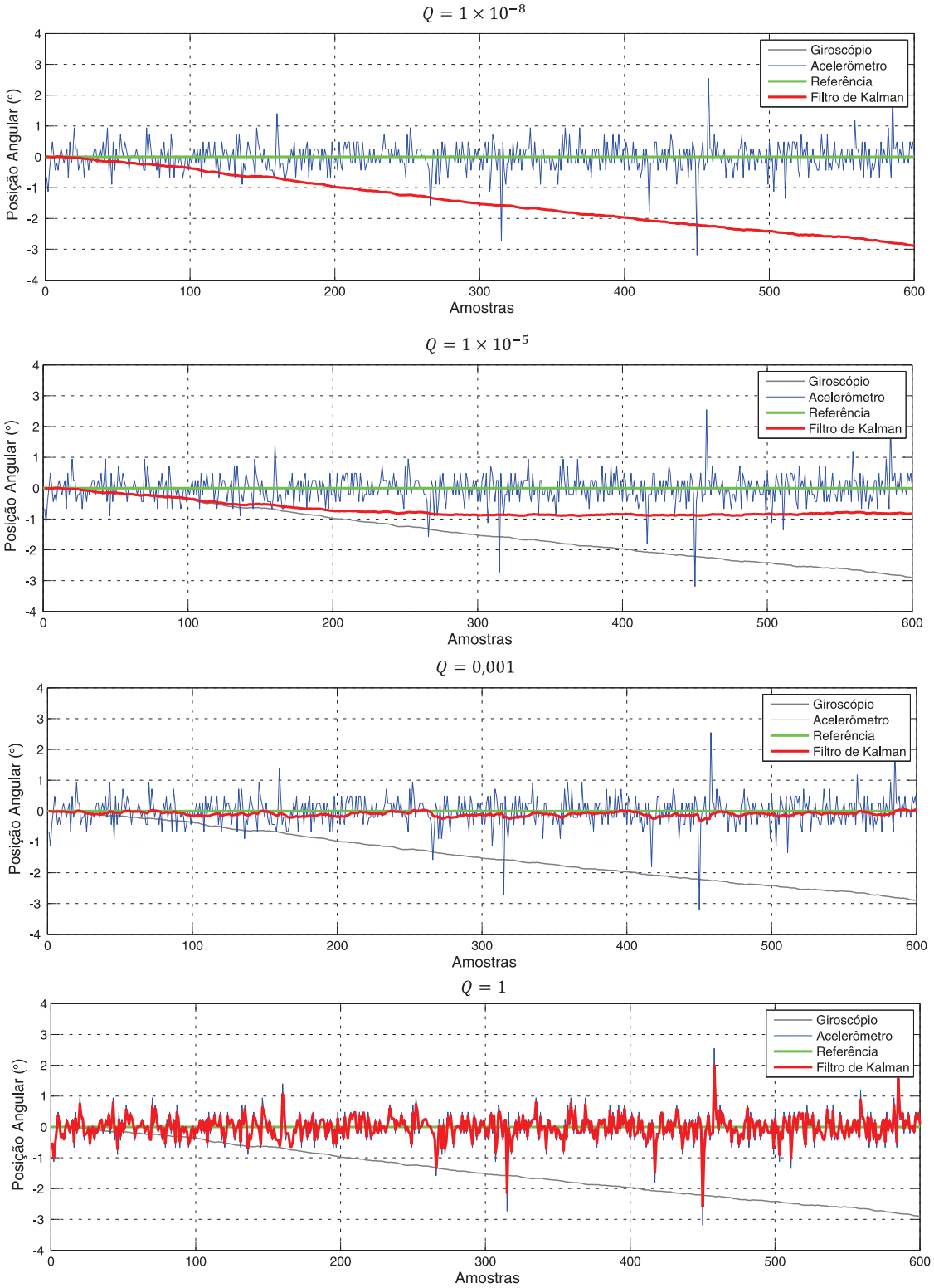

Figura 6.2: Desempenho do filtro de Kalman para diferentes valores de Q.

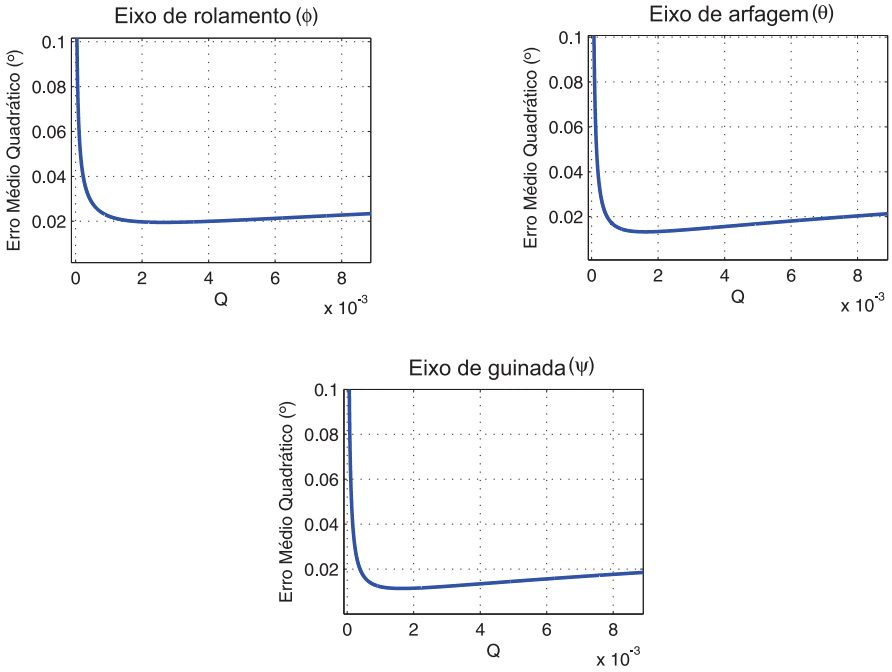

Figura 6.3: Relação Q x EMQ obtida por simulação.

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 0{,}00280 & 0 & 0 \\ 0 & 0{,}00110 & 0 \\ 0 & 0 & 0{,}00160 \end{bmatrix} \tag{6.4}$$

6.2.2 Ajuste do filtro de complementar

A Figura (6.4) mostra um fluxograma que sintetiza a implementação do filtro complementar. Nota-se que a formulação do filtro no domínio do tempo discreto apresenta uma estrutura bastante simples, se comparada ao filtro de Kalman.

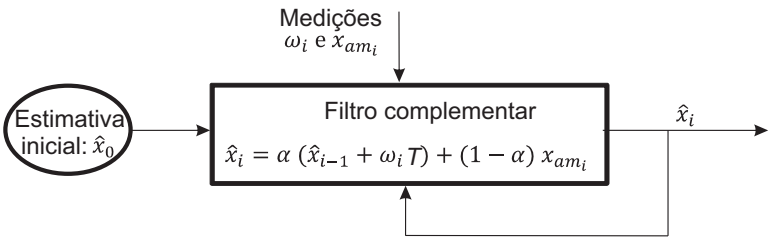

Figura 6.4: Diagrama esquemático do Filtro Complementar.

Neste trabalho, o filtro complementar foi ajustado, assim como o filtro de Kalman, por simulação utilizando os vinte e cinco testes mencionados na subseção 6.2.1. Resultados da simulação para alguns valores de α podem ser vistos na Figura (6.5).

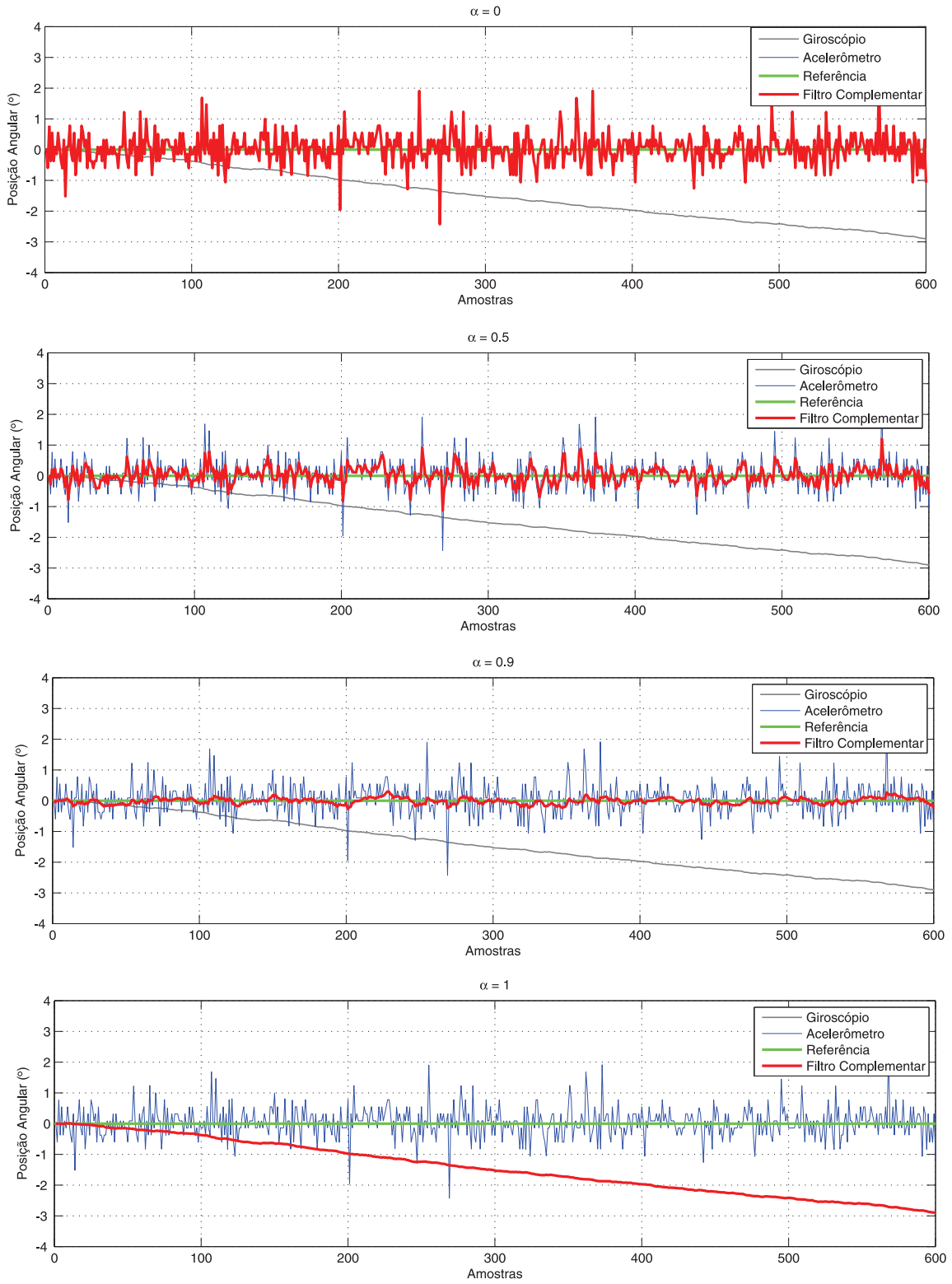

Figura 6.5: Desempenho do filtro de complementar para diferentes valores de α.

Nota-se que, para $\alpha = 1$ a posição angular estimada pelo filtro utiliza apenas os dados de medição do giroscópio. Por outro lado, quando $\alpha \to 0$ a estimação da posição angular feita pelo filtro aproxima-se dos resultados obtidos utilizando-se apenas dados do acelerômetro. Assim, tendo em vista os resultados mostrados na Figura (6.5), é possível observar que o valor de α esperado está próximo de 0,9. Os demais eixos apresentaram resultados semelhantes.

A partir destas observações, foram feitas simulações variando-se os valores de α em cada eixo para cada um dos vinte e cinco testes realizados e escolhendo para cada teste o valor que apresentou o menor erro médio quadrático. A Figura (6.6) mostra a relação entre os valores de α e o erro médio quadrático em cada eixo obtido para um dos vinte e cinco testes que foram simulados. A Tabela (6.3) mostra a média dos valores obtidos de α para cada eixo e o desvio padrão.

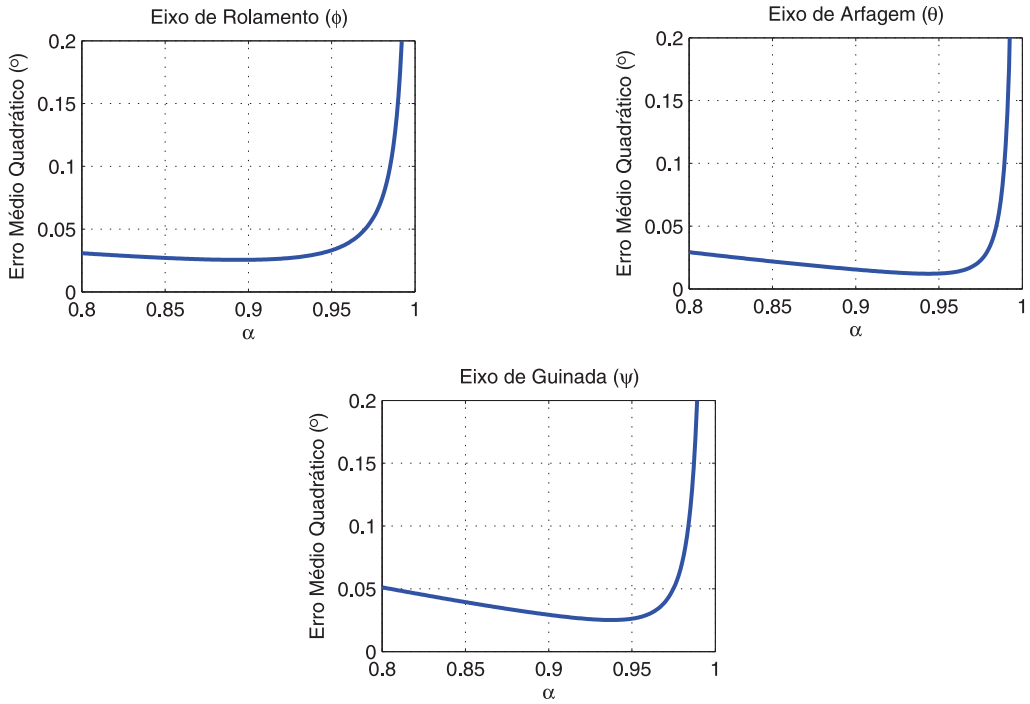

Figura 6.6: Relação α x EMQ obtida por simulação.

Tabela 6.3: Média e desvio padrão dos valores obtidos de α para os testes realizados.

Eixo	$\overline{\alpha}$	Desvio Padrão
Rolamento	0,90292	0,02396
Arfagem	0,94684	0,015486
Guinada	0,93268	0,028746

6.2.3 Desempenho dos filtros

Para verificar o desempenho dos filtros implementados, foram feitos testes de medição dos movimentos de arfagem e guinada realizados pelo braço humano. Com o sensor colocado no braço, foram realizados movimentos na sequência mostrada pela Figura (6.7), com intervalo de dez segundos na transição de um gesto para outro.

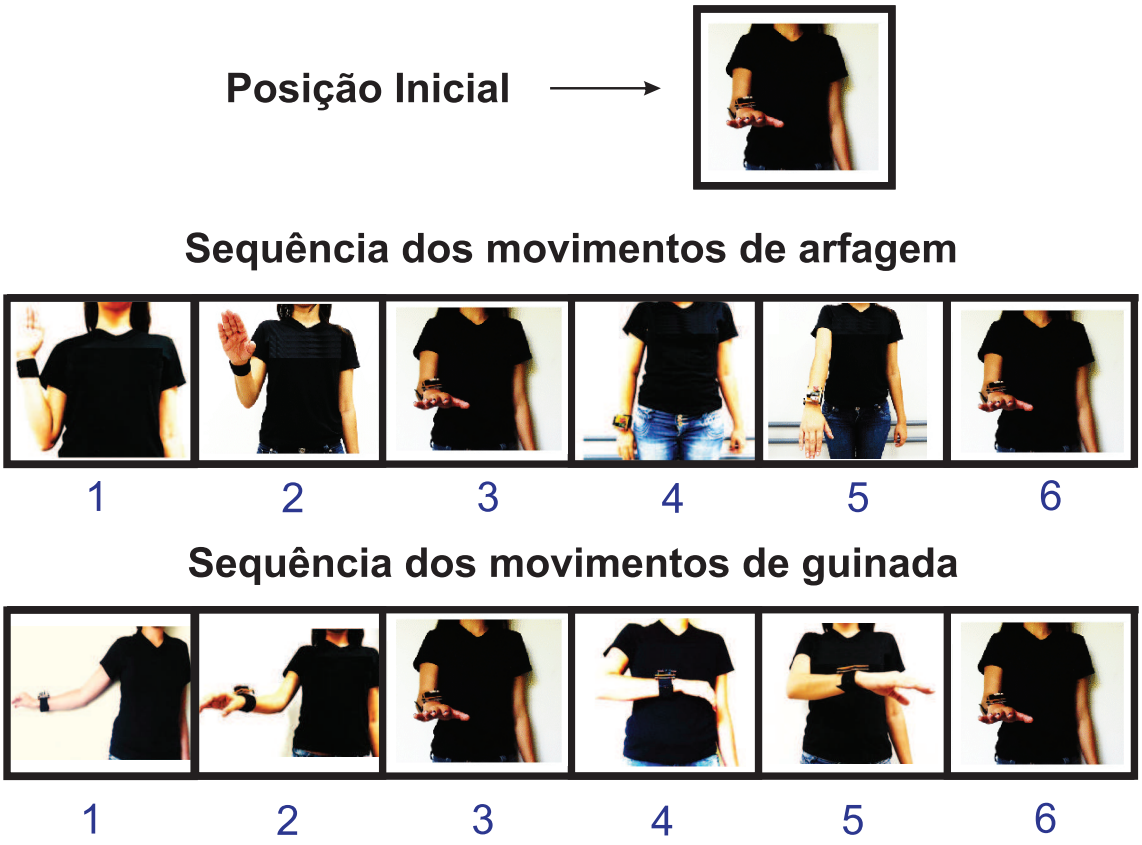

Figura 6.7: Sequência de movimentos dos testes experimentais.

As Figuras (6.8) e (6.9) mostram o desempenho dos filtros a partir dos dados obtidos pela medição do sistema inercial. O gráfico superior de cada figura mostra as posições angulares medidas por cada uma das formas descritas na legenda e o gráfico inferior mostra a região circulada ampliada. Com base nas Figuras (6.8) e (6.9), nota-se que as medições corresponderam aos valores adequados para este estudo, tendo a posição inicial como referência e que os resultados obtidos pelos filtros foram bem próximos. É possível notar ainda, que os valores obtidos pelos filtros estão próximos dos valores de posição angular medidos pelo acelerômetro, porém estão menos ruidosos, e que os mesmos não acumulam erros de medição, como é o caso dos valores obtidos por meio do giroscópio.

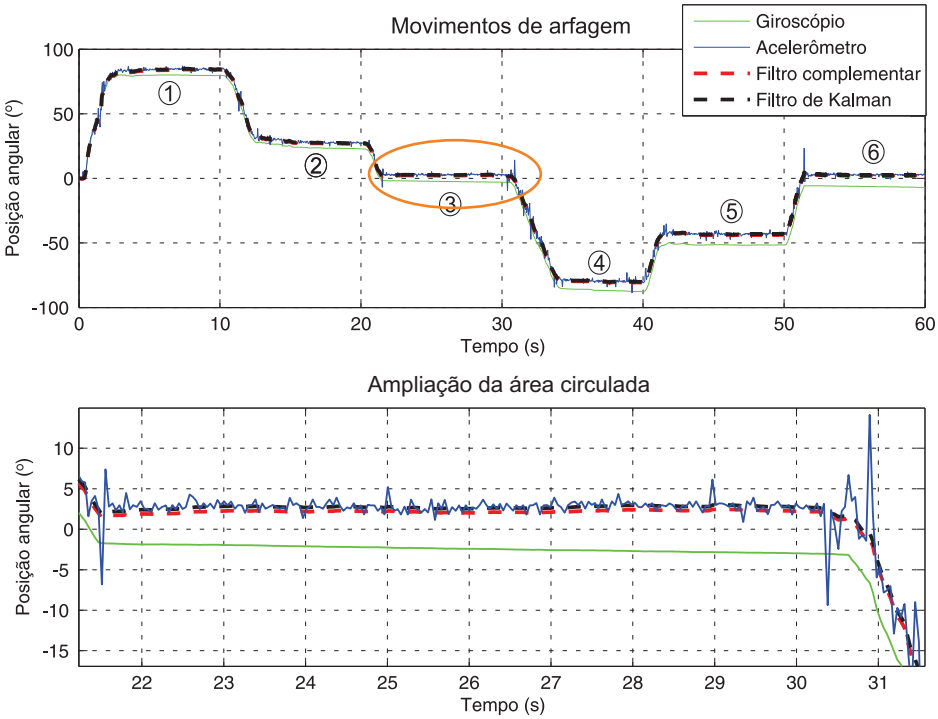

Figura 6.8: Teste experimental - movimentos de arfagem.

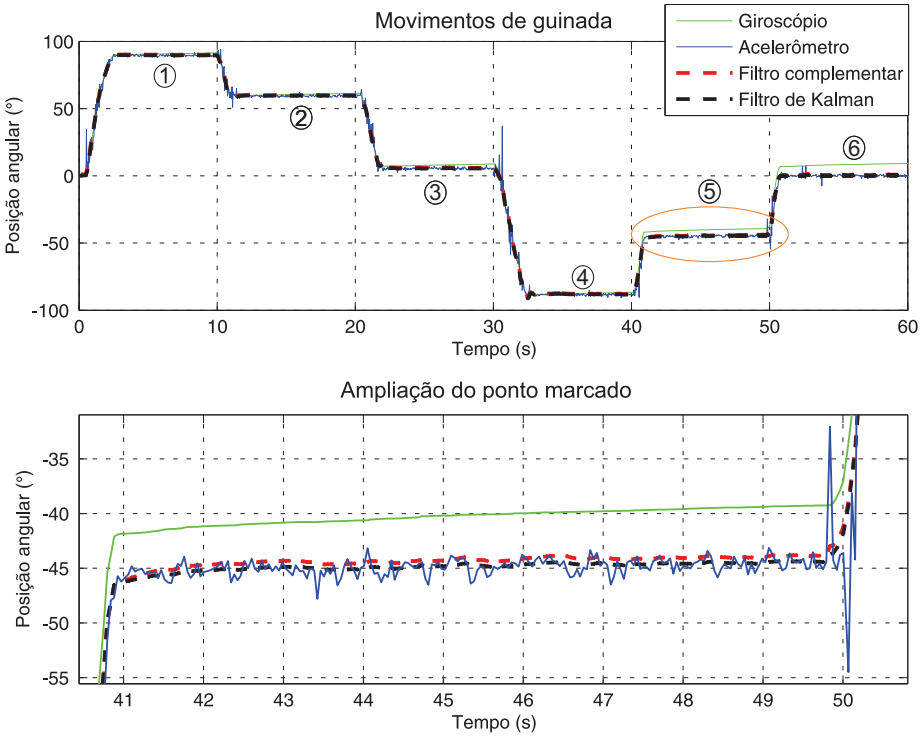

Figura 6.9: Teste experimental - movimentos de guinada.

Ainda para verificar o desempenho dos filtros, foram realizados testes para diferentes valores de referência das posições de arfagem e guinada, utilizando uma figura de mérito desenhada em CorelDRAW®, mostrada na Figura (6.10).

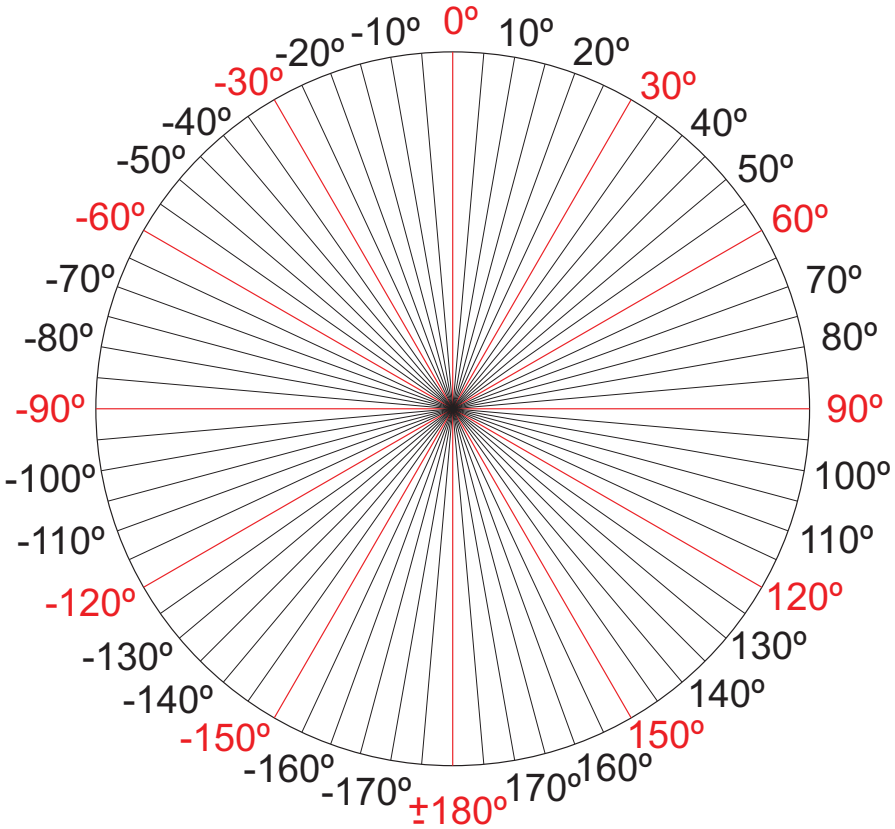

Figura 6.10: Figura de mérito utilizada para verificar o desempenho do sistema inercial.

Nota-se que a figura de mérito utilizada consiste em um compasso, constituído de linhas de 1mm que separam as posições angulares a cada 5°. A impressão desta figura foi feita em uma impressora HP Deskjet D1360 e em folha A4. Foi definido um protocolo para a realização dos testes, de maneira que a posição angular do sistema inercial era variada a cada dez segundos e os dados de cada sensor foram armazenados. Esse procedimento foi repetido três vezes para cada eixo, no sentido horário e anti-horário. A partir daí, foi feita a simulação das medições das posições angulares pela implementação dos filtros de Kalman e complementar. Os valores do período de transição entre uma posição e outra foram desconsiderados e os resultados desses testes são mostrados na Tabela (6.4), na qual é possível visualizar o valor do erro médio ($\overline{e}$) obtido pelos testes e o desvio padrão (σ).

Tabela 6.4: Desempenho do sistema inercial, aplicando o filtro complementar (FC) e o filtro de Kalman (FK).

Referência	Arfagem				Guinada			
	FC		FK		FC		FK	
	$\overline{e}(°)$	$\sigma(°)$	$\overline{e}(°)$	$\sigma(°)$	$\overline{e}(°)$	$\sigma(°)$	$\overline{e}(°)$	$\sigma(°)$
-90°	1,4	±0,5	1,2	±0,5	1,0	±0,7	0,8	±0,7
-60°	0,2	±1,1	0,3	±1,0	0,3	±1,0	0,4	±0,9
-30°	0,2	±1,0	0,1	±1,0	0,5	±0,4	0,3	±0,4
0°	0,1	±0,6	0,0	±0,5	0,3	±0,6	0,1	±0,6
30°	0,2	±1,1	0,1	±1,1	0,3	±1,2	0,2	±1,2
60°	0,2	±1,2	0,1	±1,2	0,6	±1,1	0,4	±1,1
90°	1,5	±0,6	1,3	±0,5	1,4	±1,1	1,2	±1,1

Embora o filtro de Kalman tenha apresentado um menor erro, os resultados obtidos foram muito próximos, o que indica que para aplicações que requerem uma menor precisão o filtro complementar pode ser uma alternativa melhor por apresentar uma fase de implementação mais simples.

6.3 Eletromiografia

Para inferir o gesto realizado pela mão, foi utilizado um eletromiógrafo de um canal mostrado na Figura (6.11).

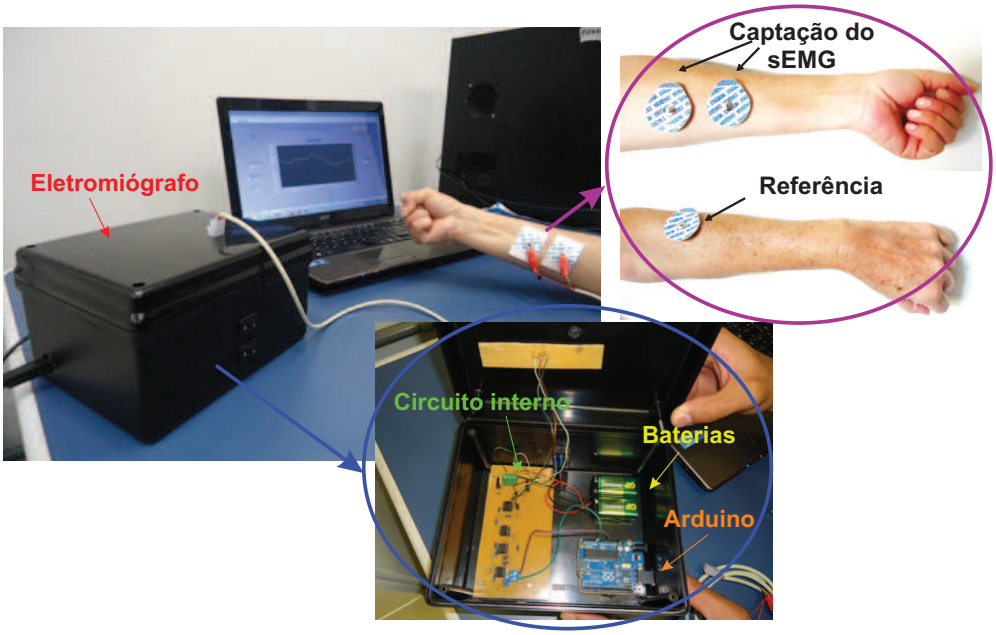

Figura 6.11: Eletromiógrafo utilizado.

Este eletromiógrafo foi construído no Laboratório de Controle e Instrumentação (LACOI) da Universidade Federal de São Joao del-Rei e consiste em um circuito de amplificação, filtragem e retificação do sinal eletromiográfico, captado por meio de eletrodos de superfície na configuração bipolar. A disposição dos eletrodos no antebraço adotada neste trabalho também é mostrada na Figura (6.11). Esta escolha foi feita com base na teoria exposta no capítulo 4, visando medir a contração dos músculos flexores extrínsecos.

O sinal eletromiográfico obtido por meio do eletromiógrafo, com a disposição dos eletrodos adotada e uma taxa de amostragem de 1000Hz, é mostrado na Figura (6.12), para dois gestos distintos: mão fechada (1) e mão aberta (0), sendo que no segundo caso a mão está relaxada. Nota-se que pela amplitude do sinal é possível distinguir os dois estados da mão. Desta forma, a média dos valores do sinal eletromiográfico foi utilizada neste trabalho para verificar a presença de contração muscular, e assim, classificar o gesto realizado.

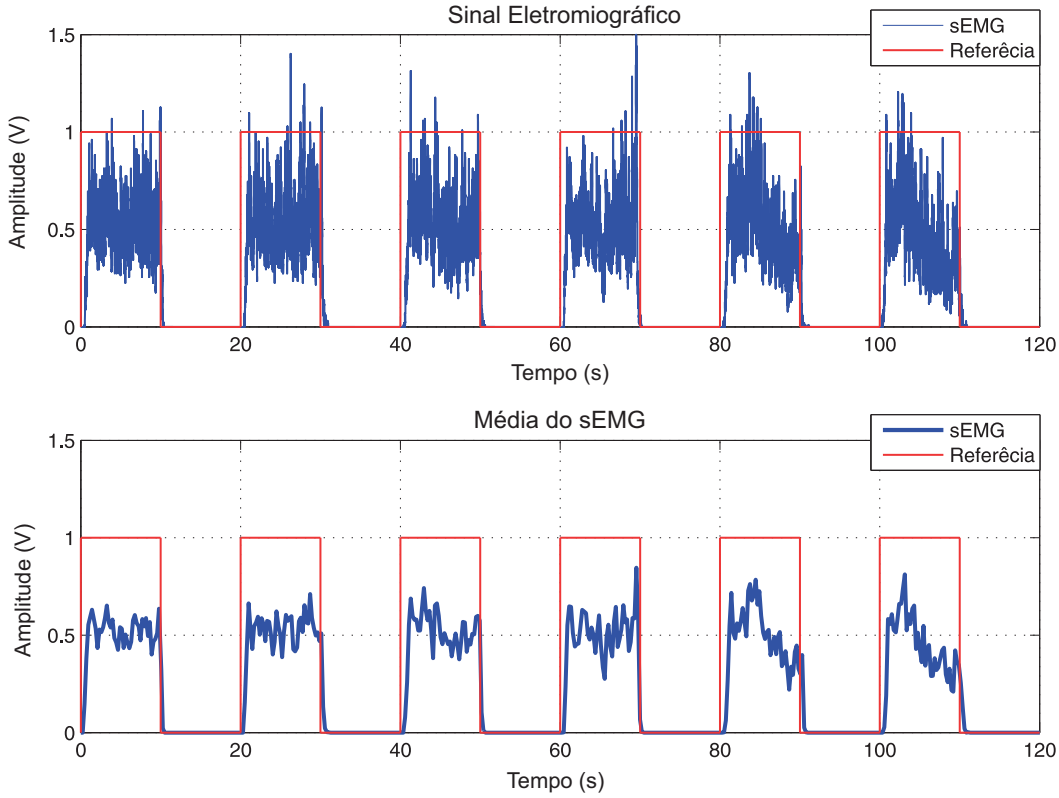

Figura 6.12: Sinal eletromiográfico. Referência: 1 - mão fechada; 0 - mão aberta

Para verificar a acurácia do eletromiógrafo utilizado nesta aplicação, foram feitos testes com vinte voluntários adultos, sem deficiência, de ambos os sexos e com idades entre 19 e 40 anos. Primeiramente, para testar a classificação do sEMG, foi feita uma interface, mostrada na Figura (6.13), que indicava quando o voluntário deveria manter a mão fechada ou aberta.

Figura 6.13: Interface de testes para classificação do gesto da mão.

Antes da realização dos testes, foi feita uma etapa de calibração, a fim de determinar o valor da média do sEMG a cada 240 amostras, que seria utilizado para classificar o gesto realizado pela mão. Este valor foi determinado levando-se em consideração o máximo valor da média do sEMG para a realização do gesto de mão aberta. A partir da etapa de calibração, foram realizados 5 testes para cada voluntário, com duração de um minuto, sendo que os gestos alternavam nos testes a cada 10 segundos. O manipulador robótico foi utilizado nos testes, com a implementação do controle *on-off* descrito no capítulo 5, a fim de que o efetuador imitasse o gesto realizado pela mão do voluntário, proporcionando assim, o *feedback* do controle exercido sobre o robô a partir de seus gestos.

Como a taxa de amostragem utilizada para a leitura dos dados do eletromiógrafo foi de 1000Hz e a cada 240 amostras foi calculada a média do sEMG, a classificação do sinal foi feita a cada 0,24s. Sendo assim, em cada teste foram realizadas aproximadamente 250 classificações. A Figura (6.14) mostra de forma mais detalhada os testes realizados para o voluntário número 7, que foi o que apresentou uma maior variação na taxa de acertos. Nota-se que o teste 2 apresentou um melhor resultado, com uma taxa de acertos de 100,0% e o pior resultado obtido foi no teste 4 que apresentou uma taxa de acerto de aproximadamente 92,1%.

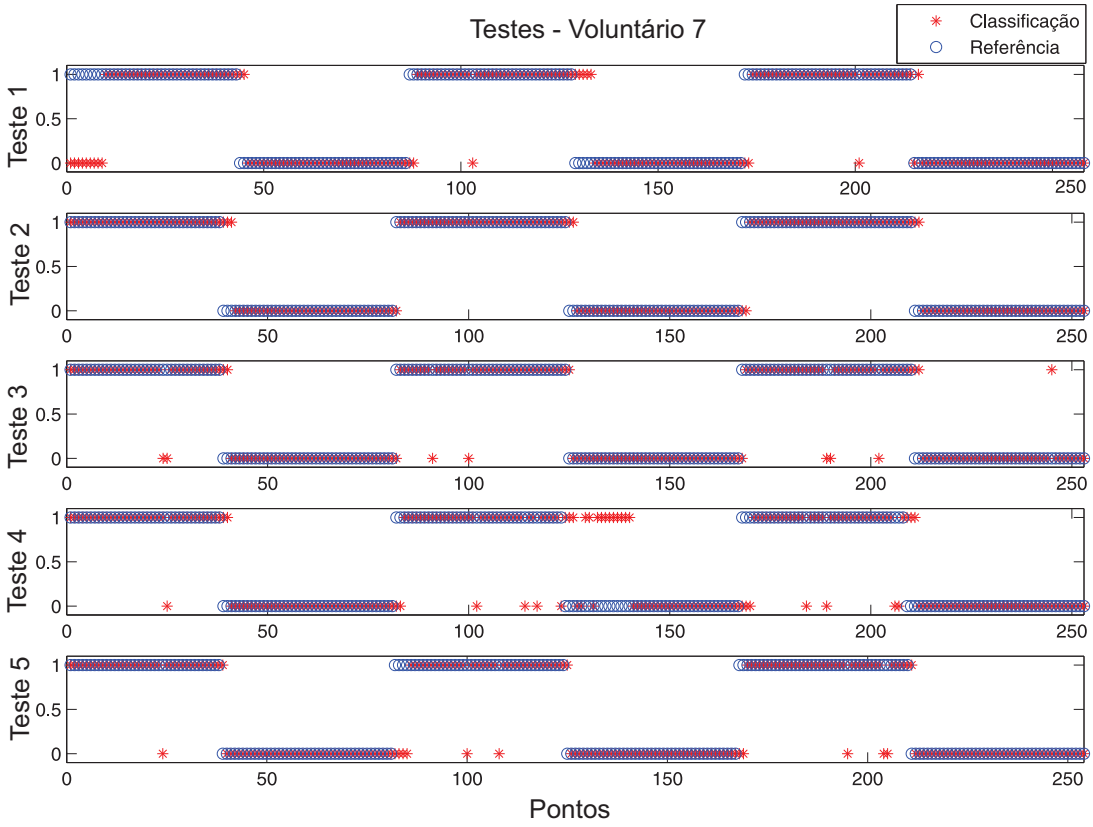

Figura 6.14: Testes realizados pelo voluntário 7.

Desta forma, com base nos dados coletados, foi possível determinar o percentual de acerto em cada teste. A Tabela (6.5) mostra a taxa de acertos obtida na classificação dos gestos para cada indivíduo. Nota-se que a média do percentual de acertos obtida para cada voluntário variou entre 97,1% e 100,0%, para o pior e o melhor caso, respectivamente. O pior teste realizado teve uma taxa de acerto de 92,1% e os melhores tiveram 100,0% de acerto.

Tabela 6.5: Taxa de acertos na classificação do gesto da mão.

Voluntário	Teste 1	Teste 2	Teste 3	Teste 4	Teste 5	Média
1	99,6%	99,6%	100,0%	98,8%	98,8%	99,4%
2	99,6%	98,4%	100,0%	100,0%	100,0%	99,6%
3	99,6%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	99,9%
4	99,6%	98,0%	100,0%	100,0%	100,0%	99,5%
5	99,2%	100,0%	100,0	100,0%	92,9%	98,4%
6	99,2%	98,8%	99,6%	98,8%	99,2%	99,1%
7	98,8%	100,0%	96,8%	92,1%	97,6%	97,1%
8	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%
9	99,2%	100,0%	100,0%	100,0%	99,6%	99,8%
10	96,8%	98,0%	98,0%	98,4%	99,2%	98,1%
11	100,0%	100,0%	96,4%	96,1%	99,6%	98,4%
12	98,4%	99,2%	99,2%	100,0%	100,0%	99,4%
13	98,0%	100,0%	97,2%	99,2%	99,6%	98,8%
14	99,6%	99,2%	100,0%	99,6%	99,2%	99,5%
15	100,0%	99,6%	100,0%	99,2%	98,8%	99,5%
16	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%
17	100,0%	98,0%	99,6%	97,6%	100,0%	99,0%
18	100,0%	100,0%	99,6%	100,0%	100,0%	99,9%
19	98,0%	100,0%	99,6%	98,4%	97,6%	98,7%
20	100,0%	97,2%	99,2%	99,2%	98,8%	98,9%

6.4 Controle fuzzy

O controle fuzzy utilizado neste trabalho, com base na topologia convencional proposta por Mamdani e aplicada em diversos trabalhos, foi descrito no capítulo 5. Como foi visto, para a implementação deste controlador é preciso definir as funções de pertinência de fuzzificação que classificam a variável de entrada, as regras de inferência fuzzy, as funções de pertinência da variável de saída e o método de defuzzificação.

Para auxiliar nesse processo, foi utilizado o *Toolbox Fuzzy System Design* do *software* LabVIEW®. Este *Toolbox* possui uma interface que permite ao usuário definir as funções de pertinência de entrada e saída, inserir as regras de inferência, escolher o método de defuzzificação e ainda, testar os valores de saída do controlador dados os valores de entrada do erro e do desvio do erro.

Neste trabalho, optou-se pelo uso de cinco conjuntos fuzzy para a classificação das variáveis de entrada: negativo grande (NG), negativo pequeno (NP), positivo grande (PG), positivo pequeno (PP) e zero (Z). Se tratando de posição angular, as variáveis de entrada e e de foram limitadas de $-90°$ a $+90°$, e as funções de pertinência de entrada foram definidas, para ambas as juntas, conforme mostra a Figura (6.15).

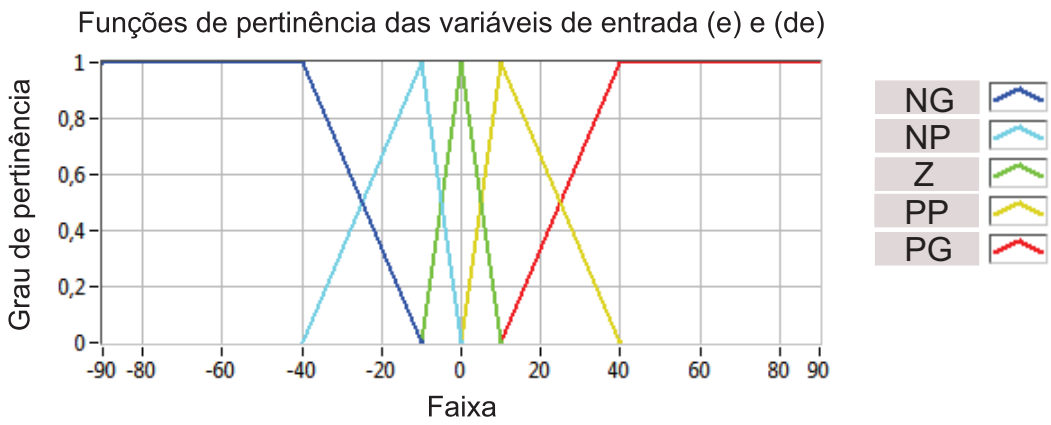

Figura 6.15: Funções de pertinência de fuzzificação.

Uma vez definidas as funções de pertinência para a classificação das variáveis de entrada, é preciso definir os conjuntos fuzzy de saída e as regras de inferência fuzzy, que classificam a variável de saída. Neste trabalho, foram criados também cinco conjuntos para classificar a variável de saída: negativo pequeno (NP), negativo grande (NG), zero (Z), positivo pequeno (PP) e positivo grande (PG), e com base nas regras propostas por (Mudi e De Maity, 2012) e (Li, 2013), foi estabelecido um conjunto de vinte e cinco regras mostrado na Tabela (6.6). Como exemplo, a primeira regra determina que se e = NG e de = NG, então $saída$ = NG, as demais regras seguem a mesma lógica.

Tabela 6.6: Regras de inferências fuzzy

e/de	NG	NP	Z	PP	PG
NG	NG	NG	NG	Z	Z
NP	NG	NP	NP	Z	Z
Z	NP	NP	Z	PP	PP
PP	Z	Z	PP	PP	PG
PG	Z	Z	PG	PG	PG

Pelas regras que definem as operações de conjuntos fuzzy, a interseção de dois conjuntos será dada pelo menor grau de pertinência dos conjuntos, esta relação é dada pela equação (6.5), por meio da qual é possível obter o grau de pertinência da variável de saída em um conjunto com base nas regras propostas.

$$\mu_{saída} = min\left(\mu_e, \mu_{de}\right) \tag{6.5}$$

O valor de tensão a ser aplicado no motor na representação digital varia de 0 a 127 e corresponde aos valores analógicos de 0 a 9V. Na programação utilizada o sinal positivo

ou negativo indica o sentido de giro do motor. Sendo assim, as funções de pertinência da variável de saída foram definidas conforme mostra a Figura (6.16), limitando a variável de saída de -127 a 127.

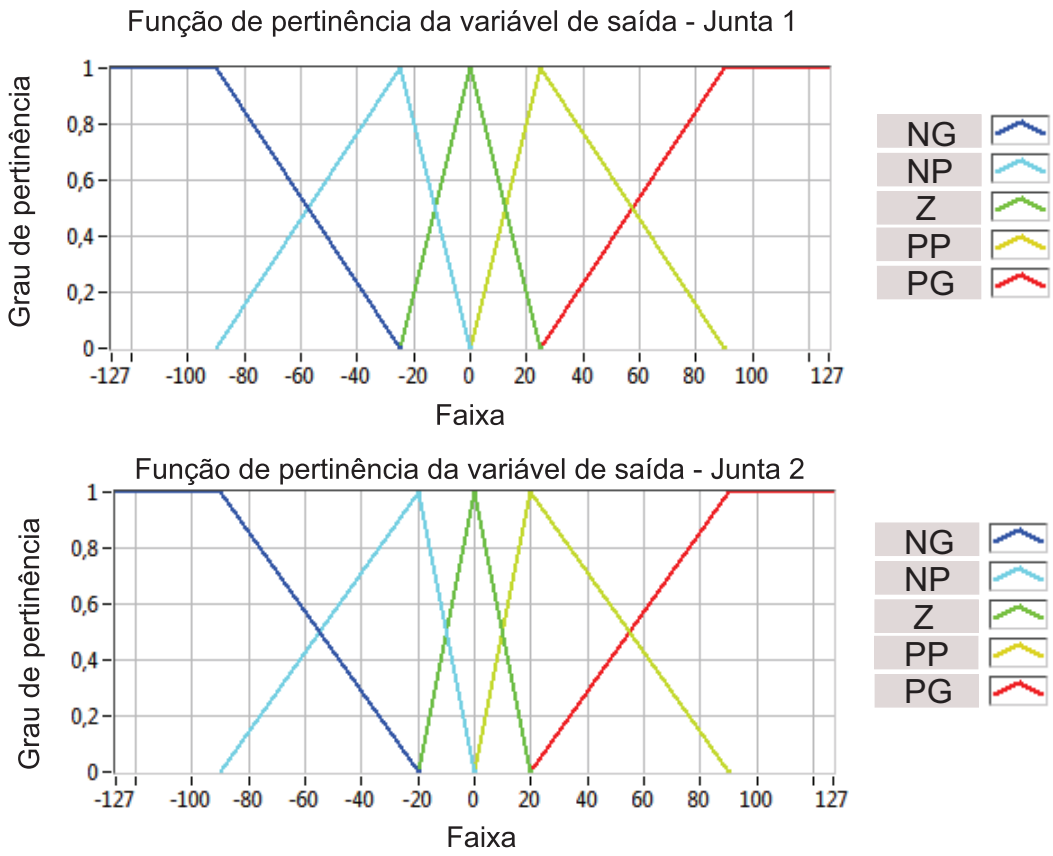

Figura 6.16: Funções de pertinência de defuzzificação.

Por fim, o valor da variável de saída determinada pelas regras de inferência será traduzido do domínio fuzzy para o domínio dos números reais. Um dos métodos mais utilizados neste processo, e que foi escolhido neste trabalho, é o método "*centro da área*" ou "*centro de gravidade*", que encontra o centro da área resultante, dada pela equação (6.6), em que x representa o valor da tensão de saída contido no conjunto fuzzy e a e b representam os limites desse valor dentro de um conjunto.

$$Saída = \frac{\sum_{x=a}^{b} \mu(x) \cdot x}{\sum_{x=a}^{b} \mu(x)} \tag{6.6}$$

As Figuras (6.17) e (6.18) mostram o desempenho do controlador implementado para algumas trajetórias propostas para as juntas 1 e 2 correspondem aos movimentos de guinada e arfagem, respectivamente.

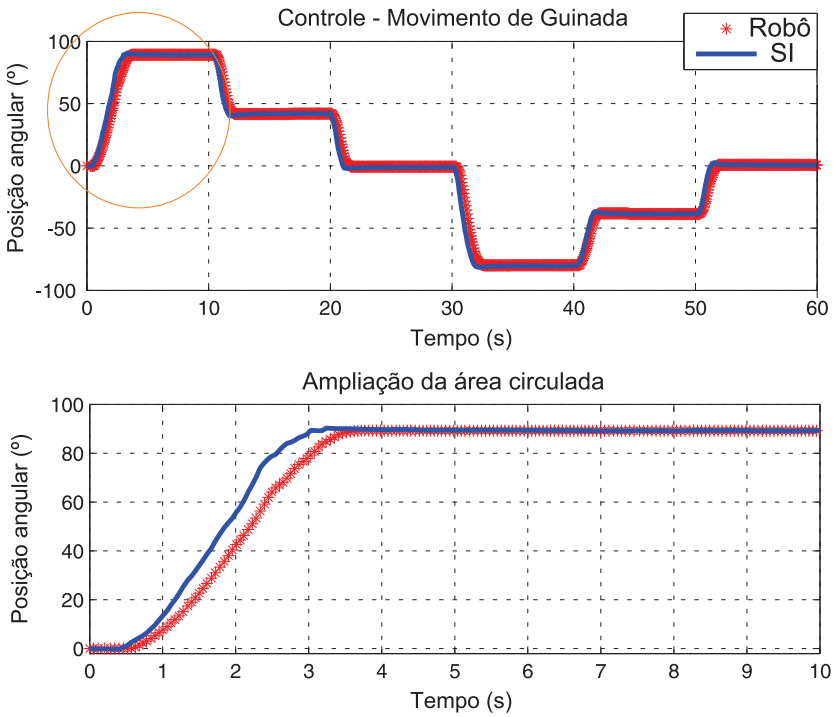

Figura 6.17: Desempenho do SI e do controlador proposto.

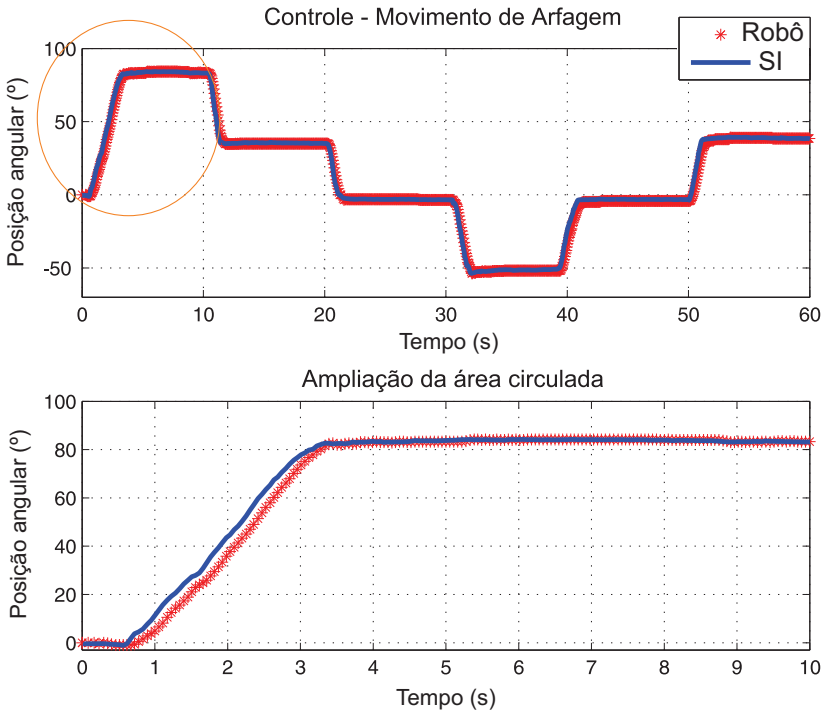

Figura 6.18: Desempenho do SI e do controlador proposto.

Nota-se que o sistema de controle proposto atende às expectativas deste projeto, uma vez que as trajetórias de referência são seguidas com baixo tempo de acomodação e não ocorrem oscilações em torno das posições angulares desejadas. O erro obtido pelo sistema de controle implementado foi menor que 1°, o que pode ser admitido nessa aplicação devido às imprecisões da estrutura do robô e as folgas das engrenagens, apresentando assim um resultado satisfatório, tendo-se em vista o propósito deste trabalho, que é o uso do robô como um sistema de prototipagem rápida que fornece o *feedback* para o usuário do sistema de medição proposto.

6.5 Sistema completo

Uma vez testadas cada uma das partes, foi feita a junção das técnicas para inferir os gestos do braço e da mão para o controle teleoperado do manipulador robótico. A Figura (6.19) mostra uma voluntária coordenando a ação do robô por meio do sistema proposto, com destaque para o SI e a disposição dos eletrodos.

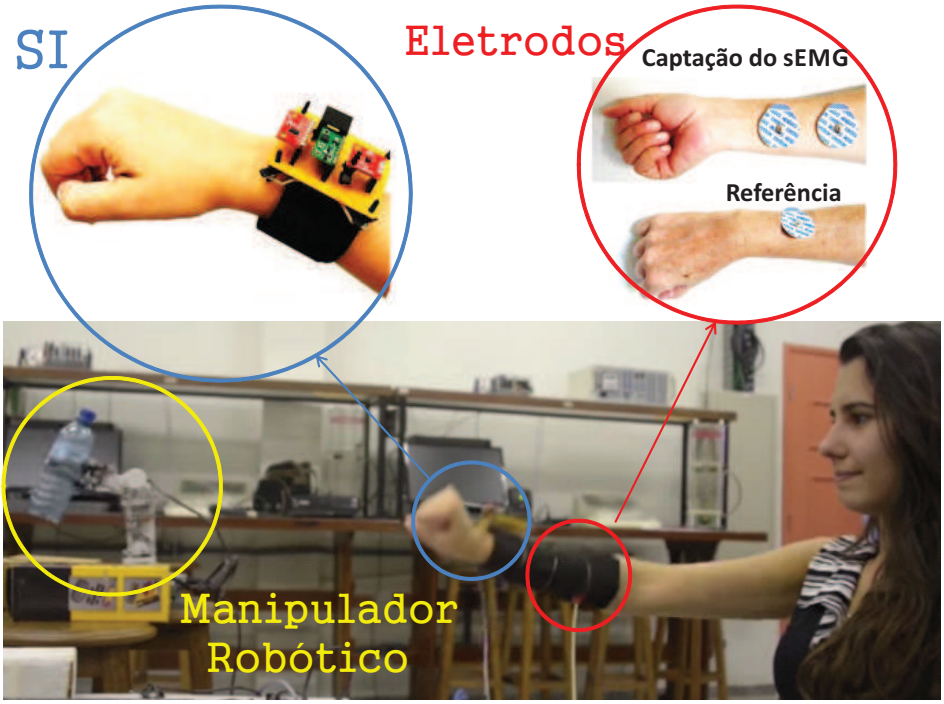

Figura 6.19: Controle do robô por meio do sistema proposto.

A programação do sistema para a aquisição, processamento dos dados e o controle do manipulador robótico foi feita por meio do *software* LabVIEW®. A escolha deste *software* se deve à comunicação do mesmo com o Arduino e o robô LEGO®, por meio de blocos de programação incorporados pela *National Instruments*, e principalmente por proporcionar uma interface com o usuário de fácil implementação.

Foi definido um protocolo de testes, com interface semelhante àquela mostrada na Figura (6.13) entretanto, o voluntário deveria além de fechar e abrir a mão, realizar movimentos com o braço, seguindo a sequência mostrada na a Figura (6.20). Foram realizados 5 testes para cada voluntário, com duração de um minuto, sendo que os gestos alternavam nos testes a cada 10 segundos.

Figura 6.20: Protocolo de testes.

A Tabela (6.7) mostra a média de acertos obtida na classificação dos gestos para cada indivíduo. Nota-se que a média do percentual de acertos obtida para cada voluntário variou entre 93,5% e 100,0%, para o pior e o melhor caso, respectivamente. O pior teste realizado teve uma taxa de acerto de 82,2% e os melhores tiveram 100,0% de acerto. Desta forma, de uma maneira geral, os testes em que os voluntários deveriam se preocupar apenas com o gesto realizado pela mão apresentaram um melhor resultado, em comparação com os testes em que os voluntários deveriam também realizar movimentos com os braços, com exceção dos voluntários 7, 8, 12 e 19, que tiveram uma média de acertos maior no segundo caso.

As Figuras (6.21) e (6.22) mostram a distribuição de frequência das taxas de acertos para os testes cujos voluntários que apresentaram um pior resultado na média, para o teste que apresentou uma menor média de acertos e para a média de acertos de cada voluntário descrita nas Tabelas (6.5) e (6.7), respectivamente. Desta forma, o primeiro

Tabela 6.7: Taxa de acertos na classificação do gesto da mão.

Voluntário	Teste 1	Teste 2	Teste 3	Teste 4	Teste 5	Média
1	98,4%	99,2%	99,6%	99,2%	100,0%	99,3%
2	100,0%	98,4%	98,8%	98,8%	100,0%	99,2%
3	100,0%	100,0%	97,2%	98,4%	98,0%	98,7%
4	99,6%	100,0%	98,4%	99,2%	100,0%	99,4%
5	98,0%	96,8%	98,0%	100,0%	96,4%	97,8%
6	98,0%	99,6%	100,0%	100,0%	100,0%	99,5%
7	90,1%	100,0%	100,0%	99,6%	100,0%	97,9%
8	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%
9	98,4%	99,2%	98,8%	99,6%	98,8%	99,0%
10	82,2%	93,3%	100,0%	96,1%	95,7%	93,5%
11	97,6%	97,6%	99,6%	99,6%	92,1%	97,3%
12	99,6%	98,8%	100,0%	100,0%	99,2%	99,5%
13	99,2%	98,8%	97,6%	98,8%	98,8%	98,6%
14	99,2%	98,4%	98,8%	99,6%	98,0%	98,8%
15	94,9%	87,4%	97,6%	97,2%	99,2%	95,3%
16	97,2%	99,6%	100,0%	100,0%	96,8%	98,7%
17	99,6%	99,6%	99,6%	95,7%	98,0%	98,5%
18	99,2%	97,6%	100,0%	99,2%	99,6%	99,1%
19	98,0%	99,6%	99,6%	98,0%	100,0%	99,0%
20	98,4%	97,2%	97,2%	98,0%	98,8%	97,9%

histograma da Figura (6.21) representa a distribuição da taxa de acertos mostrada na linha 8 da Tabela (6.5), referente aos testes realizados pelo voluntário 7. Por outro lado, como no segundo caso os testes do voluntário 10 foram os que apresentaram uma menor taxa de acertos, o histograma da Figura (6.22) representa a distribuição da taxa de acertos mostrada na linha 11 da Tabela (6.7). É possível notar que além de apresentar uma menor média de acertos, no segundo caso também houve uma maior dispersão da taxa de acertos.

O segundo histograma de cada figura representa a distribuição de frequência dos testes que apresentaram uma menor taxa de acertos. No primeiro caso, o teste 4 apresentou o pior resultado, com uma média de 98,9%, e por isso, o segundo histograma da Figura (6.21) representa a quinta coluna da Tabela (6.5). Já no segundo caso, o primeiro teste foi o que apresentou uma menor média de acertos, correspondente a 97,4%, de forma que, o segundo histograma da Figura (6.22) representa a segunda coluna da Tabela (6.7). Assim, novamente o primeiro caso apresentou uma maior média de acertos e uma menor incerteza padrão.

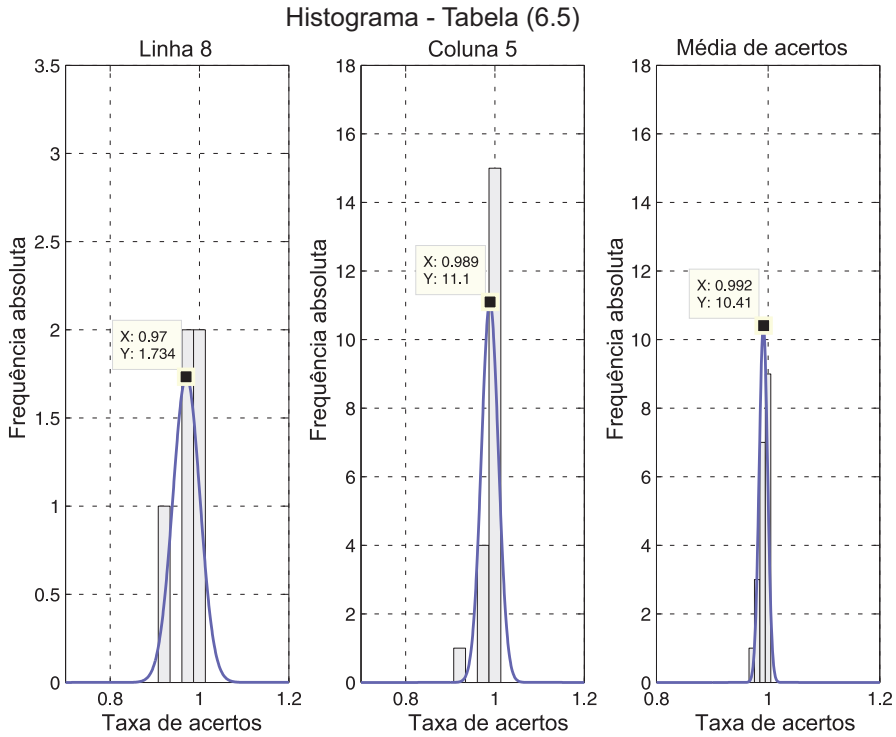

Figura 6.21: Distribuição de frequência - Tabela (6.5).

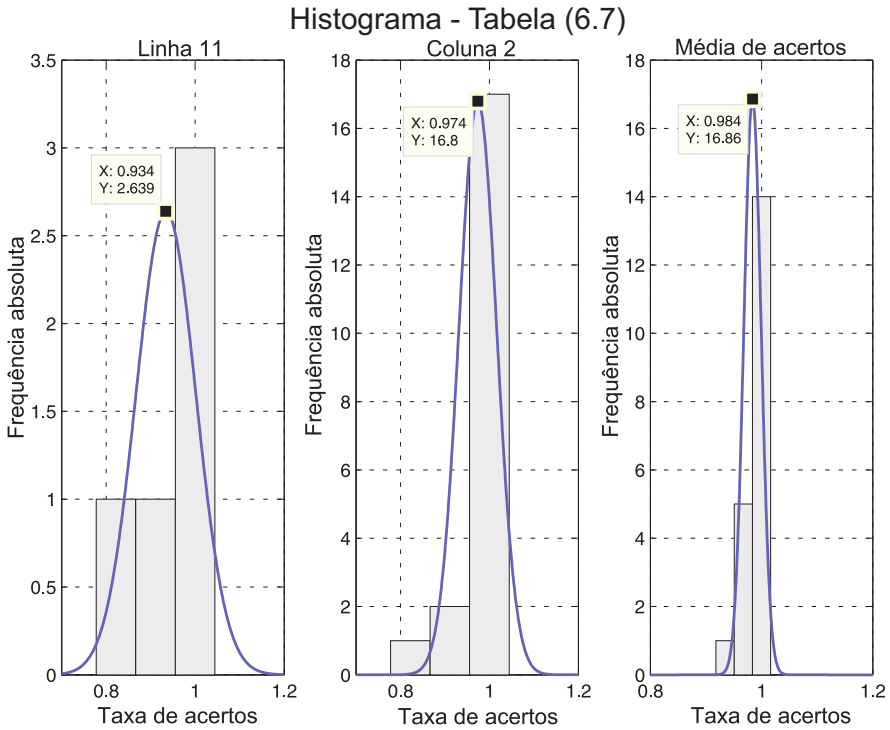

Figura 6.22: Distribuição de frequência - Tabela (6.7).

Por fim, as médias de acertos de cada caso, descritas na última coluna das Tabelas (6.5) e (6.7), têm suas distribuições de frequência mostradas no terceiro histograma das Figuras (6.21) e (6.22) respectivamente. Mais uma vez, é possível notar que os testes em que os voluntários tiveram que se preocupar apenas com os gestos realizados pela mão apresentaram uma maior média de acertos com uma menor incerteza padrão. Conjectura-se que dois aspectos possam justificar esses resultados, primeiro a concentração dos voluntários ser maior ao se preocuparem apenas com os movimentos da mão, e segundo pelo fato de que os movimentos do braço podem influenciar um pouco no sinal medido, o que poderia dificultar a classificação do gesto realizados pela mão em tal situação.

Após os testes realizados seguindo protocolos predeterminados, cada voluntário realizou uma atividade livre que consistiu no controle do robô com o objetivo de pegar uma latinha de refrigerante e deslocá-la de um ponto ao outro. Embora o robô possua apenas dois graus de liberdade, todos os voluntários conseguiram realizar a atividade proposta com pouco treinamento.

O link abaixo apresenta um vídeo, por meio do qual é possível visualizar o funcionamento do sistema para movimentos amplos e para uma atividade simples, que consistiu em deslocar uma garrafinha de água de um ponto ao outro.

https://www.youtube.com/watch?v=6bvABz6gN8Yfeature=youtu.be

Capítulo 7

Conclusões

Neste trabalho foi realizado o estudo e desenvolvimento de um sistema para inferir a intenção de movimento humano, voltado para o controle teleoperado de um manipulador robótico. O objetivo do trabalho foi construir um sistema por meio do qual o usuário fosse capaz de controlar o robô de maneira natural e intuitiva, pelos gestos realizados pelo braço e que pudesse ser utilizado tanto por pessoas sem deficiência, quanto por pessoas que tenham sofrido uma amputação transradial. Neste sentido, dentre as técnicas existentes, optou-se pelo uso de sensores inerciais para medir os gestos realizados pelo braço, e pela eletromiografia, para inferir a intenção de movimento da mão em dois estados: aberta ou fechada.

O sistema inercial proposto é constituído por três sensores microeletromecânicos: um acelerômetro, um giroscópio e um magnetômetro. Foi mostrado que quando utilizados separadamente para medir posição angular, os resultados obtidos por meio destes sensores apresentam erros significativos. Entretanto, esses resultados apresentam características diferentes e complementares, e, consequentemente, a fusão dos dados provenientes destes sensores reduz significativamente os erros de medição.

Foram testadas duas técnicas para a fusão dos dados dos sensores inerciais, que consistem em dois filtros: o filtro de Kalman e o filtro complementar. Com base nos resultados mostrados, é possível inferir que o uso de tais técnicas reduz significativamente os ruídos das medições feitas pelo acelerômetro e pelo magnetômetro, sem apresentar o acúmulo de erros devido ao *drift*, que se tem no uso do giroscópio para medir posição angular por meio da integral numérica da velocidade.

Os filtros utilizados apresentaram resultados bem próximos nos testes realizados, para medir os movimentos amplos do braço. Em testes mais minuciosos, foi verificado que o filtro de Kalman apresentou um menor erro de medição. O maior erro obtido por meio do filtro de Kalman foi de 1,3°, enquanto, o maior erro obtido pela implementação

do filtro complementar foi de 1,5°. Tais erros não comprometem o controle do robô em várias atividades que não exigem grande precisão. Embora tenha apresentado um maior erro, devido à sua simplicidade, dependendo da aplicação, o uso do filtro complementar é bastante atrativo, uma vez que sua implementação não exige requisitos de *hardware* computacional muito dispendiosos.

Assim como os sensores inerciais, o uso da eletromiografia também apresentou um desempenho satisfatório, possibilitando o controle dos movimentos do efetuador, por meio de um eletromiógrafo de apenas um canal. Foram realizados testes com vinte voluntários. No primeiro teste, em que o usuário deveria se preocupar apenas com os gestos da mão, foi obtida uma média de acertos na classificação do gesto entre 97,1% e 100,0%, para o pior e o melhor caso, respectivamente. No segundo teste realizado, além de se preocupar com os gestos da mão, o usuário deveria atentar ainda para os movimentos do braço. Neste caso, a média de acertos oscilou entre 93,5% e 100,0%.

Outro ponto a ser destacado no trabalho é a simplicidade do controlador fuzzy que surpreende pelos resultados apresentados, os quais qualificam estes tipos de controladores para aplicações de uso geral, onde pequenos desvios não comprometem a eficiência do sistema de controle.

Pelo exposto, nota-se que o sistema para medir a intenção de movimento proposto atingiu o objetivo pré-estabelecido, de inferir o movimento humano e utilizar tal inferência para o controle de um manipulador robótico, o que permitiu aos voluntários o controle do robô de maneira intuitiva em pequenas atividades, como pegar uma garrafa de água ou uma latinha de refrigerante. Embora o sistema não tenha sido testado em pessoas com deficiência, pode-se inferir que o mesmo apresenta potencial para ser utilizado por pessoas que tenham sofrido uma amputação transradial, uma vez que a EMG vem apresentando bons resultados em diversos trabalhos que a utilizaram no controle de próteses para pessoas amputadas.

7.1 Trabalhos Futuros

Como propostas de trabalhos futuros, tem-se:

1. Aumentar o número de graus de liberdade tanto para o manipulador quanto para o sistema inercial desenvolvido, a fim de que os movimentos de todas as articulações do braço possam ser medidos.

2. Construção de mais canais para o eletromiógrafo e uso de outros classificadores encontrados na literatura, a fim de aumentar a acurácia na classificação dos gestos da mão.

3. Elaboração do código de programação no *software* Arduino IDE, desenvolvimento e construção de *shields* Arduino-Sistema Inercial e Arduino-Eletromiógrafo e uso de comunicação *wireless*, tornando o sistema portátil.

4. Realização de testes com pessoas com deficiência, a fim de verificar o desempenho do eletromiógrafo para pessoas amputadas.

5. A implementação de outros tipos de controladores, como o PID, para fins de comparação.

6. Construção de uma plataforma de testes para o sistema inercial, como por exemplo, uma mesa de aferição inclinável. Desta forma, seria possível verificar o desempenho do sistema para diferentes frequências em que o movimento humano pode ser realizado.

Referências Bibliográficas

Abdalla Júnior, M. A. (2012). *Controle de um braço mecânico utilizando técnica de Interface Cérebro Máquina.* Dissertação de mestrado, Universidade Federal de São João del-Rei.

Aguirre, L. A. (2007). *Introdução à identificação de sistemas: Técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais.* Editora UFMG. 3ª edição.

AnalogDevices (2010). *Application Note 1057: Using an Accelerometer for Inclination Sensing.*

Anderson, W. G. e Fritze, E. H. (1953). Instrument approach system steering computer. *Proceedings of the IRE*, 41(2):219–228.

Andrade, N. A. (2007). *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, Universidade de Brasília.

Anusuya, M. A. e Katti, S. K. (2009). Speech recognition by machine, a review. *International Journal of Computer Science and Information Security*, 6(3):181–205.

Azzouna, A., Elborji, M., Sakly, A., M'Sahli, F., e Mtibaa, A. (2012). Pd-like fuzzy control of magnetic sustentation system using FPGA technology. In *Electrotechnical Conference (MELECON), 2012 16th IEEE Mediterranean*, pnas 1071–1074.

Bachmann, E., Yun, X., e Brumfield, A. (2007). Limitations of attitude estimnation algorithms for inertial/magnetic sensor modules. *Robotics Automation Magazine, IEEE*, 14(3):76–87.

Barea, R., Boquete, L., Mazo, M., e Lopez, E. (2002). System for assisted mobility using eye movements based on electrooculography. *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, 10(4):209–218.

Beer, F. P., Johnston Jr, E. R., e Cornwell, P. J. (2013). *Mecânica Vetorial para Engenheiros-Dinâmica*. McGraw Hill Brasil. 9ª edição.

Bose, A., Puri, S., e Banerjee, P. (2008). *Modern Inertial Sensors and Systems*. PHI Learning Pvt. Ltd.

Bulling, A. (2010). *Eye movement analysis for context inference and cognitive-awareness: Wearable sensing and activity recognition using electrooculography*. Lulu.com.

Cannan, J. e Hu, H. (2012). A wearable sensor fusion armband for simple motion control and selection for disabled and non-disabled users. In *Computer Science and Electronic Engineering Conference (CEEC), 2012 4th*, pnas 216–219.

Cardeira, B. M. S. C. (2009). *Arquitecturas para Navegação Inercial/GPS com Aplicação a Veículos Autónomos*. Dissertação de mestrado, Universidade Técnica de Lisboa.

Cardoso, A. S. V. (2010). *Instrumentação e Metodologias de Medição de Biopotenciais*. Dissertação de mestrado, Universidade Federal de Minas Gerais.

Cecotti, H. (2011). Spelling with non-invasive brain–computer interfaces: Current and future trends. *Journal of Physiology-Paris*, 105(1–3):106–114.

Chiu, C.-H. e Peng, Y.-F. (2013). Omni-directional spherical mobile system control. In *Control Conference (ASCC), 2013 9th Asian*, pnas 1–4.

Choudhary, V. e Iniewski, K. (2013). *MEMS: Fundamental Technology and Applications*. CRC Press.

Croft, H. e Ribeiro, D. C. (2013). Developing and applying a tri-axial accelerometer sensor for measuring real time kayak cadence. *Procedia Engineering, Elsevier*, 60(1):16–21.

Dominey, P. F. e Warneken, F. (2011). The basis of shared intentions in human and robot cognition. *New Ideas in Psychology*, 29(3):260–274.

Dong, W., Lim, K. Y., Goh, Y. K., Nguyen, K. D., Chen, I.-M., Yeo, S. H., e Duh, B.-L. (2008). A low-cost motion tracker and its error analysis. In *Robotics and Automation, 2008. ICRA 2008. IEEE International Conference on*, pnas 311–316.

Drake, R. (2011). *Gray Anatomia para Estudantes*. Elsevier Brasil. 2ª edição.

Dyer, C. A. E., Harris, N. D., Jenkin, E., Langley-Johnson, C., Lewis, R., Taylor, G. J., e Gruffydd-Jones, K. (2013). Activity levels after pulmonary rehabilitation – what really happens? *Physiotherapy, Elsevier*, 99(3):228–232.

El-Emary, I., Fezari, M., e Abbassi, H. (2010). Speech as a high level control for teleoperated manipulator arm. In *Advanced Computer Control (ICACC), 2010 2nd International Conference on*, volume 2, pnas 657–662.

Enoka, R. M. (2000). *Bases neuromecânicas da cinesiologia.* Manole. 2ª edição.

Ferrari, M., Ferrari, G., e Hempel, R. (2002). *Building Robots With Lego Mindstorms.* Syngress Publishing.

Fischinger, D., Einramhof, P., Papoutsakis, K., Wohlkinger, W., Mayer, P., Panek, P., Hofmann, S., Koertner, T., Weiss, A., Argyros, A., e Vincze, M. (2014). Hobbit, a care robot supporting independent living at home: First prototype and lessons learned. *Robotics and Autonomous Systems.*

FreescaleSemiconductor (2007). *Application Note 3447: Implementing Auto-Zero Calibration Technique for Accelerometers.*

FreescaleSemiconductor (2008). *Technical Data: ±1.5g, ±6g Three Axis Low-g Micromachined Accelerometer.*

FreescaleSemiconductor (2012). *AN4248. Application Note: Implementing a Tilt-Compensated eCompass using Accelerometer and Magnetometer Sensors.*

FreescaleSemiconductor (2013). *AN4246. Application Note: Calibrating an eCompass in the Presence of Hard and Soft-Iron Interference.*

Fukuda, O., Tsuji, T., Kaneko, M., e Otsuka, A. (2003). A human-assisting manipulator teleoperated by emg signals and arm motions. *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, 19(2):210–222.

Galna, B., Barry, G., Jackson, D., Mhiripiri, D., Olivier, P., e Rochester, L. (2014). Accuracy of the microsoft kinect sensor for measuring movement in people with parkinson's disease. *Gait & Posture*, 39(4):1062–1068.

Garcia, A. P. (2011). *Sistemas de controle fuzzy para dosadores helicoidais de fertilizantes com acionamento elétrico.* Tese de Doutorado, Universidade de Campinas.

Garcia, E., Jimenez, M., De Santos, P., e Armada, M. (2007). The evolution of robotics research. *Robotics Automation Magazine, IEEE*, 14(1):90–103.

Garcia-Aracil, N., Zollo, L., Casals, A., e Sabater-Navarro, J. (2014). New methods of human-robot interaction in medical practice. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 116(2):49–51.

Go, S. A., Coleman-Wood, K., e Kaufman, K. R. (2014). Frequency analysis of lower extremity electromyography signals for the quantitative diagnosis of dystonia. *Electromyography and Kinesiology, Elsevier*, 24(1):31–36.

Goodrich, M. A. e Schultz, A. C. (2007). Human-robot interaction: a survey. *Foundations and trends in human-computer interaction*, 1(3):203–275.

Górriz, J. M., Lang, E. W., e Ramírez, J. (2011). *Recent advances in biomedical signal processing*. Bentham Science Publishers.

Goto, S., Sugi, T., e Nakamura, M. (2006). Development of meal assistance orthosis for disabled persons with human intention extraction through eog signals. In *SICE-ICASE, 2006. International Joint Conference*, pnas 227–232.

Graser, A., Heyer, T., Fotoohi, L., Lange, U., Kampe, H., Enjarini, B., Heyer, S., Fragkopoulos, C., e Ristic-Durrant, D. (2013). A supportive friend at work: Robotic workplace assistance for the disabled. *Robotics Automation Magazine, IEEE*, 20(4):148–159.

Guan, C., Luh, P., e Cao, W. (2011). Short-term wind generation forecasting and confidence interval estimation based on neural networks trained by extended kalman particle filter. In *Intelligent Control and Automation (WCICA), 2011 9th World Congress on*, pnas 1173–1179.

Gulliksen, T. G. J., Oestreicher, P. K. L., Prates, P. P. R. O., e Winckler, M. (2009). Human-computer interaction–interact 2009. In *Proceedings of the 12th IFIP International Federation for Information Processing Conference, Ed. Springer*, pnas 93–96.

Hall, S. J. (2009). *Biomecânica básica*. Manole. 5ª edição.

Hamil, J. e Knutzen, K. M. (2008). *Bases biomecânicas do movimento humano*. Manole. 2ª edição.

Hartikainen, J. e Sarkka, S. (2010). Kalman filtering and smoothing solutions to temporal gaussian process regression models. In *Machine Learning for Signal Processing (MLSP), 2010 IEEE International Workshop on*, pnas 379–384.

Hasanuzzaman, M., Zhang, T., Ampornaramveth, V., Gotoda, H., Shirai, Y., e Ueno, H. (2007). Adaptive visual gesture recognition for humanâ€"robot interaction using a knowledge-based software platform. *Robotics and Autonomous Systems*, 55(8):643 – 657.

Hokayem, P. F. e Spong, M. W. (2006). Bilateral teleoperation: An historical survey. *Automatica*, 42(12):2035–2057.

Honeywell (2011). *3-Axis Digital Compass IC HMC5883L*.

Huxley, A. F. (1957). Muscle structure and theories of contraction. *Progress in Biophysics and Biophysical Chemistry*, 7(1):255–318.

Hwang, R. G. B. P. Y. e Brown, R. G. (1997). Introduction to random signals and applied kalman filtering. *John Wiley & Sons, Inc,*, 5(1):39–45.

IEEEStd1559 (2009). Ieee standard for inertial systems terminology.

Iturrate, I., Antelis, J., e Minguez, J. (2009). Synchronous eeg brain-actuated wheelchair with automated navigation. In *Robotics and Automation, 2009. ICRA '09. IEEE International Conference on*, pnas 2318–2325.

Izumi, K. e Tsujimura, T. (2012). Voice instruction system with target estimation. In *System Integration (SII), 2012 IEEE/SICE International Symposium on*, pnas 641–644.

Jantzen, J. (2013). *Foundations of Fuzzy Control: A Practical Approach*. John Wiley & Sons. 2ª edição.

Kalman, R. e Bucy, R. (1961). New results in linear prediction and filtering theory. *Trans. AMSE J. Basic Eng. D*, 83(1):95–108.

Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Fluids Engineering*, 82(1):35–45.

Kim, K., Park, J., Lee, H., e Song, K. (2006). Teleoperated cleaning robots for use in a highly radioactive environment of the dfdf. In *SICE-ICASE, 2006. International Joint Conference*, pnas 3094–3099.

Lazewatsky, D. A. e Smart, W. D. (2014). Accessible interfaces for robot assistants. In *Robot and Human Interactive Communication, 2014 RO-MAN: The 23rd IEEE International Symposium on*, pnas 106–111.

Lei, J., Song, M., Li, Z.-N., e Chen, C. (2014). Whole-body humanoid robot imitation with pose similarity evaluation. *Signal Processing*, 108(1):136–146.

Leite, M. S., Fileti, A. M. F., e Silva, F. V. (2010). Desenvolvimento e aplicação experimental de controladores fuzzy e convencional em um bioprocesso. *Controle & Automação*, 21(2):147–158.

Li, G. e Kuiken, T. (2009). Emg pattern recognition control of multifunctional prostheses by transradial amputees. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2009. EMBC 2009. Annual International Conference of the IEEE*, pnas 6914–6917.

Li, G., Schultz, A., e Kuiken, T. (2010). Quantifying pattern recognition-based myoelectric control of multifunctional transradial prostheses. *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, 18(2):185–192.

Li, J.-H. (2013). Composite fuzzy control of a rotary inverted pendulum. In *Industrial Electronics (ISIE), 2013 IEEE International Symposium on*, pnas 1–5.

Livingston, M., Sebastian, J., Ai, Z., e Decker, J. (2012). Performance measurements for the microsoft kinect skeleton. In *Virtual Reality Short Papers and Posters (VRW), 2012 IEEE*, pnas 119–120.

Lu, Y., Liu, L., Chen, S., e Huang, Q. (2010). Voice based control for humanoid teleoperation. In *Intelligent System Design and Engineering Application (ISDEA), 2010 International Conference on*, volume 2, pnas 814–818.

Luo, R., Shih, B.-H., e Lin, T.-W. (2013). Real time human motion imitation of anthropomorphic dual arm robot based on cartesian impedance control. In *Robotic and Sensors Environments (ROSE), 2013 IEEE International Symposium on*, pnas 25–30.

Luo, R. e Wu, Y.-C. (2012). Human-robot interaction with multi-sensor fusion based hand sign recognition for service robot. In *IECON 2012 - 38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, pnas 2725–2730.

Ma, J., Zhang, Y., Nam, Y., Cichocki, A., e Matsuno, F. (2013). Eog/erp hybrid human-machine interface for robot control. In *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2013 IEEE/RSJ International Conference on*, pnas 859–864.

Madden, C., Hoen, M., e Dominey, P. F. (2010). A cognitive neuroscience perspective on embodied language for humanâ€“robot cooperation. *Brain and Language*, 112(3):180–188.

Mahadhir, K. A., Tan, S. C., Low, C. Y., Dumitrescu, R., Amin, A. T. M., e Jaffar, A. (2014). Terrain classification for track-driven agricultural robots. *Procedia Technology*, 15(0):776 – 783.

Mamdani, E. H.and Assilian, S. (1975). An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Human-Computer Studies*, 7(1):1–13.

Manjeet e Sathans, S. (2013). Fuzzy based control of two link robotic manipulator and comparative analysis. In *Communication Systems and Network Technologies (CSNT), 2013 International Conference on*, pnas 562–567.

Marinho, M., Geraldes, A., Bo, A., e Borges, G. (2012). Manipulator control based on the dual quaternion framework for intuitive teleoperation using kinect. In *Robotics Symposium and Latin American Robotics Symposium (SBR-LARS), 2012 Brazilian*, pnas 319–324.

Martini, F. H., Timmons, M. J., e Tallitsch, R. B. (2009). *Anatomia Humana: Coleção Martini*. Artmed Editora. 6ª edição.

Marzouk, A. (2009). *A model based stroke rehabilitation monitoring system using inertial navigation systems*. Tese de Doutorado, Simon Fraser University.

Milette, G. e Stroud, A. (2012). *Professional Android sensor programming*. John Wiley & Sons.

Ming, D., Zhu, Y., Qi, H., Wan, B., Hu, Y., e Luk, K. D. K. (2009). Study on eeg-based mouse system by using brain-computer interface. In *Virtual Environments, Human-Computer Interfaces and Measurements Systems, 2009. VECIMS '09. IEEE International Conference on*, pnas 236–239.

Mori, A. M. (2013). *O uso de sistema inercial para apoiar a navegação autônoma*. Dissertação de mestrado, Universidade de São Paulo.

Mudi, R. e De Maity, R. (2012). A new self-tuning fuzzy proportional-derivative controller for high-order systems. In *Emerging Applications of Information Technology (EAIT), 2012 Third International Conference on*, pnas 24–27.

NationalInstruments (2014). Community: Labview interface for arduino. https://decibel.ni.com/content/groups/labview-interface-for-arduino. Relat tico.

Neto, A. J. F., das Neves, F. D., e Junior, P. C. S. (2013). *Fundamentos de Circuitos Elétricos*. AMGH Editora. 5ª edição.

Nocks, L. (2007). *The robot: the life story of a technology.* Greenwood Publishing Group.

Oliveira, L. M. B. (2010). Cartilha do censo 2010: Pessoas com deficiência.

Padilha, P. C. C. (2001). *Desenvolvimento de uma metodologia de sintonia de controladores "fuzzy"utilizando redes neurais. Aplicações em processos petroquímicos*. Dissertação de mestrado, Instituto Militar de Engenharia.

Palleja, T., Tresanchez, M., Teixido, M., e Palacin, J. (2010). Modeling floor-cleaning coverage performances of some domestic mobile robots in a reduced scenario. *Robotics and Autonomous Systems*, 58(1):37–45.

Park, S., Lee, Y.-C., e Kim, G.-W. (2014). Implementation of spatial visualization for a tele-operated robot in a complex and hazardous environment. In *Automation Science and Engineering (CASE), 2014 IEEE International Conference on*, pnas 285–289.

Perez Garcia, A., Schjølberg, I., e Gale, S. (2013). Eeg control of an industrial robot manipulator. In *Cognitive Infocommunications (CogInfoCom), 2013 IEEE 4th International Conference on*, pnas 39–44.

Pisla, D., Gherman, B., Vaida, C., Suciu, M., e Plitea, N. (2013). An active hybrid parallel robot for minimally invasive surgery. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 29(4):203–221.

Prutchi, D. e Norris, M. (2005). *Design and development of medical electronic instrumentation: a practical perspective of the design, construction, and test of medical devices.* John Wiley & Sons.

Reaz, M., Hussain, M., e Mohd-Yasin, F. (2006). Techniques of emg signal analysis: detection, processing, classification and applications. *Biological procedures online*, 8(1):11–35.

Reis, G. L., Sousa, M. V., Souza, L. F. F., Almeida, V. M. O., Barroso, M. F. S., Nepomuceno, E. G., e Amaral, G. F. V. (2011). Integração entre ensino médio e engenharia por meio de atividades extensionistas na área de robótica e inclusão digital. In *Congresso Brasileiro de Educação em Engenharia*.

Ren, J., Vlachos, T., e Argyriou, V. (2010). Immersive and perceptual human-computer interaction using computer vision techniques. In *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2010 IEEE Computer Society Conference on*, pnas 66–72.

Roa, Y. H. H. (2009). *Desenvolvimento de um sistema microcontrolado para monitoramento de atividades esportivas baseado em sensores microeletromecânicos de aceleração e giro*. Dissertação de mestrado, Universidade Estadual de Campinas.

Robertson, G., Caldwell, G., Hamill, J., Kamen, G., e Whittlesey, S. (2013). *Research Methods in Biomechanics, 2E*. Human Kinetics.

Rodriguez-Angeles, A., Guzman-Gutierrez, J. L., e Cruz-Villar, C. (2010). User wearable interface based on inertial sensors for unilateral master-slave robot teleoperation. In *Electrical Engineering Computing Science and Automatic Control (CCE), 2010 7th International Conference on*, pnas 458–463.

Roetenberg, D. (2006). *Inertial and magnetic sensing of human motion*. University of Twente.

Rogers, R. M. (2003). *Applied mathematics in integrated navigation systems*, volume 1. Aiaa Education Series. 2ª edição.

Romero, R. A. F., Prestes, E., Osório, F., e Wolf, D. (2014). *Robótica Móvel*. LTC.

Ryu, W., Han, B., e Kim, J. (2008). Continuous position control of 1 dof manipulator using emg signals. In *Convergence and Hybrid Information Technology, 2008. ICCIT '08. Third International Conference on*, volume 1, pnas 870–874.

Santana, D. D. S. (2005). *Estimação de Trajetórias Terrestres utilizando Unidade de Medição Inercial de Baixo Custo e Fusão Sensorial*. Dissertação de mestrado, Universidade de São Paulo.

Schroeder, M. R. (2004). *Computer speech: recognition, compression, synthesis*, volume 35. Springer.

Shirwalkar, S., Singh, A., Sharma, K., e Singh, N. (2013). Telemanipulation of an industrial robotic arm using gesture recognition with kinect. In *Control, Automation, Robotics and Embedded Systems (CARE), 2013 International Conference on*, pnas 1–6.

Simões, M. G. e Shaw, I. S. (2007). Controle e modelagem fuzzy. *São Paulo. Blucher: Fapesp*.

Song, Y. E., Niitsuma, M., Kubota, T., Hashimoto, H., e Son, H. I. (2012). Multimodal multi-user human-robot interface for virtual collaboration. In *Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI), 2012 9th International Conference on*, pnas 18–22.

STMicroelectronics (2010a). *AN3192. Application note: Using LSM303DLH for a tilt compensated electronic compass.*

STMicroelectronics (2010b). *L3G4200D MEMS motion sensor: ultra-stable three-axis digital output gyroscope.*

STMicroelectronics (2011). *TA0343 Technical article Everything about STMicroelectronics' 3-axis digital MEMS gyroscopes.*

Stone, E. e Skubic, M. (2011). Evaluation of an inexpensive depth camera for passive in-home fall risk assessment. In *Pervasive Computing Technologies for Healthcare (PervasiveHealth), 2011 5th International Conference on*, pnas 71–77.

Szeliski, R. (2010). *Computer vision: algorithms and applications.* Springer.

Takahashi, L. S. O. (2006). *Análise da relação entre eletromiografia e força do músculo quadríceps em exercícios resistidos.* Dissertação de mestrado, Universidade de São Paulo.

Tian-Jun, X., Guang-shun, S., Meng-Yang, L., e Yi, G. (2011). Motion trajectory analysis based on marg sensors for wearable computing. In *Circuits, Communications and System (PACCS), 2011 Third Pacific-Asia Conference on*, pnas 1–6.

Ubeda, A., Iáñez, E., e Azorín, J. M. (2013). Shared control architecture based on {RFID} to control a robot arm using a spontaneous brain–machine interface. *Robotics and Autonomous Systems*, 61(8):768–774.

Ulloa, E. P. L. (2013). *Estudo sobre interfaces cérebro-máquina e interação humano-robô.* Dissertação de mestrado, Universidade Federal de Minas Gerais.

Unluturk, A. e Aydogdu, O. (2013). Design and implementation of a mobile robot used in bomb research and setup disposal. In *Electronics, Computers and Artificial Intelligence (ECAI), 2013 International Conference on*, pnas 1–5.

Webb, J. e Ashley, J. (2012). *Beginning Kinect Programming with the Microsoft Kinect SDK.* Apress.

Webster, J. (2009). *Medical instrumentation: application and design.* John Wiley & Sons.

Welch, G. F. (2009). History: The use of the kalman filter for human motion tracking in virtual reality. *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, 18(1):72–91.

Wolf, M., Assad, C., Stoica, A., You, K., Jethani, H., Vernacchia, M., Fromm, J., e Iwashita, Y. (2013a). Decoding static and dynamic arm and hand gestures from the jpl biosleeve. In *Aerospace Conference, 2013 IEEE*, pnas 1–9.

Wolf, M., Assad, C., Vernacchia, M., Fromm, J., e Jethani, H. (2013b). Gesture-based robot control with variable autonomy from the jpl biosleeve. In *Robotics and Automation (ICRA), 2013 IEEE International Conference on*, pnas 1160–1165.

Wolpaw, J. e Wolpaw, E. W. (2012). *Brain-computer interfaces: principles and practice*. Oxford University Press.

Yathunanthan, S., Chandrasena, L. U. R., Umakanthan, A., Vasuki, V., e Munasinghe, S. (2008). Controlling a wheelchair by use of eog signal. In *Information and Automation for Sustainability, 2008. ICIAFS 2008. 4th International Conference on*, pnas 283–288.

Ying, H. e Siler, B. (1993). A non-linear fuzzy controller with fuzzy rules is a sum of global multilevel relay and local pi controller. *Automatica*, 26(3):499–505.

Yurtman, A. e Barshan, B. (2014). Automated evaluation of physical therapy exercises usingmulti-template dynamic time warping on wearable sensor signals. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*.

Zhang, J., Guo, F., Hong, J., e Zhang, Y. (2013). Human-robot shared control of articulated manipulator. In *Assembly and Manufacturing (ISAM), 2013 IEEE International Symposium on*, pnas 81–84.

Zhou, H. e Hu, H. (2007). Inertial sensors for motion detection of human upper limbs. *Sensor Review*, 27(2):151–158.

Zhou, S., Fei, F., Zhang, G., Mai, J., Liu, Y., Liou, J., e Li, W. (2014). 2d human gesture tracking and recognition by the fusion of mems inertial and vision sensors. *Sensors Journal, IEEE*, 14(4):1160–1170.

Zuo, G., Wang, K., Ruan, X., e Li, Z. (2012). Multi-sensor fusion method using marg for a fixed-wing unmanned aerial vehicle. In *Mechatronics and Automation (ICMA), 2012 International Conference on*, pnas 664–669.

Apêndice A

Acelerômetro como inclinômetro

A força da gravidade produz uma aceleração para baixo, no sentido do centro da Terra, em todos os objetos próximos à superfície do planeta. Por conveniência, os engenheiros estabeleceram a unidade "g" para medir a aceleração da gravidade, em que $1g = 9{,}8m/s^2$. Pela projeção da aceleração da gravidade nos eixos do acelerômetro, é possível utilizar esse sensor como um inclinômetro.

Em casos nos quais a inclinação máxima do sistema com relação a uma referência horizontal é de $\pm 90°$, pode-se utilizar um acelerômetro com apenas um eixo para medir a sua inclinação. A Figura (A.1) mostra a rotação de um acelerômetro em torno do vetor que representa a força gravitacional.

Na posição inicial 1, mostrada na Figura (A.1), o eixo x está perpendicular ao vetor 1g, portanto a projeção da aceleração da gravidade nesse eixo ($\overrightarrow{a_x}$) é nula. À medida que o acelerômetro muda a sua inclinação (θ), o valor em módulo da componente $\overrightarrow{a_x}$ aumenta até que na posição 3 apresenta o valor de -1g em 90°. O mesmo acontece com o movimento no sentido horário, nesse caso a componente $\overrightarrow{a_x}$ apresenta o valor de 1g na posição angular de 90° com relação à posição inicial. Pela análise dos vetores, por meio da Figura (A.2), é possível obter a equação (A.1), que relaciona a componente da aceleração da gravidade no eixo x com a inclinação do acelerômetro.

$$\theta = sen^{-1}\left(\frac{a_x}{1\,g}\right) \tag{A.1}$$

Pela análise apresentada, nota-se que não é possível mensurar valores de inclinação maiores em módulo que 90° utilizando um acelerômetro de apenas um eixo. A Figura (A.3) mostra a rotação de um acelerômetro com dois eixos em torno do vetor que representa a força gravitacional. Nesse caso, enquanto o vetor $\overrightarrow{a_x}$ aumenta em módulo quando varia-se o sistema da posição 1 para a posição 3, o valor em módulo da compo-

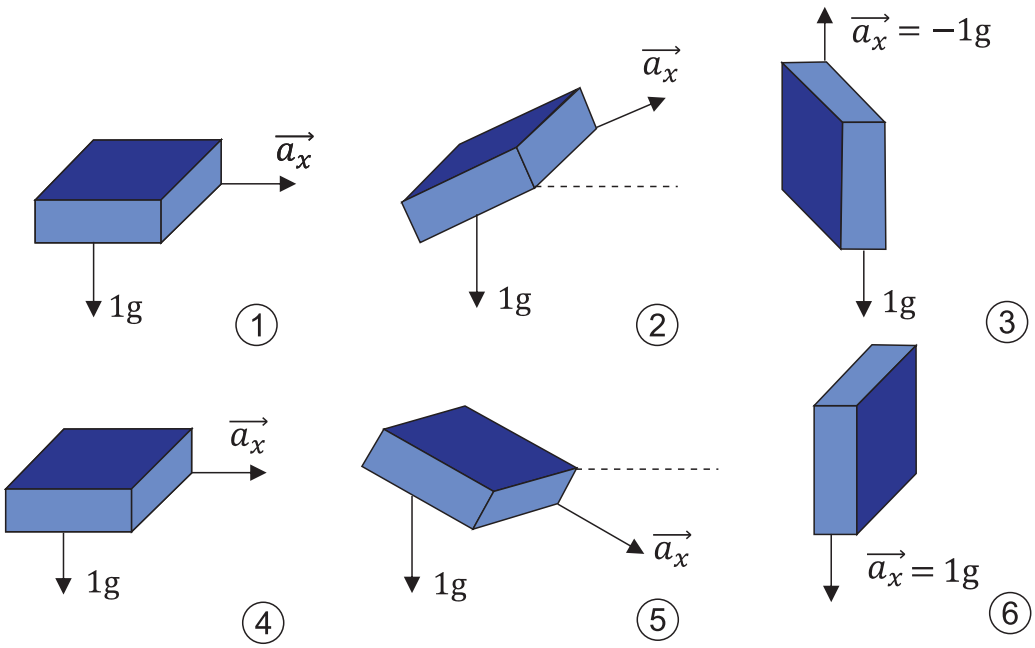

Figura A.1: Rotação de um eixo do acelerômetro em torno do vetor "1g".

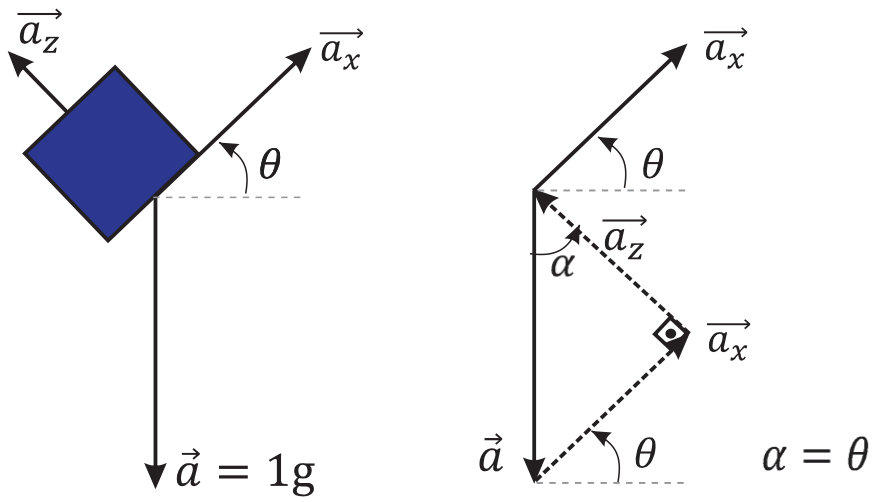

Figura A.2: Análise da relação entre a inclinação θ e os vetores $\overrightarrow{a_x}$ e $\overrightarrow{a}$.

nente da aceleração da gravidade no eixo z ($\overrightarrow{a_z}$) diminui e se torna nulo para a posição angular de 90° no sentido anti-horário, a partir da posição inicial. Pela mesma análise apresentada anteriormente, porém, levando em consideração o eixo z, pode-se obter a equação (A.2) que relaciona a inclinação no eixo x com as componentes da aceleração

da gravidade nos eixos x e z.

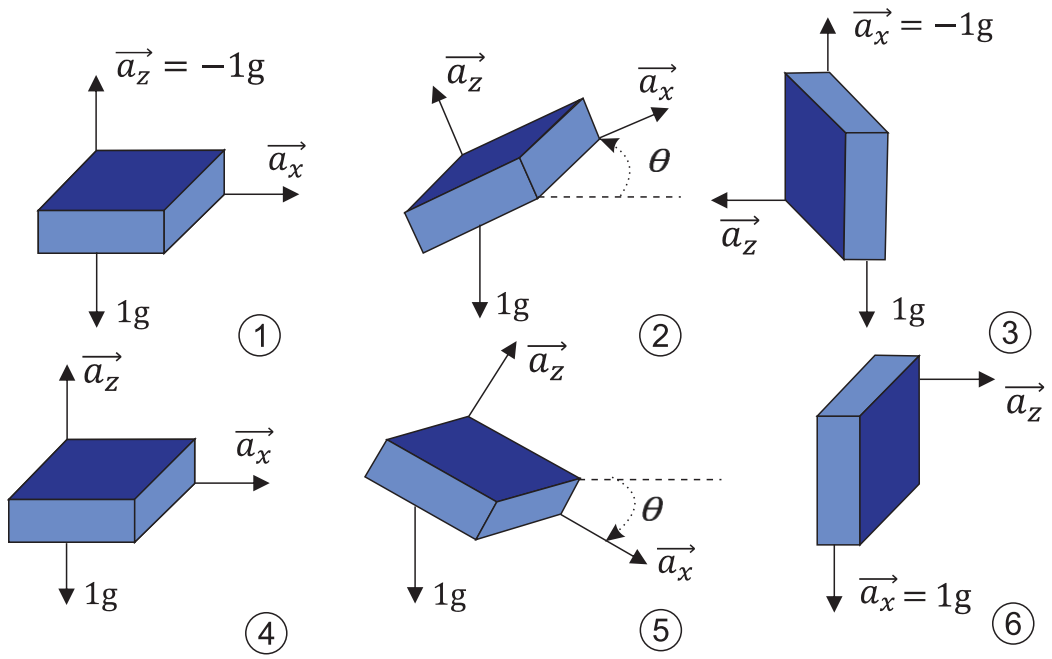

Figura A.3: Rotação de um eixo do acelerômetro em torno do vetor "1g".

$$\theta = tg^{-1}\left(\frac{a_x}{a_z}\right) \tag{A.2}$$

O quadrante no qual θ deve estar será determinado pelos sinais de $\overrightarrow{a_x}$ e $\overrightarrow{a_z}$. Assim, é possível medir uma variação na posição angular de -180° até 180°. Além de aumentar a amplitude do ângulo de inclinação que é possível mensurar, o uso de mais de um eixo possibilita ainda melhorar a resolução da resposta para posições angulares próximas de 90°. Isso pode ser visto na Figura (A.4), que mostra a relação Tensão x Inclinação utilizando as equações (A.1) e (A.2). Para a obtenção dessa curva foram levados em conta os dados do fabricante, mostrados na Tabela (A.1), sendo que esses valores foram variados em incrementos de 3,2mV, pois neste trabalho foi utilizado um microcontrolador com conversor analógico-digital de 10 bits para uma tensão de referência de 3,3V.

Tabela A.1: Valores típicos de tensão de saída nos eixos x, y e z.

Aceleração (g)	-1g	0g	1g
Tensão (V)	0,85V	1,65V	2,45V

Quando um terceiro eixo é incluído, a orientação do sensor pode ser determinada dentro de uma esfera, em que a soma da projeção da aceleração da gravidade em cada

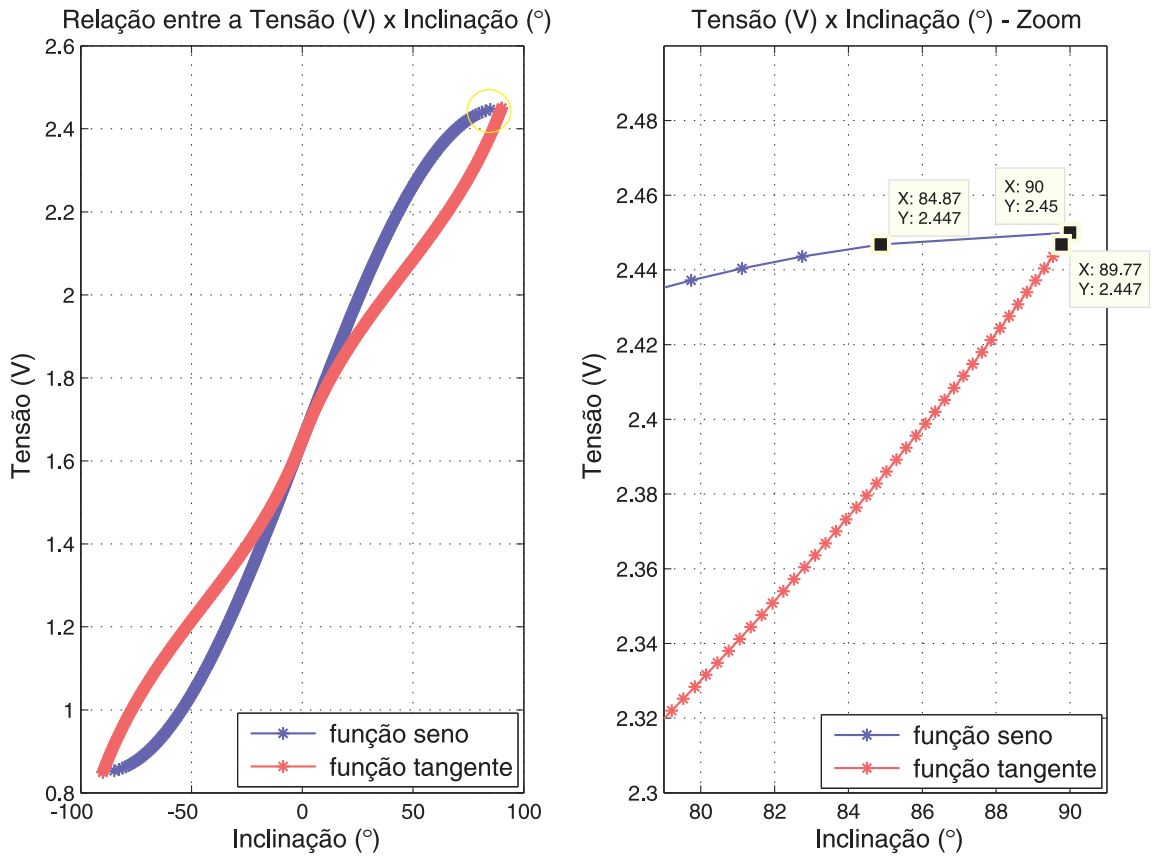

Figura A.4: Relações Tensão x Inclinação obtidas pelo uso das funções seno e tangente.

eixo, é dada pela equação (A.3). Assim, é possível calcular a inclinação em dois eixos que compreendem aos ângulos de rolamento e arfagem, por meio das equações (A.4) e (A.5), respectivamente, na disposição mostrada pela Figura (A.5). Os sinais de $\overrightarrow{a_x}$, $\overrightarrow{a_y}$ e $\overrightarrow{a_z}$ devem ser levados em consideração para se determinar em qual quadrante está o ângulo referente à posição angular que se deseja obter.

$$\overrightarrow{a} = \overrightarrow{a_x} + \overrightarrow{a_y} + \overrightarrow{a_z} \tag{A.3}$$

$$\phi = tg^{-1}\left(\frac{a_y}{\sqrt{{a_x}^2 + {a_z}^2}}\right) \tag{A.4}$$

$$\theta = tg^{-1}\left(\frac{a_x}{\sqrt{{a_y}^2 + {a_z}^2}}\right) \tag{A.5}$$

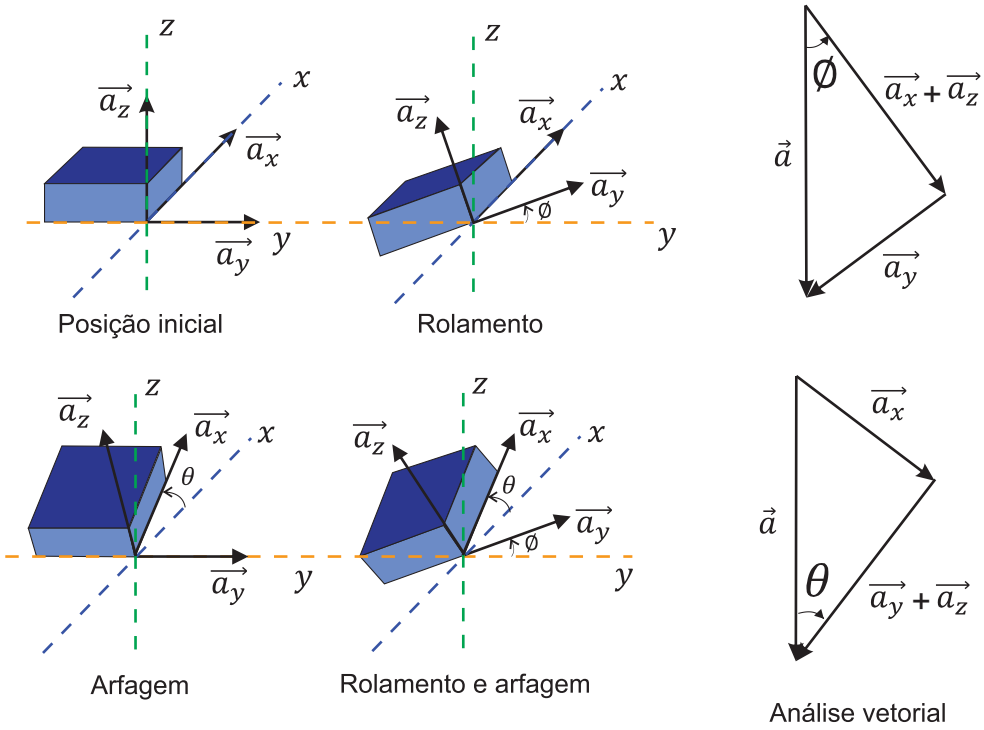

Figura A.5: Variação da inclinação de um acelerômetro triaxial.