

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

METODOLOGIA PARA ESTIMAÇÃO DE INTENÇÃO DE MOVIMENTO E CONTROLE EM TEMPO REAL DE PRÓTESE MIOELÉTRICA DE MÃO: UMA ABORDAGEM LINEAR, PREDITIVA E ESTOCÁSTICA.

BRUNO GOMES DUTRA

DM 16/2018

UFPA / ITEC / PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém - Pará - Brasil
2018

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

BRUNO GOMES DUTRA

METODOLOGIA PARA ESTIMAÇÃO DE INTENÇÃO DE MOVIMENTO E CONTROLE EM TEMPO REAL DE PRÓTESE MIOELÉTRICA DE MÃO: UMA ABORDAGEM LINEAR, PREDITIVA E ESTOCÁSTICA.

DM 16/2018

UFPA / ITEC / PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém - Pará - Brasil
2018

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

BRUNO GOMES DUTRA

METODOLOGIA PARA ESTIMAÇÃO DE INTENÇÃO DE MOVIMENTO E CONTROLE EM TEMPO REAL DE PRÓTESE MIOELÉTRICA DE MÃO: UMA ABORDAGEM LINEAR, PREDITIVA E ESTOCÁSTICA.

Dissertação submetida à Banca Examinadora do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da UFPA para a obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Elétrica na área de Sistemas de Energia.

UFPA / ITEC / PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém - Pará - Brasil
2018

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal do Pará
Gerada automaticamente pelo módulo Ficat, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

D978m Dutra, Bruno Gomes

METODOLOGIA PARA ESTIMAÇÃO DE INTENÇÃO DE MOVIMENTO E CONTROLE EM TEMPO REAL DE PRÓTESE MIOELÉTRICA DE MÃO: UMA ABORDAGEM LINEAR, PREDITIVA E ESTOCÁSTICA. / Bruno Gomes Dutra. — 2018

122 f. : il. color

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica (PPGEE), Instituto de Tecnologia, Universidade Federal do Pará, Belém, 2018.

Orientação: Prof. Dr. Antonio da Silva Silveira

1. Sinais mioelétricos. 2. Filtro de Kalman. 3. Fusão sensorial. 4. Identificação de sistemas. I. Silveira, Antonio d Silva, *orient.* II. Título

CDD 621.3191

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**“METODOLOGIA PARA ESTIMAÇÃO DE INTENÇÃO DE MOVIMENTO E
CONTROLE EM TEMPO REAL DE PRÓTESE MIOELÉTRICA DE MÃO: UMA
ABORDAGEM LINEAR, PREDITIVA E ESTOCÁSTICA”**

AUTOR: **BRUNO GOMES DUTRA**

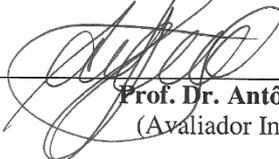
DISSERTAÇÃO DE MESTRADO SUBMETIDA À BANCA EXAMINADORA APROVADA PELO
COLEGIADO DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, SENDO
JULGADA ADEQUADA PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA
ELÉTRICA NA ÁREA DE SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA.

APROVADA EM: 28/03/2018

BANCA EXAMINADORA:



Prof. Dr. Antônio da Silva Silveira
(Orientador – PPGEE/UFPA)



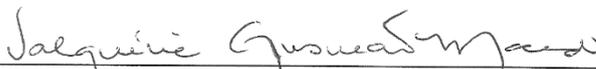
Prof. Dr. Antônio Pereira Júnior
(Avaliador Interno – PPGEE/UFPA)



Prof. Dr. Manoel da Silva Filho
(Avaliador Externo ao Programa – ICB/UFPA)

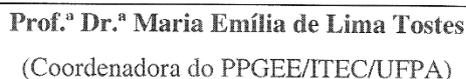


Prof. Dr. Orlando Fonseca Silva
(Avaliador Externo ao Programa – FEEB/UFPA)



Prof.ª Dr.ª Valquíria Gusmão Macedo
(Avaliadora Externa ao Programa – FEEB/UFPA)

VISTO:



Prof.ª Dr.ª Maria Emília de Lima Tostes
(Coordenadora do PPGEE/ITEC/UFPA)

Dedico este trabalho aos meus queridos pais, José Américo Dutra e Doraci da Silva Gomes. Ao meu pai que me deu apoio e incentivo para sempre continuar estudando. A minha mãe, que me aconselha e visa pela minha ascensão profissional.

AGRADECIMENTOS

A Deus, primeiramente, que guia meu caminho e me auxilia nos momentos em que preciso.

Aos meus pais, Doraci da Silva Gomes e José Américo Braga Dutra, que sempre me aconselharam, me deram amor familiar, me proporcionaram boas condições de estudos e me incentivam a crescer como pessoa e profissional. Aos meus irmãos Rodrigo Dutra e Márcio Dutra, que me apoiam e me incentivam a continuar com meus objetivos. A todos meus familiares, que sempre me deram todo apoio que precisei.

Aos meus professores do curso de Graduação em Engenharia de Controle e Automação do Instituto de Ensino Superior da Amazônia (IESAM).

Ao meu primeiro orientador e amigo Manoel da Silva Filho, que me orientou no projeto de pesquisa do Cnpq, realizado durante a graduação, e seus ensinamentos foram de grande importância para minha formação profissional, acadêmica e pessoal.

Agradeço aos professores do curso de Pós-Graduação de Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Pará. Em especial ao meu orientador e professor Antonio da Silva Silveira, por todos ensinamentos, paciência, amizade e por ter acreditado em meu potencial.

Agradeço a todos meus amigos que me apoiaram e principalmente aos meus amigos do Laboratório de Controle e Sistemas (LACOS): Paulo de Tarso, Leiliane Borges Cunha, Mauro Gomes da Silva, Tarcisio Carlos Farias Piheiro, Anderson de França Silva, Maryson da Silva Araújo, Luís Augusto Mesquita de Castro, Carlos Eduardo Durans Nogueira e Narrery Silva dos Santos. Agradeço também a minha companheira e amiga Geovanna Monte, que me incentivou e me deu apoio moral durante o período de escrita da dissertação.

A FAPESPA (Fundação Amazônica de Amparo a Estudo e Pesquisa) que financiou integralmente as pesquisas relacionadas a este trabalho através do ICAAF 049/2016. Ao programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Pará pela recepção e acesso aos meios para o desenvolvimento desta dissertação.

“A altura de um homem não se mede da cabeça aos pés, mas da cabeça ao céu”.

Napoleão Bonaparte

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO.....	23
1.1	Motivação	26
1.2	Objetivos gerais e específicos.....	27
1.2.1	Objetivos gerais.....	27
1.2.2	Objetivos específicos.....	27
1.2.3	Materiais e métodos	27
1.3	Estado da arte.....	28
1.4	Organização do trabalho	29
2.	Fundamentos dos Sinais Mioelétricos e Controle de Próteses Ativas.....	31
2.1	Noção do processo de contração muscular	31
2.1.1	Tipos de contração	32
2.2	O Sinal mioelétrico	33
2.2.1	Captação, Condicionamento e Pré-processamento do Sinal Mioelétrico ...	35
2.2.2	Interferências e Ruídos no Sinal mioelétrico	38
2.3	A Mão Humana.....	40
2.3.1	Amputação de Membro Superior e Reabilitação	41
2.4	Próteses para Membros Superiores.....	42
2.4.1	Próteses Energizadas pelo Corpo	43
2.4.2	Próteses Energizadas por Unidades Externas.....	43
2.5	Próteses Mioelétricas de Membros Superiores	44
2.5.1	Estratégias de Controle de Movimento	45
2.6	Conclusão de Capítulo	49
3.	Bioinstrumentação, Atuador Robótico e Protocolo Experimental	50
3.1	Equipamento de Bioinstrumentação	51
3.1.1	Atuador Robótico	52

3.1.2	<i>Software</i> de Aquisição e Visualização de Dados	54
3.2	Aquisição, Condicionamento e Pré-processamento de SME.....	56
3.3	Protocolo Experimental	57
3.4	Conclusão de Capítulo	58
4.	Estratégia de Estimação Contínua de Movimentos	59
4.1	Modelo Autoregressivo.....	59
4.1.1	Algoritmo MQR	61
4.2	Filtro de Kalman	62
4.3	Fusão de dados com sinais mioelétricos	65
4.3.1	Fusão de dados em ambiente controlado.....	66
4.4	Estimação de movimentos	68
4.5	Conclusão de Capítulo	70
5.	Identificação e Controle GMV de Servomecanismo.....	71
5.1	Identificação do sistema protético	72
5.1.1	Parâmetros estimados e Validação do Modelo	74
5.2	Controle estocástico GMV.....	76
5.2.1	Preditor GMV e lei de controle.....	77
5.3	Augmentação Estocástica de um PID digital por um GMV	80
5.4	Projeto do Controlador.....	82
5.4.1	Sintonia do Controlador PID.....	82
5.4.2	Controlador GMV baseado no <i>shape</i> herdado do controlador PID	85
5.4.3	Análise de Estabilidade e Desempenho	87
5.5	Conclusão de Capítulo	89
6.	Resultados Experimentais	91
6.1	Sintonia e simulação do Filtro de Kalman.....	92
6.2	Testes Experimentais	94
6.2.1	Estimação de Movimentos <i>online</i>	94

6.2.2	Teste de Robustez do método de estimação de movimento.....	98
6.2.3	Teste de controle do dispositivo RAJG.....	99
6.3	Conclusão de Capítulo	102
7.	Conclusão e Considerações finais	104
7.1	Principais contribuições desta dissertação.....	105
7.2	Publicações	106
7.2.1	Trabalhos relacionados diretamente com a pesquisa.....	106
7.2.2	Trabalhos relacionados indiretamente com a pesquisa.....	107
7.3	Proposta de trabalhos futuros.....	108
	Referências	109
	Apêndice A - Esquemático do circuito <i>Muscle sensor V3</i>	116
	Apêndice B - Dimensões da garra robótica.	117
	Apêndice C - Modelos AR identificados, matrizes Q e R e constantes de Kalman, K, utilizadas para os resultados dos testes apresentados.	118
	Apêndice D – Termo de Consentimento Livre e Esclarecido. Certificado de Aceitação do Protocolo Experimental Submetido ao Comitê de Ética em Pesquisa da UFPA.	119

RESUMO

Os sinais musculares capturados a partir da eletromiografia (EMG) são bastante utilizados para detecção de contração muscular e intenção de movimento. Ao se utilizar tais sinais em tempo real, em controle de próteses, depara-se com um sinal amplificado e ruidoso. Com isso, precisa-se ter métodos recursivos, robustos a ruídos e algoritmos eficazes, para gerar comandos em tempo real para o atuador robótico. Nesta pesquisa, foram investigadas técnicas de identificação estocástica autoregressiva, filtro de Kalman, fusão sensorial e controle preditivo estocástico, aplicados para melhorar o processo de medição de sinais mioelétricos e dar robustez ao controle de próteses biomecatrônicas, buscando-se obter um processo aprimorado, menos sensível ao ruído e com redução de atrasos. Nesta dissertação o método proposto consiste em 4 estágios: (1) extração de características usando o método auto regressivo (AR), (2) fusão de dados com filtro de Kalman, (3) algoritmo de estimação de movimento e (4) controle preditivo de variância mínima generalizado aplicado em um servomecanismo. Os principais objetivos buscados foram: melhorar a relação sinal/ruído nos sinais mioelétricos (SMEs), obter uma interface homem-máquina de processamento em tempo real de baixo custo, evitar problemas de medição e minimizar o consumo de energia do sistema de controle. Foi desenvolvida uma planta didática, que é um sistema microcontrolado para aquisição, processamento de 4 canais de eletromiografia e controle de um servomecanismo acoplado em uma garra robótica. Foram realizados testes experimentais nesse processo biomecatrônico e pelos resultados obtidos pode-se confirmar que é possível estimar continuamente a intenção de movimento de abrir e fechar da mão e comprovam o bom desempenho de um controlador estocástico projetado para o controle da prótese mioelétrica.

Palavras chave: sinais mioelétricos, filtro de Kalman, fusão sensorial, identificação de sistemas, controle de variância mínima.

ABSTRACT

Muscle signals from electromyography (EMG) are widely used to detect muscle contraction and intention to motion. By using these signals in real time in prosthetic control, a low signal to noise ratio is commonly found. Thus, it is necessary to have recursive methods, robust to noise and efficient algorithms, to generate commands in real time for the robotic actuator. In this research, stochastic system identification techniques, Kalman filter, sensor fusion and stochastic predictive control techniques were investigated and applied to improve the measurement and processing of electromyographic signals to increase robustness in the control of biomechatronic prostheses. Thus, it is an improved process, less sensitive to noise and with minimal delays and phase lags. In this methodology, a four-stage distribution method is used: (1) features extraction by using an autoregressive model (AR), (2) data fusion with the Kalman filter, (3) motion estimation algorithm, and (4) predictive control with the generalized minimum variance controller applied to a servomechanism. The main objectives were: to enhance the signal-to-noise ratio of EMG signals, to have a low-cost real-time processing man-machine interface, to avoid measurement problems and to minimize energy consumption of the control system. A didactic plant was developed, which is a 4 channel EMG data acquisition and processing system with a servomechanism and its control system coupled in a robotic jaw. Practical tests were conducted with the prototype and the results show that it is possible to continuously estimate the intention of opening and closing movement of the hand and can confirm the good performance of the stochastic controller designed for the control of the electric prosthesis.

Keywords: electromyographic signals, Kalman filter, sensor fusion, system identification, minimum variance control.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Estrutura da fibra muscular. a) Fibra Muscular. b) Miofibrila. C) Filamentos de Actina e Miosina. Fonte: adaptado de Beltramini (1999).	32
Figura 2: Representação esquemática da geração do sinal mioelétrico a partir do somatório dos MUAPTs. Fonte: adaptado de Rechy-Ramires e Hu (2011).	33
Figura 3: Sinal EMG registrado do músculo flexor radial do carpo, após a flexão do punho. 34	
Figura 4: Espectro de amplitude do sinal EMG registrado do músculo flexor radial do carpo.	35
Figura 5: Configuração bipolar para medição de SMEs, com amplificador diferencial. O sinal EMG é representado por “m_i” e o ruído por “n”. Fonte: adaptado de Ortolan (2002). .	36
Figura 6: Sinais captados em diferentes posições dos eletrodos na fibra muscular. Fonte: adaptado de Deluca (1997).	37
Figura 7: Etapas em que ocorrem as interferências e ruídos no SME.	40
Figura 8: Principais músculos superficiais do antebraço. Grupo extensor: (a), (b), (c); Grupo Flexor: (d), (e), (f), (g). (a) Extensor dos dedos e extensor do mínimo, (b) Extensores radiais longo e curto do carpo, (c) Extensor ulnar do carpo, (d) Flexor superficial dos dedos, (e) Flexor radial do carpo, (f) Flexor ulnar do carpo, (g) Palmar longo e curto. Fonte: adaptado de Kendall e McCreary (1986).	42
Figura 9: Prótese Phoenix Hand, energizada pelo movimento do punho. Fonte: enablingthefuture (2017).	43
Figura 10: Amputados ou pessoas com agenesia de mão que possuem um punho funcional. Fonte: adaptado de enablingthefuture (2017).	43
Figura 11: Estrutura de prótese elétrica de mão. Fonte: Andrade et al. (2007).	44
Figura 12: Tipos de controle de próteses mioelétricas. Fonte: adaptado de Geethanjali (2016).	46
Figura 13: Diagrama do método de controle proporcional de prótese mioelétrica. Fonte: adaptado de Andrade et al. (2007).	47
Figura 14: Equipamento experimental de bioinstrumentação, (B) Esquemático do equipamento bioinstrumental.	51
Figura 15: Sensor EMG <i>Muscle sensor V3</i> alimentado por fonte simétrica DC. Fonte: Adaptado de <i>Advancer Technologies</i> (2017).	52

Figura 16: Planta <i>Robot Arm Joint Gripper</i> . A) Fase de desenvolvimento da planta RAJG. B) Planta RAJG embarcada com o módulo de bioinstrumentação.	53
Figura 17: <i>Software</i> para aquisição e visualização de dados <i>online</i>	55
Figura 18: Etapas de pré-amplificação, filtragem de offset DC, retificação e envelope linear do sinal EMG.....	56
Figura 19: Posicionamento dos eletrodos no ventre do músculo flexor radial do carpo e extensor ulnar do carpo.	57
Figura 20: Diagrama do algoritmo da técnica de MQR.	61
Figura 21: Sinal EMG registrado do flexor do punho vs. sinal filtrado por filtro de Kalman.	64
Figura 22: Diagrama em blocos do sistema autoregressivo, modelo de medição e filtro de Kalman.	65
Figura 23: Fusão descentralizada de Kalman, com filtro local e global.	66
Figura 24: Teste de filtragem e FDK com filtro de Kalman, em ambiente controlado.....	67
Figura 25: Movimento estimado resultante da técnica de fusão sensorial.	69
Figura 26: Controle de garra a partir de SMEs	69
Figura 27: Diagrama de controle em malha aberta. Adaptado de Silveira et al. (2017).	72
Figura 28: Diagrama de controle em malha fechada do sistema RAJG. Adaptado de Silveira et al. (2017).....	72
Figura 29: Modelo ARMAX do sistema RAJG.	73
Figura 30: Estimulação da planta por sinal PRBS.....	75
Figura 31: Mapeamento de polos e zeros do modelo identificado.	75
Figura 32: Resposta ao pulso do sistema identificado vs. planta real.	76
Figura 33: Desempenho em malha fechada do Controle PID simulado e controle PID real, em um cenário ideal	84
Figura 34: Curvas de sensibilidade e sensibilidade complementar dos controladores PID e GMV, para $d=4$	89
Figura 35: Coleta dos SMEs de extensão e flexão do punho. Nos gráficos superiores tem-se os resultados de contrações de flexão, pelos canais 1 e 2. Nos gráficos inferiores tem-se os resultados de contrações de extensão, nos canais 3 e 4.	93
Figura 36: Filtro de Kalman aplicado nos SMEs de extensão e flexão do punho. Nos gráficos superiores tem-se os resultados dos filtros de Kalman aplicados nos canais 1 e 2, de contrações de flexão. Nos gráficos inferiores tem-se os resultados dos filtros de Kalman aplicados nos canais 3 e 4, de contrações de extensão.	94

Figura 37: Resultados do filtro de Kalman aplicados nos canais 1 e 2, de contrações de flexão.	95
Figura 38: Resultados do filtro de Kalman aplicados nos canais 3 e 4, de contrações de extensão.	96
Figura 39: Fusão sensorial descentralizada de cada Filtro de Kalman local. No gráfico superior tem-se as medições realizadas, referentes às contrações de flexão, nos canais 1 e 2, seguido pela fusão deles. No gráfico inferior apresenta-se as medições realizadas, referentes às contrações de extensão, nos canais 3 e 4, seguidos pela fusão dos mesmos.	96
Figura 40: Sinal estimado de movimento. O gráfico superior representa o resultado da fusão sensorial de flexão e extensão. No gráfico inferior apresenta-se o movimento estimado.	97
Figura 41: Teste de robustez com a fusão sensorial. O gráfico superior representa o resultado da fusão dos sinais do músculo flexor, diante a um sensor com falha. O gráfico inferior apresenta o resultado da fusão dos sinais do músculo extensor, diante a um sensor com falha.	98
Figura 42: Movimento estimado diante falhas na medição. O gráfico superior representa o resultado da fusão sensorial, de flexão e extensão, diante sensor com falha. O gráfico inferior apresenta o movimento estimado.	99
Figura 43: Movimento estimado ref-EMG.....	100
Figura 44: Caso 1: Teste de controle de posição angular com controlador PID vs. controlador GMV, com $K_p = 1$	100
Figura 45: Caso 2: Teste de controle de posição angular com controlador PID vs. controlador GMV, com $K_p = 2$	101

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Valor índice R^2	68
Tabela 2: Valores do polinômio $P(z^{-1})$ do controlador PID projetado.	84
Tabela 3: Margens de ganho e fase.	89
Tabela 4: Índices de desempenho.	102

LISTA DE SÍMBOLOS

k	Instante de tempo atual
y	Sinal de saída
y_r	Sinal de referência
u	Sinal de controle
Δu	Sinal de controle incremental
ξ	Ruído branco
A	Polinômio do modelo autoregressivo
x	Vetor de estados
\hat{x}	Estimativa do vetor de estados
\mathbf{A}	Matriz de estados
\mathbf{C}	Matriz que associa os estados à saída medida do processo
v	Ruído de processo
w	Ruído de medição
\hat{y}	Saída estimada
φ	Vetor de regressores
e	Erro
L	Ganho do estimador
P	Matriz de covariância
θ	Vetor de parâmetros estimados
λ	Fator de esquecimento
Q	Matriz de covariância do ruído de processo
R	Matriz de covariância do ruído de medição
J	Função custo

T_s	Tempo de Amostragem
K	Ganho de Kalman
e_{est}	Erro de estimação $x(k) - \hat{x}(k)$
emg	Sinal medido de Eletromiográfica
emg_{est}	Sinal local estimado de Eletromiográfica
EMG_{est}	Sinal global estimado Eletromiográfica
ϕ	Saída generalizada
$\mathbf{E}[\bullet]$	Operador de esperança matemática
σ	Desvio Padrão

LISTA DE ABREVEATURAS E SIGLAS

A/D	Analógico/Digital
AE	Augmentação Estocástica
AEM	Atraso Eletromecânico
AR	Auto Regressivo
ARIMAX	<i>Auto-Regressive Integrated-Moving-Average with eXogenous inputs</i>
ARMAX	<i>AutoRegressive Moving Average Model with eXogenous inputs</i>
EDR	Equação a Diferenças de Riccati
EMG	Eletromiografia
FDK	Fusão descentralizada de Kalman
FK	Filtro de Kalman
GMV	<i>Generalized Minimum variance</i>
ISE	<i>Integral of Squared Error</i>
ISU	<i>Integral Squared Input</i>
IS Φ	<i>Integral of Squared Generalized Output</i>
SUS	Sistema Único de Saúde
LQG	<i>Linear Quadratic Gaussian</i>
MA	<i>Moving Average</i>
MQR	Mínimos Quadrados Recursivo
MQER	Mínimos Quadrados Estendido Recursivo
MSV3	<i>Muscle sensor V3</i>
MUAP	<i>Motor Unit Action Potential</i>
MUAPTs	<i>Motor Unit Action Potential Train</i>
MVP	<i>Minimum Variance Predictor</i>
OLMFA	<i>Optimized Linear Model Fusion Algorithm</i>
PD	Proporcional -Derivativo
PID	Proporcional-Integral-Derivativo
PRBS	<i>Pseudo Random Binary Signal</i>

RAJG	<i>Robot Arm Joint Gripper</i>
RMS	<i>Root mean square</i>
RP	Reconhecimento de padrões
SMEs	Sinais mioelétricos
SME	Sinais mioelétrico
VWA	<i>Variance Weighted Average</i>
ZOH	<i>Zero Order Hold</i>

1. INTRODUÇÃO

Nos últimos anos, o desenvolvimento tecnológico impulsionou o poder eletrônico e computacional, viabilizando avanços significativos na interação homem-máquina e a implementação de técnicas sofisticadas para processamento de sinais biológicos. Dessa forma, se tem o aperfeiçoamento e desenvolvimento de novas tecnologias com enfoque na reabilitação. A engenharia voltada para a reabilitação é uma subcategoria da Engenharia Biomédica e é voltada para projetar e desenvolver equipamentos, aliados à tecnologia, para auxiliar na recuperação e devolver alguma habilidade perdida devido à perda de algum membro do corpo em acidentes ou por defeitos congênitos. Dessa forma, devolvendo esperança e vontade de viver para quem precisa de algum membro.

De acordo com Shibata e Mendes (2012), cerca de 50 mil pessoas sofreram algum tipo de amputação pelo sistema único de saúde (SUS) em 2011, entre elas, cerca de 30% foram por causa de acidentes. Entre os casos de amputação, existe a amputação transradial, que é a amputação de um membro superior abaixo do cotovelo. A perda de um membro superior causa uma grande desvantagem psicológica e física, pois além da pessoa tornar-se incapaz de realizar as funções comuns de pegar e manipular objetos, limitando sua capacidade de realizar grande parte das tarefas diárias, também lidam com o abalo psicológico, devido as alterações em sua aparência (PILLET; DIDIER, 2001).

Considerando o impacto significativo da perda da mão, o número de amputados que exige uma prótese motivou o surgimento de várias linhas de pesquisa para tratar desse problema no meio acadêmico. Com isso, se tem o avanço nas pesquisas para o desenvolvimento de próteses que eliminem os limites impostos pela perda de algum membro. Aliado a isso, são investigados vários métodos com intuito de gerar próteses mais robustas, mais leves, com resposta em tempo real, com baixo consumo de energia, fácil manipulação, com capacidade de preensão e apresentar valores acessíveis para os usuários (ATKINS; DEARD; DONOVAN, 1996).

No estudo de implementação dos movimentos para as próteses controladas, a mão robótica mioelétrica é fundamentada em sinais mioelétricos (SMEs), que refletem a intenção de movimento do usuário (CASCÃO JR et al., 2005). Dessa forma, os SMEs gerados pelas fibras musculares são usados para controlar a mão protética.

A eletromiografia (EMG) é a técnica de aquisição de atividade elétrica dos potenciais de ação musculares e tem sido usada na atuação protética da mão desde 1948 (GEETHANJALI, 2016). Essa técnica é de extrema importância para o avanço de pesquisas nas áreas que utilizam próteses robóticas funcionais (GEETHANJALI, 2016; MENEGALDO, 2017), pois através dos sinais mioelétricos é possível interpretar a ativação dos sinais musculares e controlar os atuadores da mão robótica. Assim, o controle protético depende da maneira que o sinal é medido, da técnica utilizada para decifrar a intenção dos SMEs e da malha de controle aplicada nos atuadores para executar o movimento desejado.

Os sinais mioelétricos de superfície, que são adquiridos com a coleta a partir de eletrodos em contato com a pele, são preferidos por serem acessados de forma mais fácil, pois para sua medição não utiliza de um procedimento invasivo (GEETHANJALI, 2016). Porém, a utilização dos SMEs de superfície apresentam grandes entraves em relação às aplicações em tempo real, dos quais se destacam a grande quantidade de ruído estocástico presente após a fase de amplificação, pois o sinal tem cerca de 50 μ V a 5 mV de amplitude (HAKONEN et al., 2015), a inferência de fibras musculares secundárias na contração do músculo registrado, conexões de eletrodos com micro curtos ou quebrados e a entrada direta de ruído por artefatos causado pelos movimentos do usuário ou contato fraco entre a pele e o sensor. Dessa forma, na literatura encontram-se várias técnicas para interpretar os SMEs de superfície, como controle *on/off*, controle proporcional, controle direto, controle por regressão mioelétrica e controle baseado em reconhecimento de padrões mioelétricos (GEETHANJALI, 2016).

Uma prótese com bom desempenho deve ser robusta e eficaz desde o processo de medição até a atuação dos servomecanismos que executam os movimentos da prótese. Para processos *online*, a técnica utilizada para identificação da intenção de movimento precisa funcionar com fluidez, de forma que seja rápida e recursiva, pois existe um compromisso entre a exatidão e o tempo de resposta, já que, por exemplo, para uma frequência de amostragem de 500 Hz, um atraso entre 40 ms e 50 ms é o máximo aceito sem que a prótese apresente falta de resposta do sinal de comando (HAKONEN et al., 2015).

Dentro de um *loop* de controle mioelétrico, o tempo de resposta tolerável depende das propriedades de estabilidade, como as margens de ganho e fase. De acordo com Moraes (2016), desde a medição até o comando de ação do atuador, o tempo de

resposta deve ser menor ou igual a 300 ms, para que o usuário não perceba os atrasos dos atuadores.

As técnicas de fusão sensorial podem melhorar a medição do SME, assim como o uso das técnicas de predição, aplicadas na malha de controle, podem melhorar a ação de controle dos dispositivos de reabilitação robótica, pois o tempo de resposta desses dispositivos em relação à intenção de movimento de seus usuários pode ser reduzido, tornando os movimentos realizados mais naturais e adaptados às tarefas do dia a dia. (ARAÚJO, 2015).

Frente a esse cenário, este trabalho busca utilizar as técnicas de fusão sensorial com filtro de Kalman (FK) para otimizar e melhorar a medição dos sinais mioelétricos com o objetivo de eliminar inferências de *crosstalking*, atenuar os ruídos de artefatos de movimento (LÓPEZ et al., 2009) e corrigir a sensibilidade às mudanças de amplitude, devido aos altos níveis de amplificação requeridos (MORAES, 2016), de forma que se tenha um processamento rápido, de baixo custo computacional e eficaz.

É utilizada a técnica de mínimos quadrados recursivo para obter o modelo auto regressivo (AR) do sistema relacionado ao SME, devido a sua natureza estocástica, para filtragem em tempo real com o filtro de Kalman com o objetivo de evitar atrasos no processamento dos sinais e otimizar o processo de geração de referências para as malhas de controle. Finalmente, utiliza-se a técnica de controle preditivo, empregando o controle de variância mínima generalizado (GMV, do inglês *Generalized Minimum Variance*) na malha de controle, com o objetivo de ter um controlador robusto, diminuir os atrasos do processo e proporcionar menos gasto energético para executar os movimentos do sistema robótico.

O fim do método proposto é um sistema completo de medição e atuação em uma prótese robótica que apresente um SME robusto a possíveis falhas de medição, às inferências de fibras musculares secundárias (*crosstalking*) (LÓPEZ et al., 2009), filtragem em tempo real e uma malha de controle preditiva, que seja robusta aos ruídos do processo, faça com que a prótese execute os movimentos com menor gasto de energia e compense os atrasos do processo.

1.1 Motivação

A funcionalidade de próteses que atendam os usuários, que sofreram uma amputação transradial, precisa ser bastante aprimorada, já que, a maioria das interfaces e mecanismos de controle, acessíveis economicamente, presentes no mercado, pouco mudaram desde a década de 1960 (DILLINGHAM, 2002).

Ainda que as próteses existentes no mercado e em desenvolvimento consigam atender os usuários, a funcionalidade ainda é um requisito que precisa ser bastante ressaltado, pois no desenvolvimento de membros robóticos o objetivo é que o produto possa realmente substituir a deficiência do seu usuário. Porém, uma das tarefas mais desafiadoras é reunir todos os requisitos em um único projeto de prótese de mão, ou seja, uma prótese que contenha todos os seus componentes funcionais, como: atuadores, sensores, componentes eletrônicos e etc (SONO, 2012).

Dentre as próteses existentes, as próteses elétricas, que apresentam motores, baterias, eletrodos superficiais de medição de EMG e tecnologia embarcada para detectar a intensão de movimento, são as mais desejadas pela maioria dos usuários devido à sua aparência estética e funcionalidade (GEETHANJALI, 2016). No entanto, esses dispositivos em sua maioria são caros e apresentam custo elevado para reparos e manutenção. Em contrapartida, as próteses de baixo custo, são simples, pesadas e ainda precisam ser bastantes aprimoradas pois não produzem de forma satisfatória a destreza da mão humana (SONO, 2012).

Portanto, devido a necessidade de melhoria dos dispositivos e interfaces para reabilitação de membros superiores, a motivação desta pesquisa partiu diante a realidade presente no cenário da engenharia de reabilitação, referente ao controle de próteses, medição, processamento e interpretação dos sinais mioelétricos, pois, existe a necessidade de melhorias desses dispositivos, como o aprimoramento da autonomia das baterias, necessidade de processos mais robustos de medição, pré e pós processamento de sinal no tempo estipulado de no máximo 300 ms. De forma que, não ocorra nenhum problema de funcionalidade, o usuário não sinta o atraso de resposta do atuador e realize um processo de fácil adaptação para uso diário do dispositivo protético.

Como contribuições desta pesquisa, buscou-se melhorar o processo de controle de próteses robóticas de membro superior, através do aprimoramento das técnicas de registro dos SMEs, provindos dos músculos flexor radial e extensor ulnar do

carpo, estimação dos movimentos de extensão e flexão do punho em tempo real e controle do atuador com uma malha de controle preditiva e estocástica, de forma que se tenha um processo robusto, menos sensível aos ruídos, com mínimo de atrasos, de baixo custo computacional e acessível economicamente.

1.2 Objetivos gerais e específicos

1.2.1 Objetivos gerais

O objetivo geral deste trabalho consiste em projetar um método de estimação de movimentos, a partir de SMEs, e realizar o controle de prótese mioelétrica em tempo real, com o compromisso de se produzir um método de fácil adaptação ao usuário, robusto à presença de defeitos de medição, menos sensível aos ruídos, com mínimo de atrasos no controle do atuador robótico, de baixo custo computacional e acessível economicamente.

1.2.2 Objetivos específicos

Objetivos específicos:

- Analisar as características dos SMEs.
- Identificar um modelo do tipo AR dos sistemas mioelétricos.
- Aplicar fusão sensorial e filtro de Kalman no processo de medição.
- Identificar e estimar os movimentos musculares e seus graus de atuação.
- Projetar um controlador estocástico de variância mínima generalizado para controle de atuadores robóticos.
- Analisar os resultados obtidos pela aplicação da técnica de estimação de movimentos abordada e da sintonia de controle proposta.

1.2.3 Materiais e métodos

Devido à capacidade de processamento, flexibilidade ao acesso e a relação custo benefício utilizou-se a placa Arduino Due, baseada no microcontrolador ATSAM3X8E, para conversão analógica-digital (A/D) do envelope EMG e para embarcar as técnicas abordadas de filtragem ativa, fusão e controle. Com auxílio do

circuito, de baixo custo e disponível comercialmente, *Muscle sensor V3* (ADVANCER TECHNOLOGIES, 2017), realiza-se o registro, amplificação, filtragem passiva, retificação e suavização do sinal mioelétrico.

Foram usados os ambientes de programação Matlab® e Python. O primeiro utiliza-se para sintonizar o FK, a fusão sensorial e o controlador GMV. O segundo foi usado para aquisição dos dados e plotagem *online* dos SMEs. Foram realizados testes com sinais gravados *off-line* para sintonizar as técnicas e testes *online* para gerar os gráficos e levantar os índices de desempenho recomendados pela literatura.

1.3 Estado da arte

Nesta seção é realizada uma síntese dos principais trabalhos, presentes na literatura, que utilizam as técnicas de identificação autoregressiva, filtro de Kalman e controle preditivo aplicados para filtragem de SMEs e controle de próteses.

Em Staude (2001) utiliza-se o método de mínimos quadrados recursivos para modelagem autorregressiva dos ruídos contidos no sinal EMG. Com intuito de utilizar o inverso do modelo autorregressivo para filtragem adaptativa de ruídos, denominado de filtro de *whitening*. Por fim, utiliza-se o sinal filtrado para detecção de intenção de movimentos.

O trabalho realizado por López et al. (2009) propõe a comparação entre a técnica de fusão descentralizada de Kalman e a média ponderada de variância (VWA, do inglês *Variance Weighted Average*) aplicadas para fusão de SMEs. Com intuito de atenuar ruídos e problemas de medição com a redundância sensorial. Por fim, a amplitude de contração muscular estimada, pelas técnicas, é aplicada como referência para efetuar o controle de uma junta robótica.

Em Delis (2011) propõe-se um algoritmo de estimação do ângulo do joelho utilizando fusão de dados, com filtro de Kalman, entre sinais mioelétricos e sensores proprioceptivos.

Em Dellis et al. (2011) elabora-se um protótipo de prótese mecânica ativa para perna humana, controlado por meio de modelos preditivos de intenção de movimento, alimentados por medições de diversos sensores contidos na prótese.

Em Menegaldo (2012) demonstra-se como a linearização e filtragem, para obtenção de envelope linear, causam atrasos de fase no sinal, visto que para bons

resultados necessita-se de filtros com ordens elevadas. Como solução propõe-se a utilização do filtro de Kalman, para melhorar a velocidade do processo e tornar viável a aplicação em tempo real.

Em Potluri et al. (2015) utiliza-se um método completo de estimação de força muscular e controle de prótese. Para a estimação de força, é utilizada a fusão sensorial com o método denominado de algoritmo otimizado de fusão de modelo linear (OLMFA, do inglês *Optimized Linear Model Fusion Algorithm*). No método proposto realiza-se a identificação autoregressiva em espaço de estados de 3 canais de EMG e por meio de uma rede neural realiza-se a fusão das variáveis. Para controle da prótese foi utilizado o controle LQG (do inglês, *Linear Quadratic Gaussian*), o qual realiza tratamento de ruídos com filtro de Kalman e fornece estabilidade para malha de controle do dispositivo mecatrônico.

Em Aguiar (2015) é realizada a modelagem cinemática do movimento do braço e aplica-se controle preditivo baseado em modelo para controle angular de 3 graus de liberdade do modelo identificado.

Em Menegaldo (2017) é realizado um estudo comparativo entre o filtro de Kalman e o filtro de Kalman estendido, aplicados para filtragem e estimação de movimento em tempo real, com o modelo biomecânico de Hill, por meio de sinais mioelétricos.

Na seção a seguir, é apresentado a organização dos capítulos desta dissertação.

1.4 Organização do trabalho

Este trabalho de dissertação está dividido da seguinte forma:

Inicialmente, no **Capítulo 2** apresenta-se uma revisão bibliográfica sobre o uso de SMEs, o funcionamento de próteses ativas e os tipos de controles. Em seguida, no **Capítulo 3** apresenta-se a Bioinstrumentação, atuador robótico e protocolo experimental.

No **Capítulo 4** apresenta-se a técnica de estimação de movimento, no qual é realizado o estudo dos modelos autoregressivos dos SMEs, e, a partir do modelo identificado, é feita a sintonia do Filtro de Kalman para filtragem e fusão sensorial. No **Capítulo 5** são discutidos os métodos de identificação do sistema a ser controlado e a sintonia de controle proposta do mesmo.

No **Capítulo 6** são discutidos e analisados os resultados dos testes *off-line* e on-line realizados com os sistemas projetados. No **Capítulo 7** são feitas as considerações finais, apresentados os resultados publicados provindos desta pesquisa e as propostas para trabalhos futuros.

2. Fundamentos dos Sinais Mioelétricos e Controle de Próteses Ativas

Existem várias técnicas para medir o sinal EMG, assim como para decifrá-lo para controle de próteses. A finalidade dessas técnicas é conseguir o máximo de informação determinística do sinal e identificar a intenção de movimento para atuar no membro robótico. Vários pontos podem ser ressaltados diante à medição dos SMEs e controle de próteses ativas. Dentre eles, pode-se mencionar a instrumentação de medição do sinal, a filtragem, o processamento, a técnica de decifração de intenção de movimento e controle aplicado para mover o atuador do dispositivo protético, para posição desejada.

Apresenta-se nas secções a seguir, uma revisão sobre os SMEs e o controle de próteses elétricas de membros superiores.

2.1 Noção do processo de contração muscular

A contração muscular ocorre por um conjunto de eventos elétricos e químicos. Sendo assim, o sistema nervoso central é responsável por gerar os impulsos nervosos que são conduzidos por fibras nervosas descendentes até atingirem a junção neuromuscular, onde, por meio de transmissão sináptica estimulam a fibra muscular despolarizando-a, gerando assim, uma cascata de reações químicas que irão resultar na contração muscular. O sistema músculo esquelético por sua vez, é responsável por aplicar mobilidade entre os ossos, ou seja, nas articulações, através da contração muscular. As fibras musculares são constituídas por dois tipos de filamentos sobrepostos de forma alternada, actina e miosina como visto na Figura 1.

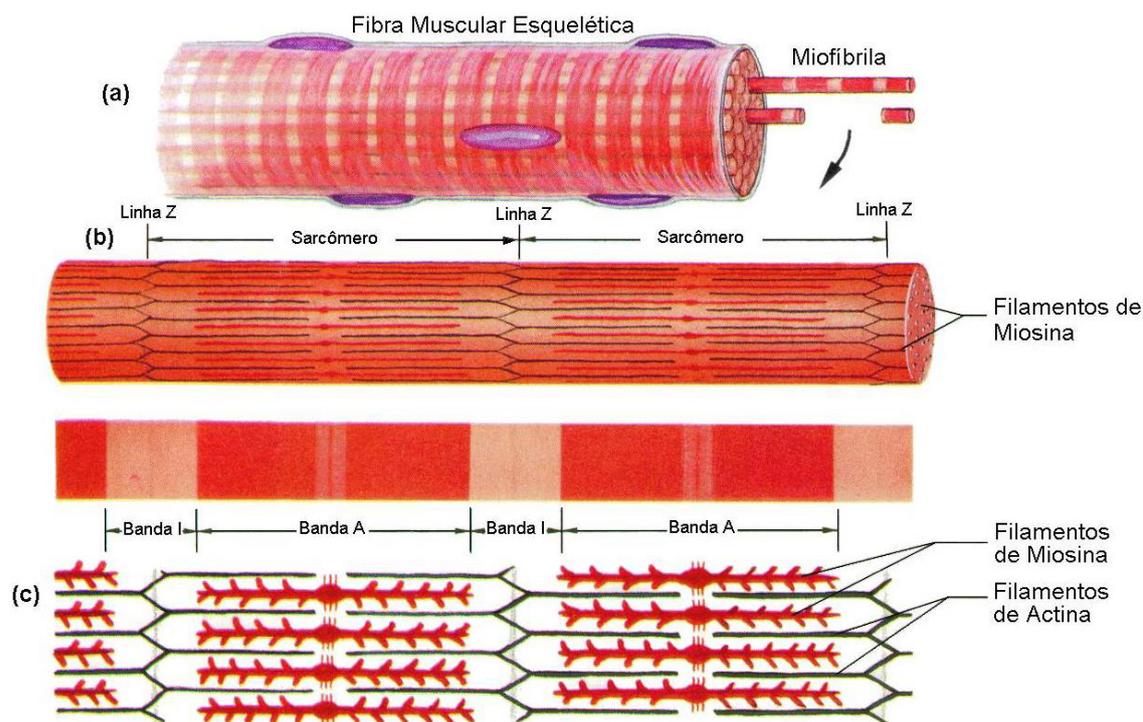


Figura 1: Estrutura da fibra muscular. a) Fibra Muscular. b) Miofibrila. C) Filamentos de Actina e Miosina. Fonte: adaptado de Beltramini (1999).

2.1.1 Tipos de contração

Existem dois tipos de contração muscular e se dividem em contração isométrica e contração isotônica.

A contração isométrica ocorre por uma força elástica no músculo, no qual não ocorre nenhuma alteração no seu comprimento total (FLECK; KRAEMER, 2017), ou seja, a força aplicada será igual à resistência imposta. Desta forma, não se tem movimento e nem alteração macroscópica do ângulo da articulação envolvida.

A contração isotônica, por sua vez, é caracterizada por realizar o movimento da articulação envolvida, pois as forças envolvidas promovem o encurtamento do músculo ou alongamento do mesmo quando precisa-se exercer uma força constante correspondente a uma carga ou resistência. (MOORE; DALLEY; AGUR, 2013; HALL, 2014)

A contração isotônica divide-se em duas categorias: contração concêntrica e contração excêntrica. Na contração concêntrica a força exercida sempre vence a resistência imposta sobre ela, caracterizando o encurtamento do músculo e a realização do movimento desejado. Em contrapartida, na contração excêntrica a resistência imposta

é maior que a força aplicada, resultando no alongamento do músculo e na não concretização do movimento desejado (HALL, 2014).

2.2 O Sinal mioelétrico

O sinal mioelétrico (SME) é gerado a partir do somatório de potenciais de ação nas unidades motoras (Figura 2), cuja sigla em inglês é MUAP (*Motor Unit Action Potencial*), presentes nas fibras. A sequência de MUAPs é denominada de trem de potenciais de ação da unidade motora, cuja sigla em inglês é MUAPTs (*Motor Unit Action Potencial Train*). Ao percorrer pelas fibras musculares os potenciais de ação geram campo eletromagnético em suas redondezas. A detecção deste campo por um eletrodo, de superfície ou intramuscular, é capaz de coletar a atividade elétrica dos MUAPTs referentes à contração do músculo medido, no que resulta no sinal mioelétrico. A técnica de registro do SME é chamada de eletromiografia e tem sido usada na atuação protética de mão desde 1948 (GEETHANJALI, 2016).

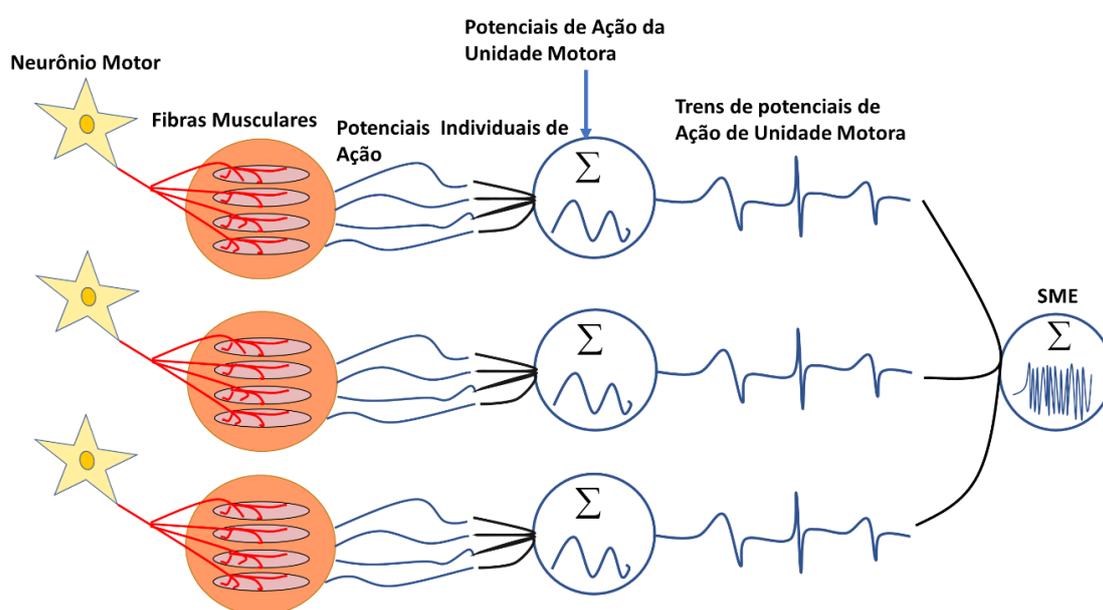


Figura 2: Representação esquemática da geração do sinal mioelétrico a partir do somatório dos MUAPTs.

A duração de um MUAP é de 2 a 10 ms, tem amplitude de 100 μ V a 2mV e banda de 5Hz a 10kHz. As unidades motoras devem ser ativadas repetidamente, pelo fato

de terem duração relativamente curta, para conseguir sustentar uma contração muscular por períodos maiores. Devido às diferenças entre MUAPs e sabendo que uma contração muscular pode incluir sinais de vários músculos, o sinal mioelétrico pode ser descrito como um processo estocástico no qual a função de densidade de probabilidade se aproxima de uma função Gaussiana (CREAM; KASMAN; HOLTZ, 1998; DELIS, 2011). Contudo, estudos recentes como o de Bagwell e Chappell (1995) e Oskoei e Hu (2007) indicam que o sinal EMG apresenta características determinísticas dentro dos primeiros 200 ms, sendo útil para reconhecimento de padrões e diversas funções.

A utilização do sinal EMG é bastante comum em sistemas de reabilitação, como em próteses de membros superiores, já que pode fornecer informações sobre a intenção de movimento, 50 a 100 ms antes do movimento realmente acontecer (ARTEMIADIS, 2012), pois a ativação e dinâmica da musculatura esquelética apresenta essa faixa de atraso eletromecânico (AEM). Além disso, com a análise dos SMEs pode-se obter informações de fadiga muscular e força de contração exercida.

Na Figura 3 apresenta-se um exemplo de SME do grupo flexor do punho, captado durante a flexão do punho com eletrodos em configuração bipolar. Na Figura 4 pode-se ver o espectro do mesmo sinal apresentado na Figura 3.

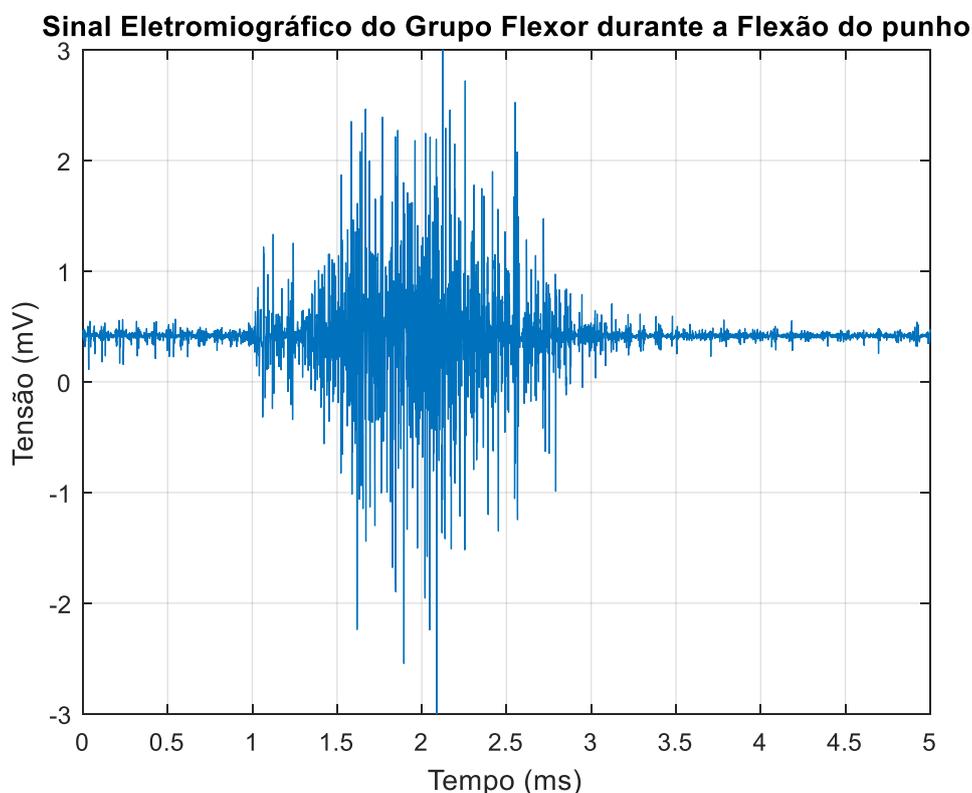


Figura 3: Sinal EMG registrado do músculo flexor radial do carpo, após a flexão do punho.

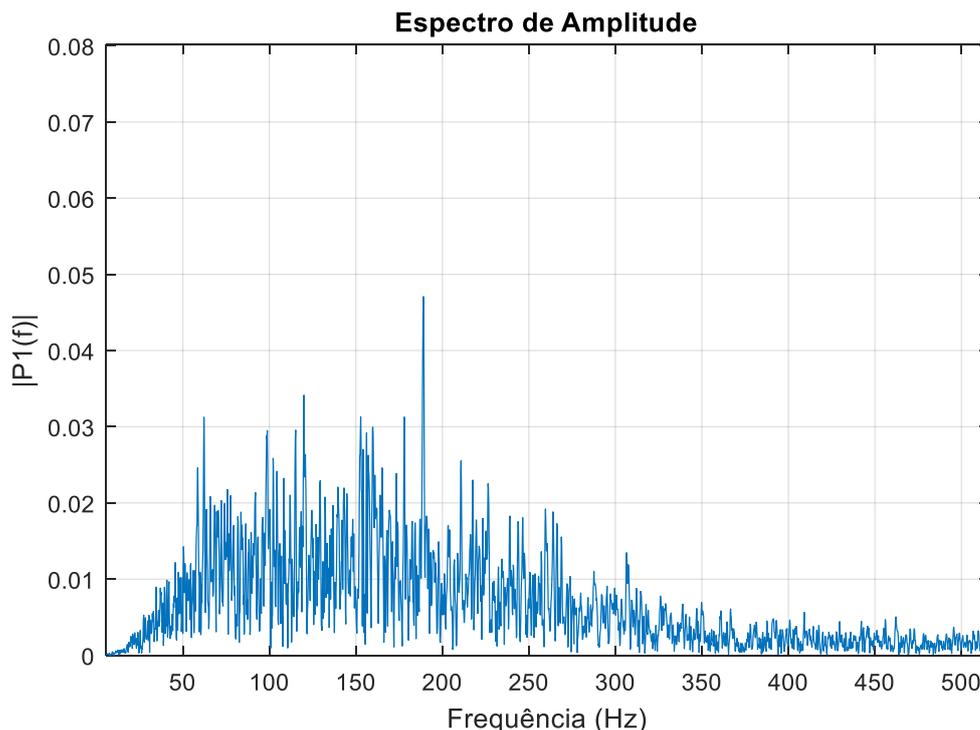


Figura 4: Espectro de amplitude do sinal EMG registrado do músculo flexor radial do carpo.

2.2.1 Captação, Condicionamento e Pré-processamento do Sinal Mielétrico

Para o registro do SME, utilizam-se eletrodos, que são sensores condutores e conseguem transmitir o potencial elétrico do organismo para fios elétricos. Existem dois modos para captação dos SMEs, o invasivo e o não invasivo. No primeiro, utiliza-se eletrodos de agulha intramuscular, que são implantados no músculo desejado e coletam diretamente os potenciais no local almejado. Esta é uma ferramenta clínica padrão muito utilizada para fins diagnósticos, no entanto os eletrodos de agulha causam incomodo no paciente, precisam de uma esterilização constante, podem quebrar dentro do músculo e só podem ser implantados por um médico (ORTOLAN, 2002). Os eletrodos não invasivos são os mais usados, visto que a sua utilização é mais rápida e de fácil acesso, pois com um conhecimento prévio pode-se realizar a coleta no músculo em estudo, colocando o eletrodo de superfície em cima da pele que recobre o músculo desejado. Para o registro dos sinais mioelétricos de superfície, geralmente são utilizados eletrodos de prata, Ag-AgCl, e gel eletrolítico para diminuir a impedância da pele e melhorar a condução do sinal, visto que a impedância entre a pele e o sensor deve ser no máximo de $10k\Omega$. Para

melhorar o registro dos sinais deve-se limpar a pele, evitar a colocação dos eletrodos em pelos e posicionar os eletrodos de forma correta no músculo em estudo.

Existem duas configurações para medir o SME de superfície, a unipolar e a bipolar. Na configuração unipolar, utiliza-se dois eletrodos e o sinal é provindo da diferença de potencial entre eles, sendo um deles a referência. A configuração bipolar é a mais utilizada em estudos que exploram a contração voluntária (SONO, 2012). Nesta configuração se tem a utilização de 3 eletrodos e o sinal é obtido pela diferença de potencial de dois eletrodos em relação ao terceiro, que funciona como referência. Na Figura 5 ilustra-se a configuração bipolar para medição dos SMEs.

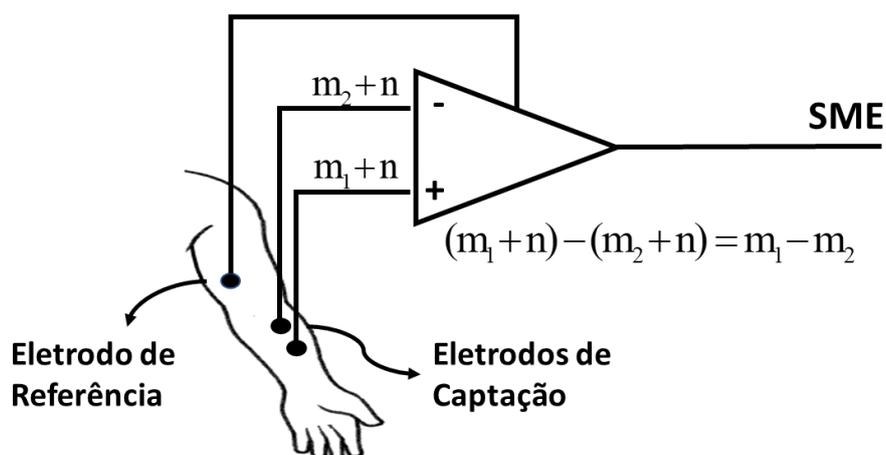


Figura 5: Configuração bipolar para medição de SMEs, com amplificador diferencial. O sinal EMG é representado por “ m_i ” e o ruído por “ n ”.

O posicionamento dos eletrodos no músculo é fundamental para uma boa medição dos SMEs. O eixo longitudinal dos eletrodos deve ser colocado paralelo à longitude das fibras musculares (BASMAJIAN; DELUCA, 1985), de forma que fique no ventre do músculo, ou seja, na parte do músculo com maior quantidade de fibras musculares. Na Figura 6 ilustra-se os sinais obtidos por diferentes posicionamentos ao longo da fibra muscular. A distância entre os eletrodos deve ser de no máximo 20 mm e o eletrodo de referência é normalmente posicionado em uma região óssea para minimizar sinais de outros músculos.

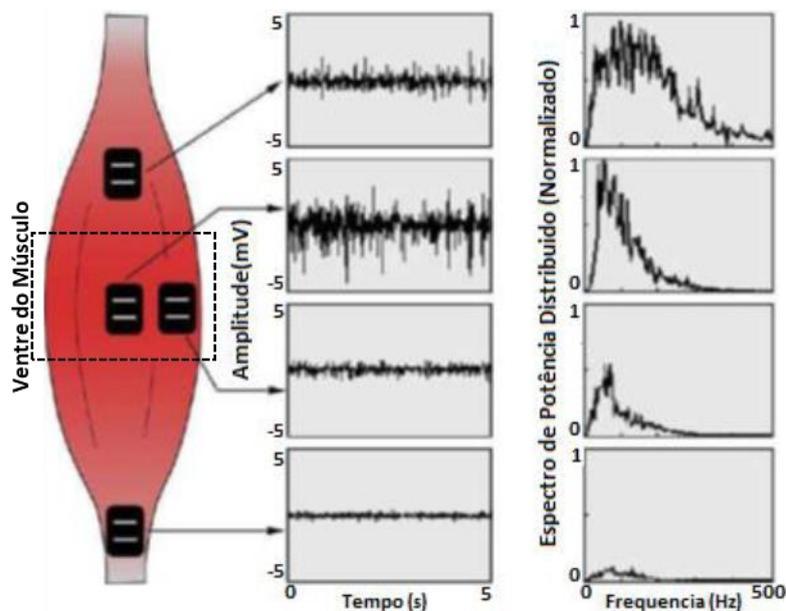


Figura 6: Sinais captados em diferentes posições dos eletrodos na fibra muscular. Fonte: adaptado de Deluca (1997).

Os SMEs de superfície têm componentes de frequência que variam desde o nível contínuo, até cerca de 500 Hz, mostrando maior concentração do sinal dentro da faixa de 50 Hz – 150 Hz (ORTOLAN, 2002). Sua amplitude pode variar entre 50 μ V e 5mV (pico-a-pico) ou 0 a 1,5 mV (rms), dependendo da localização dos eletrodos, do tipo de músculo analisado, e do nível de contração exercida (KONRAD, 2005).

No condicionamento dos sinais mioelétricos, geralmente utiliza-se pré-amplificadores com ganho de 10 a 50 dB para garantir a impedância do eletrodo com a impedância de entrada do próximo estágio de amplificação. Neste, por sua vez, são utilizados ganhos de 1 a 1000, e em geral são usados amplificadores de instrumentação, com intuito de atenuar os ruídos induzidos nas entradas do amplificador. Em seguida, utiliza-se um filtro passa faixa, na faixa de interesse de 10 a 500Hz.

Em processos no qual deseja-se obter informações em relação a energia do sinal EMG, utiliza-se a retificação de meia onda ou onda completa do sinal associado a um pré-processamento de envoltório linear (DELUCA, 1997), em função do tempo. O envelope linear normalmente é realizado por meio de filtros passa-baixa ou extração de características como sinal eficaz de onda (RMS, do inglês *Root Mean Square*)

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x^2(k)} \quad (1)$$

onde N é o tamanho da janelamento e $x(k)$ é o sinal EMG no instante k .

O envoltório linear é um tipo de média móvel que representa a magnitude do sinal EMG. Portanto, para utilização de filtros passa-baixa, existe um compromisso entre a suavização do envelope linear e a ordem do filtro. De acordo com Robertson (2013) a seleção das frequências de corte deve ser dentro da faixa de 3 a 50 Hz. Quando se utiliza informações como RMS, existe a necessidade de se ter janelamentos moveis, de 100 a 200ms, ao longo do sinal adquirido (DELUCA, 1997).

Para a digitalização do sinal, considerando as faixas de amplitude dos SMEs, recomenda-se conversores A/D de 12-16 bits para garantir uma boa resolução do sinal e respeitando-se o Teorema de Amostragem de *Nyquist* (DELIS, 2011), recomenda-se uma faixa de amostragem de 1000 Hz. Maiores informações sobre a instrumentação e condicionamento dos SMEs serão discutidas no capítulo 3.

2.2.2 Interferências e Ruídos no Sinal mioelétrico

Os SMEs provindos dos eletrodos de superfície apresentam alguns entraves em relação às aplicações em tempo real, principalmente para atuação de sistemas protéticos, pois essa técnica de medição tem uma resolução espacial mais limitada do que a invasiva e o sinal sofre atenuações e interferências de músculos secundários em sua medição. Além disso devido à baixa amplitude do sinal, que chega até 5 mV, precisa-se amplificar o mesmo com um ganho elevado, porém as interferências externas, ruídos de processo e ruídos de medição são amplificados junto com o sinal. Existem também atrasos de fase nos sinais causados na etapa de pré-processamento, interferências causadas por indução eletromagnética da rede de alimentação elétrica, problemas nos canais de gravação e a entrada direta de ruídos por artefatos de movimentos, causados pelos movimentos do usuário ou contato fraco entre a pele e o sensor. No controle de próteses mioelétricas, pode-se também encontrar ruído adicionado pela fonte de energia dos atuadores robóticos e o atraso do segurador de ordem zero (ZOH, do inglês *Zero Order Hold*) da malha de controle digital. Dentre os elementos que interferem e causam limitações para utilização do SME de superfície destacam-se:

Interferências Eletromagnéticas: A interferência eletromagnética pode ser causada por equipamentos como televisão, transmissões de rádios, fios elétricos e, principalmente, pela frequência de 60Hz da rede de transmissão de energia elétrica

(CASCÃO JR et al., 2005), visto que a frequência de 60 Hz está dentro da banda de maior concentração de energia do sinal EMG. Existem várias técnicas para eliminar essas interferências, que vão desde o uso de fios entrelaçados à utilização de filtros capazes de atenuar esta interferência (DELIS, 2011).

Artefatos de Movimento: São ruídos gerados pelos movimentos de cabos que conectam os eletrodos ao amplificador, e pelo contato fraco entre a pele e o eletrodo de superfície. Os ruídos gerados pelos movimentos de cabos têm uma frequência baixa e podem ser atenuados com a presença de filtros passa alta de 20 Hz a 50 Hz. Os movimentos do usuário podem causar mau contato ou o contato fraco do sensor com a pele, resultando em mudanças de impedância. Com isso, podendo resultar, na atenuação ou na saturação do sinal e em falsas ativações do mesmo (LÓPEZ et al., 2009).

Crosstalking: É a interferência de músculos secundários na medição em um músculo específico, visto que o sistema músculoesquelético humano é altamente redundante no nível de atuação e os músculos são muito próximos uns dos outros, na maioria dos casos, se sobrepondo, por dentro dos membros (ARTEMIADIS, 2012). Portanto, a medição em um músculo específico não é uma tarefa simples, pois a interferência entre os músculos adjacentes está quase sempre presente, especialmente nos músculos dos membros superiores.

Ganho Alto de Amplificação do sinal EMG: Devida às baixas amplitudes do sinal EMG, precisa-se ter uma amplificação, com ganhos altos. Assim, ao amplificar o sinal EMG amplifica-se também o ruído do processo, as interferências de *crosstalking* e os ruídos causados pelos artefatos de movimentos. Para o controle de próteses mioelétricas isso é um grande problema, visto que o sinal fica bastante sensível às mudanças de amplitudes, levando valores incompatíveis para a malha de controle. Dessa forma, as articulações e juntas robóticas podem ser submetidas a velocidades e deslocamentos maiores do que os recomendados.

Atrasos de pré-processamento: Quando o nível de atividade muscular está sendo investigado, para suprimir flutuações de alta frequência, o sinal retificado é alisado por filtro passa-baixa, resultando em um envoltório linear (MARCHETTI; DUARTE, 2006). Porém, o alisamento do sinal EMG causa atrasos de fase. Com isso, quanto maior

o alisamento realizado, maior será o atraso de resposta do envelope linear, visto que a ordem do filtro ou tempo de janelamento da técnica utilizada devem aumentar.

Todos os itens mencionados são falhas potenciais e se não forem devidamente considerados, para o controle de próteses em tempo real, podem resultar em danos ao sistema e ao usuário. Apresenta-se na Figura 7 as etapas de condicionamento dos SMEs e as interferências e ruídos na medição do sinal.

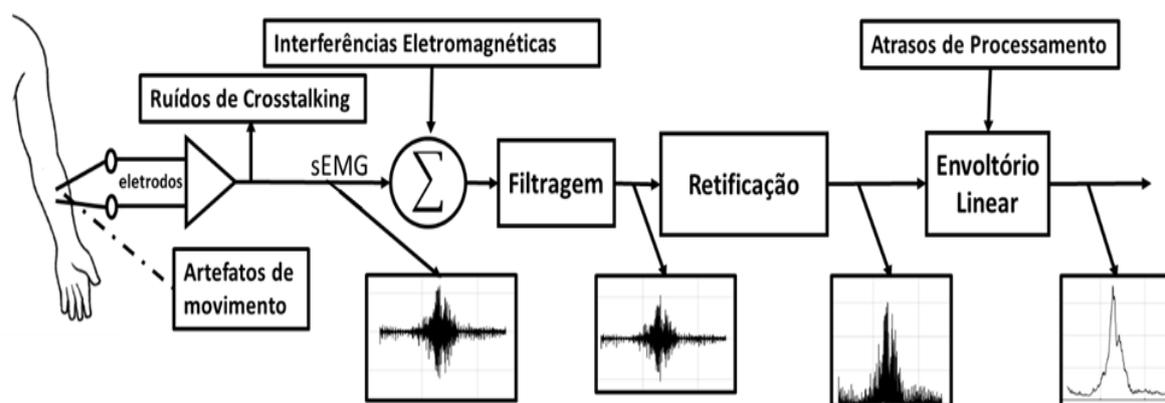


Figura 7: Etapas em que ocorrem as interferências e ruídos no SME.

2.3 A Mão Humana

A mão humana é um dos órgãos motores mais importantes e utilizados no dia a dia do ser humano (CAMARGO, 2008), pois permite a execução de elevado número de funções, como: sensoriais, manipulação de objetos e preensão (CHAO, 1989). A grande mobilidade da mão é devido aos 23 graus de liberdade, sendo cinco graus de liberdade para o polegar, dois graus de liberdade para a palma da mão e quatro graus de liberdade para cada um dos demais dedos. Por isso, consegue realizar diferentes formas de agarramentos e manipulação de objetos.

Dois conjuntos de músculos são responsáveis pelos movimentos da mão, os extrínsecos, presentes no antebraço e os intrínsecos, presentes na própria mão. Uma das principais características dos músculos da mão e do antebraço é a grande velocidade de acionamento (MOORE; DALLEY; AGUR, 2013). O estudo sobre a motricidade da mão é de grande importância para o desenvolvimento de próteses ativas multifuncionais, pois estas próteses devem executar tarefas com o mesmo nível de funcionalidade que um membro normal. Diante disso, há a necessidade de dispositivos protéticos rápidos, com o

objetivo de reproduzir a funcionalidade da mão humana no dia-a-dia (SONO, 2012; MOORE; DALLEY; AGUR, 2013).

2.3.1 Amputação de Membro Superior e Reabilitação

A perda de um membro superior causa um grande impacto psicológico e físico, pois além da pessoa tornar-se incapaz de realizar funções comuns de pegar e manipular objetos, limitando sua capacidade de realizar grande parte das tarefas diárias, também lidam com o abalo psicológico, devido as alterações em sua aparência (PILLET; DIDIER, 2001). A amputação tem como objetivo aliviar a dor, remover tecido doente e morto. Em muitos casos, pode ser o único recurso para um membro seriamente atacado por uma infecção ou um traumatismo grave. Em uma cirurgia de amputação, o processo deve ser executado de forma que favoreça a cicatrização da ferida e se tenha o coto¹ provisório, mantendo o máximo de terminações nervosas, para o uso das próteses que possam devolver a funcionalidade do membro (BLOHMKE, 1994).

O nível de amputação precisa ter uma atenção especial pela equipe médica e dependendo da altura da amputação se tem a influência direta na reabilitação do paciente. Entre os tipos de amputação existe a transradial, que é a amputação de um membro superior abaixo do cotovelo, como a mão. Desta forma, levando em consideração que vários músculos que executam os movimentos da mão estão localizados no antebraço, é interessante a preservação dos mesmos pois são boas fontes de SME para reabilitação e controle de próteses de mão. Os principais músculos superficiais do antebraço, que podem ser utilizados para coleta de SME, para controle de próteses, são apresentados na Figura 8.

¹ Coto é a parte restante de um membro após a amputação.

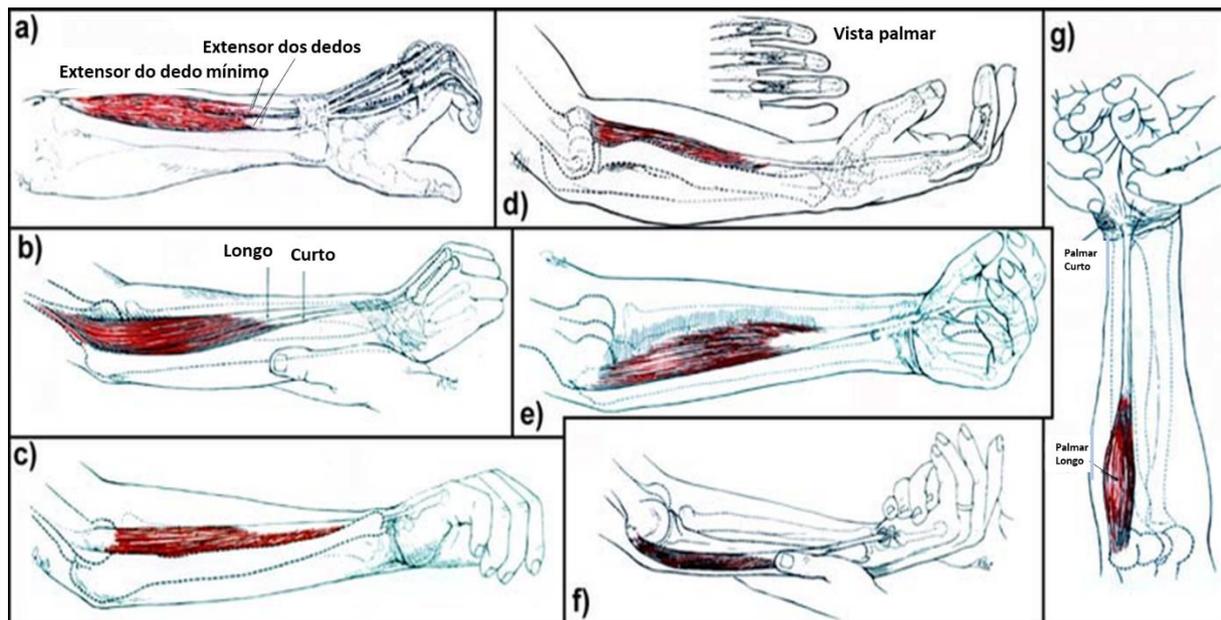


Figura 8: Principais músculos superficiais do antebraço. Grupo extensor: (a), (b), (c); Grupo Flexor: (d), (e), (f), (g). (a) Extensor dos dedos e extensor do mínimo, (b) Extensores radiais longo e curto do carpo, (c) Extensor ulnar do carpo, (d) Flexor superficial dos dedos, (e) Flexor radial do carpo, (f) Flexor ulnar do carpo, (g) Palmar longo e curto. Fonte: adaptado de Kendall e McCreary (1986).

2.4 Próteses para Membros Superiores

Existem duas categorias de próteses, as Passivas e as Ativas. As próteses Passivas foram as primeiras próteses a surgirem e são dispositivos estáticos que não possuem movimentos de articulações. São usadas devido a sua aparência estética ou para trabalho, apresentando uma ferramenta na ponta mais distal da prótese (CAMARGO, 2008). O segundo tipo são as próteses Ativas, que são as mais requeridas pelos usuários e são caracterizadas por terem movimentos articulados em suas partes, controladas pelo usuário.

As próteses ativas são divididas em três tipos: as próteses energizadas pelo corpo (Próteses *Body-Powered*), as energizadas por unidades externas (Próteses *Externally-Powered*) e as híbridas.

2.4.1 Próteses Energizadas pelo Corpo

As Próteses energizadas pelo corpo são constituídas por uma estrutura mecânica, que aproveita a força de movimento de alguma parte do corpo para ser operada e executar o movimento da prótese. Normalmente utiliza-se o sistema de “arreios” para fixar a prótese ao membro amputado e servir de apoio para a execução do movimento. A Figura 9 ilustra uma prótese *Body-Powered*, denominada de “*PHOENIX HAND*”, de baixo custo, feita em impressora 3D e pode ser controlada por pessoas que sofreram amputação do membro superior e se manteve o movimento do punho (Figura 10).

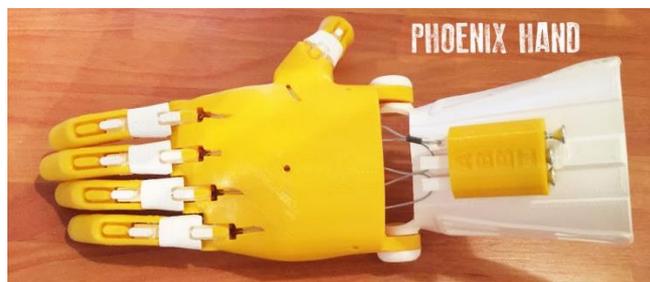


Figura 9: Prótese Phoenix Hand, energizada pelo movimento do punho. Fonte: enablingthefuture (2017).

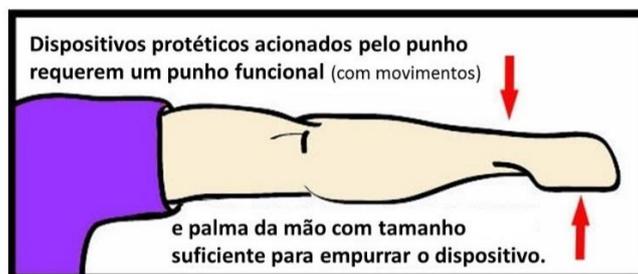


Figura 10: Amputados ou pessoas com agenesia de mão que possuem um punho funcional. Fonte: adaptado de enablingthefuture (2017).

2.4.2 Próteses Energizadas por Unidades Externas

As próteses energizadas por unidade externas se subdividem em elétricas e pneumáticas. As próteses pneumáticas têm válvulas pneumáticas como atuadores e são acionadas por gás comprimido. Esses dispositivos são acionados e controlados pela contração muscular do coto. Porém, esses dispositivos tem uma grande rejeição dos

usuários pelo fato de serem pesados, não terem controle da força exercida e o elevado grau de ruído presente no funcionamento.

As próteses elétricas possuem interruptores em contato com a pele, como os eletrodos de superfície, que detectam a contração muscular, para ativar os servomotores presentes nas próteses. Em comparação com as próteses pneumáticas, as elétricas possuem maior aceitação e têm desvantagens similares em relação ao elevado grau de ruídos. Contudo devido aos avanços da eletrônica e do ramo de baterias, as próteses elétricas são mais leves e compactas. Na Figura 11 ilustra-se uma prótese elétrica, movida por um servomecanismo e seus componentes mecânicos, desenvolvida no Brasil por Andrade et al. (2007).

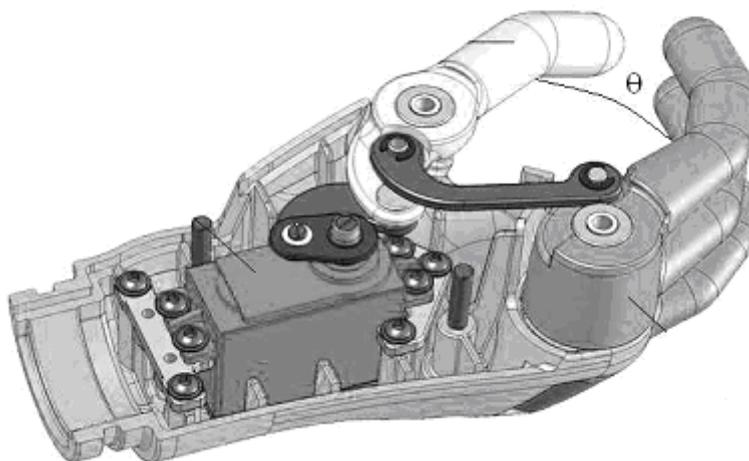


Figura 11: Estrutura de prótese elétrica de mão. Fonte: Andrade et al. (2007).

2.5 Próteses Mioelétricas de Membros Superiores

As próteses mioelétricas são dispositivos protéticos que utilizam informações dos sinais mioelétricos para identificar a intenção de movimento e assim realizar o controle de uma ou várias juntas robóticas. Desta forma, os dispositivos protéticos acionados por SMEs são os mais requeridos pelos usuários, visto que possuem acionamentos independentes de cabos, têm fácil adaptação de controle e o registro dos SMEs não é invasivo.

O sinal de eletromiografia foi utilizado na atuação protética das mãos desde 1948 e a produção comercial de próteses eletromiográficas teve início em meados da década de 1960 no Instituto Central de Pesquisa Robótica em Moscou. O primeiro sistema

comercial de mão robótica foi produzido pelos russos (KOBINSKI et al.,1960) e por volta de 1967 já existiam próteses comerciais, produzidas pela empresa alemã *Otto Bock* e pela empresa australiana *Viennatone* (NICOLAI; TEODORSSCU; JAIN, 2001). Atualmente, existem diversas linhas de pesquisas de indústrias e centros acadêmicos que visam melhorar a funcionalidades desses dispositivos e deixá-los mais acessíveis economicamente. Dentre os trabalhos de próteses de membros superiores podem-se destacar alguns, como a mão multifuncional denominada de “MÃO DE SÃO CARLOS” (CUNHA et al.,2000), o projeto de prótese “*MANUS HAND*” (PONS et al., 2005) com realimentação sensorial e vários tipos de garras, a prótese com redução de atuadores denominada de “*SOUTHAMPTON HAND*” (KYBERD et al., 2001), a prótese de mão “*COSMETIC PROSTHETIC HAND*” (CAROZZA, 2005), desenvolvida para produção seriada e com baixo custo, além de outras em testes e em desenvolvimento.

2.5.1 Estratégias de Controle de Movimento

A eficiência do controle de próteses mioelétricas depende diretamente do sistema em malha fechada que engloba paciente-prótese (CAMARGO, 2008). A utilização do sistema protético tem como intuito a reabilitação motora, estética e tátil do usuário, de forma que o dispositivo não seja apenas um anexo e sim uma prótese com funções próximas do sistema fisiológico original. Porém, os sistemas artificiais atuais ainda não conseguem replicar de forma idêntica o sistema fisiológico. Contudo, existem diversas técnicas de controle e métodos para decifrar a intenção de movimento a partir do SME. Tais estratégias de controle protético são bem usuais e conseguem devolver algumas funcionalidades do membro que foi amputado.

O trabalho de Geethanjali (2016) em “*Myoelectric control of prosthetic hands: state-of-the-art review*” classificou as técnicas atuais de controle de movimentos para próteses de membros superiores e entre as várias técnicas de controle de movimentos classificadas, destacam-se o controle *on/off*, controle proporcional, controle direto, controle por regressão mioelétrica e controle baseado em reconhecimento de padrões mioelétricos. Na Figura 12 apresenta-se o diagrama esquemático das técnicas de controle mioelétricas comumente empregadas, segundo Geethanjali (2016).

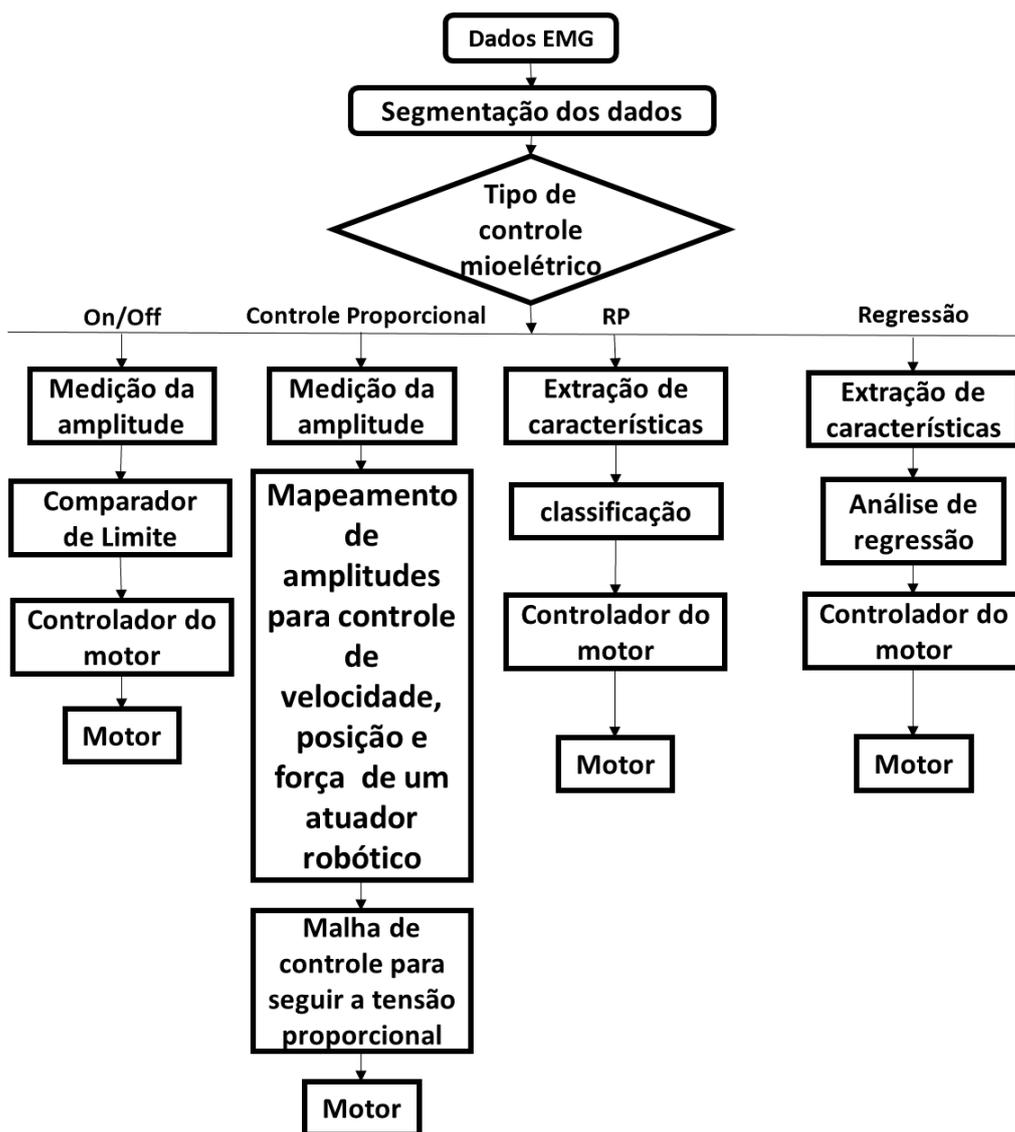


Figura 12: Tipos de controle de próteses mioelétricas. Fonte: adaptado de Geethanjali (2016).

O controle *ON-OFF* é uma técnica bem antiga e simples de controle realimentado de membros com atuadores robóticos (ALMSTRÖM, 1977). Esta técnica utiliza velocidade constante para atuações no sentido horário e anti-horário dos dispositivos protéticos. Este método de controle é recomendado para no máximo 2 graus de liberdade, e no mesmo se tem um identificador de contração do músculo. Portanto, se o sinal registrado ativar o algoritmo de intenção de movimento, ao passar por um limiar de amplitude pré-determinado, por exemplo, a prótese executa o movimento da junta robótica até ativar um sensor fim-de-curso ou ocorrer o intertravamento das juntas.

No controle Proporcional, utiliza-se as informações de intensidade de energia da contração muscular, neste caso necessita-se do pré-processamento de envelope linear

aplicado ao sinal retificado, para controlar proporcionalmente a tensão do motor da junta robótica ou gerar referências para a malha de controle do atuador (Figura 13). Desta forma, podendo controlar a posição e velocidade de atuação da prótese. Uma topologia usada com a técnica Proporcional é denominada de “dois-sítios dois-estados” (DE OLIVEIRA ANDRADE, 2000) no qual se usa um par de eletrodos posicionados em dois músculos antagonistas² (NICOLAI; TEODORSSCU; JAIN, 2001). A contração de um dos músculos realiza o fechamento da mão proporcionalmente à energia de contração, e para abertura da mão utiliza-se da mesma maneira o músculo antagonista. Esta técnica trabalha de forma análoga ao funcionamento do corpo humano, no qual se tem dois grupos musculares para movimento de uma junta (NICOLAI; TEODORSSCU; JAIN, 2001).

A simplicidade de implementação e a facilidade de adaptação pelos usuários foram os principais motivos para que esse sistema se tornasse bastante difundido. Porém, esse método é eficiente para poucos graus de liberdade e devido à natureza do SME de superfície pode-se ter imprecisões no controle dos atuadores, devido a presença de ruídos, problemas de *crossalking*, interferências por artefatos de movimentos e atrasos no pré-processamento, presentes em sua estrutura. Atualmente, existem muitos métodos que utilizam a técnica de controle proporcional com o SME para controlar o torque, a velocidade e a posição dos atuadores robóticos (ANDRADE et al., 2007).

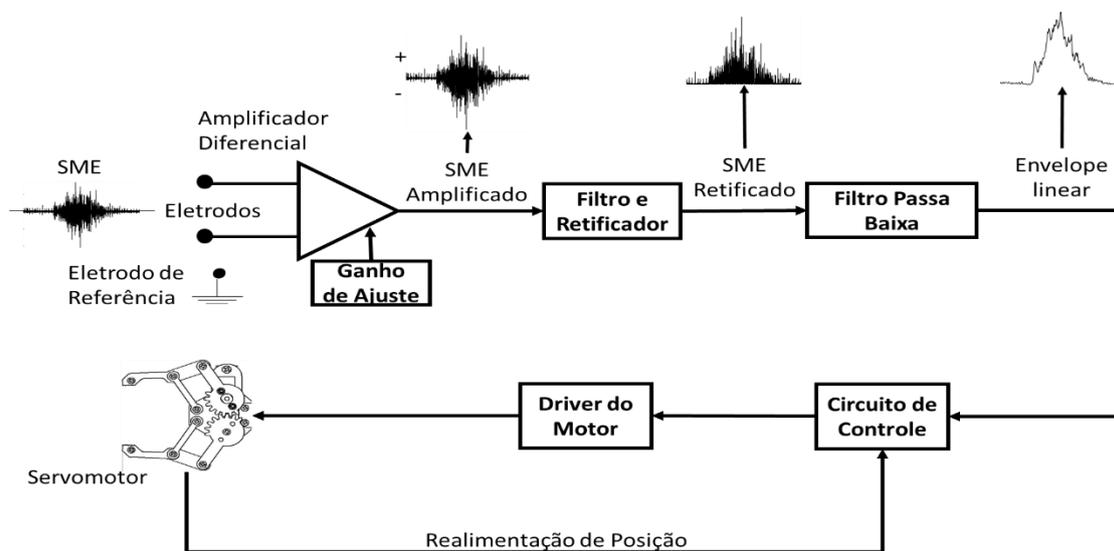


Figura 13: Diagrama do método de controle proporcional de prótese mioelétrica

² Antagonista é classificação de um músculo cuja contração é contrária a provocada por um músculo agonista, ou seja, o primeiro relaxa enquanto o segundo flexiona.

O Controle Direto é similar ao controle proporcional e se utiliza vários eletrodos para captar vários grupos musculares. Assim, de acordo com o músculo contraído pelo usuário se tem como resultado um determinado movimento realizado pela prótese. Porém problemas como *crosstalking* inviabilizam a utilização de SMEs de superfície, sendo necessário para melhor funcionamento a utilização de eletrodos intramusculares.

O controle por regressão mioelétrica, é uma técnica recente e promove o controle simultâneo de várias articulações e ângulos articulares. Este método vem sendo bastante utilizado em próteses funcionais, que apresentam vários graus de movimentos. Este controle utiliza a técnica de regressão linear, como a matriz da factorização não negativa, para interpretar os movimentos e obter combinações flexíveis de sinergias musculares (LEE, 1984). Essa estratégia reduz o número de variáveis controladas e, conseqüentemente, as demandas computacionais no sistema (D'AVELLA; SALTIEL; BIZZI, 2003).

O controle baseado em reconhecimento de padrões (RP), relaciona os padrões de movimentos dos músculos com os movimentos que a prótese deve realizar. A extração de características dos SMEs é fundamental para uso das técnicas de reconhecimento de padrões dos movimentos, pois devido as informações aleatórias desses sinais é inviável apresenta-lo diretamente a um classificador (CASCÃO JR et al., 2005). Dessa forma, são utilizados janelamentos no sinal para extrair as suas características. Estas por sua vez podem ser analisadas no domínio do tempo, no domínio da frequência e de forma híbrida. Os classificadores utilizam as informações das características extraídas do sinal para identificar os padrões de movimentos. Na literatura, encontram-se a utilização de classificadores desde os mais simples como sistemas especialistas com *if-else*, até classificadores mais aprimorados como lógica Fuzzy (AJIBOYE; WEIR, 2005), Redes Neurais (SOARES et al., 2003) e algoritmos genéticos (OSKOEI; HU, 2006). Após as etapas de janelamentos, extração de características e classificação, são gerados os comandos para a malha de controle atuar nas juntas robóticas. Um ponto que causa um grande obstáculo para o uso deste método de controle é o fato que para realizar todas essas etapas, precisa-se de uma demanda computacional grande, com grande capacidade de processamento para realizar as operações dentro do tempo máximo permitido de 300 ms e com sucesso (COELLHO et al., 2008).

2.6 Conclusão de Capítulo

Neste capítulo, foram apresentados alguns conceitos teóricos sobre o funcionamento da contração muscular, o processo de geração e os métodos de aquisição dos sinais mioelétricos. Com isso, nota-se que os SME têm características únicas e para sua medição, condicionamento e pré-processamento deve-se considerar as amplitudes e faixas de frequência necessárias para aplicação desejada.

Foi enfatizado a importância de um membro superior, as causas decorrentes de amputação e os tipos de próteses que existem para reabilitação, dando ênfase nas próteses elétricas acionadas por sinais mioelétricos.

Foram apresentados também os problemas decorrentes de medição do SME por eletrodos superficiais, nos quais são grandes entraves para o avanço de controle de próteses em tempo real. Por fim foram apresentadas as técnicas atuais para decifrar a intenção de movimento e realizar o controle de movimento de próteses mioelétricas.

3. Bioinstrumentação, Atuador Robótico e Protocolo Experimental

Neste capítulo será abordada a instrumentação utilizada para coleta dos SMEs, o condicionamento desses sinais e o protocolo experimental utilizado. São abordados também, as características de funcionamento do *software* de aquisição e do protótipo de baixo custo construído para medição dos sinais e controle de uma junta robótica.

Na Figura 14 apresenta-se um diagrama esquemático do equipamento experimental, composto pelo módulo de bioinstrumentação, atuador robótico e *software* de aquisição e plotagem de dados *online*.

O módulo de bioinstrumentação é utilizado tanto para instrumentação de EMG quanto para embarcar a técnica de filtro de Kalman e a lei de controle do GMV. Dessa forma, o módulo permite realizar a leitura de 4 canais de eletromiografia em configuração bipolar, realizar o filtro de Kalman em cada canal, realizar a fusão de cada par de canais provenientes do mesmo músculo e controlar, com uma técnica preditiva e estocástica, um servomecanismo acoplado em uma garra robótica. Além disso o equipamento de bioinstrumentação fornece o protocolo de comunicação USB.

O *software* de aquisição e plotagem viabiliza a aquisição dos dados em tempo real, provindos do módulo de aquisição, e plota esses dados em um gráfico.

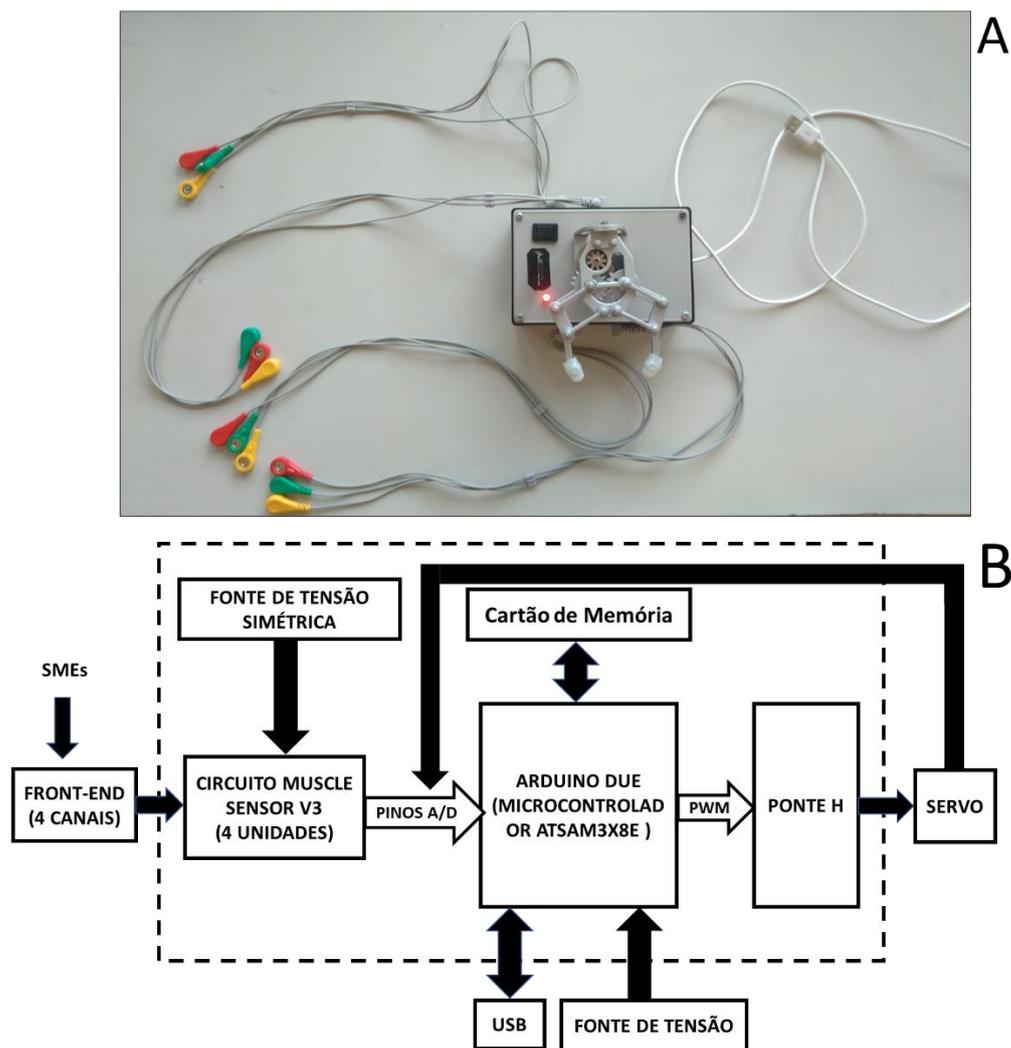


Figura 14: (A) Equipamento experimental de bioinstrumentação, (B) Esquemático do equipamento bioinstrumental.

Nas seções a seguir serão descritos com mais detalhes o funcionamento do módulo de bioinstrumentação, o funcionamento do atuador robótico, o *software* de aquisição e o protocolo experimental.

3.1 Equipamento de Bioinstrumentação

O equipamento de bioinstrumentação é composto pela placa Arduino Due, baseada no microcontrolador ATSAM3X8E, e 4 unidades do circuito, de baixo custo e disponível comercialmente, *Muscle sensor V3* (MSV3) (ADVANCER TECHNOLOGIES, 2017), ponte H (circuito L293D) e servomecanismo acoplado a uma garra robótica.

A bioinstrumentação para coleta e condicionamento de sinais musculares, é importante para se obter um sinal EMG com menos problemas de atenuações, interferências e ruídos. Outro ponto de grande importância, é garantir que a resolução de conversão A/D e frequência de processamento, de sistemas embarcados, estejam dentro dos padrões aceitos para a digitalização e processamento dos SMEs. Diante disso, utilizou-se o circuito *Muscle sensor V3* (Figura 15), para realizar o pré-processamento e condicionamento de 4 canais de coleta EMG. O circuito MSV3 é alimentado por uma fonte simétrica de ± 9 volts, nos pinos -Vs, GND e +Vs, e permite realizar o registro, retificação, filtragem, pré-processamento de envoltório linear e amplificação dos sinais mioelétricos. Após o pré-processamento, os sinais vindos do pino SIG, são introduzidos nas portas analógicas do Arduino Due. Este, por sua vez, é utilizado com uma configuração de conversor A/D de 12 bits e frequência de amostragem de 1200 Hz/canal.

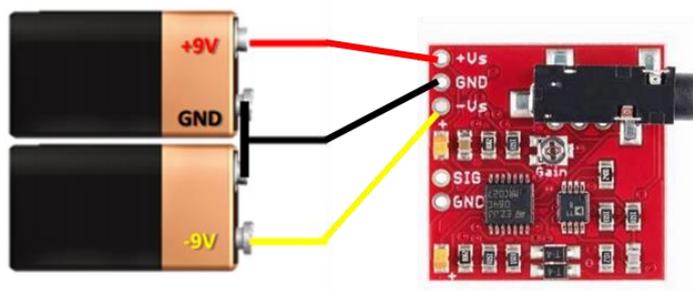


Figura 15: Sensor EMG *Muscle sensor V3* alimentado por fonte simétrica DC. Fonte: Adaptado de *Advancer Technologies* (2017).

Para a estrutura do filtro de Kalman e de controle do servomecanismo, utilizou-se o TIMER 1 do Arduino, dedicado para cada técnica. Assim, como a frequência de interesse do SME chega até 500Hz, o filtro de Kalman é embarcado e executado a cada 1ms, ou seja, com uma frequência de 1kHz. A lei de controle GMV para controlar a garra robótica é executada a cada 100ms, pois a resolução mecânica do sistema RAJG é de baixa velocidade.

3.1.1 Atuador Robótico

Como atuador robótico utiliza-se a planta didática *Robot Arm Joint Gripper* (RAJG) (PINHEIRO et al., 2017). O RAJG (Figura 16) é composto por um servo motor

acoplado a uma garra robótica, com dimensões disponíveis no Apêndice B. A planta robótica tem uma modificação na estrutura do servo motor, o qual consiste em retirar o circuito de controle que já vem de fábrica, soldar um fio no pino de saída da tensão do potenciômetro, do servo motor, para conectá-lo ao conversor A/D do Arduino e assim fechar a malha de controle. Para finalizar, utiliza-se uma ponte-H conectada aos terminais do motor, no qual funciona com tensão de 5 volts. Como realimentação sensorial, utiliza-se o potenciômetro acoplado no servomecanismo, o qual resulta em uma resposta de 0 a 5 volts e pode ser facilmente relacionado com a variação angular de 0 a 180° do servo motor. Então com a utilização da placa Arduino Due pode-se controlar a posição angular e velocidade da garra robótica e por meio da ponte-H pode-se girar o eixo do servomecanismo para o sentido horário e anti-horário, resultando na abertura e fechamento da garra. Por questão de proteção, o RAJG tem um mecanismo de intertravamento na estrutura mecânica da garra, que mantém constante o torque exercido, ao exercer pressão, dessa forma evitando que o servo seja forçado ao pressionar algum objeto.

Essa planta didática, foi utilizada como objeto de estudo, sendo esse estudo publicado no trabalho “Identificação de modelo discreto linear de um servomecanismo usando mínimos quadrados estendido recursivo”, realizado durante a dissertação, e é uma opção simples e barata que permite aos usuários obter rapidamente uma planta física real, a fim de testar a modelagem, controle e algoritmos de estimação.

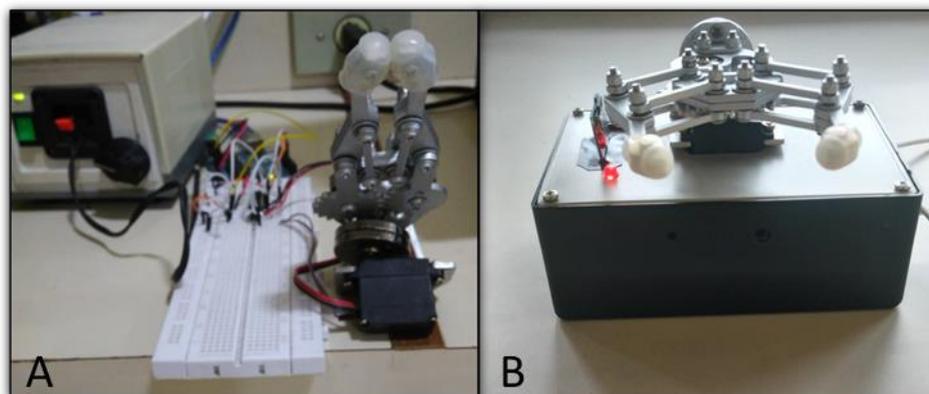


Figura 16: Planta *Robot Arm Joint Gripper*. A) Fase de desenvolvimento da planta RAJG. B) Planta RAJG embarcada com o módulo de bioinstrumentação.

3.1.2 *Software de Aquisição e Visualização de Dados*

O *software* utilizado (Figura 17) foi desenvolvido com a linguagem Python, pois é um ambiente de programação leve, que vem sendo amplamente utilizado pela comunidade científica e é gratuito. Ao ser inicializado, o *software* começa a comunicação serial com velocidade de 250000 bits/s e se comunica com o equipamento de bioinstrumentação. Os vetores de dados, que chegam a cada período de amostragem, são armazenados em um arquivo de extensão “txt”. Após isso, existem dois modelos de visualização dos dados. O primeiro é apenas para instrumentação e os valores das aquisições são plotados em 4 gráficos para visualização dos canais EMG em tempo real. O segundo permite acompanhar o resultado do filtro, a fusão sensorial e a tensão para o RAJG, resultante da lei de controle embarcada.

Para plotagem dos dados, foi utilizada a técnica *DrawLastScreen* (DELIS, 2011), que a cada amostra de dados desenha no gráfico apenas a nova amostra, completando o gráfico que já havia na tela. Com isso, o processamento torna-se independente do número de amostras acumuladas. A cada 1000 amostras o gráfico se reinicia, para acompanhar os novos dados. Após a aquisição os dados são salvos em um arquivo de texto e são exportados para o Matlab[®], para modelagem e sintonia do filtro de Kalman. Os códigos do programa em Python e Matlab[®] estão disponíveis para *download* no repositório em Dutra (2018).

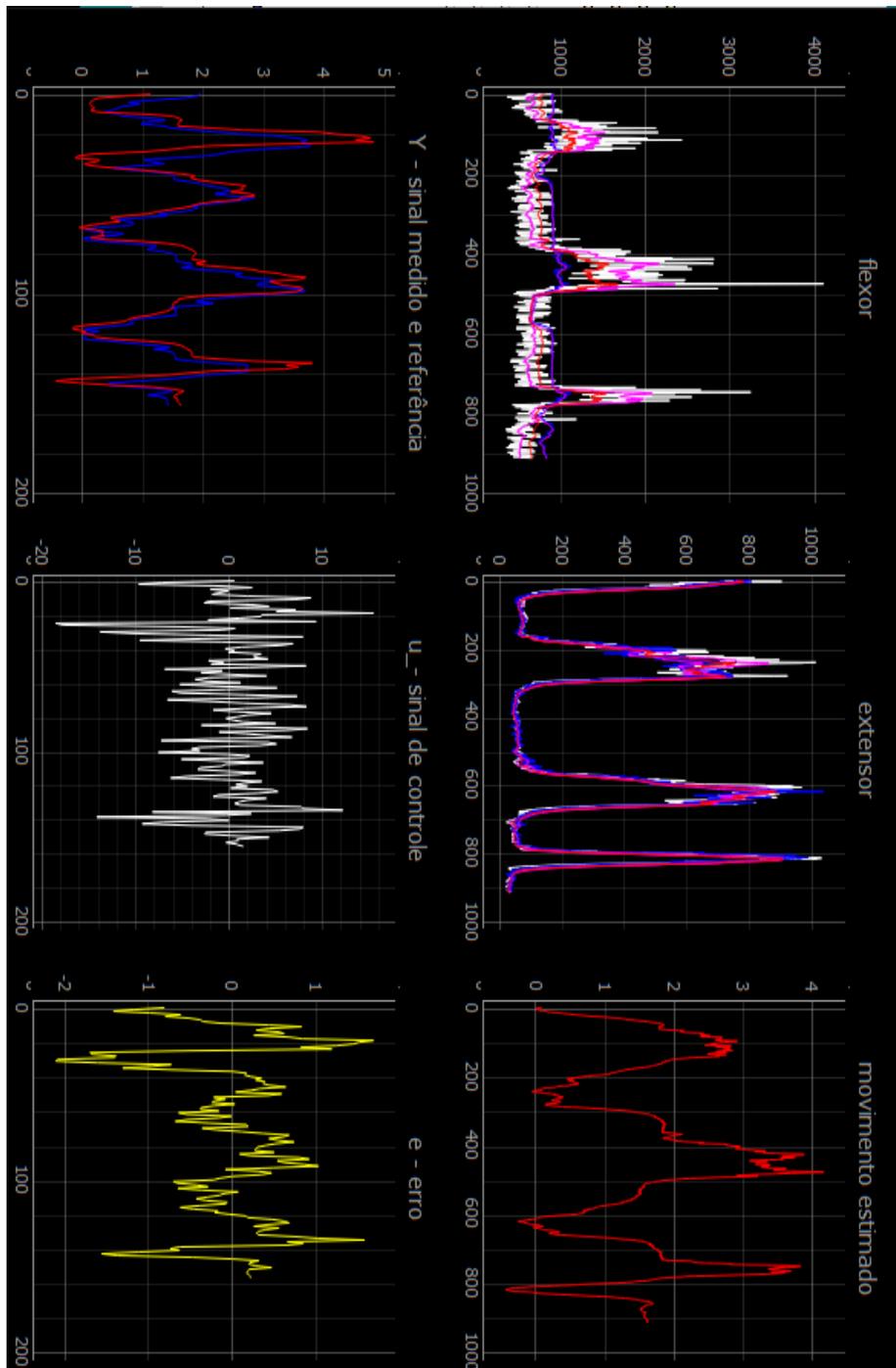


Figura 17: *Software para aquisição e visualização de dados online*

3.2 Aquisição, Condicionamento e Pré-processamento de SME

Para coleta de dados, foram utilizados músculos, agonistas e antagonistas, relacionados ao movimento de flexão e extensão do punho. O circuito MSV3 de eletromiógrafo, que realiza o registro, condicionamento do sinal e pré-processamento, possui 5 etapas. A primeira etapa consiste no registro e pré-amplificação do sinal EMG bruto, por meio do amplificador diferencial AD8226 com ganho 200 de amplificação. Na segunda etapa, o sinal passa por um filtro passa alta, com frequência de corte em 100 Hz, para eliminar perturbações de baixa frequência e qualquer polaridade DC (offset DC) inerente no sinal. Em seguida na terceira etapa, realiza-se a retificação do sinal registrado, na configuração de onda completa. Para suprir flutuações de alta frequência, na quarta etapa, o valor absoluto do sinal EMG retificado é alisado por um filtro passa-baixa passivo, com frequência de corte de 5 Hz, resultando em um envoltório linear. Por último, o sinal é amplificado pelo amplificador operacional TL084, com um ganho variável de 1-1000 definido por um potenciômetro. No apêndice A mostra-se o diagrama do circuito, com as etapas de aquisição e condicionamento do sinal. Na Figura 18 representa-se as etapas 2, 3 e 4 realizadas pelo circuito MSV3.

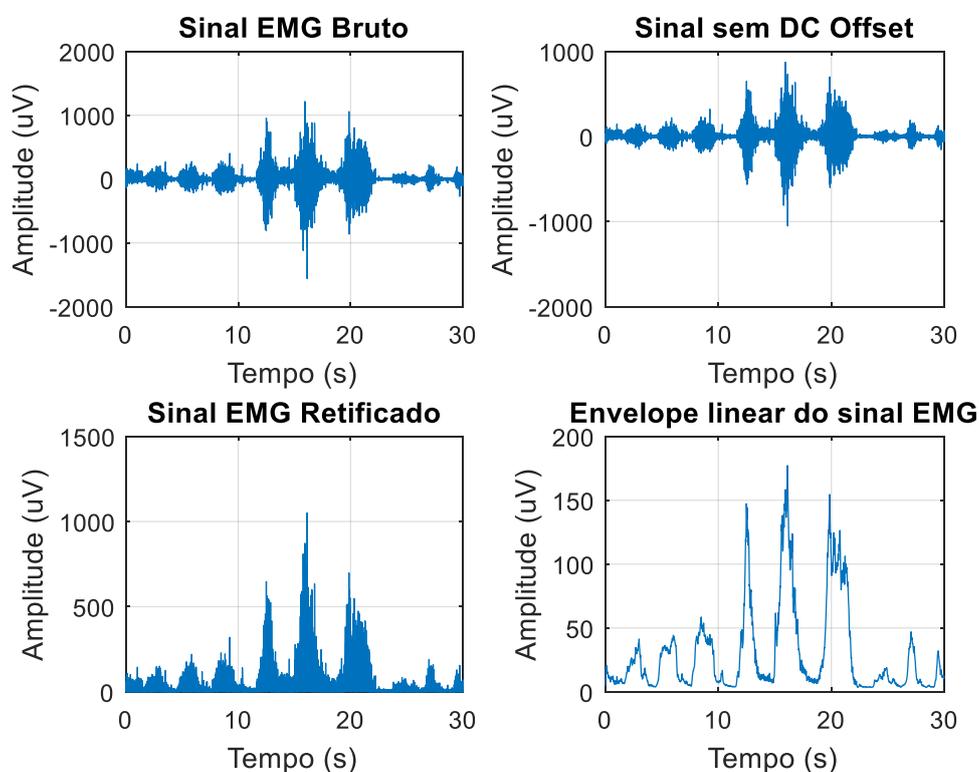


Figura 18: Etapas de pré-amplificação, filtragem de *offset DC*, retificação e envelope linear do sinal EMG.

3.3 Protocolo Experimental

Para realizar o estudo de fusão sensorial e controle, foram realizados testes com indivíduos saudáveis, com autorização via Termo de Consentimento, ver Apêndice D. Para isso utilizou-se 4 canais de EMG em configuração bipolar, localizados em músculos agonistas e antagonistas. O sinal EMG é registrado por eletrodos superficiais descartáveis do tipo Ag-AgCl, posicionados em configuração bipolar com uma distância de 1cm entre eles. Os eletrodos de referência são posicionados em uma região distinta dos eletrodos diferenciais. Os eletrodos diferenciais são posicionados paralelos à longitude das fibras musculares dos músculos flexor radial do carpo e extensor ulnar do carpo (Figura 19) (GEETHANJALI, 2016). Cada grupo muscular recebe dois canais de coleta, com isso cada músculo recebe seis eletrodos, sendo quatro para registro do potencial elétrico e os dois restantes são usados como eletrodos de referência.

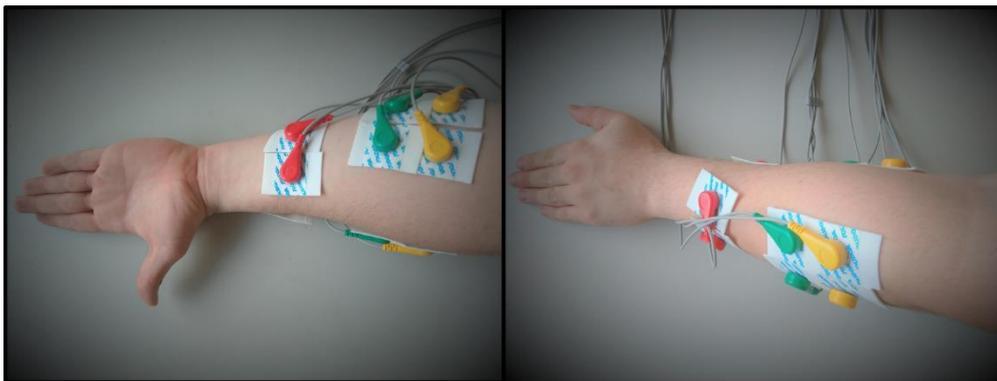


Figura 19: Posicionamento dos eletrodos no ventre do músculo flexor radial do carpo e extensor ulnar do carpo.

Foi dado ao participante o seguinte comando “Dobre o punho levando a mão para cima e depois para baixo, com os dedos fechados, 3 vezes. Na primeira vez você aplicará uma força pequena, na segunda vez uma força média, e na terceira vez uma força grande, de acordo com o meu comando para iniciar e encerrar o movimento”. Dessa forma, mantendo cada movimento na faixa de 2 a 3 segundos de duração e executando com 3 intensidades diferentes, determinadas como baixa, média e alta. Assim o participante deve executar o movimento de flexão e extensão 3 vezes seguidas, com 3 intensidades diferentes, respeitando o tempo de contração e repouso solicitados. As aquisições realizadas estão disponíveis no repositório *online* em Dutra (2018).

3.4 Conclusão de Capítulo

Neste capítulo foi demonstrado o equipamento de instrumentação e a interface de aquisição e visualização de SME *online*, desenvolvidos como subproduto dessa dissertação. Como visto, o equipamento de instrumentação permite o registro, por meio da topologia bipolar, realiza o condicionamento e o pré-processamento de sinais mioelétricos de superfície. No equipamento está presente também uma garra robótica, acoplada a um servomecanismo, chamada de RAJG. Com isso o equipamento construído permite embarcar as técnicas de filtro de FK e GMV, para estimação de movimentos e controle do RAJG.

Foi demonstrado também o funcionamento do *software* de aquisição de dados, no qual utiliza-se a técnica de DrawLastScreen, para plotar em tempo real os sinais vindos do módulo de instrumentação. Por fim, foi demonstrado o protocolo de aquisição de dados e os músculos que são investigados para validar o estudo proposto.

4. Estratégia de Estimação Contínua de Movimentos

Como visto na Seção 2.5, no Capítulo 2, existem diversas formas de identificar as intenções de movimento e realizar o controle protético. Com isso, nesta pesquisa utiliza-se o método de controle proporcional com uma estratégia de estimação contínua de movimentos para gerar as referências de posição, que são utilizadas na malha de controle dos atuadores de próteses. Desta forma, o método proposto tem como objetivo deixar o processo de medição e controle mais robusto e evitar os problemas de *crosstalking*, movimentos de artefatos, perturbações presentes no sinal EMG e diminuir os atrasos presentes no pré-processamento. Vale ressaltar, quando utilizado neste capítulo o termo “controle proporcional” refere-se ao método de extração de intenção de movimento, proporcional à energia de contração muscular, e não ao controle presente na malha de controle.

Para a estimação de movimento, utiliza-se a representação do SME por uma série temporal junto com o filtro de Kalman, o qual realiza filtragem e fusão sensorial dos SMEs.

Nas seções a seguir será detalhado o modelo autoregressivo utilizado para representar as características do SME, o Filtro de Kalman, a fusão sensorial e a estratégia de estimação de movimento.

4.1 Modelo Autoregressivo

Os SMEs apresentam ruídos de medição e de processo, sendo o primeiro pelo contato dos eletrodos com a pele e o segundo é pela relação sinal e ruído amplificados no condicionamento. Portanto, como dito anteriormente, o sistema mioelétrico pode ser descrito como um processo estocástico no qual a função de densidade de probabilidade se aproxima de uma função Gaussiana. Então, o mesmo pode ser considerado uma série temporal, sendo modelado por uma combinação de seus valores passados e presentes (DELIS, 2011). Dessa forma, utiliza-se o modelo auto regressivo para representação do sinal. Vários pesquisadores como Kang et al. (1995), Rechy-Ramires e Hu (2011) e Lopes et al. (2017) utilizam este modelo para representar a dinâmica do sistema mioelétrico. Sua forma matemática é dada por (DELIS, 2011):

$$\begin{aligned} A(z^{-1}) y(k) &= \xi(k) \\ k &= 0, 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (2)$$

onde $y(k)$ é o valor medido no instante k , $\xi(k)$ um sinal do tipo ruído branco, z^{-1} é o operador de atraso de tempo discreto e $A(z^{-1})$ é um polinômio, no domínio discreto, do modelo AR.

Os parâmetros do modelo AR contêm informações que servem para justificar o modo de contração muscular. A ordem do modelo AR, deve ser escolhida de maneira a produzir um sistema bem condicionado, no qual o erro de estimação, dado pela diferença entre o valor medido e o valor estimado, deve ser próximo a um ruído branco. Com isso, trabalhos desenvolvidos como os de Huang et al. (2005) e Liu et al. (2007) definem que modelos de quarta a sexta ordem são eficientes para representar as características do sinal EMG como uma série temporal. Dessa forma, objetivando um menor processamento computacional, utiliza-se o modelo de quarta ordem para o polinômio $A(z^{-1})$, sendo definido como:

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + a_3 z^{-3} + a_4 z^{-4} \quad (3)$$

A partir da Equação (3) a Equação (2) assume a seguinte forma:

$$y(k) = \sum_{i=1}^4 -a_i y(k-i) + \xi(k) \quad (4)$$

Considerando que o filtro de Kalman é uma técnica aplicável quando os modelos estão descritos sob a forma de espaço de estado (BETTI, 2012), reescreve-se o modelo AR, descrito em (4), na forma canônica observável em espaço de estados (SILVEIRA, 2012):

$$x(k+1) = \mathbf{A}x(k) + \mathbf{I}w(k) \quad (5)$$

$$y(k) = \mathbf{C}x(k) + v(k) \quad (6)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} -a & \mathbf{I}_{(n_a-1)} \\ & \mathbf{0}_{1 \times (n_a-1)} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{C} = [1 \quad \mathbf{0}_{1 \times (n_a-1)}],$$

$$\text{para } \mathbf{a}^T = [a_1 \quad a_2 \quad \dots \quad a_{n_a}]$$

sendo que $x(k)$ é o vetor de estados, \mathbf{A} é a matriz de transição de estados, $w(k)$ é o ruído de processo, \mathbf{C} é a matriz que associa os estados à saída medida do processo e $v(k)$ é o ruído de medição.

4.1.1 Algoritmo MQR

Para a identificação do polinômio do modelo AR, utiliza-se o método dos Mínimos Quadrados Recursivo (MQR) (COELHO; COELHO, 2015), com fator de esquecimento. A escolha desse método foi em virtude de que as informações de maior importância estão mais próximas à amostra medida no instante k e pelo fato de ser um método de esforço computacional reduzido. O algoritmo de MQR é representado pelo diagrama mostrado na Figura 20:

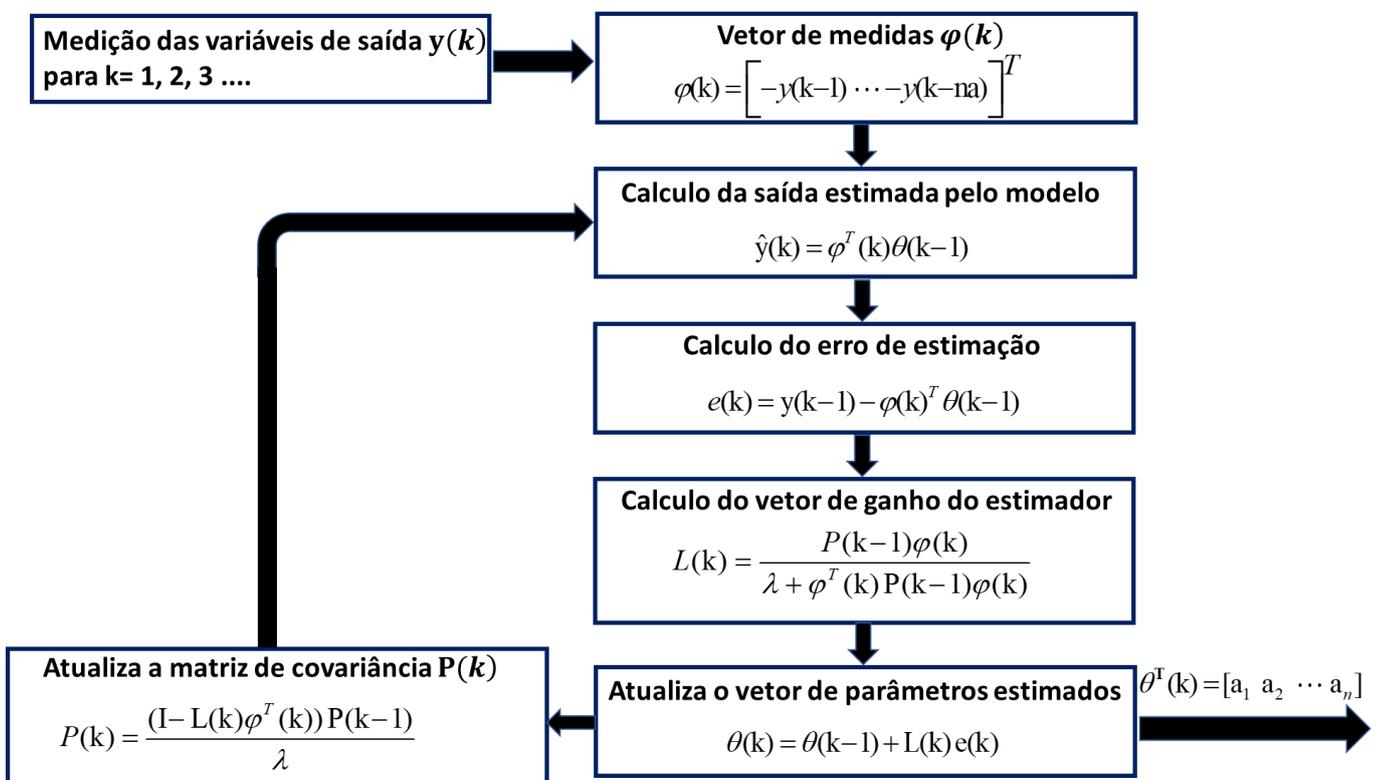


Figura 20: Diagrama do algoritmo da técnica de MQR.

Onde $y(k)$, $\hat{y}(k)$, $\varphi(k)$, $e(k)$ e $L(k)$, são respectivamente, a saída medida do sistema, a saída estimada do sistema, vetor de regressores, o erro de estimação e o ganho do estimador. $P(k)$ é a matriz de covariância, $\theta(k)$ é o vetor de parâmetros estimados e λ é o fator de esquecimento.

4.2 Filtro de Kalman

O filtro de Kalman é uma ferramenta bastante utilizada na engenharia para a estimação, fusão e filtragem em tempo real. Este filtro é considerado por muitos um grande avanço da teoria de estimação do século XX, pois, essa ferramenta possui baixa complexibilidade computacional e realiza estimação ótima de estados de um sistema dinâmico linear. De forma simplificada o filtro de Kalman é uma formulação de predição-correção, pois utiliza o modelo linear predefinido do sistema para prever o estado do próximo passo de iteração e adiciona uma componente para atualizar os erros no modelo através das observações atuais do sistema (DINIZ, 2008).

Para melhor entendimento, o filtro de Kalman é um processo ótimo de estimação de estados para o problema Gaussiano linear, por meio da minimização do erro de estimação quadrático. Tal problema consiste na estimação dos estados instantâneos de um sistema dinâmico linear perturbado por ruído branco, por meio de medições linearmente relacionadas aos estados, também contaminadas por ruído branco (FAÇANHA; CARNEIRO; FILHO, 2013). O erro de estimação é causado pelas perturbações, constituídas pelas incertezas na estimativa inicial do vetor de estados e pelos ruídos de processo e de medida (FAÇANHA; CARNEIRO; FILHO, 2013).

Com isso, o FK tem como objetivo filtrar erros de estimação e ruído, de forma que a variável de estado consiga a melhor correção possível, reduzindo o erro quadrático médio (PAULO, 2008).

A estrutura do FK é exatamente a mesma de um observador de estados determinístico de Luenberger e o estimador de Kalman, utilizado nesta dissertação, é projetado pelo caso dual ao Regulador Linear Quadrático (LQR, do inglês *Linear Quadratic Regulator*) de horizonte infinito, o qual, baseia-se na equação a diferenças de Riccati (EDR) (GOODWIN; SIN, 1984) para o cálculo da matriz de covariância do erro, P , e ganho de Kalman, K . Para isso, utiliza-se a matriz de covariância do ruído de processo, Q , e a matriz de covariância do ruído de medição, R , tal que a EDR é descrita por.

$$P(k+1) = \mathbf{A}P(k)\mathbf{A}^T - \mathbf{A}P(k)\mathbf{H}^T \left(\mathbf{H}P(k)\mathbf{H}^T + \mathbf{R} \right)^{-1} \mathbf{H}P(k)\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (7)$$

A matriz de covariância P em (7) baseia-se na minimização do funcional quadrático

$$J = \mathbf{E} \left\{ [x(k) - \hat{x}(k)]^T [x(k) - \hat{x}(k)] \right\} \quad (8)$$

em que \mathbf{E} é o operador de esperança matemáticas e J é utilizado com o método dos mínimos quadrados para o cálculo do ganho ótimo K , com base no resultado da $P := P(k \rightarrow \infty)$, calculado conforme mostrado a seguir:

$$K = \mathbf{A} \mathbf{P} \mathbf{C}^T (\mathbf{C} \mathbf{P} \mathbf{C}^T + R)^{-1} \quad (9)$$

Com isso, determina-se que a estimativa $\hat{x}(k)$ do vetor de estados seja capaz de minimizar o erro de estimação $e_{est}(k) = x(k) - \hat{x}(k)$. Dessa forma, o sistema do Filtro de Kalman, é dado por:

$$\hat{x}(k+1) = \mathbf{A} \hat{x}(k) + K [y(k) - \hat{y}(k)] \quad (10)$$

$$\hat{y}(k) = \mathbf{C} \hat{x}(k) \quad (11)$$

A partir da retroalimentação, substituindo (11) na Equação (10), a expressão representada em malha fechada do estimador é dada por:

$$\hat{x}(k+1) = \mathbf{A} \hat{x}(k) + K [y(k) - \mathbf{C} \hat{x}(k)] \quad (12)$$

Reescrevendo-se a equação, em malha fechada, do FK em (12) é possível tornar explícita a ação do ganho K na matriz \mathbf{C} , que associa os estados estimados à saída estimada e que resulta na seguinte representação:

$$\hat{x}(k+1) = (\mathbf{A} - \mathbf{K} \mathbf{C}) \hat{x}(k) + K y(k) \quad (13)$$

Representando a entrada medida $y(k)$ pela variável $emg_i(k)$, a Equação (13) assume a seguinte forma:

$$\begin{aligned} \hat{x}_i(k+1) &= (\mathbf{A} - \mathbf{K} \mathbf{C}) \hat{x}_i(k) + K emg_i(k) \\ emg_{est_i}(k) &= \mathbf{C} \hat{x}_i(k) \end{aligned} \quad (14)$$

onde $emg_i(k)$ é a própria variável medida do sinal EMG, $emg_{est_i}(k)$ é o resultado filtrado e estimado da variável media e $i = 1, 2, 3, 4, \dots$ representa o número do canal utilizado, já que são utilizados 4 canais para medição de EMG dos sinais mioelétricos.

Para sintonia do FK é feita a apropriada seleção das matrizes de ponderação \mathbf{Q} e \mathbf{R} , de forma que resultem em um ganho K que consiga ponderar as perturbações estocásticas em $y(k)$ e atenuar o erro de estimação com o passar do tempo. Se uma matriz \mathbf{Q} semidefinida positiva e \mathbf{R} positiva definida resultarem no cálculo de uma \mathbf{P}

semidefinida positiva, os autovalores da matriz $(\mathbf{A} - \mathbf{K}\mathbf{C})$ do FK serão estáveis (STEVENS; LEWIS; JOHNSON, 2015; CRUZ, 1996). Portanto, o desempenho e a frequência de corte do filtro de Kalman, dependem, diretamente, da devida ponderação das matrizes \mathbf{Q} e \mathbf{R} . O método utilizado para ponderação das matrizes será abordado no Capítulo 6.

Após a sintonia espera-se que o resultado do Filtro de Kalman, aplicado ao sinal medido, resulte em um sinal estimado e mais filtrado (GREWAL; ANDREWS, 2001), como ilustrado na Figura 21. Na Figura 22 representa-se o diagrama de blocos de um sistema autoregressivo que utiliza o Filtro de Kalman, no qual pode-se perceber a relação existente entre o Filtro e o sistema, em que os estados estão sendo estimados. Uma explicação mais detalhada do método de FK pode ser obtida no livro *Computer-controlled systems: Theory and Design* (ASTROM; WITTENMARK, 2011).

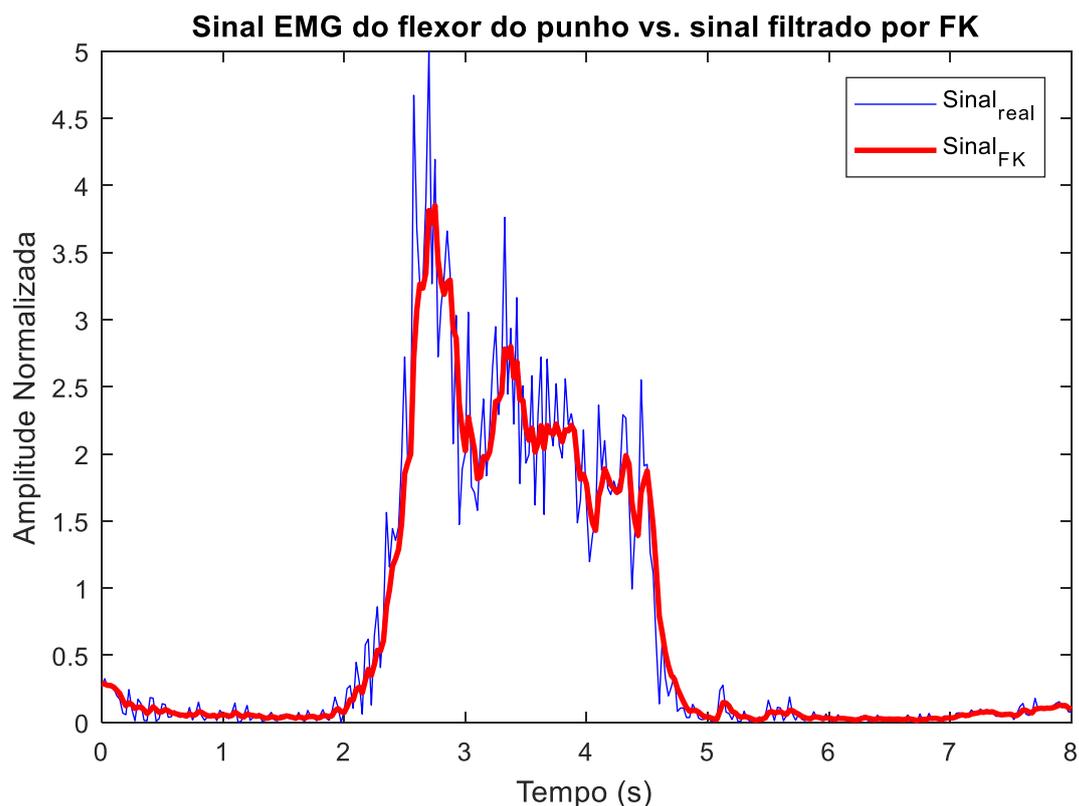


Figura 21: Sinal EMG registrado do flexor do punho vs. sinal filtrado por filtro de Kalman.

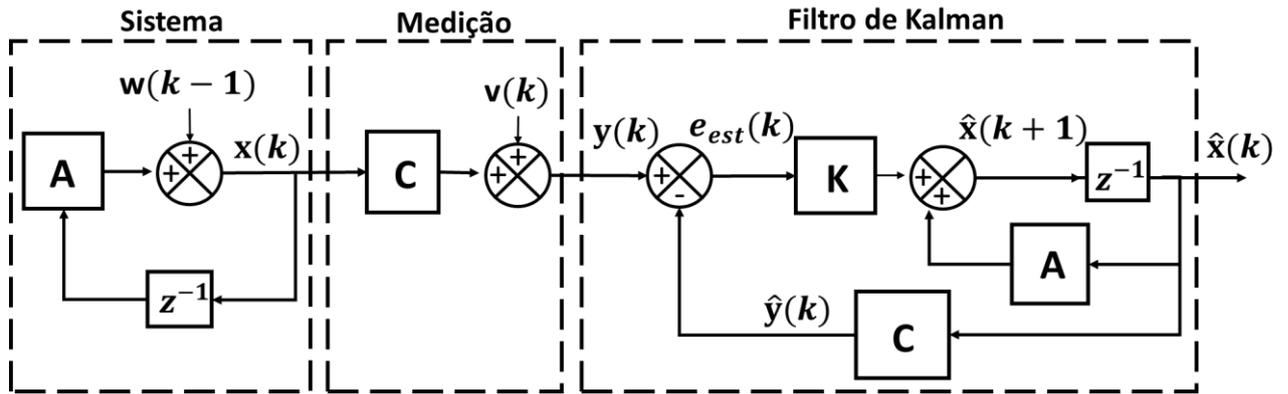


Figura 22: Diagrama em blocos do sistema autoregressivo, modelo de medição e filtro de Kalman.

4.3 Fusão de dados com sinais mioelétricos

As técnicas de fusão de dados são frequentemente implementadas em controle robótico, onde a fusão de informação redundante pode aumentar a precisão do sistema, além de melhorar a correção de erros e tratar melhor as falhas de sensoriamento (MORAES, 2016).

Como visto na Seção 3.3, no Capítulo 3, as medições dos sinais são feitas por dois pares de eletrodos em cada grupo muscular, para obter mais informações em relação a um canal apenas. Em cada grupo muscular os sensores (eletrodos) diferem apenas na sua localização e não nas suas características. Os sinais são fundidos com a finalidade de reduzir interferência de *crossalking*, ruídos de medição e a sensibilidade do sistema de controle em relação às possíveis falhas de medição do SME, aumentando assim a robustez geral (LÓPEZ et al., 2009).

Existem várias técnicas de fusão sensorial envolvendo vários sensores de mesma ou de diferente origem. Segundo Diniz (2008), o filtro de Kalman é uma das técnicas mais significativas.

Para o problema abordado, utiliza-se a fusão descentralizada de Kalman (FDK). Cada FDK contém um filtro local e global que enfatiza a dupla estimativa em um nó. O filtro local usa seus próprios dados e observação para realizar estimativas locais ótimas P_i e emg_{est_i} , calculadas nas Equações (7) e (14), respectivamente. Essas estimativas são obtidas em um modo de processamento paralelo de forma implícita e são utilizadas para o cálculo das estimativas globais de estado EMG_{est_j} e covariância P^{-1}

(LÓPEZ et al., 2009) no filtro global de cada nó. Tal procedimento é executado com as equações mostradas a seguir:

$$EMG_{est_j}(k) = P(k) \left(P^{-1}(k-1) EMG_{est_j}(k-1) \right) + P(k) \left(\sum_{i=1}^n P_i^{-1}(k) emg_{est_i}(k) - P_i^{-1}(k-1) emg_{est_i}(k-1) \right) \quad (15)$$

$$P^{-1}(k) = P^{-1}(k-1) + \sum_{i=1}^n P_i^{-1}(k) - P_i^{-1}(k-1) \quad (16)$$

Na Figura 23 apresenta-se a topologia do FDK, contendo os filtros locais e globais para a fusão sensorial e estimação de movimento, os quais serão detalhados nas seções a seguir.

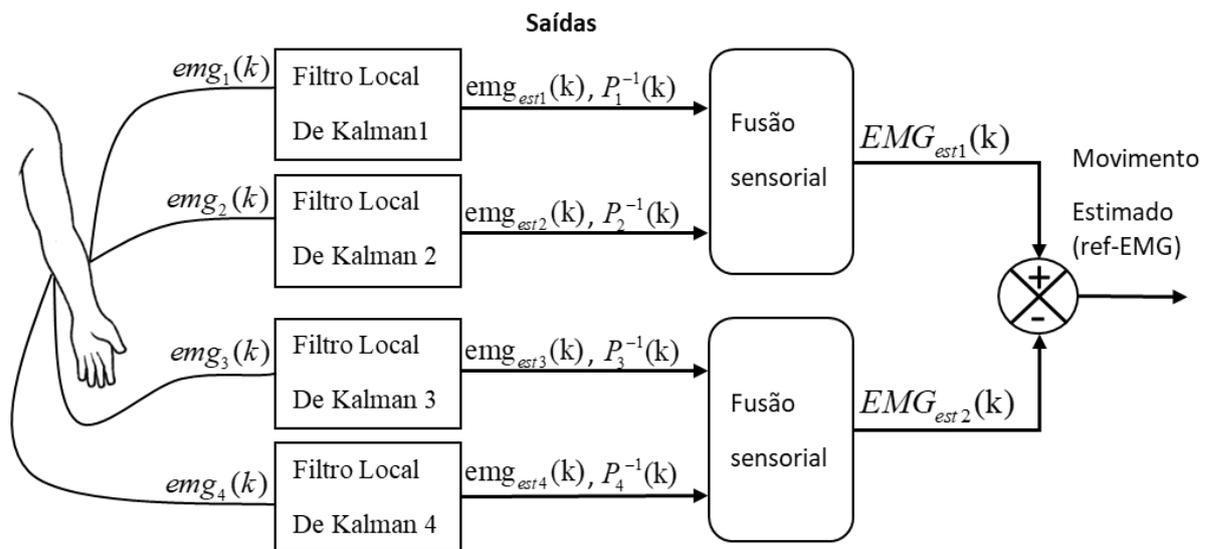


Figura 23: Fusão descentralizada de Kalman, com filtro local e global.

4.3.1 Fusão de dados em ambiente controlado

A fim de validar o uso da fusão sensorial, utiliza-se um teste em ambiente controlado para mostrar que os sinais fundidos podem reduzir inferências, ruído Gaussiano e manter a maior verossimilhança com o sinal original. No caso dos SMEs o resultado da fusão sensorial resultaria em um sinal com menos ruídos de artefatos e perturbações Gaussianas, e também na atenuação de interferências de *crosstalking*, resultando em um sinal mais preciso, referente ao músculo investigado.

Para o teste em ambiente controlado, foi gerado um sinal de referência e aplicou-se no mesmo um ruído Gaussiano. A partir de duas coletas desse sinal ruidoso foi utilizado o método de fusão abordado, para estimar o sinal original de referência. O sinal gerado de referência é a saída de um processo monotônico, com tempo de subida de 2s, após a perturbação de um degrau unitário e o ruído inserido tem variância de $\sigma_{\xi}^2 = 500mV^2$. Na Figura 24 apresenta-se o resultado dos sinais estimados pelo FK e o sinal estimado pela FDK, em ambiente controlado.

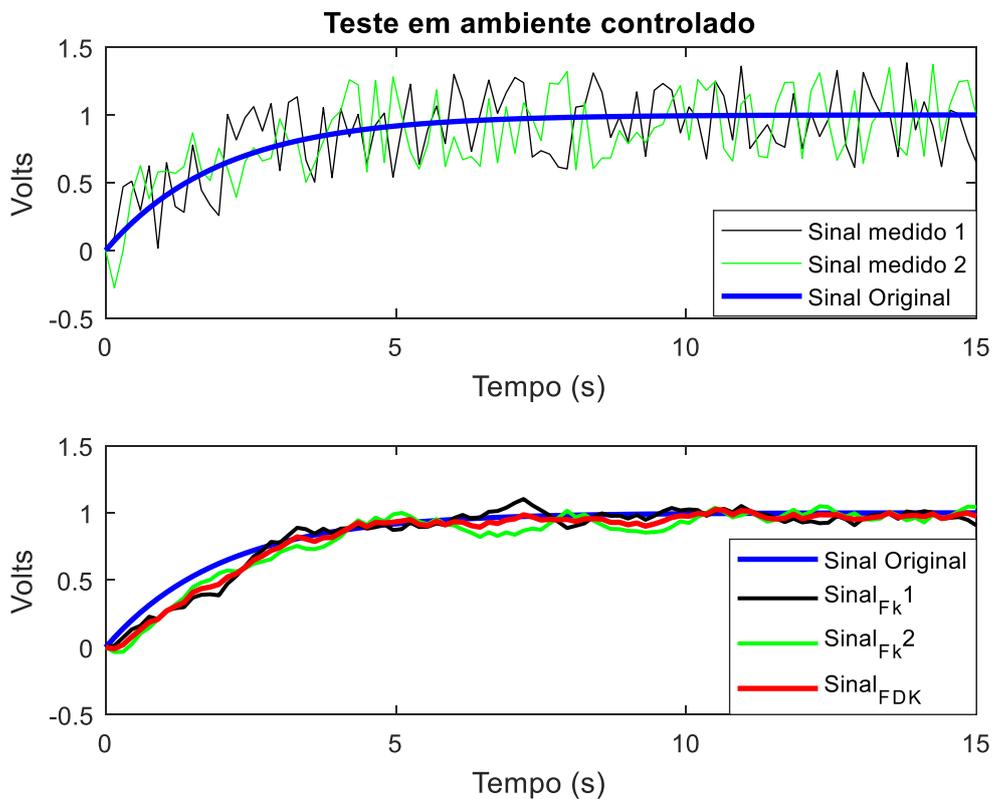


Figura 24: Teste de filtragem e FDK com filtro de Kalman, em ambiente controlado.

Para verificar qual modelo tem maior correlação com o sinal original, foi utilizado o índice de correlação múltipla (COELHO e COELHO, 2015)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^m [y(k) - \hat{y}(k)]^2}{\sum_{k=1}^m [y(k) - \bar{y}]^2} \quad (17)$$

onde $\hat{y}(k)$ é a saída estimada e \bar{y} é a média das m amostras obtidas no experimento.

De acordo com Coelho e Coelho (2015) para valores de $R^2 = 1$, tem-se um sistema com exata identificação do modelo estimado em relação ao “modelo real”. Já para $0,9 \leq R^2 \leq 1$ pode-se afirmar que o modelo estimado é suficientemente confiável. Porém para $R^2 < 0,9$ o modelo já não é tão confiável. Na Tabela 1 apresenta-se o valor do índice de correlação múltipla dos sinais estimados pelo FK e o sinal proveniente da FDK.

Tabela 1: Valor índice R^2

Sistema	R^2
Sinal_FK 1	0,9047470
Sinal_FK 2	0.8794149
Sinal FDK	0.93014691

Percebe-se que o sinal obtido pela fusão sensorial apresenta maior correlação com o sinal original do que os sinais estimados apenas pelo FK. Dessa forma, validando o uso da técnica de FDK para estimar o sinal que melhor representa as características do sinal medido.

4.4 Estimação de movimentos

O método de estimação de movimentos toma como partida os resultados de fusão dos canais de flexão e extensão. Pois, como são músculos antagonistas, em uma contração isométrica, ao realizar movimento de extensão ou de flexão do punho, os mesmos têm contrações máximas e mínimas intercaladas. Ou seja, quando um está realizando contração máxima o outro está realizando uma contração mínima e vice-versa. A não ser que a contração seja elástica ou exista movimentos musculares involuntários.

Sendo assim, o sinal proveniente da fusão do grupo muscular flexor é subtraído do sinal obtido da fusão sensorial do grupo muscular extensor. Com isso, o sinal resultante assume a forma de movimento estimado (Figura 25). O sinal resultante da subtração é normalizado com amplitude entre 0 e 5, no qual valores acima de 2,5 representam o movimento de flexão, valores abaixo de 2,5 representam movimentos de extensão e valores em 2,5 representam a ausência de movimento. Após isso, o sinal entra na malha de controle, onde é realizado o rastreamento da referência para manter a garra mecânica na posição angular desejada. Na Figura 26 demonstra-se o esquemático da

estratégia de estimação de movimento utilizada e a configuração da malha de controle empregada para controlar o servomecanismo, a revolução angular representada na figura 26 corresponde ao vervo motor e a garra abre ou fecha proporcionalmente.

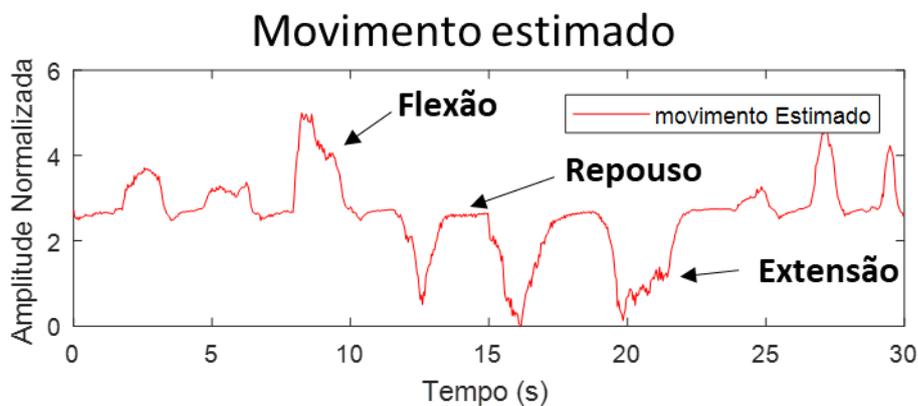


Figura 25: Movimento estimado resultante da técnica de fusão sensorial.

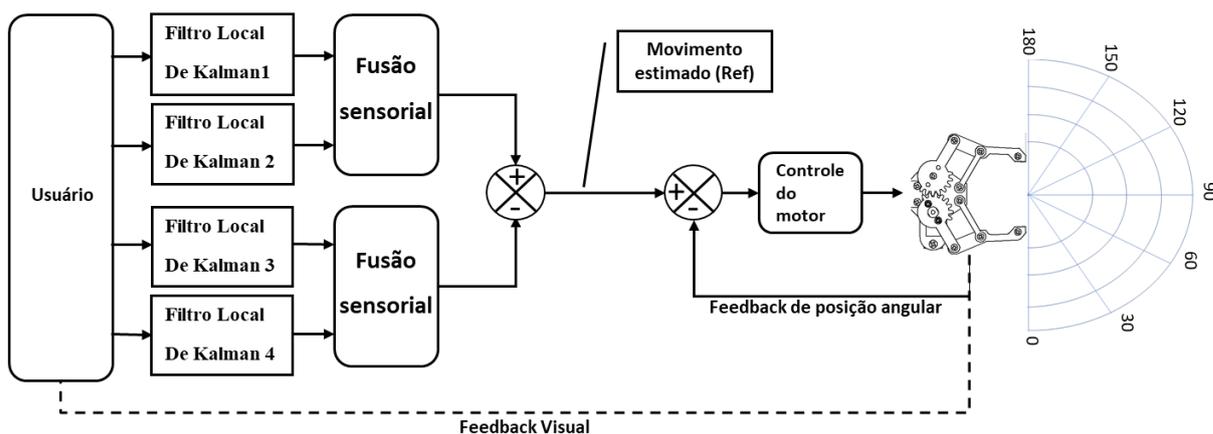


Figura 26: Controle de garra a partir de SMEs.

Na Figura 25 representa-se a subtração dos sinais fundidos de cada grupo muscular para gerar o movimento estimado de extensão e flexão. O resultado final é uma referência proporcional à contração dos músculos investigados, para a malha de controle seguir e atuar no servomecanismo da garra robótica. Com isso, o usuário pode controlar a posição e velocidade da garra de acordo com a intensidade da contração muscular e tem como auxílio a realimentação visual.

4.5 Conclusão de Capítulo

Neste capítulo foi apresentado o processo de estimação de movimentos, no qual utiliza-se um modelo de série temporal autoregressivo para representar o SME junto com filtro de Kalman, atuando como filtro passa baixa. Após a sintonia do FK, é realizada a fusão sensorial dos SMEs de cada grupo muscular, com intuito de se ter maior informação dos músculos medidos, eliminar inferências de *crosstalking* e ruídos por artefatos de movimento.

Por último, foi apresentado o resultado da estratégia de estimação de movimentos a ser executada pela garra robótica, por meio da malha de controle.

No capítulo seguinte será apresentada a identificação do modelo da planta RAJG e a sintonia de controle GMV proposta.

5. Identificação e Controle GMV de Servomecanismo

Grande parte dos dispositivos protéticos, após decifrar a intenção de movimento, utilizam uma malha de controle com realimentação de posição. Em sua maioria é utilizada a técnica de controle proporcional, integral e derivativo (PID) ou apenas um controle proporcional e derivativo (PD), pois, são técnicas clássicas e com sintonia bastante difundida na literatura (ASTROM; HAGGLUND, 2006).

Como visto no capítulo anterior, a estimação de movimento proposta evita atrasos de pré-processamento de envoltório linear e atenua os problemas como perturbações e interferências que iriam direto para malha de controle. Porém, a elevada variância do sinal estimado pode causar esforço de controle indesejado no motor do servomecanismo, implicando em um maior consumo de bateria. E devido as diferenças de anatomia, fisiologia e natureza dos dispositivos de medição, podem ocorrer incertezas associadas a processos estocásticos. Tais variações e incertezas implicam diretamente no funcionamento do controlador e se não forem tratadas podem comprometer a estabilidade e desempenho da malha de controle.

Portanto, neste capítulo será investigada a técnica de controle estocástica com um método preditivo, que pode resolver problemas decorrentes de atrasos, estabilidade e aumentar o desempenho da malha de controle diante às incertezas de processo e variações no sinal.

Com relação ao controlador, utiliza-se o controle PID, usado na maioria dos sistemas protéticos, para a transferência de *loop-shaping*³ de sua malha, por meio da Augmentação Estocástica (AE)(SILVEIRA; DUTRA; PEREIRA, 2017), ao controlador GMV. A escolha do controlador GMV justifica-se devido sua capacidade de oferecer um tratamento adequado às interferências e devido as propriedades estocásticas presentes no preditor desta técnica de controle (SILVEIRA et al., 2016).

Para isso, serão apresentados nas seções a seguir, a metodologia utilizada na identificação do sistema robótico RAJG, a técnica de Augmentação Estocástica e o projeto do controlador GMV, responsável por atuar na malha de controle da junta robótica.

³ *Loop-shaping* é definido como o desempenho da saída do sistema em malha fechada.

5.1 Identificação do sistema protético

O modelo que melhor descreve o funcionamento do sistema robótico RAJG pode ser representado pelo diagrama de controle em malha aberta, presente na Figura 27, no qual, pode-se evidenciar a inferência dos ruídos envolvidos e atrasos presentes no controle do servomecanismo.

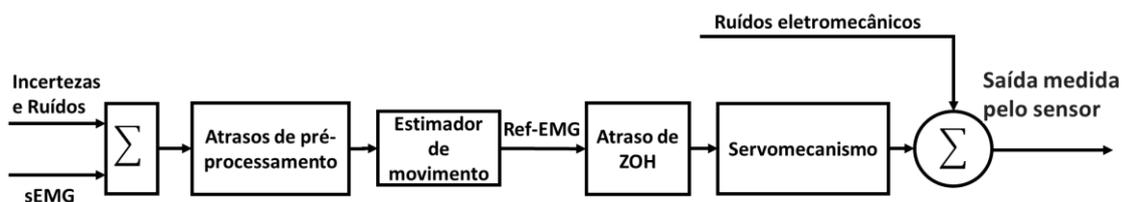


Figura 25: Diagrama de controle em malha aberta. Adaptado de Silveira et al. (2017).

Em malha fechada todas as incertezas e atrasos presentes no sinal de ref-EMG, proveniente do estimador de movimento, são realimentadas junto com a saída medida de posição do servomecanismo. O diagrama de controle em malha fechada do sistema é representado na Figura 28, no qual o bloco de Atrasos Totais representa os atrasos de pré-processamento, estimação de movimento, de ZOH e de qualquer outro atraso presente na estrutura de engrenagens e mecanismos do sistema RAJG.

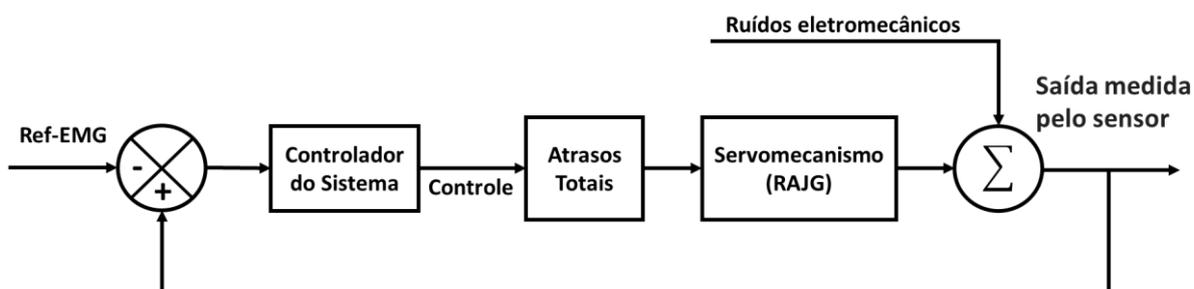


Figura 26: Diagrama de controle em malha fechada do sistema RAJG. Adaptado de Silveira et al. (2017).

De forma simplificada e levando em consideração que o controle GMV é baseado em modelo, pode-se representar o diagrama em malha aberta da Figura 27 pelo modelo Autoregressivo de Média Móvel com entradas eXógenas (ARMAX, do inglês *AutoRegressive Moving Average Model with eXogenous inputs*). O modelo divide o problema em duas partes, uma determinística e outra estocástica, sendo essa última uma

representação das incertezas e ruídos (Figura 29). Este modelo também abrange o bloco de Atrasos Totais, isto é, o atraso de pré-processamento, estimação de movimento, de ZOH e do processo robótico, em um único intervalo de tempo discreto “d”.

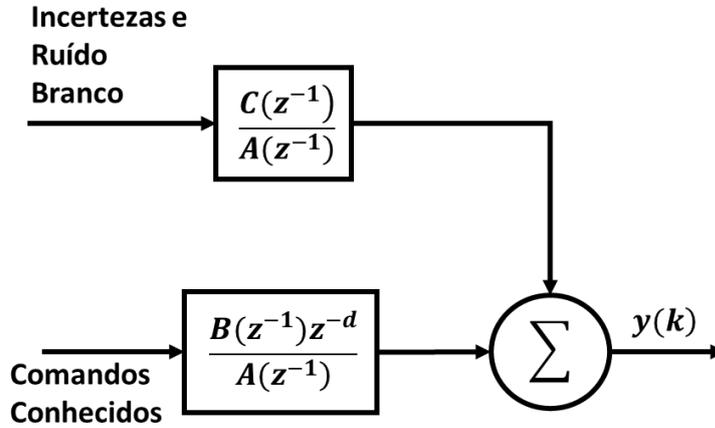


Figura 27: Modelo ARMAX do sistema RAJG.

O modelo ARMAX é composto por uma parte determinística e uma parte estocástica, representado por:

$$y(k) = \underbrace{\frac{B(z^{-1})z^{-d}}{A(z^{-1})} u(k)}_{\text{Determinístico}} + \underbrace{\frac{C(z^{-1})}{A(z^{-1})} \xi(k)}_{\text{Estocástico}} \quad (18)$$

ou por

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})z^{-d}u(k) + C(z^{-1})\xi(k) \quad (19)$$

no qual z^{-1} é o operador de atraso, $A(z^{-1})y(k)$ representa uma auto-regressão, $C(z^{-1})\xi(k)$ uma média móvel do ruído branco, enquanto que $B(z^{-1})u(k)$ representa uma entrada no sistema, filtrada pelo polinômio $B(z^{-1})$.

O comportamento dinâmico do sistema em (19) é definido pelos polinômios $A(z^{-1})$, $B(z^{-1})$ e $C(z^{-1})$, e apresentam a seguinte forma canônica:

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots + a_{n_a}z^{-n_a} \quad (20)$$

$$B(z^{-1}) = b_0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + \dots + b_{n_b}z^{-n_b} \quad (21)$$

$$C(z^{-1}) = 1 + c_1 z^{-1} + c_2 z^{-2} + \dots + c_{n_c} z^{-n_c} \quad (22)$$

Para identificação dos polinômios do modelo ARMAX, foi utilizado o método dos Mínimos Quadrados Estendido Recursivo (MQER). Dessa forma, para utilização do MQER deve-se fazer a modificação no vetor de medidas $\varphi(k)$, presente no algoritmo do estimador MQR, apresentado anteriormente na Figura 20:

$$\varphi(k) = [-y(k-1) \dots -y(k-n_a) \quad u(k-1) \dots +u(k-n_b) \quad w(k-1) \dots -w(k-n_c)]^T \quad (23)$$

onde $y(k)$, $u(k)$ e $w(k)$ são, a saída do sistema, o sinal de entrada e um sinal do tipo ruído branco que pode ser calculado *online* com base no erro de estimação, respectivamente.

5.1.1 Parâmetros estimados e Validação do Modelo

Para identificação do modelo ARMAX pelo estimador MQER, foi utilizado, como sinal de entrada, a sequência binária pseudo-aleatória (PRBS, do inglês *Pseudo Random Binary Sequence*) sobreposto a um degrau unitário (COELHO e COELHO, 2015), projetado para estimular as frequências naturais do sistema RAJG, como demonstrado na Figura 30. Após a estimulação da planta pelo sinal PRBS, foram utilizados os dados de entrada e saída para se obter o modelo estimado.

Normalmente são obtidos modelos de diferentes ordens para se representar a relação de causa e efeito entre a entrada e a saída da planta (PINHEIRO et al., 2017). Dessa forma, a partir das análises dos modelos e considerando o Princípio da Parcimônia (COELHO e COELHO, 2015), optou-se por um modelo de segunda ordem, para representar a dinâmica da planta.

Para os testes experimentais, foram utilizadas 10000 amostras e o modelo identificado por meio do MQER, com período de amostragem $T_s = 0.1s$, é representado pelos seguintes polinômios:

$$A(z^{-1}) = 1 - 1,4662z^{-1} + 0,4662z^{-2} \quad (24)$$

$$B(z^{-1}) = 0,006341 + 0,01433z^{-1} \quad (25)$$

$$C(z^{-1}) = 1 - 0,2407z^{-1} + 0,0151z^{-2} \quad (26)$$

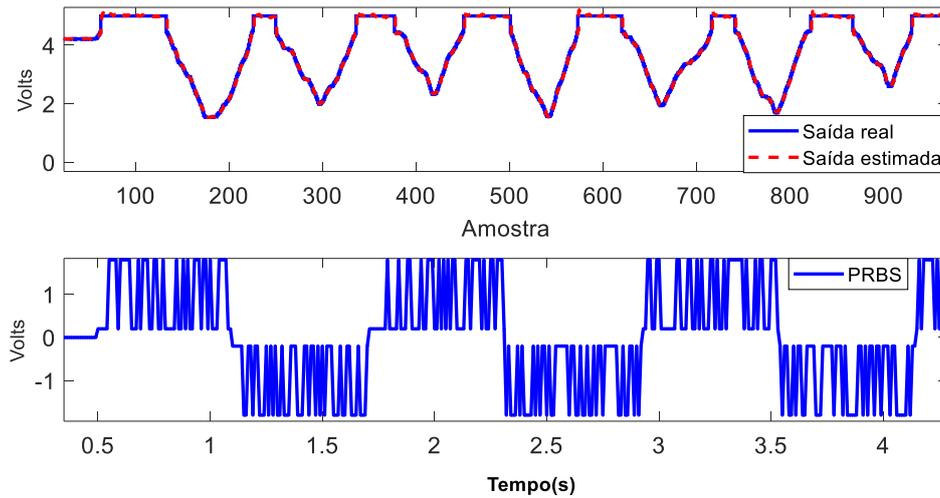


Figura 28: Estimulação da planta por sinal PRBS.

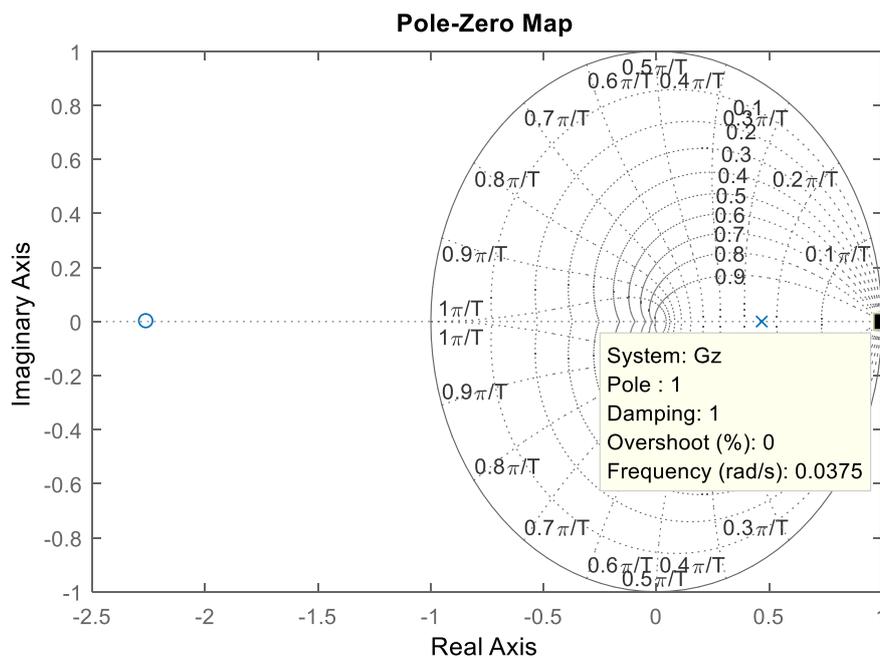


Figura 29: Mapeamento de polos e zeros do modelo identificado.

Na Figura 31 ilustra-se o mapeamento de polos e zeros do modelo identificado. Com isso, sabe-se que o sistema é estável pois tem polos dentro do círculo unitário, porém apresenta fase não mínima devido a um zero fora do círculo unitário.

Com base nos resíduos de estimação, o sistema apresenta ruído gaussiano de variância de $\sigma_{\xi}^2 = 300mV^2$. O atraso de tempo discreto observado para esse dispositivo

robótico é de $2T_s$. Porém, considerando um pior caso para atuadores protéticos, o qual não pode passar de 300 ms de atraso, utiliza-se $4T_s$, isto é, $d=4$.

Após a identificação do modelo discreto da planta RAJG, é necessário validar o mesmo através de técnicas de validação de modelo (AGUIRRE, 2015). Sendo utilizado, nesta dissertação, o coeficiente de correlação múltipla, descrito na Equação (17).

O sistema identificado pelo modelo ARMAX obteve $R^2 = 0.9957$. Sendo assim, pode-se afirmar que o modelo é suficientemente confiável. Na Figura 32 ilustra-se a resposta ao pulso discreto, de duração 1s, do modelo identificado em comparação à resposta do sistema real.

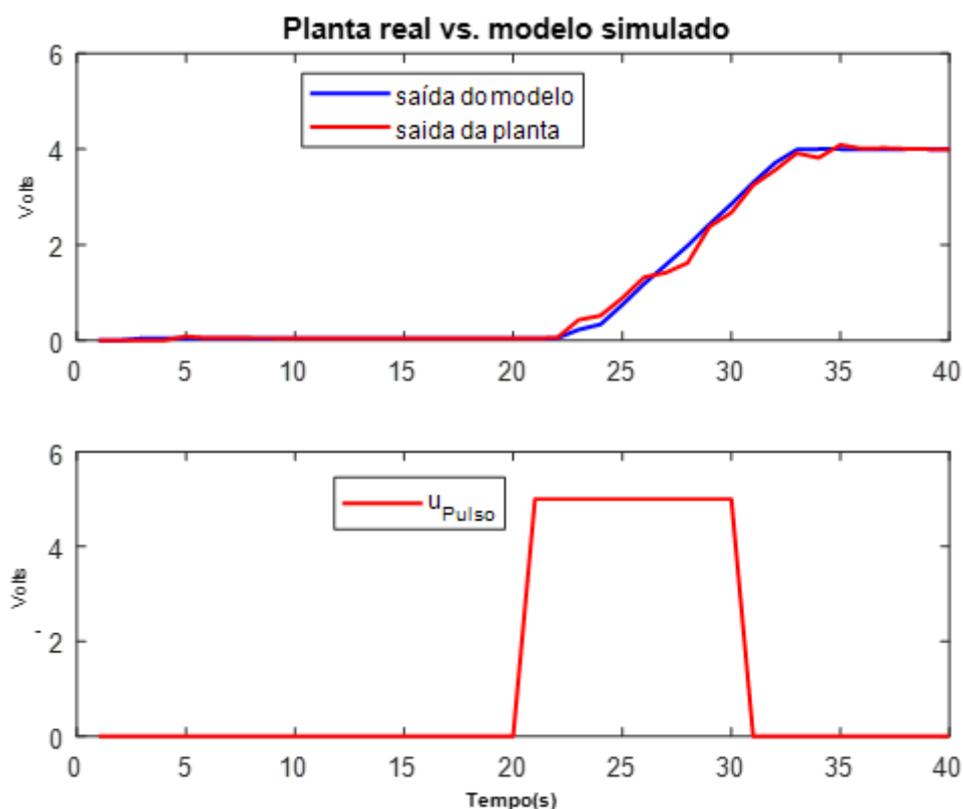


Figura 30: Resposta ao pulso do sistema identificado vs. planta real.

5.2 Controle estocástico GMV

O controlador variância mínima generalizado, desenvolvido por Clarke e Gawthrop (1975), é uma técnica de controle ótima, preditiva e estocástica, baseada em modelo do sistema. Este controlador é apresentado como uma solução, bastante utilizada

na engenharia, para o problema regulatório de variância mínima (MV, do inglês *Minimum Variance*) de sistemas dinâmicos lineares (SILVEIRA; COELHO, 2011).

O problema de controle GMV estabelece que, uma saída generalizada e a d-passos a frente (CLARKE; GAWTHROP, 1975)

$$\phi(k+d) = P(z^{-1})y(k+d) - T(z^{-1})y_r(k+d) + Q(z^{-1})u(k), \quad (27)$$

tenda a um valor mínimo dado pela minimização do índice de desempenho quadrático,

$$J = \mathbf{E} \left[\phi^2(k+d) \right] \quad (28)$$

derivado em função do sinal de controle $u(k)$,

$$\frac{\partial J}{\partial u(k)} = 0. \quad (29)$$

Na Equação (28), $\mathbf{E}[\cdot]$ corresponde ao operador de esperança matemática.

Em (27), os polinômios $P(z^{-1})$, $T(z^{-1})$ e $Q(z^{-1})$ filtram a saída $y(k)$, a sequência de referência $y_r(k)$ e o sinal de controle $u(k)$, respectivamente. Esses polinômios ponderam a saída generalizada e conseqüentemente, o problema de otimização do GMV. De acordo com Clarke e Gawthrop (1975), define-se os polinômios P, T e Q como

$$P(z^{-1}) = p_0 + p_1 z^{-1} + \dots + p_{n_p} z^{-n_p}, \quad (30)$$

$$T(z^{-1}) = t_0 + t_1 z^{-1} + \dots + t_{n_t} z^{-n_t}, \quad (31)$$

$$Q(z^{-1}) = q_0 + q_1 z^{-1} + \dots + q_{n_q} z^{-n_q}. \quad (32)$$

Na saída generalizada em (27), os dados futuros da sequência de referência $y_r(k+d)$ nem sempre estão disponíveis e precisa-se obter o valor da saída futura $y(k+d)$. Portanto isso acarreta o problema de prever a saída do sistema em d-passos à frente, para que o controlador GMV possa compensar o atraso de maneira intrínseca.

5.2.1 Preditor GMV e lei de controle

Reescrevendo o modelo ARMAX em (19) e avançando-o d-passos à frente,

$$y(k+d) = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} u(k) + \frac{C(z^{-1})}{A(z^{-1})} \xi(k+d), \quad (33)$$

é possível notar que a saída predita é corrompida pelo ruído futuro. Assim, para encontrar a solução do preditor de variância mínima (MVP, do inglês *Minimum Variance Predictor*), deve-se incluir o filtro $P(z^{-1})$, presente na Equação (30), na descrição do modelo ARMAX em (33), conforme

$$P(z^{-1})y(k+d) = \frac{P(z^{-1})B(z^{-1})}{A(z^{-1})}u(k) + \frac{P(z^{-1})C(z^{-1})}{A(z^{-1})}\xi(k+d). \quad (34)$$

Nota-se que a parcela de Média Móvel (MA, do inglês *Moving Average*) do sistema é a parte que impossibilita assumir que se conhece $\xi(k+d)$, pois o ruído a d -passos à frente é desconhecido. Como solução, deve-se separar a parcela que se conhece até medidas recentes do sistema (SILVEIRA; COELHO, 2011), ou seja,

$$\frac{P(z^{-1})C(z^{-1})\xi(k+d)}{A(z^{-1})} = \underbrace{\frac{F(z^{-1})}{A(z^{-1})}}_{\text{presente}}\xi(k) + \underbrace{E(z^{-1})\xi(k+d)}_{\text{futuro}}, \quad (35)$$

onde $F(z^{-1})$ e $E(z^{-1})$, são polinômios que explicam a relação $\frac{P(z^{-1})C(z^{-1})\xi(k+d)}{A(z^{-1})}$.

Com a devida análise e substituições desenvolvidas por Silveira (2012), chega-se à versão modificada da Equação (34), com base nas informações disponíveis até o instante k , isto é, a saída predita $\hat{y}(k+d|k)$, é baseada na informação no presente de (35), ou seja,

$$\hat{y}(k+d|k) = \frac{B(z^{-1})E(z^{-1})u(k) + F(z^{-1})y(k)}{A(z^{-1})E(z^{-1}) + z^{-d}F(z^{-1})}. \quad (36)$$

Recorrendo-se a Equação (35), é possível constatar que,

$$P(z^{-1})C(z^{-1}) = A(z^{-1})E(z^{-1}) + z^{-d}F(z^{-1}). \quad (37)$$

Portanto, a partir de (37), a equação do MVP d -passos à frente pode ser reescrita da seguinte forma:

$$\hat{y}(k+d|k) = \frac{B(z^{-1})E(z^{-1})u(k) + F(z^{-1})y(k)}{P(z^{-1})C(z^{-1})}. \quad (38)$$

O projeto de MVP em (38) exige então a obtenção dos filtros $P(z^{-1})$, $E(z^{-1})$ e $F(z^{-1})$. Dessa forma, o filtro $P(z^{-1})$ deve ser conhecido e atribuído pelo projetista (SILVEIRA, 2012) e de acordo com o trabalho de Clarke e Gawthrop (1975), os

polinômios $F(z^{-1})$ e $E(z^{-1})$ podem ser obtidos pela solução da Equação de Diophantine em (37), no qual sua ordem é definida por (SILVEIRA; DUTRA; PEREIRA, 2017)

$$n_e = d - 1, \quad (39)$$

$$n_f = \max \left[(n_p + n_c), (n_a - 1 + n_e) \right] - d, \quad (40)$$

onde

$$F(z^{-1}) = f_0 + f_1 z^{-1} + f_2 z^{-2} + \dots + f_{n_f} z^{-n_f}, \quad (41)$$

$$E(z^{-1}) = e_0 + e_1 z^{-1} + e_2 z^{-2} + \dots + e_{n_e} z^{-n_e}, \quad (42)$$

e n_p , n_c , n_a , são, respectivamente, a ordem dos polinômios P , C e A .

Agora resta apenas encontrar a lei de controle do GMV, a qual pode ser obtida substituindo-se a Equação do preditor (38) na Equação (27), de onde se reescreve a expressão para a saída generalizada em sua forma estimada com os dados disponíveis até o instante k , dada por

$$\hat{\phi}(k+d|k) = P(z^{-1})\hat{y}(k+d|k) - T(z^{-1})y_r(k+d) + Q(z^{-1})u(k). \quad (43)$$

Substituindo a Equação (43) em (28) e solucionando o problema de otimização, encontra-se a lei de controle do GMV dada por

$$u(k) = \frac{C(z^{-1})T(z^{-1})y_r(k+d) - F(z^{-1})y(k)}{B(z^{-1})E(z^{-1}) + Q(z^{-1})C(z^{-1})}. \quad (44)$$

Vale ressaltar que a Equação (44) atende apenas o caso posicional. Sendo necessário para o caso incremental acrescentar um artifício matemático, por meio da aproximação *Backward* $\frac{1}{s} \cong \frac{1}{\Delta}$, onde $\Delta = 1 - z^{-1}$, no modelo da planta ARMAX (SILVEIRA, 2015). Dessa forma, reescrevendo a Equação (33) com base no modelo aumentado ARIMAX (do inglês *Auto-Regressive Integrated-Moving-Average with exogenous inputs*)

$$\Delta A(z^{-1})y(k+d) = B(z^{-1})z^{-d}\Delta u(k) + C(z^{-1})\xi(k) \quad (45)$$

ocorre uma alteração na Equação (27), da saída generalizada, dada por

$$\phi(k+d) = P(z^{-1})y(k+d) - T(z^{-1})y_r(k+d) + Q(z^{-1})\Delta u(k). \quad (46)$$

Devido a mudança, o problema de otimização agora é em função de $\Delta u(k)$

$$\frac{\partial J}{\partial \Delta u(k)} = 0. \quad (47)$$

e a equação Diophantina em (37) sofre alteração:

$$P(z^{-1})C(z^{-1}) = \Delta A(z^{-1})E(z^{-1}) + z^{-d}F(z^{-1}), \quad (48)$$

assim como a ordem do polinômio $F(z^{-1})$

$$n_f = \max \left[(n_p + n_c), (n_{\delta a} + n_e) \right] - d. \quad (49)$$

onde $n_{\delta a}$ é a ordem do polinômio formado pela convolução de ΔA .

Com a mesma análise feita para encontrar (44), obtém-se a lei de controle incremental do controlador GMV, cujo benefício é garantir offset nulo no seguimento de referências constantes, além de elevar a margem de ganho da malha de controle. A lei de controle incremental é dada por

$$\Delta u(k) = \frac{C(z^{-1})T(z^{-1})y_r(k+d) - F(z^{-1})y(k)}{B(z^{-1})E(z^{-1}) + Q(z^{-1})C(z^{-1})}. \quad (50)$$

Enfim, é válido ressaltar que existe uma analogia entre a estrutura generalizada do PID digital e o problema de controle GMV com os polinômios $P(z^{-1})$, $T(z^{-1})$ e $Q(z^{-1})$. Esta é uma das razões que permitem o desenvolvimento da Augmentação Estocástica, descrita na seção a seguir.

5.3 Augmentação Estocástica de um PID digital por um GMV

O princípio da AE, investigada neste trabalho, consiste em usar uma estrutura PID digital qualquer, para fornecer o *loop-shaping* de sua malha ao controlador GMV que, por sua vez, é projetado com base em modelos que incluem as parcelas determinística e estocástica do processo.

Em um cenário estocástico, por meio da Augmentação, o que se adquire é um controlador com as mesmas características obtidas do *shape* do PID digital, no entanto melhor, devido a característica preditiva do MVP, para compensar em d-passos os atrasos da planta, e a capacidade do controlador GMV garantir um menor consumo de energia, na presença de perturbações estocásticas no sistema, característica herdada do controlador MV como descrito por Silveira e Silva (2015) e Silveira et al. (2016). Sendo assim, o final

da AE resulta em um controlador com as mesmas características do controle PID abordado e que agora tem características preditivas e estocásticas.

Para início da AE, pode-se considerar a forma do controle PID contínuo, dada por,

$$U(s) = K_p \left(1 + \frac{1}{T_I s} + T_D s \right) [Y_r(s) - Y(s)], \quad (51)$$

onde K_p , T_I , T_d , são o ganho proporcional, período do integrador e período derivativo, respectivamente

Aplicando a aproximação *Backward*

$$s \cong \frac{(1 - z^{-1})}{T_s}, \quad (52)$$

em (51), a equação do controle PID digital assume a seguinte forma:

$$(1/K_p)\Delta u(k) = (p_0 + p_1 z^{-1} + p_2 z^{-2})[y_r(k) - y(k)] \quad (53)$$

para $Q(z^{-1}) = \left(\frac{1}{k_p} \right)$, $P(z^{-1}) = T(z^{-1})$ e

$$p_0 = 1 + \frac{T_s}{T_I} + \frac{T_D}{T_s}, \quad (54)$$

$$p_1 = -1 - \frac{2T_D}{T_s}, \quad (55)$$

$$p_2 = \frac{T_D}{T_s}. \quad (56)$$

Pode-se então, realizar uma analogia com a saída generalizada em (46) e reescrever a equação substituindo os polinômios do controlador PID na equação da saída generalizada do GMV,

$$\phi(k+d) = \left(p_0 + p_1 z^{-1} + p_2 z^{-2} \right) [\hat{y}(k+d|k) - y_r(k+d)] + \left(\frac{1}{K_p} \right) \Delta u(k). \quad (57)$$

Assim, o controlador PID preditivo e estocástico pode ser implementado por meio da lei de controle do GMV em (50), dada por:

$$\Delta u(k) = \frac{C(z^{-1})P(z^{-1})y_r(k+d) - F(z^{-1})y(k)}{B(z^{-1})E(z^{-1}) + \left(\frac{1}{K_p}\right)C(z^{-1})}. \quad (58)$$

5.4 Projeto do Controlador

O projeto do controlador depende agora em encontrar os polinômios $P(z^{-1})$, $Q(z^{-1})$, obtidos pela sintonia de um PID digital, e $E(z^{-1})$, $F(z^{-1})$ obtidos pela resolução da Equação Diophantina em (48).

5.4.1 Sintonia do Controlador PID

Para sintonia do controle PID digital, utiliza-se, neste trabalho, a técnica de cancelamento dinâmico de polos. Com esta técnica, impõe-se uma dinâmica desejada para a planta seguir, sendo nesse caso uma dinâmica de primeira ordem para uma planta de segunda ordem. Dessa forma, esta técnica permite cancelar os polos dominantes em malha fechada da planta e impor o comportamento desejado, definido pela seguinte aproximação ZOH:

$$G_{mf} = \frac{1}{\tau s + 1} \xrightarrow[\text{ZOH}]{T_s} \frac{(1 - e^{-Ts/\tau})z^{-1}}{1 - e^{-Ts/\tau}z^{-1}} = \frac{(1 - z_d)z^{-1}}{1 - z_d^{-1}}, \quad (59)$$

cujo o polo desejado de malha fechada é dado por z_d , onde τ é a constante de tempo desejada de malha fechada.

Reescrevendo a Equação (53) do controlador PID, por meio de função de transferência

$$C_{PID}(z^{-1}) = \frac{p_0 + p_1 z^{-1} + p_2 z^{-2}}{\Delta} \quad (60)$$

e definindo os polinômios $P(z^{-1}) = T(z^{-1})$ do controle PID em (60) para

$$P(z^{-1}) = p_0 \left(1 + \frac{p_1}{p_0} z^{-1} + \frac{p_2}{p_0} z^{-2} \right), \quad (61)$$

$$p_1 = a_1 p_0, \quad (62)$$

$$p_2 = a_2 p_0, \quad (63)$$

a função de transferência determinística de controle em malha fechada será

$$G_{mf}(z^{-1}) = \frac{\frac{p_0}{\Delta} \left(1 + \frac{p_1}{p_0} z^{-1} + \frac{p_2}{p_0} z^{-2} \right) \frac{B(1)}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}}}{1 + \frac{p_0}{\Delta} \left(1 + \frac{p_1}{p_0} z^{-1} + \frac{p_2}{p_0} z^{-2} \right) \frac{B(1)}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}}} \quad (64)$$

Realizando as devidas operações matemáticas em (64) e igualando à função de transferência desejada em (59) tem-se

$$G_{mf}(z^{-1}) = \frac{p_0 B(1) z^{-1}}{p_0 B(1) z^{-1} + \Delta} = \frac{(1 - z_d) z^{-1}}{1 - z_d^{-1}}, \quad (65)$$

no qual p_0 pode ser obtido por

$$p_0 = \frac{(1 - z_d)}{B(1)} = \frac{(1 - z_d)}{(b_0 + b_1)}, \quad (66)$$

onde $B(1)$ é uma aproximação estática do polinômio $B(z^{-1})$, quando $z \rightarrow 1$. Devido a isso, este procedimento pode ser aplicado em plantas de fase não mínima, porém não pode ser aplicado em plantas instáveis em malha aberta, pois na prática o cancelamento em (63) não ocorrerá. Vale ressaltar que o polinômio $Q(z^{-1}) = 1/K_p$ em (53) foi deixado de fora da Equação (60). Pois, o objetivo é usá-lo como fator de ponderação de energia para o controlador PID e GMV, com intuito de aumentar ou diminuir o esforço de controle e verificar como o ruído afeta a estabilidade e variâncias do controlador.

Por questão de projeto, para sintonia do controle PID foi considerando um cenário ideal, isto é, apenas com atraso de ZOH ($d = 1$) e com referências sem ruídos. Foi encontrado, por tentativa e erro, o valor de constante de tempo de $\tau = 0,25s$ e fator de ponderação de energia $K_p = 1$. Dessa forma representa-se na Tabela 2 o valor do polinômio $P(z^{-1})$ obtido.

Tabela 2: Valores do polinômio $P(z^{-1})$ do controlador PID projetado.

Valores do polinômio $P(z^{-1})$
$p_0 = 15,9489$
$p_1 = -23,38110$
$p_2 = 7,43538$

A partir da sintonia estabelecida, do controlador PID, comumente empregado nas malhas de controle de servomotores, é possível obter o rastreamento assintótico da referência. Dessa forma, para um cenário sem ruídos e com atraso apenas do ZOH, a sintonia PID proposta consegue controlar, como desejado, o modelo estimado do servomecanismo do RAJG. Na Figura 33 ilustra-se o desempenho em malha fechada do controle PID simulado e o controle PID real.

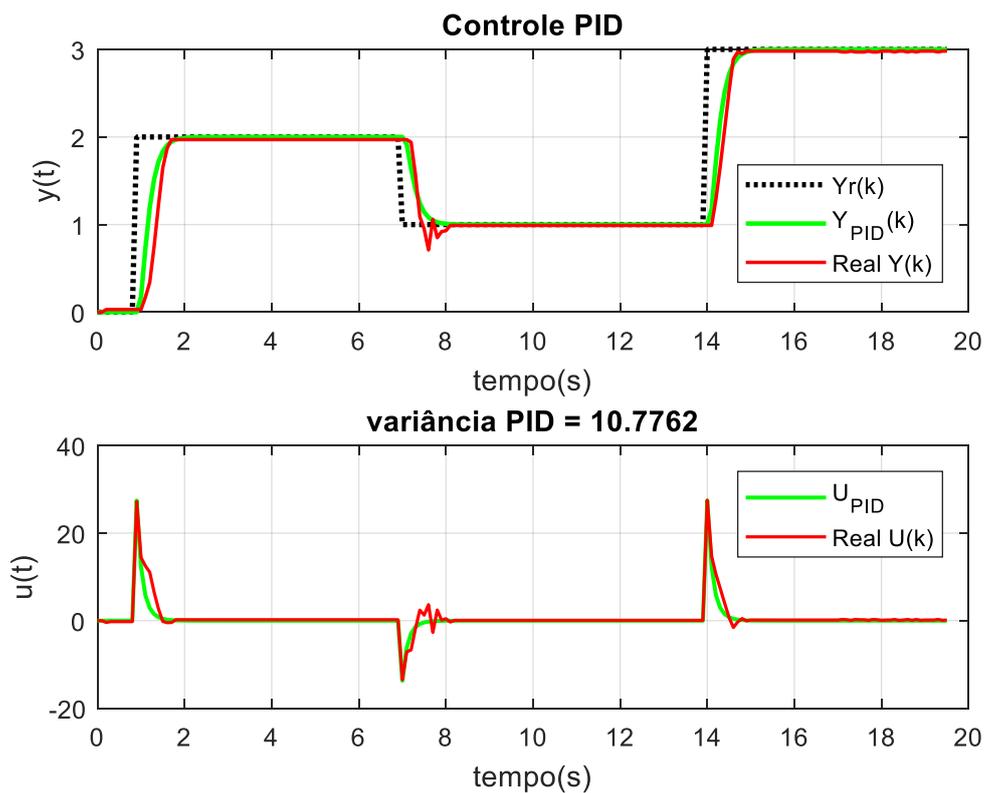


Figura 31: Desempenho em malha fechada do Controle PID simulado e controle PID real, em um cenário ideal

Analisando a Figura 33 percebe-se que o controle PID consegue controlar o modelo real a partir da sintonia estabelecida, com base no modelo identificado, e percebe-

se que existe pequenos ruídos presentes na leitura do potenciômetro de realimentação do servomecanismo.

5.4.2 Controlador GMV baseado no *shape* herdado do controlador PID

No projeto do controlador GMV, foi considerado o atraso de pior caso, de 4 amostras, sendo $d = 4$, para a malha de controle do sistema RAJG. A partir disso, como os polinômios $P(z^{-1})$, $C(z^{-1})$ e $A(z^{-1})$ são conhecidos, a equação Diophantine em (48) pode ser resolvida determinando a ordem dos filtros $E(z^{-1})$ e $F(z^{-1})$ que satisfazem sua igualdade, o que resulta em

$$\overbrace{P(z^{-1})C(z^{-1})}^{4^{\text{a}} \text{ ordem}} = \overbrace{\Delta A(z^{-1})}^{3^{\text{a}} \text{ ordem}} \overbrace{E(z^{-1})}^{3^{\text{a}} \text{ ordem}} + z^{-4} \overbrace{F(z^{-1})}^{2^{\text{a}} \text{ ordem}}. \quad (67)$$

Os parâmetros dos filtros $E(z^{-1})$ e $F(z^{-1})$ são a solução da Diophantine do controlador GMV incremental, dados por

$$e_0 = p_0 \quad (68)$$

$$e_1 = p_0 c_1 + p_1 - (a_1 - 1)e_0 \quad (69)$$

$$e_2 = p_0 c_2 + p_1 c_1 + p_2 - (a_1 - 1)e_1 - (a_1 - a_2)e_0 \quad (70)$$

$$e_3 = p_1 c_2 + p_2 c_1 - (a_1 - 1)e_2 - (a_1 - a_2)e_1 + a_2 e_0 \quad (71)$$

$$f_0 = p_2 c_2 - (a_1 - 1)e_3 - (a_1 - a_2)e_3 + a_2 e_1 \quad (72)$$

$$f_1 = -(a_1 - a_2)e_3 + a_2 e_2 \quad (73)$$

$$f_2 = +a_2 e_3 \quad (74)$$

Vale ressaltar que esse conjunto de equações funcionará de forma estocástica para qualquer outro controlador PID digital na forma da Equação (53), considerando um horizonte de previsão de até 4 passos para o pior caso em relação aos atrasos. No entanto, para valores maiores de atrasos, é necessário resolver (67) em conformidade. Sendo assim, o sistema de controle pode ser implementado do seguinte modo:

$$\Delta u(k) = \frac{H(z^{-1})y_r(k) - F(z^{-1})y(k)}{L(z^{-1})}. \quad (75)$$

onde $H(z^{-1})$ e $L(z^{-1})$ são, respectivamente,

$$H(z^{-1}) = p_0 + z^{-1}(p_0c_1 + p_1) + z^{-2}(p_0c_2 + p_1c_1 + p_2) + z^{-3}(p_1c_2 + p_2c_1) + z^{-4}(p_2c_2), \quad (76)$$

$$L(z^{-1}) = \left(\frac{1}{K_p} + (b_0e_0) \right) + z^{-1} \left(\frac{c_1}{K_p} + b_0e_1 + b_1e_0 + 1 \right) + z^{-2} \left(\frac{c_2}{K_p} + b_0e_2 + b_1e_1 \right) + z^{-3}(b_0e_3 + b_1e_2) + z^{-4}(b_1e_3) \quad (77)$$

Para obter a lei de controle $u(k)$ do controlador incremental faz-se uma decomposição de $\Delta u(k)$, tal que a ação incremental resultante é

$$u(k) = \Delta u(k) + u(k-1). \quad (78)$$

Para finalizar esta subsecção, é necessário fazer uma importante observação.

A partir da análise dos polos do modelo ARMAX identificado do RAJG, percebe-se que o sistema é do tipo 1, pois apresenta um polo localizado em 1 no círculo unitário, o que caracteriza uma planta com um integrador. Tal, característica é bem comum em servomecanismos e bem enfatizada em livros e artigos presentes na literatura. Então, para o controle do RAJG, foi utilizado a lei de controle posicional, do controlador GMV, pois a planta já apresenta um integrador natural, e a utilização de um controle incremental poderia causar ciclo limite em regime permanente, causado pelo integrador duplo.

No entanto, quando aplicado ao RAJG, verificou-se que o controlador posicional não foi capaz de controlar a posição do servomecanismo com *offset* nulo. Portanto, foi utilizado o controlador projetado pelo método incremental e verificou-se que foi possível realizar de maneira satisfatória o controle do RAJG, sem o surgimento do ciclo limite. Um dos motivos pelo qual o controlador incremental funcionou no controle de posição angular do servomecanismo é o fato de existir não linearidades presentes no processo, fazendo com que o sistema não-linear não seja, de fato, do tipo 1 (SILVA, 2017), que no caso do servomotor de posição seria a consideração de que há alguma dissipação de energia ao longo do tempo e que modifica a posição do braço robótico na ausência de um estímulo em sua entrada, tal como um reservatório contendo alguma vazão de saída.

5.4.3 Análise de Estabilidade e Desempenho

Para análise de estabilidade e desempenho utiliza-se a função de sensibilidade

$$S(z^{-1}) = \frac{y(z)}{\xi(z)}, \quad (79)$$

e sensibilidade complementar

$$\bar{S}(z^{-1}) = \frac{y(z)}{y_r(z)} \quad (80)$$

analisadas por meio das respostas no domínio da frequência e pelos índices de margem de ganho e margem de fase (SEBORG et al., 2010).

De acordo com Seborg et al. (2010) a função de sensibilidade está ligada às perturbações externas e internas do sistema. Com isso, é interessante que a mesma apresente baixo ganho nas altas frequências. Já a curva de sensibilidade complementar deve ter um ganho alto nas baixas frequências, pois está correlacionada com o desempenho do sistema em seguir referências e se recuperar de perturbações de baixa frequência (DOYLE, 1978).

Nota-se que a sensibilidade é normalmente abordada na literatura como uma função que transfere uma perturbação tipo carga, que afeta a saída da planta. No entanto, em (79) está sendo abordada com todas as frequências amostradas, já que $\xi(k)$ é uma perturbação Gaussiana.

Ao substituir a Equação (50) no modelo aumentado em (45), as funções de sensibilidade e sensibilidade complementar, do controlador GMV, são, respectivamente,

$$S_{gmv}(z^{-1}) = \frac{B(z^{-1})E(z^{-1}) + C(z^{-1})(1/K_p)}{B(z^{-1})P(z^{-1}) + \Delta A(z^{-1})(1/K_p)}, \quad (81)$$

$$\bar{S}_{gmv}(z^{-1}) = \frac{B(z^{-1})P(z^{-1})}{B(z^{-1})P(z^{-1}) + \Delta A(z^{-1})(1/K_p)}. \quad (82)$$

Realizando o mesmo procedimento para o controlador PID digital, substituindo (58) em (45), as funções de sensibilidade e sensibilidade complementar são respectivamente

$$S_{pid}(z^{-1}) = \frac{B(z^{-1})P(z^{-1})z^{-d}}{B(z^{-1})P(z^{-1})z^{-d} + \Delta A(z^{-1})(1/K_p)}, \quad (83)$$

$$\bar{S}_{pid}(z^{-1}) = \frac{(1/K_p)C(z^{-1})}{B(z^{-1})P(z^{-1})z^{-d} + \Delta A(z^{-1})(1/K_p)}. \quad (84)$$

Uma maneira de quantificar a sensibilidade da malha de controle, é através da amplitude máxima das funções de sensibilidade e sensibilidade complementar, obtidas pelos respectivos picos M_s e \bar{M}_s^- .

$$M_s = \max_{\omega} |S(e^{j\omega T_s})|, \quad (85)$$

$$\bar{M}_s^- = \max_{\omega} |\bar{S}(e^{j\omega T_s})|, \quad (86)$$

Valores pequenos de M_s indicam que o sistema é menos sensível a perturbações. Já \bar{M}_s^- é equivalente ao pico de ressonância, que em geral, deseja-se mantê-lo pequeno.

Para obter equilíbrio entre robustez e desempenho, de acordo com Seborg et al. (2010), deve-se manter a margem de ganho MG_{dB}

$$MG_{dB} = 20 \log_{10} \left\{ \max \left[\left(\frac{M_s}{M_s - 1} \right), \left(1 + \frac{1}{\bar{M}_s^-} \right) \right] \right\}, \quad (87)$$

e a margem de fase MF°

$$MF^\circ = \frac{180^\circ}{\pi} \max \left\{ \left[2 \sin^{-1} \left(\frac{M_s}{M_s - 1} \right) \right], \left[2 \sin^{-1} \left(\frac{1}{\bar{M}_s^- - 1} \right) \right] \right\}, \quad (88)$$

respectivamente no seguinte intervalo: 6dB a 15dB e 30° a 60°.

Na Figura 34 apresentam-se as curvas de sensibilidade e sensibilidade complementar dos controladores PID e GMV, para o cenário de pior caso de atrasos.

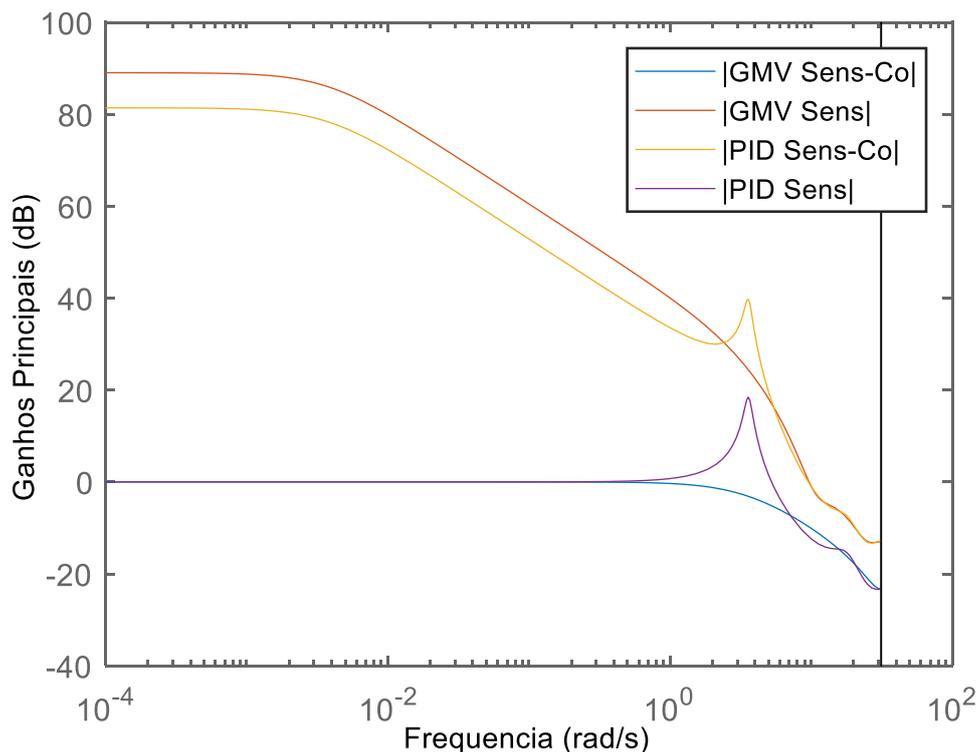


Figura 32: Curvas de sensibilidade e sensibilidade complementar dos controladores PID e GMV, para $d=4$.

Na Tabela 3 são apresentados os valores das margens de ganho e fase dos controles PID e GMV.

Tabela 3: Margens de ganho e fase.

Controlador	MG	MF
PID	1,10300 dB	6,8368 °
GMV	6,020611 dB	60,0002°

Após análise das curvas na Figura 34 e dos índices na Tabela 3, percebe-se que o controle GMV, projetado por meio da AE do controlado PID, é um controle robusto e melhora a estabilidade e desempenho da malha de controle, diante aos atrasos, incertezas de processo e variações no sinal. Os testes experimentais e comparações entre os controladores, abordados neste capítulo, serão demonstrados no Capítulo 6.

5.5 Conclusão de Capítulo

Neste capítulo foi apresentada a descrição do modelo ARMAX identificado do sistema RAJG, pelo método de MQR e o projeto dos controladores PID e GMV. Foi

abordada também a técnica de Augmentação Estocástica, a qual é a principal contribuição apresentada nesse capítulo. Pois foi possível notar que com AE, a malha de controle GMV herda o *shape* do controlador PID e apresenta um tratamento melhor das perturbações estocásticas e atrasos presentes no sistema. Por último, foram demonstradas as funções de sensibilidade e sensibilidade complementar, que permitem a análise de estabilidade robusta e robustez da malha de controle.

No Capítulo 6, serão apresentados os resultados dos testes experimentais, realizados para verificar a estratégia de estimação de movimentos, abordada no Capítulo 4, e comparar o desempenho dos controladores abordados no presente capítulo.

6. Resultados Experimentais

Neste Capítulo serão apresentados os resultados experimentais realizados para medição dos SMEs, estimação de movimento e controle do dispositivo RAJG.

As técnicas abordadas, neste trabalho, foram inicialmente simuladas e sintonizadas no ambiente de programação Matlab® e posteriormente embarcadas no Arduino Due, presente no módulo de bioinstrumentação. No Arduino é realizado o cálculo do filtro de Kalman para as quatro medições de SMEs e a fusão sensorial descentralizada dos sinais estimados de cada par de canais, provenientes do mesmo grupo muscular. Em seguida é realizado o controle do sistema RAJG, por meio da técnica de controle GMV ou PID. Todos os códigos e algoritmos embarcados no módulo de bioinstrumentação, estão disponíveis para download em Dutra (2018).

Seguem como resultados os testes realizados, de acordo com a bioinstrumentação, para contrações baixas, médias e altas, dos músculos flexor radial do carpo e extensor ulnar do carpo. Apresenta-se a sintonia do filtro, os sinais filtrados e estimados pelo FK de cada canal e o sinal resultante da fusão sensorial. Após a FDK é enfatizada a robustez do método, de filtragem e fusão com filtro de Kalman, ao se retirar um eletrodo do contato, simulando o seu mal comportamento ou defeito. Por último, se tem o resultado do sinal estimado de movimento para a malha de controle da garra robótica e a comparação de desempenho entre as duas técnicas de controle abordadas.

A metodologia de medição e a técnica de estimação de movimento foram testadas considerando 4 requisitos: **(i)** capacidade de estimar o movimento executado; **(ii)** tempo de processamento; **(iii)** eficiência do método em tempo real; **(iv)** robustez do método de estimação na ocorrência de mal comportamento ou defeito na medição dos eletrodos.

Os controladores PID e GMV foram avaliados em relação à eficiência de desempenho em malha fechada, ao seguir às referências de posição angular para controle do servomecanismo. Foram realizados dois testes de controle de posição, sendo o primeiro com banda proporcional $K_p = 1$ e o segundo com banda proporcional $K_p = 2$.

O desempenho dos controladores foi avaliado a partir das métricas recomendadas na literatura, utilizadas em trabalhos de Teoria de controle, Sinais e Sistemas. Uma dessas métricas é a aproximação discreta da integral de um sinal ao

quadrado, que corresponde à quantidade de energia contida numa sequência discreta. Dado por (SILVEIRA et al., 2016),

$$E_w = (w^T w) T_s, \quad (88)$$

onde w é um vetor genérico e pode representar o erro de rastreamento, o sinal de controle e resposta de saída generalizada, os quais são indicados pelos respectivos índices ISU, ISE e ISΦ, neste trabalho.

Outra métrica para avaliar o desempenho dos controladores é a variância do sinal de controle e da saída generalizada, dada por:

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=0}^N (X(i) - \bar{X})^2}{N-1} \quad (89)$$

onde N é o número de amostras, $X = 1, 2, 3 \dots N$, são os elementos do vetor de dados e \bar{X} é a média dos valores.

Nas seções seguintes será detalhado cada um dos testes realizados.

6.1 Sintonia e simulação do Filtro de Kalman

Neste trabalho, a técnica de sintonia do Filtro de Kalman é baseada em Stevens et al. (2015), no qual utiliza-se o método heurístico de sintonia a partir da análise de resposta no domínio do tempo e da magnitude em frequência do filtro para calcular o ganho de Kalman apropriado. Com isso, a sintonia do FK deve garantir que a saída estimada siga a saída medida do processo e forneça um ganho K que minimize os impactos dos ruídos Gaussianos no erro de estimação. Dessa forma, é feita a apropriada seleção das matrizes de ponderação Q e R , que resultem em um ganho K que consiga ponderar as perturbações estocásticas em $y(k)$ e atenuar o erro de estimação com o passar do tempo.

Para a ponderação das matrizes Q e R , leva-se em consideração que a matriz Q é responsável por moldar a curva de magnitude em frequência do Filtro de Kalman e a matriz R é responsável por deslocar a curva de magnitude em frequência para os lados, podendo ser utilizada para ajustar a frequência de corte desejada para o Filtro.

Portanto, após a primeira coleta dos dados e identificação do modelo AR, referente a cada grupo muscular estudado, são projetados quatro filtros de Kalman, e sintonizados com base em senso comum sobre as características de filtragem e o razoável conhecimento das características do processo. Dessa forma as matrizes Q e R são obtidas por tentativa e erro para se estabelecer a frequência de corte de 10 Hz. Os modelos AR identificados, as matrizes sintonizadas de cada filtro e as constantes K , do FK, utilizadas para os testes apresentados, estão disponíveis no Apêndice C.

Apresenta-se na Figura 35 o teste realizado, para a primeira coleta dos sinais mioelétricos, de extensão e flexão do punho, com o módulo de bioinstrumentação, de acordo com protocolo experimental. Na Figura 36 apresentam-se os resultados simulados da filtragem realizada pelos FK sintonizados.

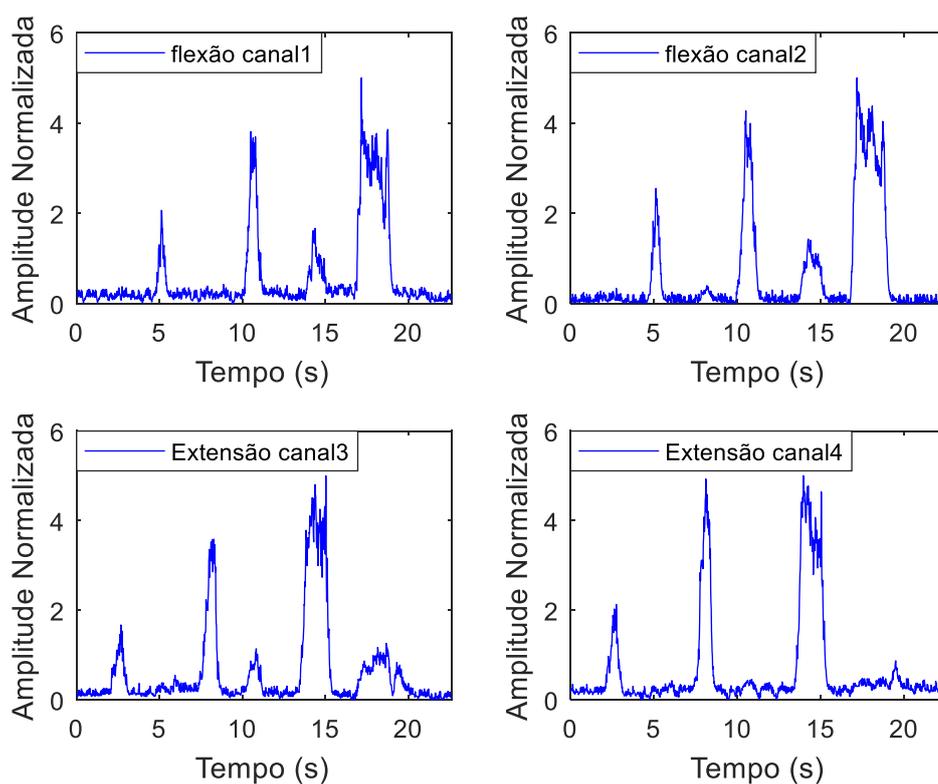


Figura 33: Coleta dos SMEs de extensão e flexão do punho. Nos gráficos superiores tem-se os resultados de contrações de flexão, pelos canais 1 e 2. Nos gráficos inferiores tem-se os resultados de contrações de extensão, nos canais 3 e 4.

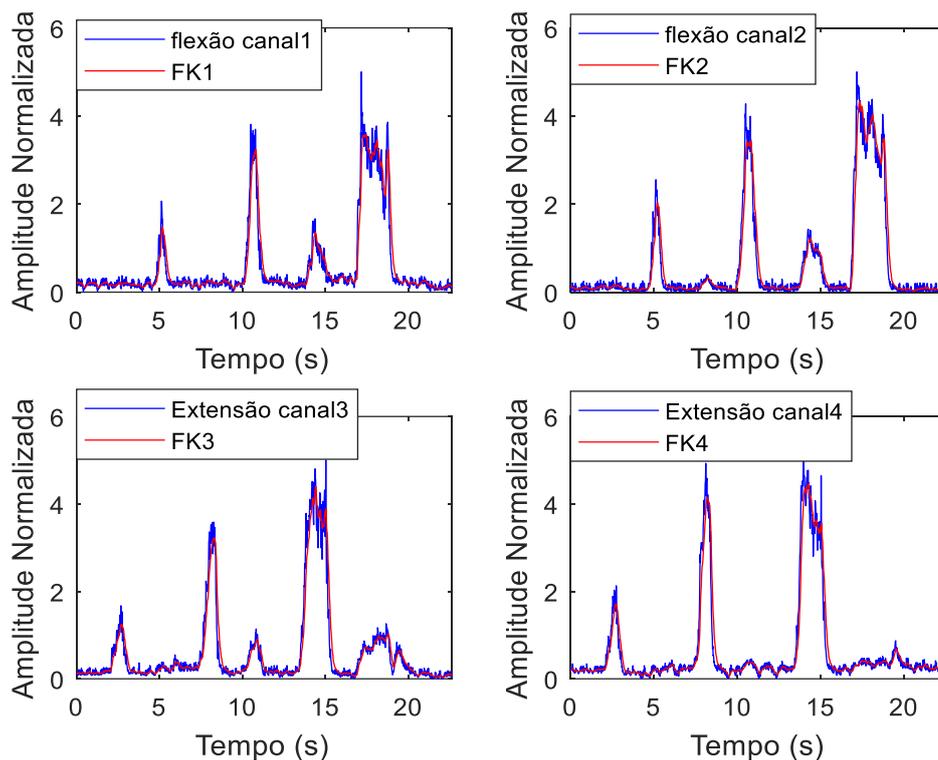


Figura 34: Filtro de Kalman aplicado nos SMEs de extensão e flexão do punho. Nos gráficos superiores tem-se os resultados dos filtros de Kalman aplicados nos canais 1 e 2, de contrações de flexão. Nos gráficos inferiores tem-se os resultados dos filtros de Kalman aplicados nos canais 3 e 4, de contrações de extensão.

6.2 Testes Experimentais

Nesta seção mostram-se os testes experimentais realizados após a sintonia dos FK e dos controladores PID e GMV. Inicialmente são demonstrados os testes de estimação de movimento em tempo real, após isso apresentam-se os testes de controle da garra mecatrônica, presente no sistema RAJG.

6.2.1 Estimação de Movimentos *online*

Nas Figuras 37 e 38 apresenta-se a filtragem *online* com filtro de Kalman para os sinais medidos de flexão e extensão, respectivamente. Já na Figura 39, ilustra-se o resultado da fusão sensorial descentralizada de cada Filtro de Kalman local. Por último, na Figura 40 mostram-se os sinais resultantes, de cada grupo muscular, do método de

fusão sensorial. Nela está presente também o resultado da subtração desses sinais, que representa o movimento estimado, o qual é utilizado como referência para o servomecanismo da garra robótica seguir.

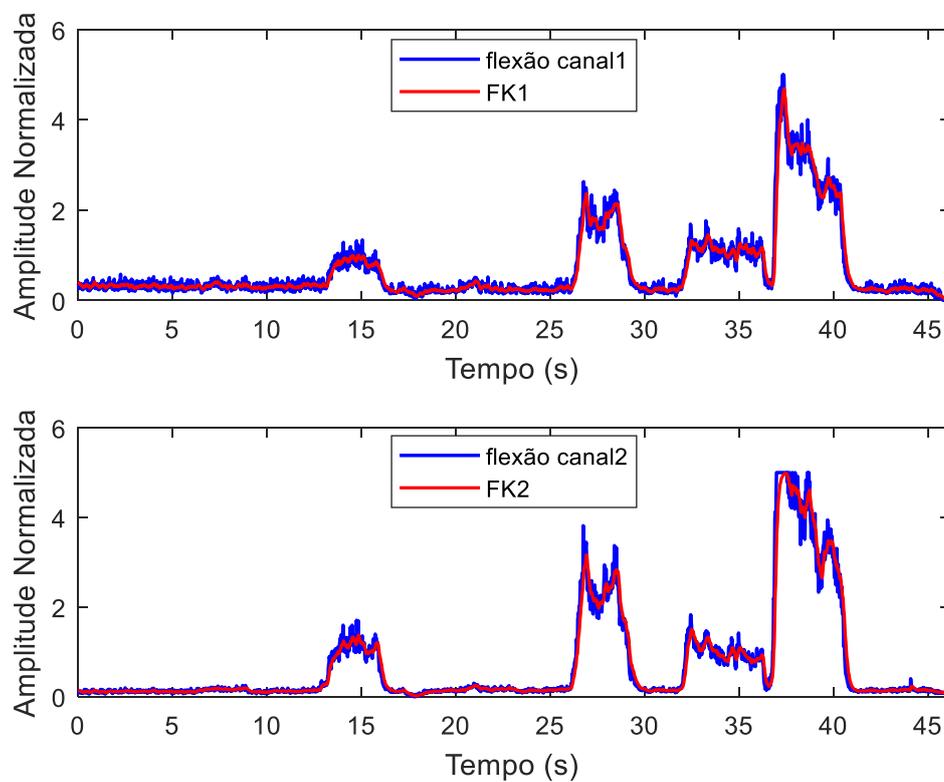


Figura 35: Resultados do filtro de Kalman aplicados nos canais 1 e 2, de contrações de flexão.

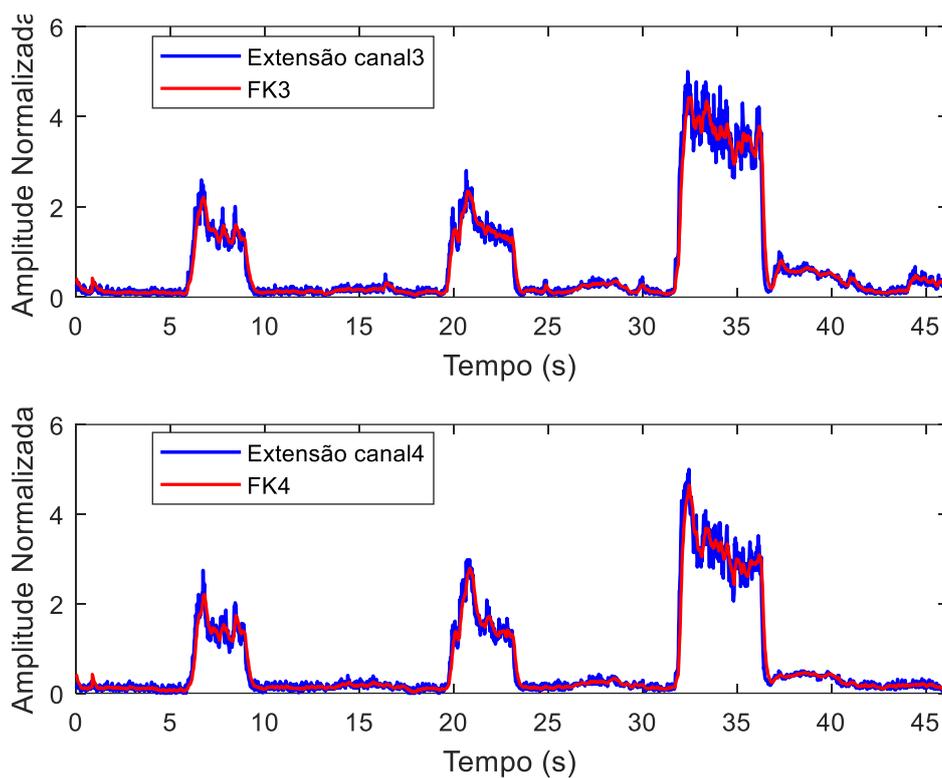


Figura 36: Resultados do filtro de Kalman aplicados nos canais 3 e 4, de contrações de extensão.

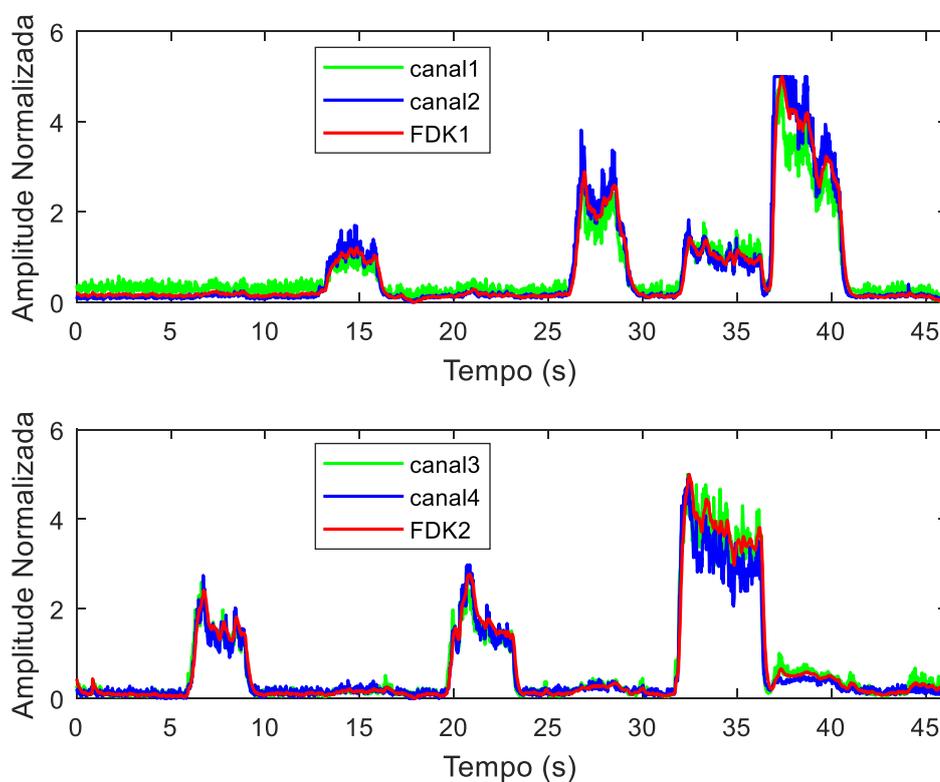


Figura 37: Fusão sensorial descentralizada de cada Filtro de Kalman local. No gráfico superior tem-se as medições realizadas, referentes às contrações de flexão, nos canais 1 e 2, seguido pela fusão deles. No gráfico inferior apresenta-se as medições realizadas, referentes às contrações de extensão, nos canais 3 e 4, seguidos pela fusão dos mesmos.

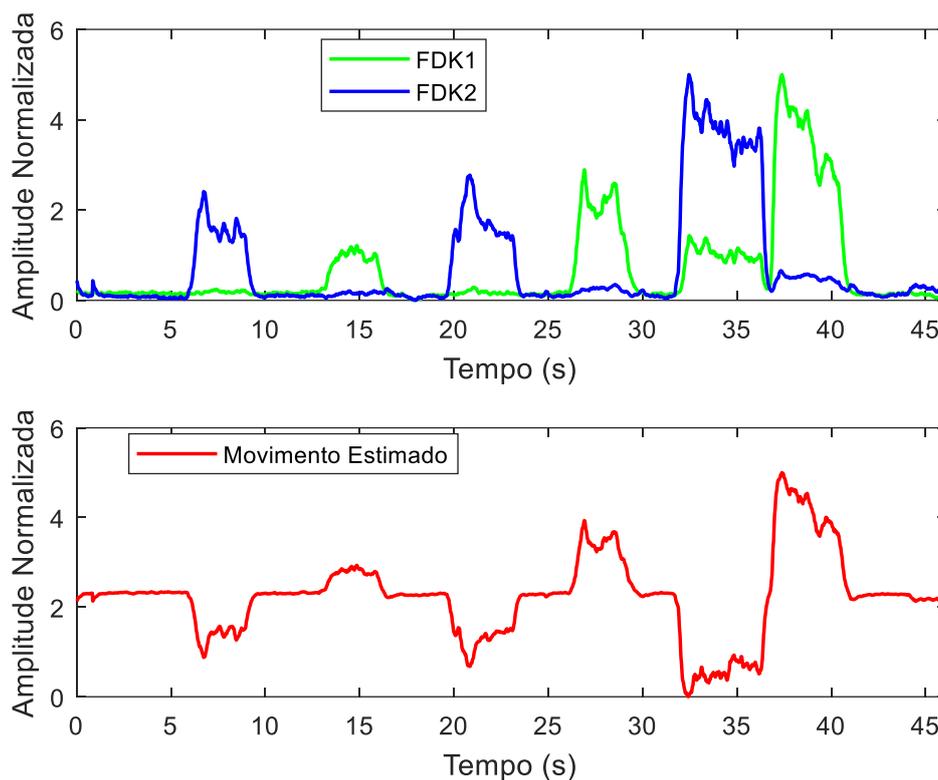


Figura 38: Sinal estimado de movimento. O gráfico superior representa o resultado da fusão sensorial de flexão e extensão. No gráfico inferior apresenta-se o movimento estimado.

Após análise das Figuras 37 e 38, percebe-se que o FK consegue filtrar, em tempo real, componentes de alta frequência, ruídos dos sinais medidos e manter a velocidade de convergência do sinal filtrado semelhante a dos sinais medidos.

Durante o teste realizado, observou-se que o FK embarcado leva 0,000148 segundos para filtrar e estimar cada sinal, então para os quatro canais o tempo de processamento da técnica dura 0,000592 segundos. Já a fusão sensorial dura 0,000308 segundos e como são utilizadas duas fusões sensoriais o tempo total de processamento é de 0,000616 segundos. Portanto o tempo total desde a medição dos sinais até o resultado de movimento estimado demora 0,001208 segundos. Considerando o cenário prático, o resultado do filtro aplicado em tempo real, não apresenta atrasos para filtrar e alisar o sinal medido, se comparados ao período de amostragem da malha de controle do RAJG ou mesmo aos requisitos de tempo exigidos pelos seres humanos para a boa aceitação das respostas dos dispositivos próstéticos (HAKONEN et al., 2015).

Na Figura 40 observa-se a eficiência do método de estimação *online*, visto que representa proporcionalmente a contração exercida pelo músculo flexor radial do

carpo e extensor ulnar do carpo, os quais são responsáveis pelos movimentos de flexão e extensão punho. E devido a redundância de medição, a fusão descentralizada de Kalman, resulta em sinais com máxima semelhança entre os sinais filtrados, no que resulta em uma segunda etapa de eliminação de ruídos de *crossalking* e artefatos de movimentos. Dessa forma, garantindo que o sinal estimado de movimento seja realmente proporcional em relação à contração dos músculos estudados.

6.2.2 Teste de Robustez do método de estimação de movimento

Para o teste de robustez do método de estimação de movimento, leva-se em consideração a possível falha ou mal funcionamento de um canal de medição ou nos eletrodos de superfície. Portanto, durante o ensaio de medição foi retirado o eletrodo referente ao canal 2, em seguida o eletrodo referente ao canal 4, para verificar a capacidade do sistema em estimar o movimento executado diante de uma interferência indesejada. Na Figura 41 apresenta-se o teste de robustez realizado.

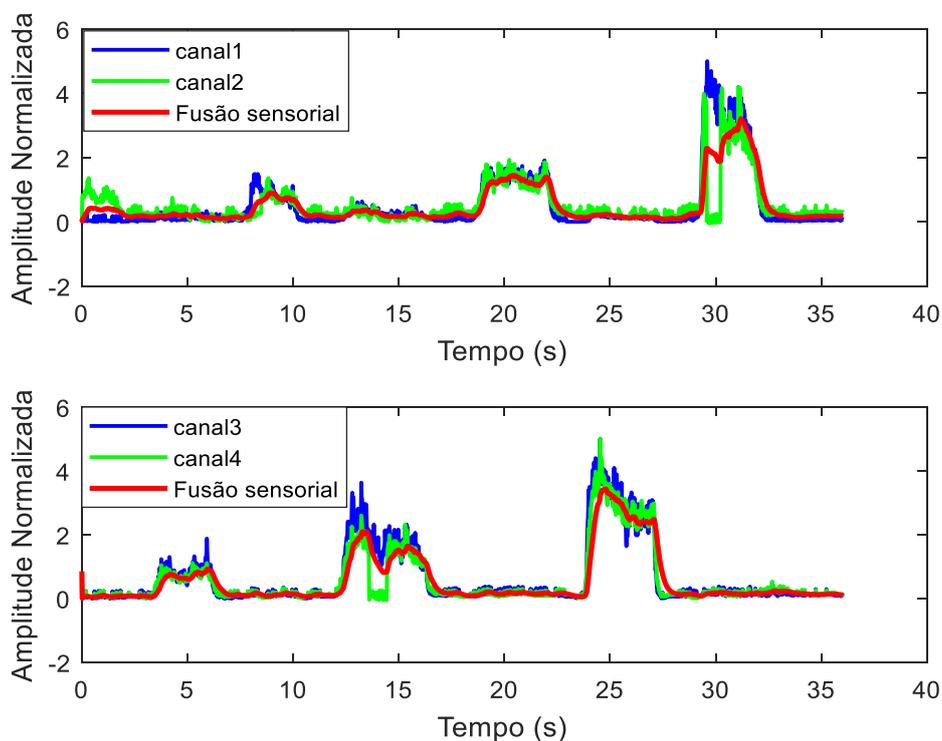


Figura 39: Teste de robustez com a fusão sensorial. O gráfico superior representa o resultado da fusão dos sinais do músculo flexor, diante a um sensor com falha. O gráfico inferior apresenta o resultado da fusão dos sinais do músculo extensor, diante a um sensor com falha.

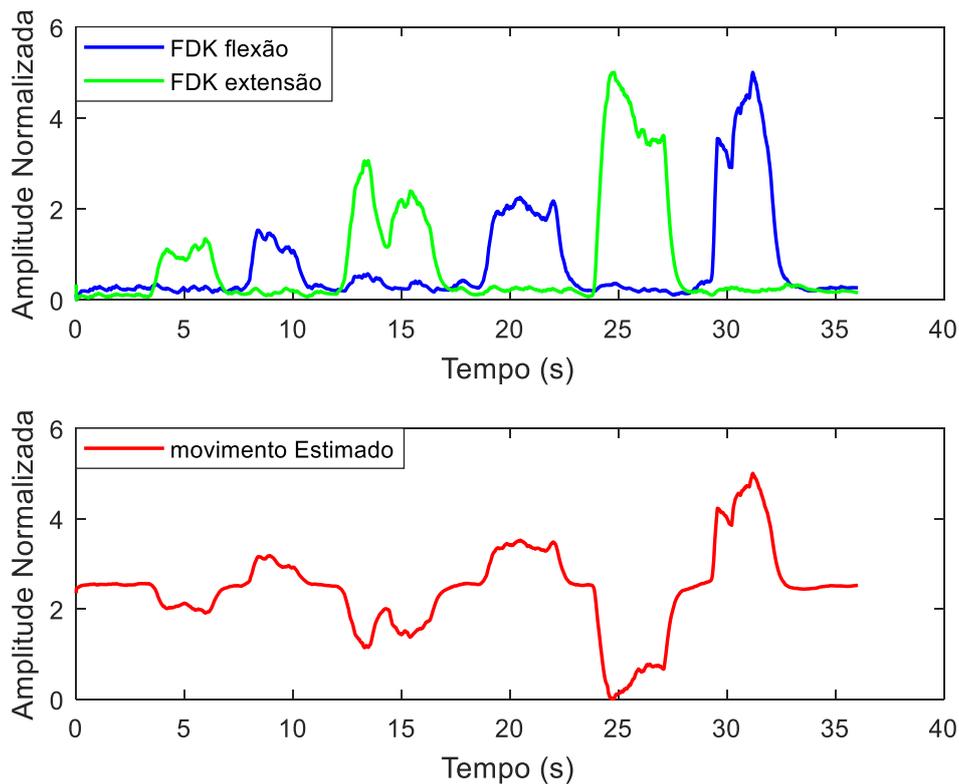


Figura 40: Movimento estimado diante falhas na medição. O gráfico superior representa o resultado da fusão sensorial, de flexão e extensão, diante sensor com falha. O gráfico inferior apresenta o movimento estimado.

Os eletrodos dos canais 2 e 4 foram retirados nos intervalos de tempo de 13,6 a 14,4 segundos e 29,6 a 30,2 segundos, respectivamente. Após análise da Figura 41, nota-se que o sinal fundido sofre uma pequena atenuação, mas ao invés de seguir o resultado induzido pelo sensor com falha, o resultado de fusão mantém as características do sinal sem falha e ainda consegue estimar a o movimento realizado (Figura 42). Dessa forma, em situações práticas em que podem ocorrer este problema, o método de estimação de movimento evitará que a malha de controle se comporte de forma inesperada, como fechamentos ou aberturas abruptas do sistema.

6.2.3 Teste de controle do dispositivo RAJG

Para o teste de controle, foi utilizada a mesma sequência de referência para os dois controladores, pois precisam ser sujeitos às mesmas condições de operação para avaliar os índices de desempenho. Como referência, utiliza-se o movimento estimado

presente na Figura 43. Nas Figuras 44 e 45 são ilustrados os testes, de comparação dos controladores PID e GMV, para o caso 1, com banda proporcional $K_p = 1$, e para o caso 2, com banda proporcional $K_p = 2$, respectivamente.

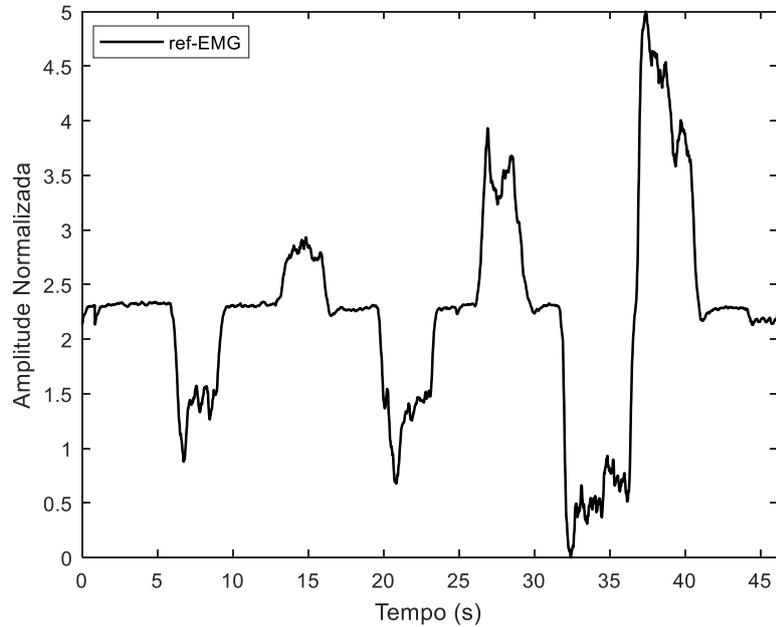


Figura 41: Movimento estimado ref-EMG

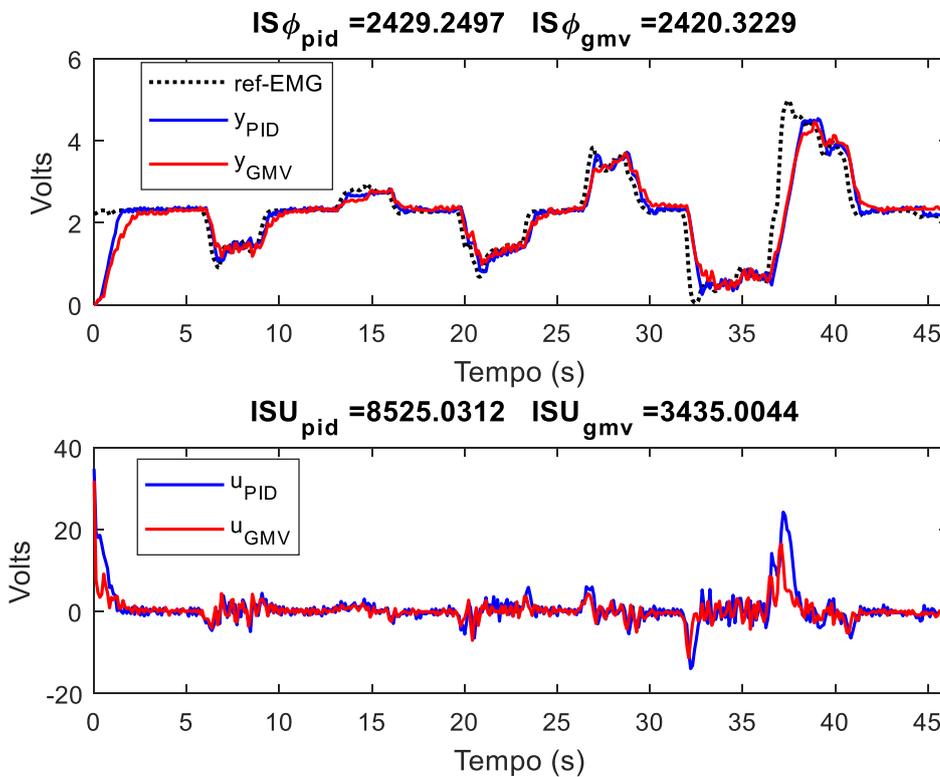


Figura 42: Caso 1: Teste de controle de posição angular com controlador PID vs. controlador GMV, com $K_p = 1$.

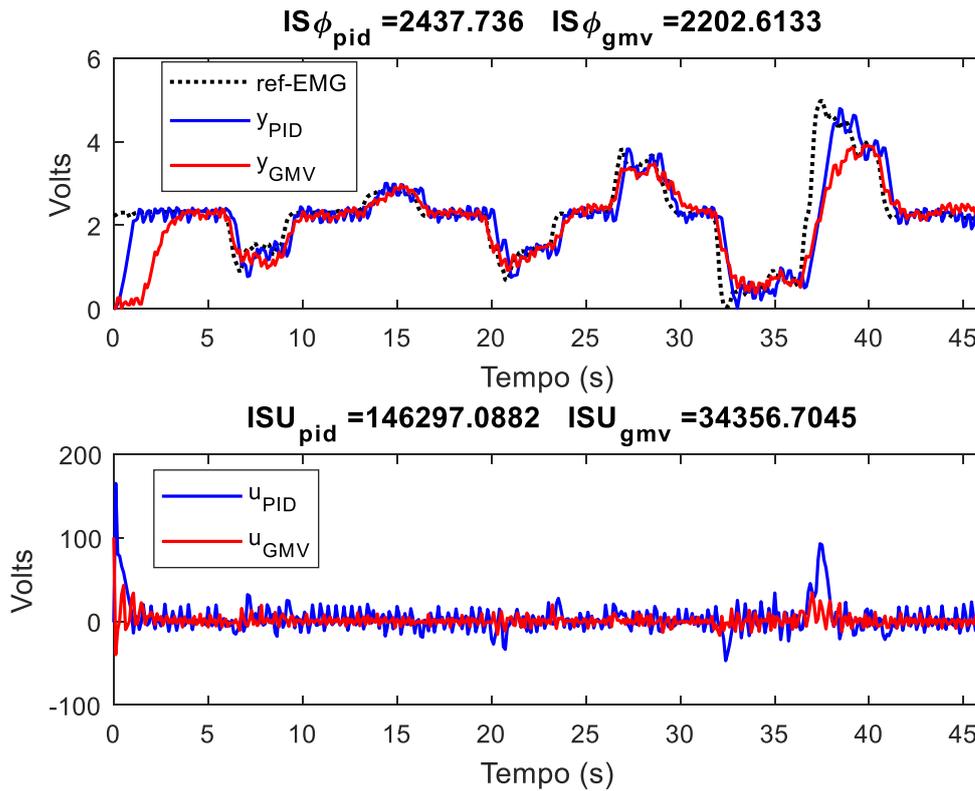


Figura 43: Caso 2: Teste de controle de posição angular com controlador PID vs. controlador GMV, com $K_p = 2$.

Em relação ao desempenho, no caso 1, é possível perceber que o controlador, GMV foi capaz de realizar o rastreamento de referência de maneira satisfatória. Porém há uma pequena redução de desempenho, em relação ao controlador PID, pois o controle GMV atua com redução do esforço de controle e variações indesejadas no atuador. Tal fato é perceptível de maneira visual, principalmente, se observado o sinal de controle no servomecanismo do RAJG. Com o aumento da ponderação de energia no caso 2 percebe-se que o controle PID fica mais sensível aos ruídos, já o controle GMV tem uma melhoria de desempenho e a mantém.

Para melhor avaliação do desempenho dos controladores, durante o teste realizado, foram levantados os índices de desempenho, os quais são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4: Índices de desempenho.

Caso	Controlador	ISU	ISE	IS Φ	σ_u^2	σ_Φ^2
1	PID	8525,03119	94,58920	2429,24970	0,78729	18,78293
	GMV	3435,00440	121,61060	2420,32290	0,75090	7,67691
2	PID	146297,08820	57,89390	2437,73600	0,82860	320,01153
	GMV	34356,70450	181,26160	2202,61330	0,74903	76,42030

Após a análise da Tabela 4 e das Figura 44 e 45, percebe-se que o controlador PID obteve os menores valores de erro no índice ISE. Porém, o índice ISU é penalizado, pois o controlador emprega mais energia no sinal de controle para manter o desempenho. Já o controlador GMV aplica sinais de comando com menores amplitudes e consegue alcançar valores da posição do atuador, aproximadamente iguais aos do controlador PID.

Já para o consumo de energia, se forem comparados os índices ISU e IS Φ e variância σ_u^2 , os quais quantificam quanto de energia é utilizada pelos controladores, constata-se que o controle GMV manteve, em relação ao PID, variância e índices mais satisfatórios, pois, consome menos energia para controlar o sistema. Portanto, pode-se concluir que o controlador GMV é mais econômico.

Levando em consideração o aumento da ponderação de energia, no caso 2, verifica-se como o ruído afeta a estabilidade e variância do controlador PID, em relação ao controle GMV, e confirma os resultados de estabilidade e desempenho robustos, avaliados anteriormente na Subseção 5.43, os quais indicam o controle GMV como robusto. Já no caso 1, tendo em vista a redução de variações indesejadas no atuador e a diminuição do consumo de energia de controle, conclui-se que o controlador GMV é o que apresenta melhor desempenho.

6.3 Conclusão de Capítulo

Neste capítulo foram apresentados e analisados os resultados dos testes experimentais do método de estimação de movimento de flexão e extensão do punho. Foi realizada também a comparação entre o controlador GMV, sintonizado por AE, com o controle clássico PID, aplicados para controle de posição angular do sistema de garra robótica RAJG.

Inicialmente foram realizados ensaios de captura dos SMEs, de acordo com o protocolo experimental, para sintonia do filtro de Kalman e a simulação do mesmo. Após isso, foram realizados testes em tempo real de filtragem dos SMEs, fusão sensorial e estimação do movimento executado. Em seguida, foram testados e comparados os controladores GMV e PID em relação ao desempenho em malha fechada ao realizar o rastreamento da referência de movimento estimado. Por fim, concluiu-se que o método de estimação de movimento é eficaz e robusto em tempo real e o controlador GMV é o que tem o melhor desempenho e consumo energético, ainda podendo herdar a sintonia de um controlador PID.

7. Conclusão e Considerações finais

Neste trabalho de dissertação, buscou-se contribuir para o aprimoramento do controle de próteses e interfaces mioelétricas, com intuito de se ter um processo robusto, menos sensível aos ruídos, com o mínimo de atrasos, de baixo custo computacional e acessível economicamente. Dessa forma, foi realizada a proposta de um método completo de medição, pré-processamento, filtragem, identificação de movimento e controle de prótese em tempo real.

Para aplicação de testes experimentais e validação dos métodos propostos, foi preciso conceber um módulo de bioinstrumentação. O módulo projetado é composto por quatro canais de eletromiografia, placa Arduino DUE e dispositivo de garra robótica controlado por servomecanismo, denominado de RAJG. O custo total para o desenvolvimento do módulo foi de R\$ 1400 reais. No módulo de instrumentação, foram embarcadas as técnicas de filtragem e fusão sensorial, com filtro de Kalman, para estimação de movimento e o controlador GMV, para o controle de posição angular do sistema RAJG. Assim, foi desenvolvido um *software* supervisor, com interface visual, que permite acompanhar em tempo real a medição dos canais EMG, a filtragem com FK, a fusão sensorial, o movimento estimado, a medição do potenciômetro de realimentação do motor, os sinais de controle e o erro de rastreamento de posição. O *software* gera dois arquivos, o primeiro referente aos canais de medição EMG, filtragem, fusão e movimento estimado, o segundo referente à saída do potenciômetro, sinal de controle e erro de rastreamento. Os sinais foram registrados de voluntários saudáveis e de acordo com o protocolo experimental estabelecido.

Devido ao baixo custo computacional e aplicabilidade em tempo real, a técnica de filtragem com filtro de Kalman mostrou-se eficiente para filtrar componentes de alta frequência e ruídos passados pelo filtro de primeira ordem contido na placa MSV3 de aquisição e condicionamento de SMEs. Com isso, melhorando a relação sinal/ruído no sinal EMG. A fusão sensorial dos sinais filtrados permite a redundância de medição, evitando problemas frequentemente encontrados em controle proporcional à energia de contração muscular, os quais destacam-se as interferências de *crosstalking* e ruídos por artefatos. Além disso, por meio da sintonia dos parâmetros de convergência do filtro, o método de fusão agrega robustez ao sistema de medição, já que consegue manter a eficácia de estimação de movimento mesmo com perturbações atípicas nos sinais

medidos, como: falhas de medição, rupturas de cabos e eletrodos com mal funcionamento. Dessa forma evitando movimentos involuntários e velocidades atípicas de acionamentos para a malha de controle.

Para o controle de posição angular foram investigados os benefícios de se realizar a Augmentação Estocástica de controladores PID determinísticos, aplicados em servomecanismos e atuadores de próteses. Com isso, o resultado da AE é um controle GMV baseado no *loop-shaping* do controlador PID, ou seja, o controle GMV tem as mesmas características determinísticas do controle PID, no entanto melhor já que tem características preditivas e estocásticas. Dessa forma, o controle GMV proposto foi sintonizado para um cenário de pior caso, de 4 amostras de atraso, considerando um tempo de amostragem de 100 ms para a malha de controle.

Após os testes práticos e as análises dos índices de desempenho, percebe-se que o controle GMV mantém as faixas de controle robusto e obteve os melhores índices de desempenho. Portanto, de acordo com as métricas utilizadas para avaliar os controladores, o GMV se mostrou o mais adequado para a malha controle, visto que mantém o compromisso entre consumo energético e desempenho.

Vale ressaltar que durante a revisão bibliográfica do tema de pesquisa, não foi encontrado uso de controle GMV sintonizado por AE para a malha de controle de dispositivos protéticos. Como contribuição na malha de controle de próteses foi encontrado apenas o trabalho de Potluri et al. (2015), que mantém um ponto comum entre a fusão sensorial de dados e o tratamento de ruídos na malha de controle. Salvo essa exceção, não se encontrou nenhum outro método com a mesma abordagem da utilização da técnica de controle preditivo e estocástico aplicado para controle de posição angular de próteses. Portanto, até onde se pôde pesquisar durante a elaboração desta dissertação, este é o primeiro trabalho que aplica o controle GMV para controle de próteses mioelétricas.

7.1 Principais contribuições desta dissertação

- Integração de módulo de instrumentação de 4 canais de eletromiografia e controle de garra robótica.
- Desenvolvimento de interface de visualização *online* de dados.

- Apresentação e aplicação prática das técnicas de filtragem e fusão sensorial com filtro de Kalman.
- Aumento de confiabilidade e robustez do método de controle proporcional, por meio da fusão sensorial.
- Apresentação teórica e aplicação prática do controlador GMV sintonizado por Augmentação Estocástica, de um controlador PID, com o objetivo de: aumentar desempenho em malha fechada além da capacidade do controlador determinístico, corrigir possíveis atrasos de processamento na malha de controle, reduzir o consumo energético de baterias e realizar o controle de servomecanismos com variação reduzida da sequência de acionamentos, concedendo um sistema de controle econômico, com consumo reduzido e com a diminuição da degradação elétrica e mecânica dos componentes.
- Desenvolvimento e aplicação prática do método proposto, por completo, o qual mostrou-se eficiente para estimação de movimento em tempo real, tendo baixo custo computacional e sendo robusto às falhas de medição e interferências. Além disso, por fim, permite realizar controle de servomecanismo com baixo custo energético, correção de atrasos e variância mínima de tensão no acionamento do motor.

7.2 Publicações

Nesta seção são apresentados os trabalhos desenvolvidos ao longo do curso de mestrado e que tiveram relação direta e indireta com o conteúdo apresentado nesta dissertação.

7.2.1 Trabalhos relacionados diretamente com a pesquisa

PINHEIRO, T. C. F.; DUTRA, B. G.; CASTRO, L. A. M.; ARAUJO, M. S.; SILVA, M.G.; SILVEIRA, A. S. Identificação de modelo discreto linear de um servomecanismo usando mínimos quadrados estendido recursivo. DINCON Conferência Brasileira de Dinâmica, Controle e Aplicações, 2017, São José do Rio Preto.

Neste artigo publicado no DICON 2017, foi apresentada a técnica de identificação de mínimos quadrados estendido recursivo, para identificação do modelo discreto linear do servomecanismo presente no sistema RAJG.

ARAUJO, M. S. ; DUTRA, B. G.; PINHEIRO, T. C. F. ; CUNHA, L. B. ; SILVEIRA, A. S. PROJETO DE CONTROLADORES DIGITAIS PID E I-PD VIA RST: UMA ANÁLISE DE DESEMPENHO. Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI), 2017, Porto Alegre. Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI), 2017

Neste artigo, publicado no Simpósio Brasileiro de Automação, foi realizado o projeto de controladores digitais PID e I-PD, os conceitos e sintonia do controlador PID digital descrito na subseção 5.4.1 do Capítulo 5, foram baseados nesta publicação.

Outro trabalho com relação direta, foi o artigo com o título “*On the problem of noisy and delayed EMG-based signals commanding mechatronic processes and an enhanced control-loop design by stochastic augmentation*” submetido em dezembro de 2017 para a revista *Biomedical Signal Processing and Control* e está em processo de revisão. Este artigo contempla a técnica de controle GMV sintonizado por AE, abordada no capítulo 5, e contem resultados simulados e práticos para diversos casos de possíveis problemas de ruídos e atrasos no controle de próteses, por meio de SMEs, além da análise de robustez e eficiência do método proposto.

7.2.2 Trabalhos relacionados indiretamente com a pesquisa

Os trabalhos apresentados a seguir foram fruto do estudo de controladores digitais com características adaptativas, preditivas e não lineares, aplicados a plantas com comportamento não linear como: tanque de nível e “*ball and beam*”.

DUTRA, B. G.; ARAUJO, M. S. ; DUTRA, R. G. ; SILVEIRA, A. S. CONTROLE DE NÍVEL USANDO FUZZY PID NÃO LINEAR. In: CBIC 2017, 2017, Niterói RJ. XIII Congresso Brasileiro de Inteligência Computacional, 2017.

SILVA, M. G. ; COSTA JUNIOR, C. T. ; SILVEIRA, A. S. ; DUTRA, B. G. GPC Adaptativo Aplicado a um Sistema Ball and Beam Não Linear. In: DINCON - Conferência Brasileira de Dinâmica, Controle e Aplicações, 2017, São José do Rio Preto

- SP. Conferência Brasileira de Dinâmica, Controle e Aplicações em Ciências e Tecnologias, 2017, 2017.

7.3 Proposta de trabalhos futuros

Tendo em vista o prosseguimento dos estudos dentro do tema de reabilitação com próteses mioelétricas, são propostos a seguir alguns trabalhos a serem desenvolvidos futuramente.

- Realizar o estudo para utilização de classificadores recursivos, como lógica fuzzy e redes neurais, em conjunto com as técnicas abordadas, de fusão e filtragem com filtro de Kalman, com intuito de aumentar o número de movimentos estimados.
- Investigar a utilização do método de fusão sensorial entre os SMEs e sensores inerciais de posição angular, como acelerômetros, para aumentar a precisão de estimação do movimento.
- Investigar a possibilidade de implementar realimentação sensorial para o usuário, como de força aplicada pela prótese, temperatura e noções de tato.
- Investigar a utilização do controle preditivo e estocástico em espaço de estados para controle multivariável de várias juntas robóticas, com intuito de controlar uma prótese multifuncional de vários graus de liberdade.
- Usar métricas estatísticas para diagnósticos clínicos dos resultados obtidos pelas técnicas abordadas.
- Criar um Banco de dados dos sinais musculares registrados dos voluntários, para prosseguimento das análises dos sinais mioelétricos com controle de próteses.
- Realizar análises no domínio da frequência dos resultados obtidos, por meio de séries de Fourier e transformadas Wavelets.

Referências

- ADVANCER TECHNOLOGIES. (20 de 10 de 2017). *Muscle Sensor v3 Manual*. Fonte: Advancer Technologies Advancing the Future: <http://www.advancertechnologies.com/p/muscle-sensor-v3.html>
- AGUIAR, R. D. (2015). *Myoelectric Prosthesis - Modelization and Control of a Bionic Arm*. FACULDADE DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE DO PORTO.
- AGUIRRE, L. A. (2015). *Introdução à Identificação de Sistemas, Técnicas Lineares e Não Lineares: Teoria e Prática* (5ª Revista ed.). Belo Horizonte: Editora UFMG.
- AJIBOYE, A., & WEIR, R. (2005). A heuristic fuzzy logic approach to EMG pattern recognition for A heuristic fuzzy logic approach to EMG pattern recognition for. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 3(13), 189-191.
- ALMSTRÖM, C. (1977). *An electronic control system for a prosthetic hand with six degrees of freedom*. Sahlgren Hospital, Department of Applied Electronics. Chalmers University of Technology in collaboration with Department of Orthopaedic Surgery I and Department of Clinical Neurophysiology.
- ANDRADE, N. A., BORGES, G. A., FRANCISCO, A. D., ROMARIZ, A. R., & DA ROCHA, A. F. (2007). A new biomechanical hand prosthesis controlled by surface electromyographic signals. *Engineering in Medicine and Biology Society*(29th Annual International Conference of the IEEE), 6141-6144.
- ARAÚJO, D. R. (2015). *Interface Multimodal com Predição de Movimentos para Uso em Reabilitação de Membros Inferiores*. Dissertação de Mestrado.
- ARTEMIADIS, P. (2012). EMG-based robot control interfaces: past, present and future. *Adv Robot Autom*, 2(1), 107.
- ASTROM, K. J., & HAGGLUND, T. (2006). *Advanced PID Control*. ISA - Instrumentation, Systems, and Automation Society.
- ASTROM, K. J., & WITTENMARK, B. (2011). *Computer Controlled Systems: Theory and Design. 3rd Ed*. Dover Publications.
- ATKINS, D. J., DEARD, D. C., & DONOVAN, W. H. (1996). Epidemiologic overview of individuals with upper-limb loss and their reported research priorities. *Journal of Prosthetics and Orthotics*, 8(1), 2-11.

- BAGWELL, P. J., & CHAPPELL, P. H. (1995). Real time microcontroller implementation of an adaptive myoelectric filter. *Medical engineering & physics*, 17(2), 151-160.
- BASMAJIAN, J., & DELUCA, C. J. (1985). Lower limb. Muscles alive, their functions revealed by electromyography. Butler J. *Baltimore: Williams and Wilkins*, 310-353.
- BELTRAMINI, L. M. (1999). *Elementos de histologia e anatomo-fisiologia humana*. IFSC.
- BETTI, V. A. (2012). *Estudos teóricos na estimação em processos K-factor gama via modelo de espaço de estudos utilizando filtro de Kalman*.
- BLOHMKE, F. (1994). Compêndio otto bock: Próteses para o membro superior. *Berlin: Schiele & Schön*, 25-26.
- CAMARGO, D. R. (2008). *Desenvolvimento do protótipo de uma prótese antropomórfica para membros superiores*. Tese de Doutorado, Universidade de São Paulo.
- CARROZZA, M. C., STELLIN, G., ZACCONE, F., VECCHI, F., & MICERA, S. A. (2005). A COSMETIC PROSTHETIC HAND WITH TENDON DRIVEN UNDER-ACTUATED MECHANISM AND COMPLIANT JOINTS: ONGOING RESEARCH AND PRELIMINARY RESULTS. *Robotics and Automation, 2005.Proceedings of the 2005 IEEE International Conference* , 2661-2666.
- CASCÃO JR, C. A., FERREIRA, R. U., BECKMANN, E. D., BORGES, G. A., ISHIHARA, J. Y., & DA ROCHA, A. F. (2005). Estudo e desenvolvimento de uma prótese ativa de perna comandada por sinais eletromiográficos. *VII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*.
- CHAO, E. Y. (1989). Biomechanics of the hand: a basic research study. *World Scientific*.
- CLARKE, D. W., & GAWTHROP, P. J. (1975). Self-tuning controller. *Proc. of the Institution of Electrical Engineers*, 122(9), 929–934.
- COELHO, A. A., & COELHO, L. S. (2015). *Identificação de sistemas dinâmicos lineares* (2ª Revista ed.). Florianópolis: Ed. da UFSC.
- COELHO, F., AUGUSTO, C., SILVA, V., & HENRIQUE, A. (2008). *INTERPRETAÇÃO DE SINAIS EMG PARA JOELHO DE PRÓTESE ROBÓTICA*. BRASÍLIA.

- CREAM, J. R., KASMAN, G. S., & HOLTZ, A. J. (1998). *Introduction to surface electromyography: Instrumentation*.
- CRUZ, J. J. (1996). *Controle Robusto Multivariável*. Editora da USP.
- CUNHA, F. L., SCHNEEBELI, H. A., & and DYNNIKOV, V. I. (2000). DEVELOPMENT OF ANTHROPOMORPHIC UPPER LIMB PROSTHESES WITH HUMANLIKE INTERPHALANGIAN AND INTERDIGITAL COUPLINGS. *Organs* 24, 193-197.
- D'AVELLA, A., SALTIEL, P., & BIZZI, E. (2003). Combinations of muscle synergies in the construction of a natural motor behavior. *Nature neuroscience*, 6(3), 300.
- DE OLIVEIRA ANDRADE, A. (2000). *Metodologia para Classificação de Sinais EMG no Controle de Membros Artificiais*. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia.
- DELIS, A. L. (2011). *Metodologia de estimação do ângulo do joelho para detecção da intenção de movimento*.
- DELIS, A. L., CARVALHO, J. L., DA ROCHA, A. F., NASCIMENTO, F. A., & BORGES, G. A. (2011). Myoelectric knee angle estimation algorithms for control of active transfemoral leg prostheses. *In Self Organizing Maps-Applications and Novel Algorithm Design. InTech*.
- DELUCA, C. J. (1997). The use of surface electromyography in biomechanics. *Journal of applied biomechanics*, 13(2), 135-163.
- DILLINGHAM, T. R. (2002). Limb amputation and limb deficiency: epidemiology and recent trends in the United States. *Southern medical journal*, 95(8), 875-884.
- DINIZ, P. S. (2008). *Adaptative Filtering Algorithm and Pratical Implementation*. Springer Science+Business Media, LLC.
- DOYLE, J. C. (1978). Guaranteed Margins for LQG Regulators. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 23(4), 756-757.
- DUTRA, B. G. (12 de 03 de 2018). *Arduino controlled robotic gripper*. Fonte: github: https://github.com/brunoodutra/arduino_gripper-
- ENABLINGTHEFUTURE. (17 de 01 de 2017). *enablingthefuture.org*. Fonte: enabling the future: <http://enablingthefuture.org/phoenix-hand/>
- FAÇANHA, T. S., CARNEIRO, A. L., & FILHO, J. T. (2013). FILTRO DE KALMAN VIA PROGRAMAÇÃO QUADRÁTICA. *SBAI 2013 - Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*. Fortaleza-CE.

- FLECK, S. J., & KRAEMER, W. J. (2017). *Fundamentos do treinamento de força muscular*. Artmed Editora.
- GEETHANJALI, P. (2016). Myoelectric control of prosthetic hands: state-of-the-art review. *Medical Devices (Auckland, NZ)*, 9, p. 247.
- GOODWIN, G. C., & SIN, K. S. (1984). Adaptive Filtering, Prediction and Control. Englewood Cliffs. NJ: Prentice-Hall, 248-252.
- GREWAL, M. S., & ANDREWS, A. P. (2001). *Kalman filtering: theory and practice using MATLAB*.
- HAKONEN, MARIA, PIITULAINEN, H., & VISALA, A. (2015). Current state of digital signal processing in myoelectric interfaces and related applications. *Biomedical Signal Processing and Control*. 18, 334-359.
- HALL, S. (2014). *Basic biomechanics*. McGraw-Hill Higher Education.
- HUANG, Y., ENGLEHART, K. B., HUDGINS, B., & CHAN, A. D. (2005). A Gaussian mixture model based classification scheme for myoelectric control of powered upper limb prostheses. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 52(11), 1801-1811.
- KANG, W. J., SHIU, J. R., CHENG, C. K., LAI, J. S., TSAO, H. W., & KUO, T. S. (1995). The application of cepstral coefficients and maximum likelihood method in EMG pattern recognition [movements classification]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 42(8), 777-785.
- KENDALL, F. P., & MCCREARY, E. (1986). *Músculos: Procas e Funções* (3 ed.). São Paulo: Manole.
- KOBRINSKI, A. E. (1960). *Problems of bioelectric control in automatic and remote control*. in *proceedings of the First International Congress of the international Federation of Automatic Control*.
- KONRAD, P. (2005). The abc of emg. A practical introduction to kinesiological electromyography. (1), 30-35.
- KYBERD, P. J., LIGHT, C., CHAPPELL, P. H., NIGHTINGALE, J. M., & WHATLEY, D. a. (2001). THE DESIGN OF ANTHROPOMORPHIC PROSTHETIC HANDS: A STUDY OF THE SOUTHAMPTON HAND. *Robotica* 19, 593- 600.
- LEE, W. A. (1984). Neuromotor synergies as a basis for coordinated intentional action. *Journal of motor behavior*, 16(2), 135-170.

- LIU, Y. H., HUANG, H. P., & WENG, C. H. (2007). Recognition of electromyographic signals using cascaded kernel learning machine. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 12(3), 253-264.
- LOPES, V. H., ZAPAROLI, I. O., & PEREIRA, E. B. (2017). USO DE IDENTIFICACAO DE SISTEMAS PARA MODELAGEM DO MOVIMENTO DA MAO UTILIZANDO ELETROMIOGRAFO DE BANCADA. *XIII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*. Porto Alegre -RS.
- LÓPEZ, N. M., DI SCIASCIO, F., SORIA, C. M., & VALENTINUZZI, M. (2009). Robust EMG sensing system based on data fusion for myoelectric control of a robotic arm. *Biomedical engineering online*, 8(1), 5.
- MARCHETTI, P. H., & DUARTE, M. (2006). *Instrumentação em eletromiografia*. Laboratório de Biofísica, Escola de Educação Física e Esporte. São Paulo: Universidade de São Paulo.
- MENEGALDO, L. L. (2012). Exploring possibilities for real-time muscle dynamics state estimation from EMG signals. *Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob), 2012 4th IEEE RAS & EMBS International Conference on*, 1850-1855.
- MENEGALDO, L. L. (2017). Real-time muscle state estimation from EMG signals during isometric contractions using Kalman filters. *Biological Cybernetics*, 111(5-6), 335-346.
- MOORE, K. L., DALLEY, A. F., & AGUR, A. M. (2013). *Clinically oriented anatomy*. Lippincott Williams & Wilkins.
- MORAES, R. B. (2016). *Metodologia para detecção automática da ativação muscular em sinais eletromiográficos*. Dissertação de Mestrado, Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul.
- NICOLAI, H., TEODORSSCU, L., & JAIN, L. C. (2001). *Intelligent systems and technologies in rehabilitation engineering*.
- ORTOLAN, R. L. (2002). *Estudo e Avaliação de Técnicas de Processamento do Sinal Mioelétrico para o controle de Sistemas de Reabilitação*. Dissertação de Mestrado, Escola de Engenharia de São Carlos, São Carlos.
- OSKOEI, M. A., & HU, H. (2006). GAbased feature subset selection for myoelectric classification. *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*.
- OSKOEI, M. A., & HU, H. (2007). Myoelectric control systems—A survey. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2(4), 275-294.

- PAULO, S. D. (2008). Adaptive filtering: algorithms and practical implementation. *The international series in Engineering and Computer Scienc*, 23-50.
- PILLET, J., & DIDIER, A. (2001). AESTHETIC HAND PROSTHESIS: GADGET OR THERAPY? PRESENTION OF A NEW CLASSIFICATION. *Jornal of hand Surgery*, 523-528.
- PINHEIRO, T. C., DUTRA, B. G., CASTRO, L. A., ARAUJO, M. S., SILVA, M. G., & SILVEIRA, A. S. (2017). Identificação de modelo discreto linear de um servomecanismo usando mínimos quadrados estendidos recursivos. *DINCON 2017*. São José do Rio Preto.
- PONS, J. L., CERES, R., ROCON, E., REYNAERTS, D., SARO, B., LEVIN, S., & VAN MOORLEGHEM, W. (2005). OBJECTIVES AND TECHNOLOGICAL APPROACH TO THE DEVELOPMENT OF THE MULTIFUNCTIONAL MANUS UPPER LIMB PROSTHESIS. *Robotica*, v. 23(n. 03), p. 301-310.
- POTLURI, C., ANUGOLU, M., NAIDU, D. S., SCHOEN, M. P., & CHIU, S. C. (2015). Real-time embedded frame work for sEMG skeletal muscle force estimation and LQG control algorithms for smart upper extremity prostheses. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 46, 67-81.
- RECHY-RAMIREZ, E., & HU, H. (2011). Stages for Developing Control Systems using EMG and EEG signals: A survey. *School of Computer Science and Electronic Engineering, University of Essex*, 1744-8050.
- ROBERTSON, G. C. (2013). *Research methods in biomechanics, 2E*. Human Kinetics.
- SEBORG, D. E., MELLICHAMP, D. A., EDGAR, T. F., & DOYLE III, F. J. (2010). *Process dynamics and control*. John Wiley & Sons.
- SHIBATA, L., & MENDES, V. L. (2012). *Diretrizes De Atenção À Pessoa Amputada*. Ministério Da Saúde. Ministério da Saúde, Departamento de Ações Programáticas Estratégicas, Brasília, DF.
- SILVA, A. F. (2017). *CONTROLADOR GMV APLICADO À REGULAÇÃO DO ÂNGULO DE PASSO EM UM SISTEMA DE CONVERSÃO DE ENERGIA EÓLICA: UMA ABORDAGEM LINEAR, PREDITIVA E ESTOCÁSTICA*. Dissertação de Mestrado, UFPA, PPGEE, Belém.
- SILVEIRA, A. S. (2012). *CONTRIBUIÇÕES AO CONTROLE DE VARIÂNCIA MÍNIMA GENERALIZADO: ABORDAGEM DE PROJETO NO ESPAÇO DE ESTADOS*. Florianópolis: Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Automação e Sistemas. Universidade Federal de Santa Catarina.

- SILVEIRA, A. S. (2015). CDS - CONTROLE DIGITAL DE SISTEMAS: UMA ABORDAGEM EM CONTROLE DE PROCESSOS. Belém: Material de aula da Disciplina de Controle Digital do Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica. Universidade Federal do Pará.
- SILVEIRA, A. S., & COELHO, A. (2011). Generalised minimum variance control state space designs. *IET Control Theory and Applications*, 5(15).
- SILVEIRA, A. S., & SILVA, A. F. (2015). HYBRID DIRECT SELF-TUNING AND FUZZY ADAPTIVE CONTROL ALGORITHM BIO-INSPIRED BY MUSCLE-BRAIN CONNECTION. Natal: XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente.
- SILVEIRA, A. S., DUTRA, B. G., & PEREIRA, A. (2017). On the problem of noisy and delayed EMG-based signals commanding mechatronic processes and an enhanced control-loop design by stochastic augmentation. *Biomedical Signal Processing and Control*.
- SILVEIRA, A., TRENTINI, R., COELHO, A., KUTZNER, R., & HOFMANN, L. (2016). Generalized minimum variance control under long-range prediction horizon setups. *ISA Transactions*, 62, 325–332.
- SOARES, A., ANDRADE, A., LAMOUNIER, E., & CARRIJO, R. (2003). The development of a virtual myoelectric prosthesis controlled by an EMG pattern recognition system based on neural networks. *Intell Inform Syst*, 2(21), 127-141.
- SONO, T. S. (2012). *Projeto de uma prótese de mão sub-atuada: mecanismo, interface e sistema de controle*. Tese de Doutorado.
- STAUDE, G. H. (2001). Precise onset detection of human motor responses using a whitening filter and the log-likelihood-ratio test. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 48(11), 1292-1305.
- STEVENS, B. L., LEWIS, F. L., & JOHNSON, E. N. (2015). *Aircraft control and simulation: dynamics, controls design, and autonomous systems*. John Wiley & Sons.

Apêndice A - Esquemático do circuito *Muscle sensor V3*.

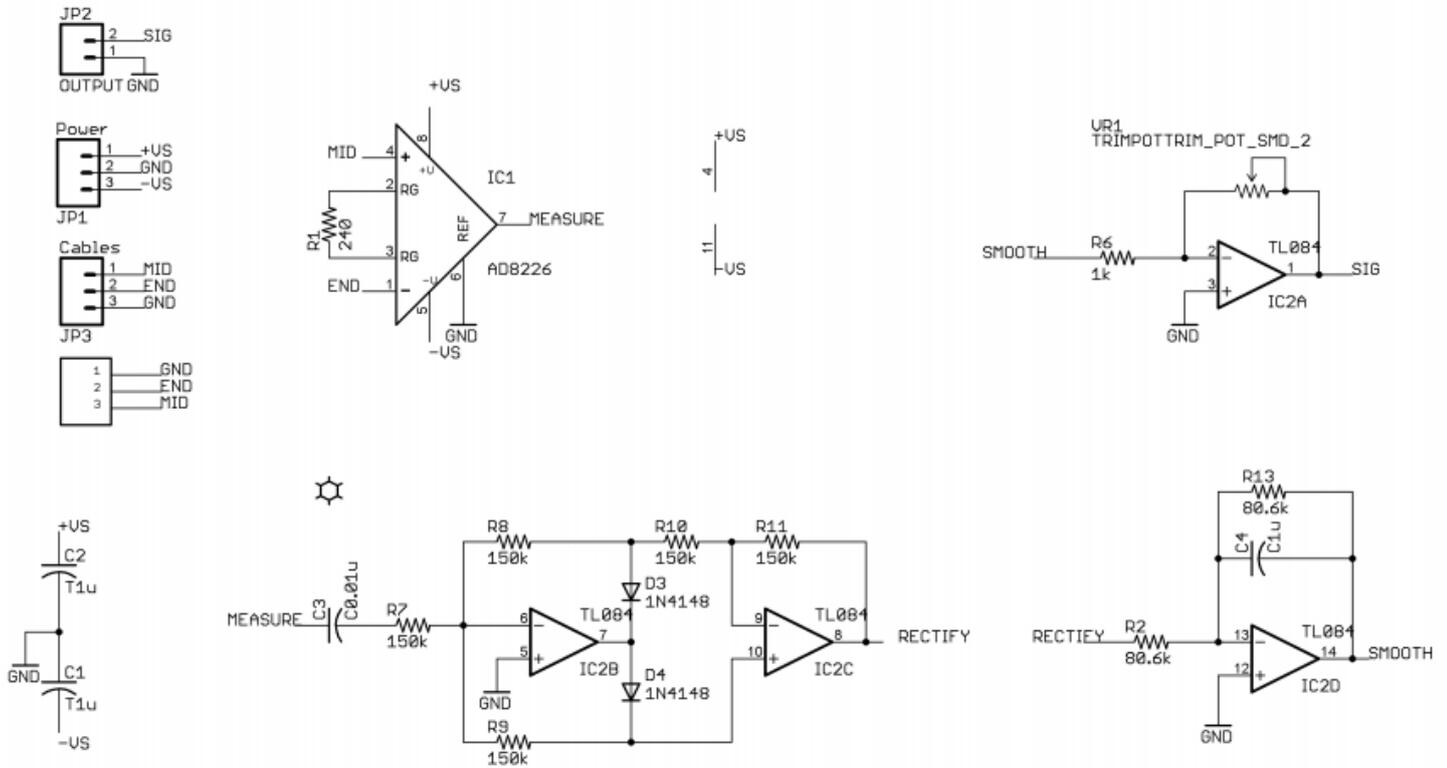


Figura A1: Esquemático do circuito *Muscle sensor V3*.

Apêndice B - Dimensões da garra robótica.

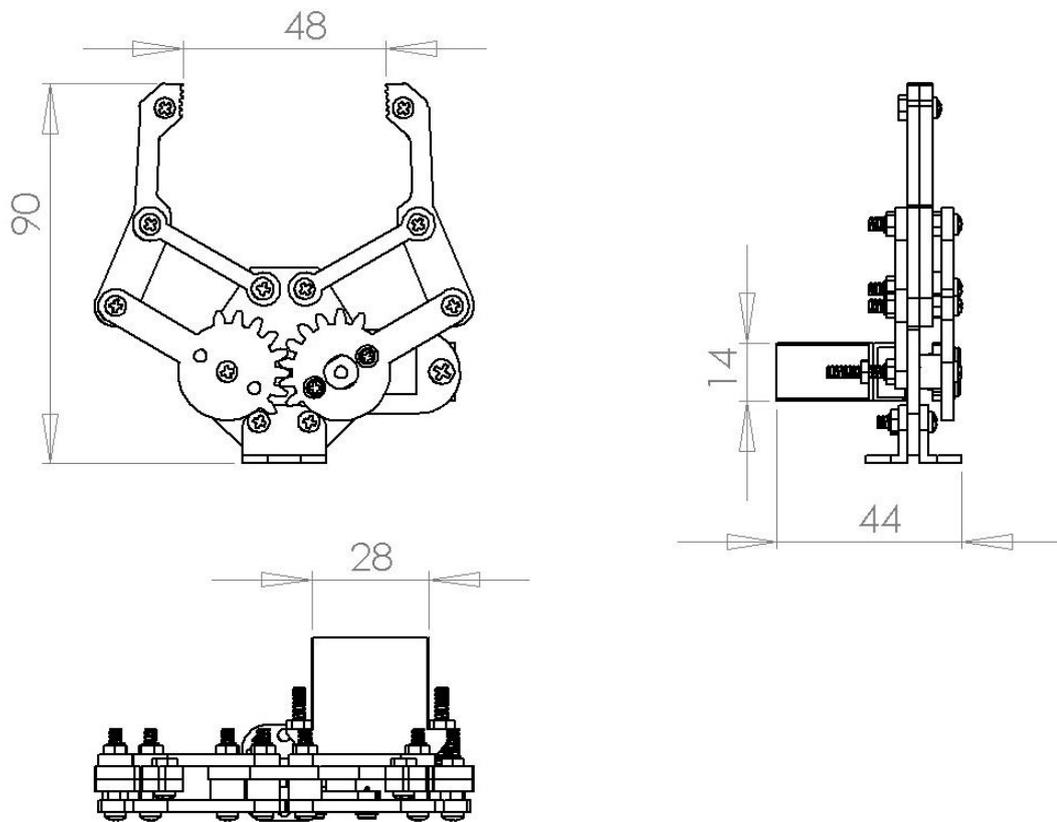


Figura B1: Dimensões da garra robótica.

Apêndice C - Modelos AR identificados, matrizes Q e R e constantes de Kalman, K, utilizadas para os resultados dos testes apresentados.

$$y_{(flexor)}(k) = -0.8145y(k-1) - 0.1820y(k-2) - 0.0193y(k-3) + 0.0204y(k-4) \quad (89)$$

$$y_{(extensor)}(k) = -0.7763y(k-1) - 0.1289y(k-2) - 0.0712y(k-3) + 0.01753y(k-4) \quad (90)$$

$$Q_{fk_{(canal\ 1/2)}} = \begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; R_{fk_{(canal\ 1/2)}} = 3000 \quad (91)$$

$$Q_{fk_{(canal\ 3/4)}} = \begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; R_{fk_{(canal\ 3/4)}} = 3200 \quad (92)$$

$$K_{(canal\ 1/2)} = [0,0686 \quad 0,01275 \quad 0,0000443 \quad -0,00143]^T \quad (93)$$

$$K_{(canal\ 3/4)} = [0,0597 \quad 0,01286 \quad 0,00537 \quad 0,0010817]^T \quad (94)$$

Apêndice D – Termo de Consentimento Livre e Esclarecido.
Certificado de Aceitação do Protocolo Experimental
Submetido ao Comitê de Ética em Pesquisa da UFPA.



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO

ESCLARECIMENTO

Este é um convite para você participar da pesquisa: **“Análise Cinemática do Mecanismo Ação-Percepção em Seres Humanos”**.

O objetivo desta pesquisa é Analisar cinematicamente o movimento do braço no plano cartesiano a partir de cinco pontos iniciais diante a ausência de um ponto final a alcançar. Caso decida participar desta pesquisa, você será submetido aos seguintes procedimentos: Teste de movimentos dos braços direito e esquerdo, registro da atividade elétrica muscular, e um teste de observação e resposta de acordo com a atividade de um modelo. Todo o esforço será feito para que essas avaliações causem o menor desconforto possível e sejam realizadas de maneira rápida e ágil. Dentre os prováveis benefícios da pesquisa está a satisfação de contribuir para o conhecimento científico e para um melhor entendimento dos problemas sociais brasileiros. E dentre os possíveis riscos vinculados aos participantes está a divulgação dos dados pessoais, entretanto, garante-se o total sigilo e os resultados não serão divulgados individualmente. Os dados serão armazenados no computador do laboratório protegido pela senha do administrador.

Durante todo o período da pesquisa você poderá tirar suas dúvidas ligando para os números de telefone relacionados neste documento. Você tem o direito de recusar a participar da pesquisa ou retirar seu consentimento em qualquer fase da mesma, sem nenhum prejuízo. Os dados que você irá nos fornecer serão confidenciais e serão

divulgados apenas em congressos ou publicações científicas. A sua privacidade será preservada em todas as ocasiões. Esses dados serão guardados pelo pesquisador responsável por essa pesquisa em local seguro e por um período de 5 anos. Não haverá nenhuma despesa pessoal adicional ao participante do estudo e nenhuma compensação financeira relacionada à sua participação, todavia haverá ressarcimento de todos seus gastos referente a sua participação no estudo. Em caso de danos decorrentes do estudo assegura-se que o participante possui o direito à indenização, além de receber assistência integral e imediata de forma gratuita por parte dos pesquisadores pelo tempo que for necessário.

Caso haja ainda alguma consideração ou dúvida sobre a ética da pesquisa, entre em contato com o Comitê de Ética do Núcleo de Pesquisa em Oncologia da Universidade Federal do Pará (UFPA) – no endereço Rua dos mundurucus, n. 4487, prédio da Unacon do Hospital Universitário João Barros Barreto, telefone 3201-6778, e-mail cep.npo@gmail.com. Ou entre em contato com o pesquisador responsável Antônio Pereira Júnior pelo telefone (91) 96126674 ou email squareshots@gmail.com ou com o pesquisadora Narrery Silva dos Santos pelo telefone (91) 988418074 ou e-mail narrerysantos@gmail.com.

Consentimento Livre e Esclarecido

Após ter sido esclarecido sobre os objetivos, importância e o modo como os dados serão coletados nessa pesquisa, além de conhecer os riscos, desconfortos e benefícios da mesma e ter ficado ciente de todos os meus direitos, concordo em participar da pesquisa **“Análise Cinemática do Mecanismo Ação-Percepção em Seres Humanos”** e autorizo a divulgação das informações por mim fornecidas em congressos e/ou publicações científicas, desde que nenhum dado possa me identificar.

Belém, ____/____/____

Assinatura do participante da pesquisa

Declaração do pesquisador responsável

Como pesquisador responsável pelo estudo “**Análise Cinemática do Mecanismo Ação-Percepção em Seres Humanos**”, declaro que assumo a inteira responsabilidade de cumprir fielmente os procedimentos metodologicamente e direitos que foram esclarecidos e assegurados ao participante desse estudo, assim como manter sigilo e confidencialidade sobre a identidade do mesmo. Asseguro também que o participante receberá uma via do TCLE assinada por ambas as partes.

Declaro ainda estar ciente que na inobservância do compromisso ora assumido estarei infringindo as normas e diretrizes propostas pela Resolução 466/12 do Conselho Nacional de Saúde – CNS, que regulamenta as pesquisas envolvendo o ser humano.

Belém, ____/____/____.

Pesquisador Responsável

Prof. Dr. Antônio Pereira Júnior

Pesquisador

Narrery Silva dos Santos

Endereço: Laboratório de engenharia elétrica e da computação, sala 12 anexo. Rua Augusto Corrêa, 01, CEP 66075-110 Belém-Pará. Fone: (91) 3201-8028

UFPA - INSTITUTO DE
CIÊNCIAS DA SAÚDE DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO



Continuação do Parecer: 2.500.080

Tipo Documento	Arquivo	Postagem	Autor	Situação
Informações Básicas do Projeto	PB_INFORMAÇÕES_BÁSICAS_DO_PROJETO_964300.pdf	16/01/2018 16:14:24		Aceito
Folha de Rosto	folhaderostocinematica.pdf	16/01/2018 16:14:03	Narryery Silva dos Santos	Aceito
Projeto Detalhado / Brochura Investigador	Pre_projetoFINAL.docx	15/01/2018 12:58:49	Narryery Silva dos Santos	Aceito
Outros	Cartadeencaminhamento.pdf	15/01/2018 12:46:36	Narryery Silva dos Santos	Aceito
Outros	Isencaodeonus.pdf	15/01/2018 12:45:31	Narryery Silva dos Santos	Aceito
Declaração de Instituição e Infraestrutura	termodeconsentimentodainstituicao.pdf	05/01/2018 14:52:57	Narryery Silva dos Santos	Aceito
Declaração de Pesquisadores	termodecompromissodopesquisador.pdf	05/01/2018 14:50:18	Narryery Silva dos Santos	Aceito
Outros	Aceiteorientador.pdf	05/01/2018 13:19:31	Narryery Silva dos Santos	Aceito
TCLE / Termos de Assentimento / Justificativa de Ausência	TCLE.pdf	05/01/2018 13:14:57	Narryery Silva dos Santos	Aceito
Cronograma	Cronograma_.pdf	05/01/2018 13:12:23	Narryery Silva dos Santos	Aceito
Orçamento	orcamento.pdf	22/11/2017 15:16:22	Narryery Silva dos Santos	Aceito

Situação do Parecer:

Aprovado

Necessita Apreciação da CONEP:

Não

BELEM, 19 de Fevereiro de 2018

Assinado por:
Maria de Nazaré Alves Lima
(Coordenador)

Endereço: Rua Augusto Corrêa nº 01-SI do ICS 13 - 2º and.
Bairro: Campus Universitário do Guamá CEP: 66.075-110
UF: PA Município: BELEM
Telefone: (91)3201-7735 Fax: (91)3201-8028 E-mail: cepocs@ufpa.br