



**METODOLOGIAS DE ESTIMAÇÃO DO ÂNGULO DO JOELHO
PARA DETECÇÃO DA INTENÇÃO DE MOVIMENTO**

ALBERTO LÓPEZ DELIS

TESE DE DOUTORADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

FACULDADE DE TECNOLOGIA

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

METODOLOGIAS DE ESTIMAÇÃO DO ÂNGULO DO
JOELHO PARA DETECÇÃO DA INTENÇÃO DE
MOVIMENTO

ALBERTO LÓPEZ DELIS

ORIENTADORES: GEOVANY ARAUJO BORGES
ADSON FERREIRA DA ROCHA

TESE DE DOUTORADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

PUBLICAÇÃO: PPGENE.TD – 049/10

BRASÍLIA/DF: MARÇO – 2010

FICHA CATALOGRÁFICA

DELIS, ALBERTO LÓPEZ

Metodologias de estimação do ângulo do joelho para detecção da intenção de movimento [Distrito Federal] 2010.

xvii, 151p., 210 x 297 mm (ENE/FT/UnB, Doutor, Tese de Doutorado – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Elétrica

1. Sinal Mioelétrico de Superfície

2. Fusão de dados

3. Prótese de perna

4. Algoritmo Mioelétrico

I. ENE/FT/UnB

II. Título (série)

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

DELIS, A. L. (2010). Metodologias de estimação do ângulo do joelho para detecção da intenção de movimento. Tese de Doutorado em Engenharia Elétrica, Publicação PPGENE.TD-049/10, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 151p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Alberto López Delis.

TÍTULO: Metodologias de estimação do ângulo do joelho para detecção da intenção de movimento.

GRAU: Doutor

ANO: 2010

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

Alberto López Delis
SQN 405, Bloco D, Apto. 105, Asa Norte
70846-040 Brasília – DF – Brasil.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a meus pais por sua grandeza, por sua formação, por sua luta e constância que fizeram de mim um homem de bem para minha família e para a sociedade.

Agradeço a meu prezado filho Angel Alberto que todos os dias durante os quatro anos de meu doutorado me transmitiu força para seguir adiante e lutar por ele e seu futuro. Agradeço a minha esposa que desde o momento em que a conheci, minha vida mudou completamente, trazendo-me momentos muito felizes. Eles são o motor impulsor de minha vida.

Agradeço a meus prezados irmãos e a toda minha família.

Agradeço aos mentores espirituais (Virgem da Caridade) que me guiam e inspiram nessa jornada terrena. À memória de meus tios e avós falecidos.

Agradeço à CNPq, CAPES e FUB pelo financiamento deste trabalho.

Agradeço a minha instituição, Centro de Biofísica Médica, por depositar a confiança em mi para realizar o doutorado.

Agradeço a meus orientadores Dr. Adson Ferreira da Rocha e Dr. Geovany Araujo Borges por acreditarem em mi e na concepção do projeto, por suas idéas, pelo apoio em minha formação acadêmica. Agradeço ao professor Adson pela dedicação, humanidade e amizade.

Agradeço ao Dr. João Luiz Carvalho pelo apoio em meu projeto de doutorado, pela experiência e sugestões que contribuíram com o aumento da qualidade do trabalho.

Agradeço inmesamente aos amigos do Centro de Biofísica Médica e da Universidade de Oriente; Alcibiades, Alexander Pascau, Alexander Soñora, Carlos, Caridad Mendez, Caridad Paz, Denis, Domingo, Erlín, Fabars, Ernesto, Juan Carlos, Marielena, Manuel Cuadra, Manuel Lores, Oreste, Raudel e Yaritza por transmitirem energias positivas e

acreditarem em mim, na continuidade e na conclusão deste projeto. Por serem parte de minha formação como pesquisador.

Agradeço inmesamente aos amigos de Brasília; Alexander Zagheto, Alexander Franco, Bruno, Camilo, Caue, Diogo, Edson, Eduardo, Fabiano, Fabrício, Fernanda, Filomeno, Guilmar, Karen, Jorge, María do Carmo, Marcelo, Marcelino, Marcos, Pablo, Rafael, Renam, Sonia, Suelia, Tiago e Yovanka por seu apoio, por terem me ajudado nesse período em que estive longe de minha família e por terem feito sentir-me como em minha casa durante os quatro anos que compartilhei com eles. Eles sempre ocuparão um espaço em meu coração.

Se pensas que estás vencido, estás. Se pensas que não te atreves, não farás. Se pensas que gostarias de ganhar, mas não podes, não lograrás. Se pensas que perderás já perdeste, porque descobrirás que no mundo todo o sucesso começa com o pensamento do homem, tudo está em seu estado mental. Muitas corridas foram perdidas antes de se haver corrido e muitos covardes fracassaram antes de haverem empreendido seu trabalho. Pensas no grande e teus direitos crescerão, pensa em pequeno e ficarás atrás, penses que podes e poderás, tudo está em teu estado mental. Se pensas que estas com vantagem, estás, tens que pensar bem para te elevares, tens que estar seguro de ti mesmo antes de procurar ganhar um prêmio. A batalha da vida nem sempre a ganha o homem mais forte ou o mais ligeiro, porque tarde ou cedo, o homem que ganha é aquele que acredita poder fazer-lo.

Cristian Bernard

RESUMO

METODOLOGIAS DE ESTIMAÇÃO DO ÂNGULO DO JOELHO PARA DETECÇÃO DA INTENÇÃO DE MOVIMENTO

Autor: Alberto López Delis

Orientador: Geovany Araujo Borges

Co-Orientador: Adson Ferreira da Rocha

Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica

Brasília, mês de Março (2010)

O sinal mioelétrico de superfície pode ser utilizado de maneira eficaz para detectar a intenção de movimento no controle de próteses mecânicas. Quando se trata da concepção de um projeto que utiliza o controle mioelétrico, a implementação de um algoritmo que utiliza tal técnica é de fundamental importância. Este trabalho propõe dois algoritmos de estimação do ângulo do joelho para detectar a intenção de movimento em uma prótese de perna. A primeira proposta usa como dados a informação extraída a partir de dois canais de eletromiografia e um canal para eletrogoniômetro. A informação é processada por meio de três estágios: (1) extração de características utilizando modelos auto-regressivos e histograma; (2) projeção de características por meio de mapas auto-organizáveis e (3) classificação de padrões usando rede neural perceptron multicamada. A segunda proposta de algoritmo usa a informação extraída a partir de sensores giroscópios como dados adicionais à primeira proposta. A informação é processada por meio de três estágios: (1) extração de características utilizando coeficientes cepstrais e a entropia no sinal mioelétrico, (2) classificação de padrões usando rede neural perceptron multicamada e (3) fusão de dados a partir do filtro de *Kalman*, utilizando três variantes para a estimação do ângulo do joelho. A plataforma experimental desenvolvida é um sistema micro-controlado para a aquisição e pré-processamento dos sinais mioelétricos em tempo real. É apresentada uma comparação quantitativa entre os algoritmos propostos, o método de Ferreira *et al.* e o método *wavelet packets* – análise de componentes principais, baseada em indicadores como percentual erro-sinal, coeficiente de correlação e número, amplitude e duração do erro. Os resultados obtidos demonstram que é possível estimar continuamente a posição do ângulo do joelho a partir dos sinais mioelétricos e sua fusão com sensores proprioceptivos.

ABSTRACT

METODOLOGY FOR ESTIMATION OF KNEE ANGLE FOR DETECTION MOTION INTENTION

Author: Alberto López Delis

Academic Supervisors: Geovany Araujo Borges

Adson Ferreira da Rocha

Graduate Program in Electrical Engineering

Brasília, March of 2010

The myoelectric signal can be used in an effective way for detecting motion intention in order to control mechanical prostheses. In the design and implementation of a myoelectric controller, the implementation of the myoelectric algorithm is very important. This work proposes two algorithms to estimate knee angle to detect motion intention in leg prostheses. The first algorithm uses the information extracted from two electromyography (EMG) channels and one electrogoniometer channel. This information is processed through three stages: (1) feature extraction using auto-regressive models and histogram, (2) feature projections through self-organizing maps and (3) pattern classification using a perceptron neural network. The second algorithm uses information from gyroscopic sensors as additional data. This information is processed through three stages: (1) feature extraction using cepstral coefficients and the myoelectric signal entropy, (2) pattern classification using a perceptron neural network and (3) data fusion from kalman filter using three variant for knee angle estimation. A micro-controlled bioinstrumentation system has been developed for the acquisition and pre-processing of the electromyographic signal in real-time. A quantitative comparison between the proposed algorithms, the method by Ferreira *et al.* and the *wavelet packet* – principal components analysis are presented, based on several metrics such as the error-to-signal percentage (ESP), the correlation coefficients, and the number, amplitude and duration of error events. The results demonstrate that it is possible to estimate continuously the knee angle from mioelectric signals and their fusion with proprioceptive sensors.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	1
1.1	– SINAIS MIOELÉTRICOS NA DETECÇÃO DE INTENÇÃO DE MOVIMENTO.....	2
1.2	– PROBLEMA DA PESQUISA.....	4
1.3	– OBJETIVOS DO TRABALHO.....	6
1.4	– HIPÓTESES DO TRABALHO.....	7
1.5	– JUSTIFICATIVA DO TRABALHO.....	7
1.6	– ESTRUTURA DO DOCUMENTO.....	9
2	– REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	10
2.1	– O PROCESSO DE CONTRAÇÃO MUSCULAR.....	10
2.2	– O SINAL MIOELÉTRICO.....	12
2.3	– CAPTAÇÃO E CONDICIONAMENTO DO SINAL MIOELÉTRICO.....	13
2.4	– INTERFERÊNCIA NO SINAL MIOELÉTRICO.....	16
2.5	– DIGITALIZAÇÃO DOS SINAIS MIOELÉTRICOS.....	17
2.6	– USO DOS SINAIS MIOELÉTRICOS EM PRÓTESES ATIVAS.....	18
2.6.1	– O problema da classificação de padrões mioelétricos.....	19
2.6.2	– A segmentação dos dados.....	21
2.6.3	– Extração de características.....	23
2.6.3.1	– Análise no domínio do tempo.....	24
2.6.3.2	– Análise no domínio da frequência (análise espectral).....	30
2.6.3.3	– Análise tempo-escala.....	33
2.6.3.4	– Análises fenomenológicas.....	35
2.6.4	– Índices de desempenho quantitativo do espaço característico.....	37
2.6.5	– Classificação do espaço característico.....	40
2.6.5.1	– Enfoque em redes neurais.....	40
2.6.5.2	– Enfoque por lógica nebulosa.....	41
2.6.5.3	– Enfoque Neuro- <i>fuzzy</i>	42
2.6.5.4	– Enfoque probabilístico.....	43
2.6.5.5	– Enfoque com máquina de vetores suportados.....	44
2.6.5.6	– Treinamento <i>online</i>	46

2.6.6 – Fusão de dados em algoritmos mioelétricos.....	47
2.7 – CONCLUSÃO DO CAPÍTULO.....	49
3 – BIOINSTRUMENTAÇÃO E PROTOCOLO EXPERIMENTAL.....	52
3.1 – ESTRUTURA DO BLOCO DE BIOINSTRUMENTAÇÃO PARA SINAIS	
MIOELÉTRICOS.....	53
3.1.1 – Implementação do filtrado adaptativo.....	56
3.2 – MÓDULO DE SOFTWARE PARA COLETA DOS DADOS.....	58
3.3 – PROTOCOLOS EXPERIMENTAIS.....	61
3.3.1 – Implementação do protocolo experimental #1.....	62
3.3.2 – Implementação do protocolo experimental #2.....	65
3.4 – CONCLUSÃO DO CAPÍTULO.....	68
4 – ALGORITMOS MIOELÉTRICOS DE ESTIMAÇÃO CONTÍNUA.....	70
4.1 – PRIMEIRA PROPOSTA DE ALGORITMO PARA ESTIMAÇÃO DO	
ÂNGULO DO JOELHO UTILIZANDO SINAIS MIOELÉTRICOS.....	70
4.1.1 – Extração de características.....	75
4.1.2 – Projeção de características.....	77
4.1.3 – Classificação dos padrões mioelétricos.....	78
4.1.4 – Esquema geral de funcionamento e configuração dos parâmetros para o	
algoritmo mioelétrico.....	81
4.2 – SEGUNDA PROPOSTA DE ALGORITMOS DE ESTIMAÇÃO DO	
ÂNGULO DE JOELHO UTILIZANDO FUSÃO DE DADOS ENTRE SINAIS	
MIOELÉTRICOS E SENSORES PROPRIOCEPTIVOS.....	82
4.2.1 – Extração de características.....	84
4.2.2 – Classificação dos padrões mioelétricos.....	85
4.2.3 – Filtragem estocástica na medida de velocidade angular e correção na	
estimação do ângulo.....	86
4.2.3.1 – Primeira variante de fusão de dados.....	87
4.2.3.2 – Segunda variante de fusão de dados.....	88
4.2.3.3 – Terceira variante de fusão de dados.....	90
4.2.4 – Configuração dos parâmetros para as variantes dos algoritmos	
mioelétricos.....	92
4.3 – CONCLUSÃO DO CAPÍTULO.....	93

5 – RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	96
5.1 – ESTIMAÇÃO DO ÂNGULO PARA A PRIMEIRA PROPOSTA DE ALGORITMO.....	96
5.2 – ESTIMAÇÃO DO ÂNGULO PARA A SEGUNDA PROPOSTA DE ALGORITMO.....	97
5.3 – ERRO MÉDIO QUADRÁTICO E NÚMERO DE PADRÕES DE ENTRADA.....	98
5.4 – COMPARAÇÃO COM OUTRAS VARIANTES DE ALGORITMOS MIOELÉTRICOS.....	99
5.4.1 – Métricas estatísticas de comparação.....	101
5.4.2 – Determinação da significância estatística.....	103
5.4.3 – Resultados da comparação para a primeira proposta de algoritmo mioelétrico.....	104
5.4.4 – Resultados da comparação para a segunda proposta de algoritmo mioelétrico.....	108
5.5 – CONCLUSÃO DO CAPÍTULO.....	121
6 – CONCLUSÕES.....	122
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	128
APÊNDICE.....	139
A– ZONAS DE ESTUDO UTILIZADAS DURANTE A IMPLEMENTAÇÃO DO SEGUNDO PROTOCOLO EXPERIMENTAL NOS MÚSCULOS AGONISTAS E ANTAGONISTAS.....	140
B– SINAIS OBTIDOS DURANTE O PROTOCOLO EXPERIMENTAL NOS DOZE VOLUNTÁRIOS.....	142
C– TERMO DE LIVRE CONSETIMENTO E ESCLARECIDO. CERTIFICADO DE ACEITAÇÃO DO PROTOCOLO EXPERIMENTAL SUBMETIDO AO COMITÊ DE ÉTICA EM PESQUISA DA UNB.....	145
D– DESCRIÇÃO DO CD.....	148
E– DIAGRAMAS ESQUEMÁTICOS DO SISTEMA DE BIOINSTRUMENTAÇÃO.....	149

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 - Características de estudo para os sujeitos correspondentes ao protocolo experimental #1.....	63
Tabela 3.2 - Características de estudo para os sujeitos correspondentes ao protocolo experimental #2.....	67
Tabela 5.1 - Comparação entre os algoritmos baseados no percentual erro–sinal (algoritmo Ferreira <i>et al.</i> , (2005), algoritmo EWP–PCA e primeira proposta de algoritmo).....	104
Tabela 5.2 - Comparação entre os algoritmos baseados no coeficiente de correlação (algoritmo Ferreira <i>et al.</i> , (2005), algoritmo EWP–PCA e primeira proposta de algoritmo).....	104
Tabela 5.3 - Comparação entre os algoritmos baseado nos eventos de erro (algoritmo Ferreira <i>et al.</i> , (2005), algoritmo EWP–PCA e primeira proposta de algoritmo).....	105
Tabela 5.4 - Comparação entre os algoritmos baseados na máxima amplitude dos eventos de erro (algoritmo Ferreira <i>et al.</i> , (2005), algoritmo EWP–PCA e primeira proposta de algoritmo).....	105
Tabela 5.5 - Comparação entre os algoritmos baseados na duração dos eventos de erro (algoritmo Ferreira <i>et al.</i> , (2005), algoritmo EWP–PCA e primeira proposta de algoritmo).....	105
Tabela 5.6 - Significância estatística obtida na comparação dos algoritmos miolétricos..	106
Tabela 5.7 - Comparação baseada no percentual erro–sinal entre: (A) primeira variante, (B) segunda variante, (C) terceira variante, (D) algoritmo Ferreira <i>et al.</i> (2005), (E) primeira proposta de algoritmo e (F) método EWP–PCA.....	109
Tabela 5.8 - Comparação baseada no coeficiente de correlação.....	109
Tabela 5.9 - Comparação baseada no número de eventos de erro.....	110
Tabela 5.10 - Comparação baseada na amplitude máxima dos eventos de erro.....	110
Tabela 5.11 - Comparação baseada na duração máxima dos eventos de erro.....	111
Tabela 5.12 - Significância estatística obtida na comparação entre a primeira variante de algoritmo baseada em fusão de dados com o algoritmo Ferreira <i>et al.</i> (2005), a primeira proposta de algoritmo e o método EWP–PCA.....	112

Tabela 5.13 - Significância estatística obtida na comparação da segunda variante de algoritmo baseada em fusão de dados com o algoritmo Ferreira <i>et al.</i> (2005), a primeira proposta de algoritmo e o método EWP-PCA.....	112
Tabela 5.14 - Significância estatística obtida na comparação da terceira variante de algoritmo baseada em fusão de dados com o algoritmo Ferreira <i>et al.</i> (2005), a primeira proposta de algoritmo e o método EWP-PCA.....	112
Tabela 5.15 - Resultados das métricas estatísticas obtidas durante a implementação de teste com interferência da rede elétrica: (1) percentual erro-sinal, (2) coeficiente de correlação, (3) número de eventos de erro, (4) amplitude máxima e (5) duração máxima; em uma comparação entre: (A) primeira variante, (B) segunda variante, (C) terceira variante, (D) algoritmo Ferreira <i>et al.</i> (2005), (E) primeira proposta de algoritmo e (F) método EWP-PCA.....	120

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 - Estrutura mecânica da prótese de perna em desenvolvimento, adaptado de (Ferreira <i>et al.</i> , 2005).	1
Figura 2.1 - Neurônios (a) Motor e (b) Sensorial. Adaptado de (Beltramini, 1999).....	11
Figura 2.2 - Representação esquemática da geração do sinal mioelétrico a partir da somatória dos MUAPTs de n unidades motoras de um músculo. Adaptado de (Basmajian e DeLuca, 1985).....	14
Figura 2.3 - Sinal mioelétrico captado no músculo Vasto Lateral por eletrodos de superfície, adquirido do bloco de instrumentação da prótese de perna.....	14
Figura 2.4 - Configuração bipolar utilizada na medição dos sinais mioelétricos, adaptado de (DeLuca, 2006).....	15
Figura 2.5 - Diagrama de blocos que apresenta a relação entre um sistema normal (indivíduo sem amputação) e mioelétrico (prótese ativa). Adaptado de (Oskoei e Hu, 2007).....	20
Figura 2.6 - Sistema do controle mioelétrico baseado em reconhecimento de padrões.....	21
Figura 2.7 - Erro de classificação de padrões mioelétricos comparando o comprimento do segmento em estado transitório e permanente. Adaptado de (Oskoei e Hu, 2007).....	22
Figura 2.8 - Estimativa da função de densidade de probabilidade normalizada do SME. Adaptado de (Clancy <i>et al.</i> , 1995).....	29
Figura 2.9 - Variação da qualidade do espaço característico com o tamanho da janela de dados. Abreviações: integral do sinal mioelétrico (IAV), número de cruzamentos por zero (ZC), variância amostral (VAR), primeiro coeficiente auto-regressivo (AR1), operador v -order (V), operador \log (LOG), amplitude <i>willison</i> (WAMP) e histograma de EMG (HIST). Adaptado de (Zardoshti-Kermani <i>et al.</i> , 1995).....	39
Figura 2.10 - Variação da qualidade do espaço característico com amplitudes de ruído branco. Adaptado de (Zardoshti-Kermani <i>et al.</i> , 1995).....	40
Figura 3.1 - (a) Protótipo de prótese; (b) sistema de instrumentação com sensores proprioceptivos; (c) diagrama esquemático do sistema de instrumentação.....	52

Figura 3.2 - Localização dos eletrodos: (a) músculo agonista; (b) músculo antagonista; (c) sensores eletrogoniômetro e giroscópios.....	54
Figura 3.3 - SMES adquirido em músculos agonista e antagonista: canal de eletromiografia #1 (músculo do reto femoral); canal de eletromiografia #2 (músculo semitendinoso); canal de eletrogoniometria (coleta do deslocamento angular no joelho); sensores giroscópios (coleta da velocidade angular) no músculo e na perna.....	55
Figura 3.4 - Filtragem adaptativa implementada em um SMES coletado no músculo reto femoral, contaminado com ruído de 60 Hz. Sinal adquirido no sistema de bioinstrumentação.....	57
Figura 3.5 - Estimação do ângulo realizada pelo algoritmo de extração e classificação de padrões: (a) sem filtragem adaptativa do SMES, (b) com filtragem adaptativa do SMES.....	58
Figura 3.6 - Interface visual do software de tempo real.....	60
Figura 3.7 - Colocação do equipamento de bioinstrumentação no indivíduo para a implementação do protocolo experimental.....	62
Figura 3.8 - Zonas de estudo utilizadas durante o protocolo experimental #1.....	63
Figura 3.9 - Exemplo de registros dos SMEs e ângulo em cada um dos quatro voluntários; A, B, C e D.....	66
Figura 4.1 - Diagrama geral de blocos do algoritmo mioelétrico.....	71
Figura 4.2 - Esquema do filtro adaptativo RLS.....	72
Figura 4.3 - Combinação do histograma de EMG e o modelo auto-regressivo.....	74
Figura 4.4 - Esquema do mapa auto-organizável.....	76
Figura 4.5 - Esquema da rede perceptron multicamada para o algoritmo mioelétrico.....	79
Figura 4.6 - Estrutura do algoritmo mioelétrico.....	81
Figura 4.7 - Esquema geral de funcionamento do processo de coleta do SMES e estimação do ângulo do joelho.....	81
Figura 4.8 - Esquema do processo de extração de características e classificação para as variantes de algoritmos baseadas em fusão de dados.....	86
Figura 4.9 - Esquema de funcionamento da primeira variante de algoritmo mioelétrico....	87
Figura 4.10 - Esquema de funcionamento da segunda variante de algoritmo mioelétrico..	89
Figura 4.11 - Esquema de funcionamento da terceira variante de algoritmo mioelétrico..	90

Figura 5.1 - Ângulos medidos e a estimativa dos processos de treinamento e validação para o sujeito #2: (a) treino; (b) validação; (c) validação filtrada.....	97
Figura 5.2 - Ângulos medidos e a estimativa do processo de validação para o sujeito #2: (a) primeira proposta; (b) segunda proposta; (c) terceira proposta.....	98
Figura 5.3 - Comparação do erro médio quadrático e número de padrões de entrada durante o treinamento da rede perceptron multicamada.....	99
Figura 5.4 - Algoritmos mioelétricos utilizados para as comparações com as propostas desenvolvidas: (a) Ferreira <i>et al.</i> (2005); (b) Wang <i>et al.</i> (2006).....	101
Figura 5.5 - Resultados da validação na estimação do ângulo para medição representativa de um indivíduo, em uma comparação entre: (a) algoritmo de Ferreira <i>et al.</i> (2005), (b) primeira proposta de algoritmo, (c) método EWP-PCA, (d, e, f) primeira, segunda e terceira propostas de algoritmos baseadas em fusão de dados. A linha sólida (em vermelho) representa o nível limiar que foi utilizado para calcular as estatísticas dos eventos de erro (10 graus).....	115
Figura 5.6 - Resultados da validação na estimação do ângulo para uma coleta de dados com presença de artefatos em um indivíduo, em uma comparação entre: (a) algoritmo de Ferreira <i>et al.</i> (2005), (b) primeira proposta de algoritmo, (c) método EWP-PCA, (d, e, f) primeira, segunda e terceira propostas de algoritmos baseadas em fusão de dados. A linha sólida (em vermelho) representa o nível limiar que foi utilizado para calcular as estatísticas dos eventos de erro (10 graus).....	116
Figura 5.7 - Resultados da validação na estimação do ângulo para uma coleta de dados com presença de interferência da rede elétrica em um indivíduo, em uma comparação entre: (a) algoritmo de Ferreira <i>et al.</i> (2005), (b) primeira proposta de algoritmo, (c) método EWP-PCA, (d, e, f) primeira, segunda e terceira propostas de algoritmos baseadas em fusão de dados. A linha sólida (em vermelho) representa o nível limiar que foi utilizado para calcular as estatísticas dos eventos de erro (10 graus).....	119
Figura A - Zonas de estudo utilizadas durante a implementação do segundo protocolo experimental nos músculos agonistas e antagonistas.....	140
Figura B - Sinais obtidos durante o protocolo experimental nos doze voluntários.....	142
Figura D - Visualização do conjunto dos sinais mioelétricos e proprioceptivos desde o <i>Matlab</i>	148

Figura E - Diagramas esquemáticos do sistema de bioinstrumentação.....149

LISTA DE SÍMBOLOS, NOMENCLATURA E ABREVIACÕES

<i>AR</i>	-Autoregressive
<i>ARC</i>	- Autoregressive-derived cepstrum
<i>ARM</i>	-Architecture RISC Machine
<i>ARMA</i>	-Autoregressive – Moving Average
<i>Ag-AgCl</i>	-Cloreto de prata
<i>ANN</i>	-Artificial Network Nets
<i>A/D</i>	-Analog-Digital
<i>CC</i>	-Corrente Continua
<i>CEP</i>	-Cepstral Coefficients
<i>CKLM</i>	-Cascade Kernel Learning Machine
<i>CSFNN</i>	-Conic Section Function Neural Network
<i>CMRR</i>	- Comum Mode Rejection Ratio
<i>DB</i>	-Davies-Bouldin
<i>DFC</i>	- Fourier-derived ceptrum
<i>DKF</i>	-Decentralized Kalman Filter
<i>EDM</i>	-Euclidean Distance Measure
<i>EMG</i>	-Eletromyographic
<i>EWP</i>	-Energy wavelet packets
<i>FCM</i>	-Fuzzy C-Means
<i>FCNN</i>	-Fuzzy Clustering Neural Network
<i>FIR</i>	-Finite Impulse Response
<i>FT</i>	-Fourier Transform
<i>GA</i>	-Genetic Algorithm
<i>GMM</i>	-Gaussian Mixture Model
<i>GMP</i>	-Gabor Matching Pursuit
<i>IEMG</i>	-Integrated Eletromyographic
<i>IIR</i>	-Infinite Impulse Response

<i>iMBF</i>	- <i>Input membership function</i>
<i>IRB</i>	- <i>Inference Rule</i>
<i>KNN</i>	- <i>K-Nearest Neighborhood</i>
<i>LDA</i>	- <i>Linear Discriminant Analysis</i>
<i>LDI</i>	- <i>Fishers Linear Discriminant Index</i>
<i>LM</i>	- <i>Levenberg-Marquardt</i>
<i>LMS</i>	- <i>Least Mean Square</i>
<i>LP</i>	- <i>Linear Perceptron</i>
<i>LS</i>	- <i>Least Square</i>
<i>MA</i>	- <i>Moving Average</i>
<i>MAV</i>	- <i>Mean Absolute Value</i>
<i>MLP</i>	- <i>Multi-Layer Perceptron</i>
<i>MLM</i>	- <i>Maximum Likelihood Method</i>
<i>MMC</i>	- <i>Multimedia Memory Card</i>
<i>MSE</i>	- <i>Mean Squared Error</i>
<i>MUAP</i>	- <i>Motor Unit Action Potential</i>
<i>MUAPT</i>	- <i>Motor Unit Action Potential Train</i>
<i>oMBF</i>	- <i>Output membership function</i>
<i>PCA</i>	- <i>Principal Components Analysis</i>
<i>RBF</i>	- <i>Radial Basic Function</i>
<i>RLS</i>	- <i>Recursive Least Square</i>
<i>RMS</i>	- <i>Root Mean Square</i>
<i>SEMG</i>	- <i>Surface Eletromyographic</i>
<i>SRM</i>	- <i>Structural Risk Minimization</i>
<i>SME</i>	- <i>Sinal Mioelétrico</i>
<i>SMES</i>	- <i>Sinal Mioelétrico de Superfície</i>
<i>SNR</i>	- <i>Signal - Noise Rate</i>
<i>SNC</i>	- <i>Sistema Nervoso Central</i>
<i>STFT</i>	- <i>Short-Time Fourier Transform</i>

<i>SOM</i>	<i>-Self Organizing Maps</i>
<i>SVM</i>	<i>- Support Vector Machine</i>
<i>TD</i>	<i>-Time Domain</i>
<i>TDANN</i>	<i>-Time-Delayed Artificial Neural Network</i>
<i>TDS</i>	<i>- Time domain statistics</i>
<i>VAR</i>	<i>-Variance</i>
<i>VWA</i>	<i>- Variance Weighted Average</i>
<i>WAMP</i>	<i>-Willison Amplitude</i>
<i>WDM</i>	<i>-Weighted Distance Measure</i>
<i>WL</i>	<i>-Waveform Length</i>
<i>WT</i>	<i>-Wavelet Transform</i>
<i>WPT</i>	<i>-Wavelet Packets Transform</i>
<i>ZC</i>	<i>-Zero Crossings</i>