

# CARACTERIZAÇÃO DE MOVIMENTOS DO SEGMENTO MÃO-BRAÇO ATRAVÉS DE WAVELETS E REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

R. Bermudez\*, A. Shuck\*\* e A. Balbinot\*

\*Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, PPGE, DELET, Porto Alegre, Brasil

\*\*Universidade Federal do Rio Grande do Sul, DELET, Porto Alegre, Brasil

e-mail: alexandre.balbinot@ufrgs.br, schuck@ufrgs.br

**Resumo:** Este trabalho apresenta um sistema para o processamento do sinal mioelétrico onde foi utilizado a *Wavelet* Discreta e Redes Neurais Artificiais. Com a aquisição dos sinais mioelétricos, dos músculos do segmento mão-braço, é possível extrair características para a caracterização dos movimentos executados. O sistema é constituído de um eletromiógrafo de 8 canais, placa de aquisição de dados e um computador responsável pelo processamento dos dados. Foram utilizados eletrodos de superfície posicionados em lugares estratégicos no segmento mão-braço. O experimento consiste em repetir movimentos do segmento mão-braço executados por um modelo virtual. Os movimentos avaliados foram flexão do antebraço, flexão do punho, extensão do punho e rotação do braço e contração da mão. Esses movimentos são apresentados ao sujeito em determinadas sequências através dos modelos virtuais desenvolvidos, permitindo assim, a padronização do movimento a ser executado pelo voluntário. Os resultados encontrados indicaram que a flexão do antebraço apresentou 81% de acerto médio, o movimento de flexão do punho 100% de acerto médio, a extensão do punho 83,3% de acerto médio e a rotação do braço e contração da mão 83,3% de acerto médio.

**Palavras-chave:** Processamento de sinais mioelétricos, Redes Neurais, Wavelets Discreta, movimentos do segmento mão-braço.

**Abstract:** *This work presents a neural-network myoelectric processing based system. With the acquisition of myoelectric signals from muscles of hand-arm segment, is possible to determine the parameters to characterize the executed movements. The system is constituted by an electromyograph (8-channel EMG), a data acquisition board and a computer responsible for data processing. The experiment consists in repeat movements of the hand-arm segment executed by a virtual model. The movements examined in this work were: forearm flexion, fist flexion, forearm rotation and flexion, fist contraction and extension and arm elevation. Those movements were presented to a volunteer in a random way by means of virtual models developed; permitting a standardization of the movements that will be executed by the volunteer. In the last part it was verified that the forearm-flexion movement reached 81% of accuracy rate average, the fist-flexion movement reached a 100% in the accuracy rate average, and the fist-extension movement with a 83.3% of accuracy rate*

*average.*

**Keywords:** *Neural Networks, myoelectric signals, movements of the hand-arm segment.*

## Introdução

A análise do sinal mioelétrico possibilita determinar a atividade elétrica, dos músculos, na realização dos movimentos [1]. O registro desse sinal pode ser realizado com eletrodos de superfície que capturam uma soma de trens da unidade motora (MUAP) [2]. Tipicamente, o processamento do sinal mioelétrico pode ser dividido em três blocos principais: (a) o pré-processamento (filtragem, retificação do sinal, etc), (b) a segmentação do sinal & a extração de características e (c) o processamento propriamente dito do sinal mioelétrico (na atualidade é utilizada alguma técnica ou a mistura de técnicas baseadas em métodos da área da inteligência computacional, como por exemplo, *fuzzy*, máquina de vetor de suporte, sistema neuro-*fuzzy*, redes neurais artificiais e etc) [3-4].

A etapa de segmentação é uma das etapas mais importantes do processamento de sinais mioelétricos, pois permite separar a parte de interesse do sinal mioelétrico em um dado instante do tempo. Normalmente, o sinal segmentado é dividido em seções que contém MUAPs significativos e se utiliza métodos matemáticos que se baseiam na definição de um limiar de decisão para detectar ou não uma contração muscular [3-4].

O desenvolvimento de sistemas computacionais e sistemas biomecânicos, gerenciados por sinais mioelétricos, tem permitido imitar ou replicar o movimento do braço humano, sem perfeição, tornando esta área alvo atual de muitas pesquisas. Diversos estudos demonstram que amputados são aptos a gerar repetidamente determinados sinais mioelétricos padronizados [3-4], permitindo assim, a utilização desse sinal para controlar, por exemplo, próteses robóticas.

Além disso, diversas entidades no mundo consideram importante fomentar ações para melhorar as condições de vida dos portadores de deficiência física. Nos últimos anos, também no Brasil, diversas entidades e associações tem destinado especial interesse a fomentar e divulgar a necessidade do desenvolvimento e da divulgação de ações na área de Tecnologia Assistiva [5].

Em função desse breve relato, o desenvolvimento deste trabalho se justifica e seu objetivo é desenvolver

um sistema de reconhecimento e classificação de padrões de movimento do segmento mão-braço a partir da extração das características dos sinais de EMG com uso de Redes Neurais Artificiais.

## Materiais e métodos

A Figura 1 apresenta o diagrama de blocos do sistema proposto cujos eletrodos foram posicionados nos músculos indicados na Tabela 1. Foi utilizado um eletromiógrafo (EMG) de 8 canais cuja saída é interligada a uma placa ADC e na porta USB de um microcomputador. Neste computador foram desenvolvidas as rotinas de aquisição e de processamento dos dados.

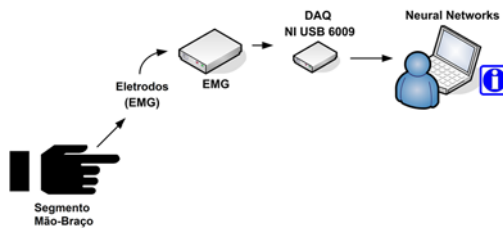


Figura 1: Diagrama de blocos do sistema proposto.

Tabela 1: Posicionamento dos eletrodos no segmento mão-braço.

Canal	Posição
Canal 1 (C1)	Flexor radial do carpo
Canal 2 (C2)	Flexor Ulnar do carpo
Canal 3 (C3)	Extensor dos dedos
Canal 4 (C4)	Pronador Redondo
Canal 5 (C5)	Braquioradial
Canal 6 (C6)	Palmar longo da mão
Canal 7 (C7)	Extensor ulnar do carpo

Para o desenvolvimento deste trabalho, foi utilizado um eletromiógrafo de oitos canais bipolares com um canal de referência posicionado, neste trabalho, na testa do voluntário. Para maiores detalhes sobre o EMG consultar outros trabalhos [3-4]. Para adquirir o sinal do EMG foi utilizada a placa DAQ USB 6009 com oitos canais analógicos de entrada e taxa de aquisição de 1 kHz por canal que corresponde aos oito eletrodos localizados no braço do voluntário. A placa tem uma resolução de 10 bits e uma taxa de amostragem de 10 kS/s.

Para processar os sinais mioelétricos foram utilizados os softwares *LabView* e *MatLab*. No *LabView* foi desenvolvido um programa para executar vídeos (essas animações têm uma posição inicial e final de cada movimento) com os movimentos padrões a serem avaliados neste trabalho, sendo: flexão do antebraço, flexão do punho, extensão do punho e rotação do braço e contração da mão. Os vídeos indicam as sequências dos movimentos que o voluntário deve repetir. A geração dos vídeos padrões (movimentos virtuais padrões do segmento mão-braço que são repetidos pelo usuário deste sistema) foi desenvolvida com as ferramentas *MakeHuman* e *Blender*. A criação dos vídeos tem por função a

padronização de movimentos, neste estudo, e por consequência forçar a sua repetição pelo voluntário. Para maiores detalhes consultar os trabalhos anteriormente desenvolvidos por este grupo de pesquisa [6-7]. A Figura 2 apresenta, por exemplo, um dos movimentos virtuais gerados pelo sistema [6].

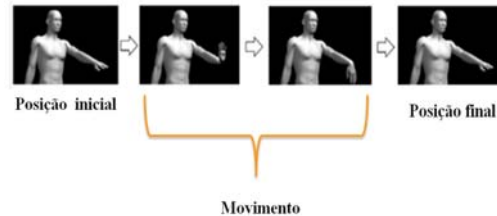


Figura 2: Exemplo de uma das possíveis animações desenvolvidas no trabalho [6].

Um programa desenvolvido no *LabVIEW* permite a leitura e a apresentação dos vídeos, assim como, a aquisição dos oito canais do EMG. Os ensaios foram realizados com três voluntários não amputados. Todos os voluntários assinaram o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido e este trabalho faz parte do projeto aprovado pelo Comitê de Ética. Apenas para ilustrar parte da interface homem máquina, a Figura 3 apresenta os quatro canais de um dado ensaio.

Basicamente o programa desenvolvido pode ser dividido em quatro blocos principais:

(a) Bloco 1: permite eliminar o sinal DC dos oito canais, normalizar o sinal de EMG em magnitude e filtrar o sinal com um filtro Butterworth de quarta ordem na faixa de 0,5 a 500 Hz;

(b) Bloco 2: permite segmentar o sinal de EMG em janelas com tamanho de até 250 ms. Neste procedimento, é calculada a energia média do sinal mioelétrico e considera-se que o sinal apresenta atividade muscular se os sinais ultrapassam o limiar de decisão determinado no momento da segmentação. A Figura 4 apresenta um dos sinais capturados durante um determinado ensaio. É apresentado o sinal bruto e seu correspondente sinal segmentado – que representa o movimento da contração da mão e a elevação do braço;

(c) Bloco 3: obtenção das características do sinal de EMG. Nesta etapa do programa foi utilizada a Transformada *Wavelets* para determinar seis características de cada segmento do sinal de EMG: média aritmética, variância, desvio padrão, Segas e Curtose. Foi realizada uma decomposição do sinal de EMG em diferentes níveis com a Transformada Discreta *Wavelet* e uma base *Wavelet Daubechie 8 (Db8)*, pois apresenta semelhança com os sinais EMG com quatro níveis de decomposição. Essas características geram as entradas da Rede Neural Artificial;

(d) Bloco 4: desenvolvimento da Rede Neural Artificial (RNA). A RNA foi utilizada para classificar o sinal de EMG e determinar se o sinal foi ou não reconhecido. Foi utilizada uma tradicional Rede Neuronal Multicamada Perceptron com o algoritmo de treinamento *back-propagation*.

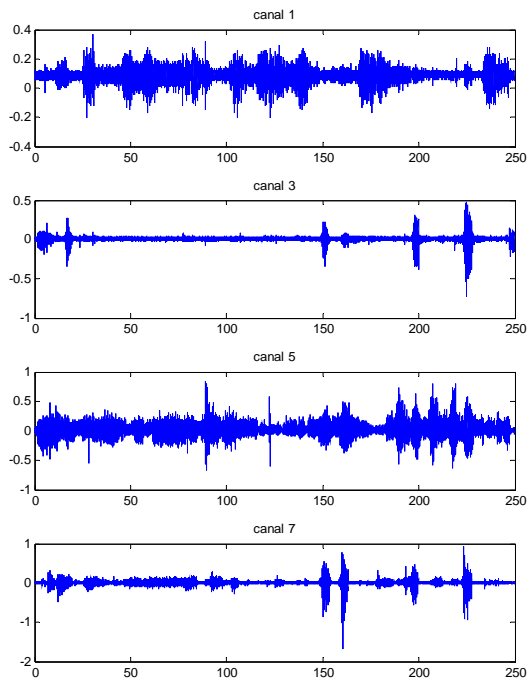


Figura 3: Exemplos de sinais mioelétricos de um dado ensaio: tensão elétrica [V] versus Tempo [s].

## Resultados

Os ensaios foram realizados com sete voluntários e várias repetições em dias diferentes. Para cada voluntário foi sorteada uma determinada série de movimentos. Como exemplo, a Série 3 envolve os seguintes movimentos: contração da mão e elevação do braço, flexão do antebraço, contração da mão, rotação do braço, extensão do punho, rotação do braço e contração da mão, flexão do punho, extensão e flexão do punho.

Como exemplo, a Figura 4(a) apresenta o sinal bruto, com regiões indicadas em vermelho, que representam que esta região do sinal ultrapassou o limiar de decisão e, portanto ocorreu uma contração muscular. Após a identificação dessas regiões, indicada em vermelho é realizada o recorte do sinal, ou seja, o sinal é segmentado como mostrado na Figura 4(b).

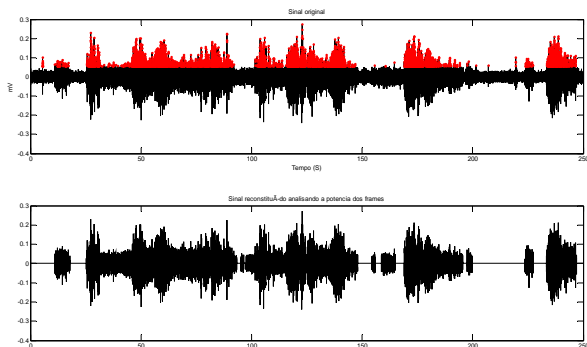


Figura 4: (a) Exemplo do sinal mioelétrico bruto e (b) o correspondente sinal segmentado.

As saídas desejadas da RNA correspondem aos movimentos gerados por cada série que se deseja reconhecer. A Figura 5 apresenta o resultado de uma das séries, de um dado voluntário, para um conjunto de movimentos de uma dada série (neste exemplo o M1 a taxa é zero, pois este movimento não foi executado nesta série).

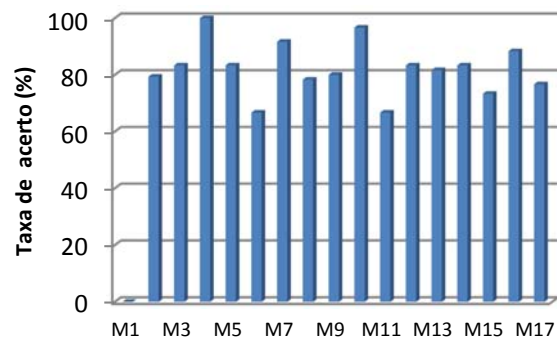


Figura 5: Taxa de acerto de determinados movimentos de uma dada série de movimento: M1: Contração da mão e elevação do braço; M2: Flexão do antebraço; M3: Contração da mão; M4: Rotação do braço; M5: Rotação do braço; M6: Contração da mão; M7: Flexão do antebraço; M8: Extensão do punho; M9: Contração mão e elevação do braço; M10: Rotação da flexão do antebraço; M11: Rotação do braço e contração da mão; M12: Flexão do punho; M13: Flexão do punho; M14: Rotação e flexão do antebraço; M15: Extensão e flexão do punho e repete, ou seja, o M16 = M1 e o M17 = M2 e assim sucessivamente.

É importante ressaltar que esta linha de pesquisa apresenta um grave problema na comparação de seus resultados, pois cada grupo apresenta uma metodologia experimental diferente, por exemplo, envolvendo número de canais diferentes, protocolos de ensaios diferentes, número de características diferentes, métodos de segmentação diferentes, movimentos diferentes e métodos para a classificação diferentes. Mesmo com uma análise estatística adequada baseada na elaboração correta de um Projeto de Experimentos é contraditório as comparações existentes entre esses tipos diferentes de métodos experimentais. Para resolver este impasse é importante padronizar determinados protocolos experimentais e criar uma base internacional para sinais de EMG, como por exemplo a base NINAPRO o que irá permitir a evolução desta área e uma comparação entre trabalhos.

Desconsiderando-se a crítica inicial é possível afirmar que os resultados deste trabalho são compatíveis com outros encontrados na literatura internacional. O trabalho [4] apresenta uma tabela comparativa de diversos trabalhos com a descrição do método empregado e dos correspondentes resultados. Por exemplo, o trabalho [8] analisou os movimentos de extensão da mão, extensão do punho e etc utilizando a distância Euclidiana com característica RMS com valor

de 83,3% de sucesso na caracterização dos movimentos. No estudo de George *et al.* [9] foram avaliadas diferentes velocidades do movimento do cotovelo com o valor médio e a variância do sinal de EMG. Usaram como classificador a Lógica *Fuzzy* com acertos de 97,3%. Ahsan *et al.* [9] usaram as características valor médio, RMS, variância, desvio padrão, cruzamento por zero, entre outros, com um classificador usando RNA. Apesar dos movimentos avaliados serem diferentes, deste trabalho, encontraram taxas de acerto médio de 88,4%. Shenoy *et al.* [10], em seu estudo, avaliaram gestos realizados pela mão com o valor RMS do sinal de EMG usando como classificador as Máquinas de Suporte Vetorial com taxas de acerto de 92 a 98%. No trabalho [4], usando um sistema neuro-*fuzzy*, com sete diferentes movimentos (flexão do pulso, contração da mão, extensão do pulso, rotação do antebraço, abdução da mão e adução da mão) com a característica RMS, do sinal de EMG, encontraram uma taxa de acerto média de 86%.

## Conclusão

O sistema proposto tinha como objetivo, desenvolver um sistema de reconhecimento e classificação de padrões, do movimento do segmento mão-braço, a partir da extração das características dos sinais de EMG com uso de Redes Neurais Artificiais (RNA). A eficiência da Rede Neuronal depende no desempenho da segmentação do sinal e das extrações das características para classificar os movimentos do segmento mão braço. A rede foi adaptada de acordo com treinamento supervisionado, para avaliar o desempenho do sistema ao longo do tempo. Com os resultados obtidos foi possível alcançar taxas de acerto acima de 80% para os movimentos executados (considerando toda a base de dados para os sete voluntários e várias repetições).

## Referências

- [1] Jorgensen NC, Wheeler, K, Sterpniewski, S. (2000). Controle Bioelectric de uma Simulação de Aeronaves 757; In: Proceedings of the World Automation Congress. 2000. p. 11-16.
- [2] Ren X, Hu X. MUAP extraction and classification based on wavelet transform and ICA for EMG decomposition. *Medical Biological Engineering Computational*. 2006; 44: 371–382.
- [3] Favieiro G, Balbinot A., Barreto M.M. (2011). Decoding arm movements by myoelectric signals and artificial neural networks. In: *Biosignals and Biorobotics Conference (BRC)*. 2011. p. 1-6.
- [4] Balbinot A, Favieiro G. A Neuro-Fuzzy System for Characterization of Arm Movements. *Sensors*. 2013; 13(2):2613-2630.
- [5] ITS Brasil, Instituto de Tecnologia Social. Cartilha Tecnologia Assistiva nas escolas - Recursos básicos

de acessibilidade sócio-digital para pessoas com deficiência, 2008.

- [6] Conto E, Balbinot A. Ambientes virtuais controláveis por sinais mioelétricos. In: *Salão de Iniciação Científica do IC/FUC*. 2011, p.1-4.
- [7] Favieiro G. Desenvolvimento de um sistema neuro-fuzzy para análise de sinais mioelétricos do segmento mão-braço. Universidade federal do rio grande do sul, PPGEE, UFRGS, DELET, 2012.
- [8] Rajesh V, Kumar P R. Hand gestures recognition based on SEMG signal using wavelet and pattern recognition. *International Journal of Recent Trends in Engineering*. 2009; 4: 26-28.
- [9] George S K, Sivanandan K S, Mohandas K P. Fuzzy logic and probabilistic neural network for EMG classification – a comparative study. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*. 2012, 5: 1-7.
- [10] Shenoy P, Miller K J, Crawford B, Rajesh P N R. Online electromyographic control of a robotic prosthesis. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2008, 3: 1128-1135.