Anais do V Congresso Brasileiro de Eletromiografia e Cinesiologia e X Simpósio de Engenharia Biomédica - ISBN: 978-85-5722-065-2 - DOI: 10.29327/cobecseb.79003

ESTIMATIVA DE MOVIMENTOS DE EXTENSÃO DO PUNHO UTILIZANDO ELETROMIOGRAFIA DE SUPERFICIE E REDE NEURAL ARTIFICIAL DO TIPO NARX.

Mateus Soares Rodrigues*, Eduardo Bento Pereira*, Samir Angelo Milani Martins*

*Universidade Federal de São João del-Rei, São João del-Rei, Brasil
e-mail: sinop.mateus@gmail.com

Resumo: Neste trabalho apresenta-se o desenvolvimento de um sistema de estimativa de movimentos de extensão do punho usando um canal de eletromiografia de superfície e uma rede neural artificial do tipo NARX. Os dados do experimento foram amostrados por um Arduino Due e a rede neural foi treinada no software Matlab® utilizando o sinal do eletromiografo como série exógena e os dados da unidade de medição inercial como alvo. A precisão da estimativa alcançada pelo sistema foi em média de 91,4 porcento (coeficiente de determinação – r^2)
Palavras-chave: sEMG, IMU, Rede Neural Artificial, movimento de punho, movimento de mão.

Abstract: *This paper shows the development of an estimation system of wrist extension movements using surface electromyography and a NARX Artificial Neural Network. The experimental data was sample by a Arduino Due and the neural network was trained on Matlab® software using the electromyography as a exogenous input and the data of an inertial measurement unit as a target. The accuracy of the system estimation was in average 91.4 percent (r^2-coefficient of determination).*
Keywords: *sEMG, IMU, Artificial Neural Network, wrist movement, hand movement..*

Introdução

Estima-se que nos Estados Unidos dois milhões de pessoas tiveram algum tipo de amputação, sendo que são realizadas aproximadamente 185 mil novas cirurgias de retirada de membros a cada ano [1]. Entre essas amputações, um quarto são de membros superiores, destas dez porcento estão relacionadas ou a retirada total da mão, preservando a integridade dos ossos do antebraço (desarticulação de punho) ou a amputação entre a articulação do punho e a articulação do cotovelo (amputação transradial) [1].

Avanços recentes nas pesquisas de biorrobótica tem gerado próteses de mão com alto grau de liberdade, baixo peso, com alta capacidade de carga, com estrutura semelhante a mão humana e que podem devolver as pessoas amputadas grande parte da funcionalidade do membro perdido [2, 3].

Grande parte das próteses de mão utilizam como *set point* do sistema de controle dados provenientes do processamento de sinal de eletromiografia de superfície (s-EMG). Isso ocorre devido a essa técnica ser não invasiva, de fácil utilização e refletir a intenção motora do indivíduo antes da ocorrência do movimento em si [1]. No caso da desarticulação do punho, eletrodos são colocados de modo a amostar a atividade elétrica de todos os músculos envolvidos no movimento de interesse, já para o caso da amputação transradial eletrodos são colocados no membro residual.

Nos últimos anos foram desenvolvidos vários métodos para processar, identificar e relacionar sinais de s-EMG a movimentos de mão. Entretanto, as técnicas utilizadas até o presente momento não se adéquam aos recentes avanços no desenvolvimento de próteses devido a essas utilizarem métodos de classificação que restringem os movimentos de mão através uma perspectiva binária onde é analisado apenas a existência ou não de um determinado gesto como abrir ou fechar de mão, flexão ou extensão de punho, desvio radial ou desvio ulnar [5, 6]. Tal processo ignora que o movimento ocorre de maneira continua no tempo, podendo assumir diversas posições angulares para cada um desses movimentos.

Outros problemas comumente encontrados nas técnicas propostas são o número muito grande de canais de eletromiografia utilizados, que farão que sua implementação em próteses gerem a necessidade de *hardwares* que possuem maior capacidade de amostragem e processamento, e logo, *hardwares* de maior custo financeiro; e a utilização de janelamentos, que acabam por inserir atrasos nas estimativas, para que possam ser extraídas características do sinal de eletromiografia(média do valor absoluto, passagem por zero, variância e espectro de frequência) .

Deste modo, no presente trabalho é mostrado o desenvolvimento um sistema de estimativa de extensão de punho que utilizou uma rede neural artificial (RNA) do tipo NARX (Nonlinear Auto-Regressive model with eXogenous input) e um eletromiografo de apenas um canal posicionado sobre o músculo *Extensor digitorum*. Para que fosse considerado a variação da posição angular da mão durante esse movimento, utilizou-se uma unidade de medição inercial (IMU) posicionada no dorso da mão. A estrutura da rede utilizada combinada com um treinamento do sinal do eletromiografo no tempo, sem a utilização janelamento, faz com que a cada amostra coletada seja gerado uma estimativa da posição angular da mão, eliminando assim atrasos na estimativa.

Materiais e métodos

Procedimento experimental – De maneira similar a outros trabalhos recentes de identificação de movimentos

utilizando eletromiografia [5, 7], o presente trabalho analisa a eficiência das estratégias propostas em um indivíduo sem amputação e sem deficiência motora.

O posicionamento dos eletrodos no indivíduo ocorreu de acordo com as recomendações do projeto SENIAM vinculado ao *Biomedical Health and Research Program* da União Europeia [8]. Desse modo, foram raspados os pelos nos locais onde os eletrodos foram posicionados, a pele foi limpa com álcool e a distância entre os eletrodos foi de 20 mm.

Como o objetivo do presente trabalho é estimar a posição da mão durante movimentos de extensão do punho, dois eletrodos foram colocados sobre o músculo *Extensor digitorum* e o eletrodo de referência no cotovelo. A parte superior da Figura 1 mostra o posicionamento dos sensores para o experimento e parte inferior mostra o músculo *Extensor digitorum* destacado em roxo. A Figura 2 mostra a equivalência entre movimentos de punho e a variação da posição angular da mão. O movimento de extensão causa uma variação positiva do ângulo de arfagem da mão, sendo esse, então, o ângulo de interesse medido pela IMU.

Os movimentos executados pelo indivíduo durante os experimentos foram exibidos em forma de vídeo em uma tela localizada a frente do mesmo. O indivíduo foi instruído a realizar exatamente o mesmo movimento realizado no vídeo, da forma mais sincronizada possível. Para que isso ocorresse da melhor forma possível durante a aquisição de dados, o indivíduo pode assistir e reproduzir os movimentos antes que sensores fossem colocados.

Em todos os experimentos o indivíduo se encontrava sentado, com coluna ereta, coxas paralelas ao solo. Ao início do experimento o braço do mesmo se encontrava na posição de repouso mostrada na Figura 1.

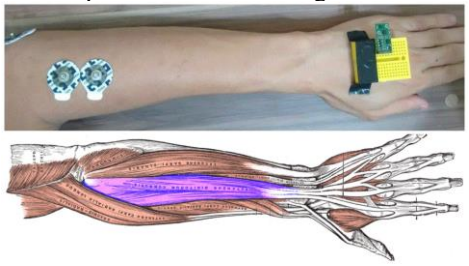

Figure 1- Posicionamento dos eletrodos.

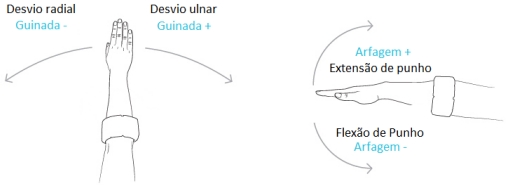

Figure 2- Movimentos do punho.

Eletromiografia – Eletromiografia é uma técnica utilizada para registrar e avaliar o potencial elétrico gerado por um ou mais músculos durante seu o processo de contração e relaxamento, nos quais as células musculares passam por processos de polarização e despolarização comandados pelo sistema nervoso.

Dentre métodos de eletromiografia, destaca-se a eletromiografia de superfície. Nessa, para cada canal são utilizados três eletrodos de superfície autoadesivos, sendo um conectado a uma região não muscular do corpo (patela, cotovelo) e os outros dois conectados sobre a região muscular a ser analisada de modo a captar a atividade elétrica da região através da diferença de potencial dos mesmos.

No presente trabalho, utilizou-se um eletromiografo de um canal produzido *Advancer Technologies*. Nele a diferença entre os sinais dos dois eletrodos que estão sobre a região muscular são amplificados, filtrados por uma passa-banda entre 50 a 500 Hz, retificados e suavizados.

IMU e posição angular – A unidade de medição inercial AltIMU, montada e distribuída pela empresa Polulo® contém um acelerômetro triaxial LSM303D e um giroscópio triaxial L3GD20H. A mesma foi utilizada no presente trabalho com o intuito de se obter a posição angular da mão do usuário durante o movimento de extensão do punho. O processo de obtenção de estimativas da posição angular utiliza das medidas de aceleração e velocidade angular provenientes da IMU e de um filtro complementar, conforme mostrado em Iscold et al. (2007).

Dessa forma, medidas de posição angular são obtidas de duas formas distintas: através da integração das medidas de velocidade angular fornecidas pelo giroscópio e através relações trigonométricas realizadas coma s medidas de aceleração vindas do acelerômetro. De posse dessas duas medidas de posição angular é usado o filtro complementar, obtendo assim uma estimativa de posição angular que não apresentará os problemas de desvio do giroscópio de ruído do acelerômetro.

Rede Neural Artificial – Modelos NARX (Nonlinear AutoRegressive model with eXogenous input) são utilizados para modelar series temporais. Tal modelo, relaciona o valor atual de uma série temporal aos valores passados da mesma e aos valores atuais e passados da série exógena, isto é, série determinada externamente que influencia série de interesse. A Equação 1 representa o modelo NARX, na qual y é a variável de interesse, u é a variável exógena e F é uma função não linear como um polinômio ou uma RNA.

$$y(k) = F[y_{(k-1)}, \cdots, y_{(k-n_y)}, u_{(k)}, u_{(k-1)}, \cdots, u_{(k-n_u)}] \quad (1)$$

No presente trabalho uma RNA do tipo NARX é utilizada para modelar a posição angular da mão durante movimentos de extensão do punho, sendo o potencial elétrico do músculo *Extensor digitorum* captado pela eletromiografia utilizado como série exógena.

Redes neurais NARX tem mostrado aprendizado mais efetivo, com menor tempo de convergência e maior capacidade de generalização [10]. A estrutura da rede utilizada no trabalho apresenta apenas uma camada escondida que apresenta 10 neurônios , foi utilizado o método de treinamento levenberg-marquardt com o dados coletados durante os experimentos.

O número de regressores foi calculado com base no tempo decorrido entre o pico do sinal de eletromiografia o pico do sinal da posição angular e frequência de amostragem utilizada. O cálculo é mostrado na Equação 2 na qual Nr é o número de regressores, $Pemg_{(k)}$é pico do sinal da eletromiografia, $Pang_{(k)}$ é pico do sinal da posição angular e Fs é a frequência de amostragem.

$$N_r = (Pang_{(k)} - Pemg_{(k)})Fs \qquad (2)$$

Aquisição de dados – A aquisição de dados do experimento é realizada pela placa de desenvolvimento Arduino DUE a uma frequência de 1 KHz. O código embarcado na placa comanda a amostragem do sinal analógico de saída do eletromiografo através de um conversor AD de 12 bits e a aquisição das medidas de aceleração e velocidade angular da IMU via protocolo de comunicação I2C. Após isso, o código realiza o processo de estimativa de posição angular através do filtro complementar e envia para o computador, via comunicação serial, um vetor que contém dados do potencial elétrico do músculo analisado, posição angular da mão e do instante em que os valores foram amostrados.

O software Matlab® realiza a leitura da porta serial em que o Arduino Due está conectado, alocando os vetores de dados citados anteriormente em uma matriz e salvando essa em um arquivo .txt ao final do experimento

Experimento e resultados

O primeiro experimento foi elaborado para que fossem calculados o número de regressores utilizados na RNA. Nele o indivíduo realizou um movimento de extensão máxima do punho, fazendo que a mão chegasse a posição angular máxima e a permanecesse nesse estado por 40 segundos. Com isso, foi possível detectar que o pico do sinal de tensão ocorreu em 13,08 s e o pico do sinal de posição angular da mão em 13,11 s, marcados com círculos vermelho e verde nas Figuras 3 e 4 respectivamente. Com esses valores e com a taxa de amostragem do sistema, calculou-se, utilizando a Equação 2, que deveria ser utilizado 30 regressores na RNA.

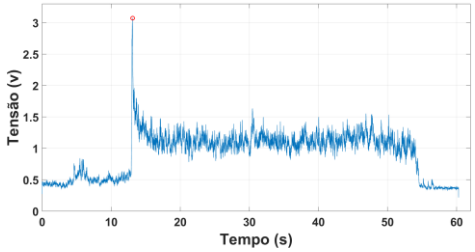

Figure 3-Experimento 1, tensão eletromiografia.

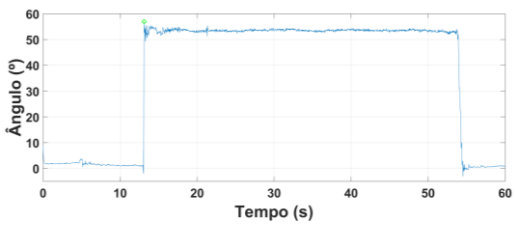

Figure 4-Experimento 1, posição angular.

No segundo experimento, o indivíduo realizou movimentos de extensão em 3 sessões, cada uma com duração de 30 segundos contendo 12 ciclos de extensão nos quais a mão atinge por volta da metade da posição angular máxima possível. Em cada ciclo posição da mão vai zero graus a posição indicada em vídeo e retorna a zero graus. O experimento começa com punho em repouso por 10 segundos e as sessões de extensão são intercaladas por 10 por dez segundos de repouso. A Figura 5 mostra os dados amostrados nesse experimento e a Figura 6 mostra a estimativa da rede em comparação aos dados medidos.

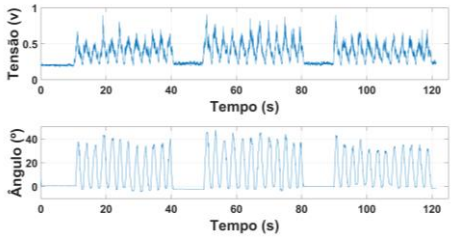

Figure 5-Experimento 2, dados amostrados.

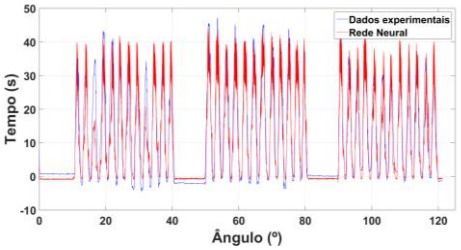

Figure 6-Experimento 2, estimativas RNA.

O último experimento ocorreu de maneira similar ao segundo, entretanto, o indivíduo realizou movimentos de extensão máxima, levando sua mão de zero a máxima posição angular possível e retornando a zero em cada ciclo, sendo esse ciclo repetido 13 vezes a cada sessão. As Figuras 7 e 8 mostram os resultados para esse experimento.

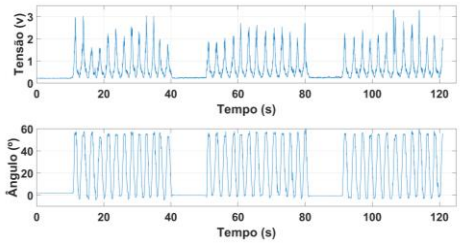

Figure 7-Experimento 3, dados amostrados.

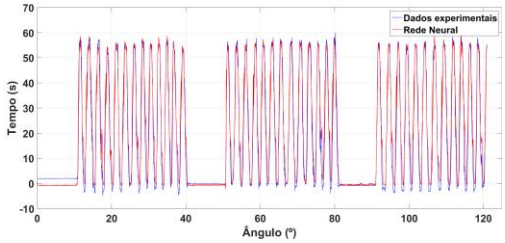

Figure 8-Experimento 3, estimativas da RNA.

A Tabela 1 mostra dados retirados dos experimento 2 e 3, sendo P_{Imed} a média da posição angular no início do ciclo de movimento extensão, P_Fmed a média da posição angular máxima alcançada nos ciclos de movimento, T_c a média do tempo gasto em cada ciclo, V_{med} a velocidade angular média das sessões dos experimentos, σ_v o desvio padrão da velocidade angularPara avaliar o desempenho da rede em cada experimentos utilizou-se, assim como em Muceli and Farina (2012) e El-Khoury et al. (2015), o coeficiente de determinação r^2. Tal coeficiente expressa, então, a qualidade da estimativa da rede neural em relação aos a medida realizada fornecida pelo filtro complementar.

	Experimento 2	Experimento 3
P_{Imed}	-1,3	-2,0
P_{Fmed}	38,0	56,6
T_c	2,5	2,3
V_{med}	30,5	43,2
σ_v	33,7	67,5
r^2	87,0	95,8

Tabela 1-Dados dos experimentos 2 e 3.

Discussão

Por meio da Tabela 1, percebe-se que variação da posição angular da mão aumentou consideravelmente do segundo para o terceiro experimento. Com o aumento do deslocamento angular, aumento do número de ciclos de contração e com a manutenção do tempo de 30 segundos para cada sessão, no experimento 3 o indivíduo teve que aumentar a velocidade angular do movimento gerando assim maior atividade muscular do *Extensor digitorum*, como mostrado nas Figuras 5 e 7.

Para os dois experimentos, verifica-se que o desvio padrão das sessões de movimentos é maior do que as médias, isso significa que ao longo dos exercícios o indivíduo precisou realizar uma grande variação da velocidade angular da mão para conseguir manter a sincronização com o vídeo exibido.

Com a variação do deslocamento e velocidade angular do segundo para o terceiro experimento, e com a grande dispersão de velocidade angular dentro de cada um dos experimentos conseguiu-se expor a RNA a uma maior variedade de inputs. Fazendo que a mesma conseguisse modelar com sucesso o movimento de extensão, atingindo em média 91 % de precisão de no coeficiente r^2.

Conclusão

O sistema desenvolvido conseguiu estimar com grande precisão a posição angular da mão para movimentos de extensão do punho durante sessões com grande variedade posição e velocidade angular utilizando para isso apenas um canal de eletromiografia. Isso mostra que é possível utilizar poucos eletrodos para quantificar movimentos de punho e não simplesmente classificados entre sua existência e repouso.

Com a estrutura da rede utilizada é gerada uma estimativa a cada amostragem realizada, assim não há a necessidade de realizar janelamentos que acabam por inserir atrasos na estimativa.

Em trabalhos futuros será investigado a estimativa de movimentos de flexão de punho, desvio radial e desvio ulnar.

Agradecimentos

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico pelo apoio financeiro, ao Núcleo de Robótica e Tecnologia Assistivas da Universidade Federal de São João del-Rei pela infraestrutura fornecida.

Referências

[1] Alazrai, R., Khalifeh, A., Alnuman, N., Alabed, D. and Mowa, Y. An ensemblebased regression approach for continuous estimation of wrist and ngers movements from surface electromyography. In 38th (ed.), Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society; 2016 Agosto 16-20; Orlando, EUA.

[2] Controzzi, M., Clemente, F., Barone, D., Ghionzoli, A. and Cipriani, C. The sssamyhand: a dexterous lightweight myoelectric hand prosthesis, IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering. 2016 Junho; 25 (5):459-468.

[3] Tenore, F. V. G., Ramos, A., Fahmy, A., Acharya, S., Etienne-Cummings, R. and Thakor, N. V. (2009). Decoding of individuated finger movements using surface electromyography,IEEE Transaction On Biomedical Engineering. 2008 Out; 56 (5):1427-1434.

[4] Yang, D., Jiang, L., Huang, Q., Liu, R. and Liu, H.. Experimental study of an emgcontrolled 5-dof anthropomorphic prosthetic hand for motion restoration, Journal of Intelligent and Robotic Systems .

[5] Muceli, S. and Farina, D. Simultaneous and proportional estimation of hand kinematics from emg during mirrored movements at multiple degrees-of-freedom, IEEE Transactions On Neural Systems And Rehabilitation Engineering. 2012 Maio; 20 (3):371-378.

[6] The State of the Art on Sensors and Sensor Placement Procedures for Surface ElectroMyoGraphy: A proposal for sensor placement procedures (1997). Roessingh Research and Development.

[7] Iscold, P., de Oliveira, G. R. C., Neto, A. A., Pereira, G. A. S. and Tôrres, L. A. B. (2007). Desenvolvimento de horizonte artificial para aviação geral baseado em sensores mems; 2007 Sep; Rio de Janeiro, Brasil.

[8] Diaconescu, E. The use of narx neural networks to predict chaotic time series, WSEAS Transactions On Computer Research. 2008 Março, 3 (3):182-191.