

ESTIMAÇÃO DA MÉDIA E VARIÂNCIA DA VELOCIDADE DE CONDUÇÃO DE S-EMG BASEADA EM PROCESSAMENTO DE IMAGENS

F. A. Soares****, J. L. A. Carvalho*, C. J. Miosso** e A. F. da Rocha**

*Departamento de Engenharia Elétrica/Universidade de Brasília, Brasília-DF, Brasil

**Faculdade UnB-Gama/Universidade de Brasília, Gama-DF, Brasil

soaresfabiano@ieee.org

Abstract: This paper introduces a methodology for estimating the conduction velocity (CV) from multi-channel surface electromyography (S-EMG) using image processing algorithms. The proposed method not only allows the estimation of the mean conduction velocity for S-EMG signals, but also allows an estimation of the variance of CV for different motor units (MUs) recruited throughout the effort. The proposed algorithm was compared to the classic maximum likelihood algorithm. Both methods presented robust estimation of the CV values. The algorithm was also able to estimate the variance of the CV of MUs from synthetic signals.

Palavras-chave: velocidade de condução; eletromiografia de superfície; processamento de imagens; fadiga muscular, S-EMG.

Introdução

A velocidade de condução (*conduction velocity*, ou CV) é a velocidade com que os potenciais elétricos de ação se propagam ao longo das fibras musculares, durante um esforço muscular. A CV está relacionada com o tipo e o diâmetro das fibras musculares, a concentração de íons, o pH e a taxa de disparo da unidade motora (*motor unit*, ou MU) [1, 2, 3, 4, 5]. Valores típicos de CV estão na faixa de 3 a 5 m/s, com uma média em torno de 4 m/s [1]. A estimação dos valores de CV, durante atividades físicas específicas, é de grande utilidade para o estudo de propriedades contráteis das MU [6] e de fadiga muscular [7, 8, 9].

Este trabalho propõe um método para estimação da CV, a partir de sinais de eletromiografia de superfície (*surface electromyography*, ou S-EMG) e utilizando técnicas de processamento digital de imagens. O método proposto se baseia na definição de uma imagem a partir do conjunto de sinais adquiridos por um vetor de dois ou mais eletrodos posicionados paralelamente à fibra muscular. Nessa imagem, a dimensão vertical corresponde a cada eletrodo, enquanto que a dimensão horizontal corresponde ao tempo e o nível de cinza representa a intensidade do potencial elétrico medido. A análise da imagem assim obtida permite estimar o atraso entre as formas de onda similares correspondentes aos diferentes canais de S-EMG. Assim, da mesma forma que em métodos tradicionais para estimação da CV, esse

atraso permite determinar a velocidade de condução, uma vez que a distância intereletrodica é conhecida.

Diferentes métodos para estimar a CV já foram propostos [10, 11]. Entre esses métodos, os mais populares são aqueles que se baseiam na técnica da máxima verossimilhança no domínio da frequência [11]. A preferência por essa técnica se baseia em sua baixa variância e alta resolução de estimação, quando comparadas com outros métodos [12]. A melhor qualidade da estimação da CV proporcionada pelo método de máxima verossimilhança, devido à baixa variância, resulta em mudanças mais estatisticamente significativas na CV estimada, o que favorece, por exemplo, a detecção da fadiga.

A eletromiografia de superfície multi-canal permite a extração de informações anatômicas e fisiológicas sobre as MUs. A representação na forma de imagens dos dados bi-dimensionais obtidos com essa técnica permite a utilização de técnicas de processamento de imagens para avaliar as características do sinal e, em particular, para estimar a CV média das unidades motoras, bem como a variância da CV dentro de uma mesma janela de tempo. A variância é uma informação disponível, até o momento, apenas em técnicas invasivas de eletromiografia. Assim, este trabalho introduz uma nova abordagem para o tratamento de sinais multi-canal, que pode ser especialmente útil em eletromiografia de alta densidade (HD-EMG).

Materiais e Métodos

Simulador de sinais de S-EMG – Com base no modelo de simulação proposto por Farina e Merletti [13], foram criados três conjuntos de 100 sinais sintéticos de S-EMG, com CV média de 4 m/s, 3 segundos de duração e apenas uma zona de inervação estreita. Cada conjunto de simulação foi gerado utilizando um valor diferente de desvio padrão para a CV (0 m/s, 0,3 m/s e 1 m/s, respectivamente).

Todos os sinais gerados foram baseados em um músculo hipotético, com 3 mm de espessura da camada de gordura, 1 mm de espessura da camada de pele e 20 unidades motoras, cada uma com um número aleatório de fibras musculares (de 50 a 550 fibras) de 220 mm de comprimento. A taxa de amostragem utilizada foi de 2048 Hz para cada um dos 15 canais diferenciais

obtidos a partir de um arranjo de 16 eletrodos lineares, com uma distância intereletrodica de 5 mm.

A zona de inervação, para todos os sinais, foi posicionada 10 mm abaixo da região de detecção. Dessa forma, os 15 canais ficaram associados a uma única direção de propagação. Para fins de estimação da CV, apenas os canais de 6 a 12 foram utilizados, para avaliação do algoritmo com base em uma quantidade de sinais tipicamente disponível (arranjos de 8 eletrodos, correspondendo a 7 canais diferenciais, são disponíveis comercialmente).

Formação da Imagem de S-EMG – Um sinal de S-EMG multi-canal corresponde a sinais de S-EMG em vários pontos de um músculo, adquiridos com um vetor ou uma matriz de eletrodos espaçados uniformemente.

Este trabalho trata os sinais de S-EMG multi-canal como imagens, as quais representam informações provenientes de vetores unidimensionais de eletrodos (Figura 1). Para geração das imagens, os sinais multi-canal foram redimensionados, usando interpolação de duas vezes ao longo da dimensão temporal e de 100 vezes ao longo da dimensão dos canais. Esses fatores de interpolação foram escolhidos segundo um compromisso entre custo e eficiência no tempo de processamento. As dimensões de cada imagem resultante foram de 700 linhas por 12288 colunas. A interpolação bicúbica foi utilizada, de forma que cada

valor interpolado é uma média ponderada dos pixels em um quadro vizinho de 4×4 – a interpolação bicúbica foi escolhida porque ela geralmente preserva mais detalhes finos do que a abordagem bilinear [14]. Os canais extremos são descartados durante o processamento para evitar imprecisões devido à extrapolação em virtude da interpolação.

Os valores de amplitude foram normalizados para o intervalo de 0 a 1, e representados em tons de cinza. Na imagem resultante (Figura 1b), o branco representa a amplitude máxima do sinal original e o preto representa a amplitude mínima do sinal original, com níveis intermediários da amplitude representados pelos outros tons de cinza. Objetivou-se, assim, evidenciar a condução dos potenciais de ação das unidades motoras (*motor unit action potentials*, ou MUAPs) ao longo das MUs como linhas diagonais nas imagens obtidas. A inclinação de cada uma dessas linhas representa a velocidade de condução de uma MUAP.

Em sinais de S-EMG multi-canal contendo zonas de inervação (*innervation zones*, ou IZs), foram esperados dois grupos de linhas diagonais com inclinações opostas. A região da imagem a partir de onde esses dois grupos de linhas opostas se originam é a localização esperada para a IZ. Esse aspecto está sendo avaliado em mais detalhes e será apresentado em um trabalho futuro.

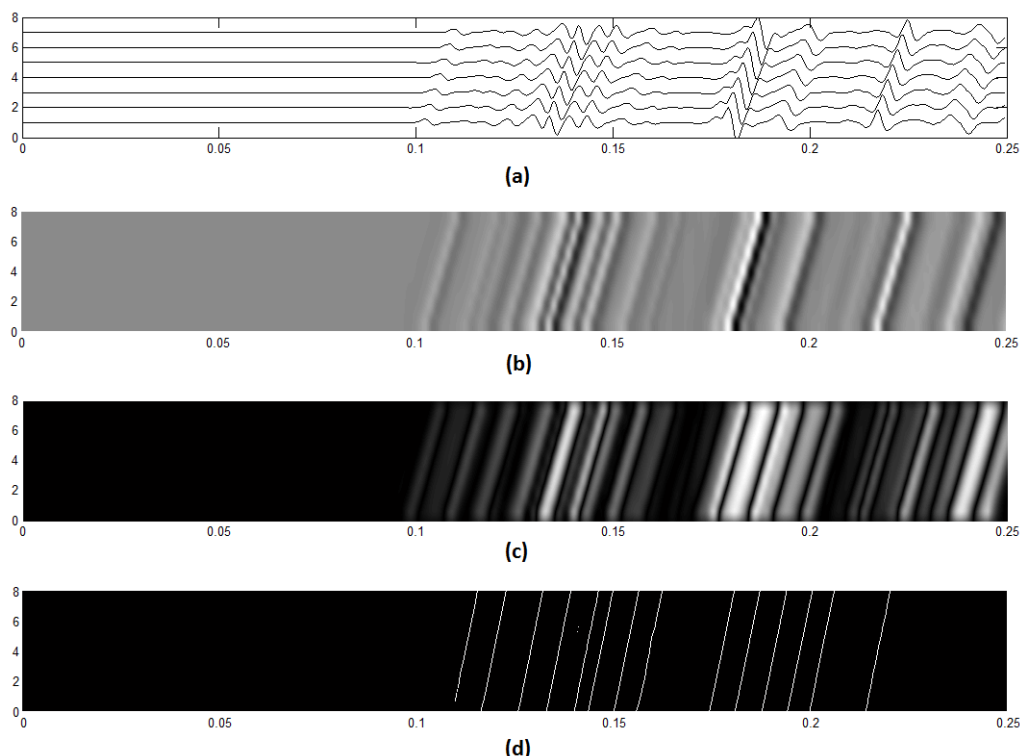


Figura 1: Passo-a-passo do algoritmo proposto. (a) Trecho de 0,25 s de um sinal de S-EMG sintético com 7 canais. No eixo das abcissas, temos o tempo e no eixo das ordenadas temos os canais com os sinais normalizados entre 0 e 1. (b) Transformação do sinal mostrado em (a) em uma imagem. Para essa transformação, foi utilizada uma interpolação bicúbica com um fator de 2 no eixo do tempo e um fator de 100 no eixo dos canais. (c) Resultado da filtragem com o filtro Hermitiano. Observe que as linhas de condução são mais suaves e foram destacadas do fundo. (d) Resultado após o passo (vi) do algoritmo. As bordas esquerda e direita são removidas. Podemos, por meio das retas em (d), estimar a velocidade média de condução para essa janela de tempo.

Estimação da CV – As imagens obtidas a partir do sinal de S-EMG multi-canal mostram diversas variações de tom de cinza devido às formas dos MUAPs, bem como linhas de condução de baixa intensidade, originadas a partir de MUs profundas ou MUs menores. Essas características tornam o processamento da imagem mais difícil, já que as linhas de condução geralmente não têm limites claros, e linhas em baixo contraste podem ser apagadas no processo de binarização. Para resolver esse problema, um filtro de detecção de forma de onda foi utilizado para intensificar as regiões da imagem onde MUAPs estão presentes, de modo que as bordas das linhas sejam exibidas de forma clara e evitando que linhas de baixo contraste sejam descartadas durante a binarização (Figura 1c). Após a comparação dos filtros Gaussiano, de Gabor e Hermitiano de terceira ordem, observou-se que o filtro Hermitiano permitiu uma melhor delimitação dos MUAPs para os sinais testados. Portanto, adotou-se, nas avaliações do sistema completo, o filtro Hermitiano, cujo *kernel* é dado por:

$$h(x, y) = Ax' \exp\left(-\frac{x'^2}{\sigma_x^2} - \frac{y'^2}{\sigma_y^2}\right), \quad (1)$$

onde

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (2)$$

e

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta, \quad (3)$$

sendo A um fator de escala e θ o ângulo de rotação da superfície Hermitiana com respeito ao eixo x .

Foi utilizado o valor $\theta = \pi/2$, pois ele resulta no destaque, nas imagens, das linhas de condução dos MUAPs que estão acima ou abaixo da IZ. Isto torna o algoritmo mais genérico com respeito à direção de propagação dos MUAPs.

Quanto às dimensões do filtro, foi utilizado o comprimento $\sigma_x=60$ pixels na horizontal e $\sigma_y=30$ pixels na vertical. Estes valores são consistentes com a duração típica dos MUAPs [15] para os fatores de interpolação proposto, e são capazes de intensificar a amplitude do sinal de forma a diferenciar as regiões de inatividade das regiões onde os MUAPs estão presentes.

O algoritmo proposto para a estimação da CV é baseado no cálculo da inclinação das linhas de condução dos MUAPs. O algoritmo consiste nas seguintes etapas. (i) A imagem S-EMG é criada a partir da interpolação do sinal original. (ii) O filtro Hermitiano é utilizado para destacar as linhas de condução dos MUAPs. (iii) A imagem é binarizada para permitir o uso de operações morfológicas binárias. Para tanto, utilizou-se um limiar de 75%. A binarização é realizada atribuindo o valor 0 a todos os níveis de cinza abaixo do médio, e 1 para todos os valores acima ou igual ao nível médio de cinza. (iv) A operação morfológica de abertura é realizada. Linhas de ruído tendem a ser irregulares e granuladas. Assim, a operação de abertura tem por objetivo apagar essas linhas de ruído. (v) A operação morfológica de afinamento é realizada para afinar as linhas de condução

dos MUAPs. Isso resulta em linhas mais finas que podem ser utilizadas para a estimação da CV (Figura 1d). (vi) As bordas da imagem são descartadas para evitar distorções na estimação da CV devido aos efeitos da filtragem e interpolação. (vii) Linhas de condução são automaticamente rotuladas por um algoritmo de detecção de objetos, que encontra e rotula cada elemento da imagem que não está ligado a outros elementos. (viii) A inclinação de cada linha de condução é estimada usando regressão linear por mínimos quadrados. (ix) Todos os MUAPs que apresentam um erro médio quadrático (*mean square error*, ou MSE) (com relação à linha de regressão correspondente) acima de $0,6 \text{ mm}^2$ são eliminados. Isso é realizado porque as linhas apresentando um MSE acima de $0,6 \text{ mm}^2$ geralmente não ajustam adequadamente dados de uma única MUAP. (x) Linhas mais curtas do que o valor da distância intereletródica (5 mm) são eliminadas. (xi) Linhas verticais são eliminadas. Essas linhas não representam potenciais propagantes e por isso podem ser descartadas. (xii) As inclinações das linhas de condução restantes são ponderadas pelo inverso da variância entre cada objeto e a linha de regressão que o aproxima. (xiii) A CV, em metros por segundo, associada a cada linha de condução, é calculada a partir de sua inclinação, usando a distância intereletródica (em milímetros) e os valores de intervalo de amostragem (em milissegundos). (xiv) A CV média é calculada como a média ponderada dos valores de CV de todas as linhas de condução que não foram eliminadas. (xv) O desvio padrão das CV de cada linha de condução não excluída é calculado.

A fim de testar o algoritmo proposto, foram comparados os valores de CV de 100 sinais sintéticos, com CV = 4 m/s e desvio padrão de 0 m/s, estimados por dois algoritmos: algoritmo proposto de estimação por processamento de imagens (*image processing estimation*, ou IPE) e o de máxima verossimilhança (*maximum likelihood estimation*, ou MLE) proposto por Farina *et al.* [16]. As médias e variâncias dos valores estimados foram então comparadas.

Em seguida, sinais sintéticos com MUs com diferentes CVs (desvio padrão de 0 m/s, 0,3m/s e 1m/s) foram gerados para testar se é possível acompanhar o aumento ou a diminuição da variância da CV de sinais de S-EMG por meio do algoritmo proposto. Isso é um indicador de estratégias de recrutamento de diferentes MUs. Para tanto, um teste-F foi utilizado para comparar a variância da CV das MUs dos diferentes grupos de sinais. Os grupos com diferentes variâncias foram então divididos em subgrupos de 50 sinais e estes subgrupos com MUs de igual variância na CV foram então comparados entre si. A variância estimada para as MUs de cada sinal não foram comparadas com os valores reais por se tratar de variâncias muito pequenas, onde qualquer erro inserido pelo algoritmo provoca uma diferença detectável pelo teste de comparação de variâncias.

O algoritmo proposto e o simulador de sinais de S-EMG foram desenvolvidos em Matlab 2009a.

Resultados

Primeiramente foi comparado o desempenho do algoritmo IPE, proposto neste trabalho, com o do algoritmo MLE, proposto por Farina *et al.* [16].

A Figura 2 compara os valores estimados pelo método IPE e pelo método MLE, para cada um dos 100 sinais sintéticos com CV = 4 m/s e desvio padrão de 0 m/s. Embora o método proposto apresente um desvio padrão maior que o MLE, ambos os métodos resultam em desvio padrão menor do que 0,1 m/s, que é um limite considerado apropriado para análises de fadiga [11]. Por outro lado, a média obtida com o método proposto é mais próxima do valor esperado do que aquela obtida com o método MLE, uma vez que este apresentou uma leve sobreestimação do valor da CV.

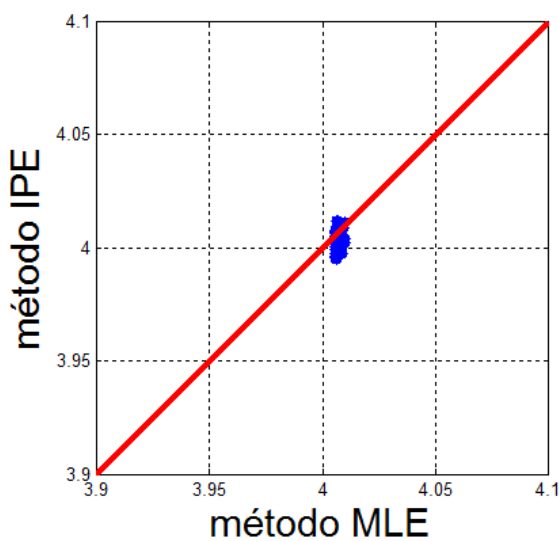


Figura 2: Comparação entre o método proposto (IPE) e o método de máxima verossimilhança (MLE) [16]. O algoritmo MLE apresenta menor variância do que o método proposto, mas, na média, tende a sobreestimar o valor da CV.

A Tabela 1 mostra os valores reais de média, desvio padrão e raiz quadrada do erro médio quadrático (*root mean square error*, ou RMSE).

Tabela 1: Comparação entre os valores médios, desvio padrão e RMSE para os estimadores e o valor real de CV (valores em m/s)

Método	Média	Desv. Pad	RMSE
MLE	4,0066	0,0011	0,0067
IPE	4,0027	0,0033	0,0042
Valor Real	4,0000	0,0000	0,0000

A Tabela 2 mostra os valores reais e valores estimados pelo método IPE da variância da CV das MUs dos sinais para cada grupo analisado. A Tabela 2 também mostra a RMSE das variâncias estimadas pelo método IPE em comparação com os valores reais.

Tabela 2: Comparação entre grupos de 100 sinais com MUs contendo CV com variâncias diferentes (desvio padrão de 0 m/s, 0,3 m/s e 1 m/s) e RMSE para os valores estimados.

Grupo de Sinais	Valor Real do desvio padrão para cada sinal	Valor médio do desvio padrão (IPE)	RMSE
Grupo 1	0,00 m/s	0,40 m/s	0,114 m/s
Grupo 2	0,28 m/s	0,45 m/s	0,097 m/s
Grupo 3	0,93 m/s	0,84 m/s	0,068 m/s

A Figura 3 mostra *boxplots* para os valores de CV estimados pelo algoritmo IPE para os Grupos 1, 2 e 3 indicados na Tabela 2.

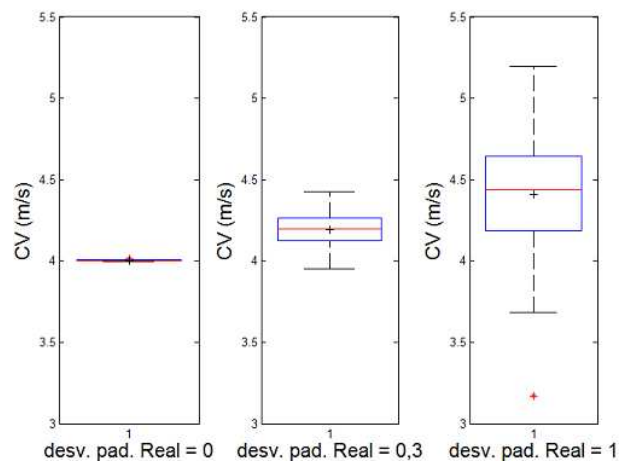


Figura 3: Boxplot mostrando a estimativa da CV para três grupos de 100 sinais de S-EMG sintético (desvio padrão de 0 m/s, 0,3 m/s e 1 m/s respectivamente). É possível observar que as variâncias são diferentes e proporcionais para cada um dos grupos de sinais. No entanto, o algoritmo proposto parece tender a sobreestimar a CV na presença de variância elevada.

Os testes-F indicaram diferenças significativas entre as variâncias das CVs das MUs para os Grupos 1, 2 e 3. Para os subgrupos de 50 sinais com mesma variância, os testes-F não foram capazes de apontar diferença entre as variâncias de cada subgrupo.

Discussão

A Figura 2 e a Tabela 1 mostram que ambos os algoritmos estimam a CV média com desvio padrão inferior a 0,1 m/s, para sinais simulados com velocidade de condução de 4 m/s e variância de 0 m/s. O algoritmo MLE não permite a estimação da variância da CV para as diferentes MUs recrutadas ao longo de um esforço. Como o algoritmo IPE estima a CV por meio da estimação da inclinação para cada linha de condução produzida por cada MU, é possível estimar a variância da CV das MUs ao longo do esforço muscular.

Estimando a variância para janelas de tempo diferentes, seria possível estimar ainda a variação da variância da CV ao longo do tempo.

Para testar a capacidade do método IPE de estimar a variância da CV para as diferentes MUs de um músculo, três grupos de sinais simulados com MUs com CV diferentes foram gerados e comparados por meio de um teste-F. O resultado dos testes mostra que é possível diferenciar as variâncias dos grupos de teste ($p < 0,01$ para todas as comparações: Grupo 1 vs Grupo 2, Grupo 2 vs Grupo 3 e Grupo 2 vs Grupo 3). Para subgrupos de sinais sintéticos com a mesma variância de CV para as MUs, os testes-F mostraram que os valores estimados possuem valores semelhantes para as variâncias: subgrupo1 vs subgrupo1 – $p = 0,99$ (50 sinais por subgrupo), subgrupo2 vs subgrupo2 – $p = 0,52$ (50 sinais por subgrupo) e subgrupo3 vs subgrupo3 – $p = 0,78$ (50 sinais por subgrupo).

O algoritmo proposto permite estimar a CV média de S-EMG com baixo erro e permite também estimar a variância da velocidade de condução das diferentes MUs recrutadas em um esforço, função que até então só era possível por meio de métodos invasivos de eletromiografia. A precisão da estimação da variância é baixa para valores menores que 0,3 m/s. No entanto, essa é a variância esperada para sinais de S-EMG [1].

Até então, o algoritmo foi testado apenas com sinais de S-EMG sintéticos, com uma única velocidade de condução média (4 m/s). São propostos como trabalhos futuros: i) um teste mais extenso com sinais sintéticos contemplando diferentes velocidades de condução média e diferentes níveis de ruído, assim como diferentes variâncias para a CV das diferentes MUs recrutadas; ii) um teste do algoritmo com sinais reais de diferentes músculos para analisar o desempenho do algoritmo para sinais biológicos; e iii) uma análise do desempenho do algoritmo para janelas de tempo de diferentes tamanhos; iv) investigar o motivo pelo qual o método IPE tende a sobreestimar a CV quando a variância aumenta.

Conclusão

Um algoritmo baseado em técnicas de processamento de imagens para estimação da velocidade de condução de sinais eletromiográficos foi proposto. Esse algoritmo permite não só a estimação da velocidade de condução média para sinais de S-EMG, como também é capaz de estimar a variância dessa velocidade para as diferentes MUs recrutadas ao longo do esforço.

O algoritmo proposto foi comparado com o algoritmo MLE apresentado por Farina *et al.* [16], e ambos os métodos apresentaram uma estimação robusta dos valores de CV. O algoritmo proposto apresentou média mais precisa e menor RMSE, mas desvio padrão mais alto. O algoritmo também foi capaz de estimar a variância das CVs das MUs de sinais sintéticos, mas com baixa precisão para desvios padrões menores que 0,3 m/s.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao professor Roberto Merletti e a equipe do grupo LISiN do Politécnico de Torino por todo o auxílio e cooperação, e professor Marcelino Monteiro de Andrade, pelas valiosas sugestões.

Referências

- [1] Merletti, R., Parker, P. K. (2004), *Electromyography: Physiology, engineering, and noninvasive applications*, John Wiley & Sons,.
- [2] Hakansson, C. H., (1956.), Conduction velocity and amplitude of the action potential as related to circumference in the isolated fiber of frog muscle. *Acta Physiol. Scand.*, v. 37, p. 14–22.
- [3] Brody, L.; Pollock, M.; Roy, S., (1991), “ph induced effects on median frequency and conduction velocity of the myoelectric signal”, *J. Appl. Physiol.*, v. 71, p. 1878–1885.
- [4] Morimoto, S.; Masuda, T., (1984), “Dependence of conduction velocity on spike interval during voluntary muscular contraction in human motor units”. *J. Appl. Physiol.*, v. 53, p. 191–195.
- [5] Merletti, R.; Luca, C. J. D. (1989), “Computer aided electromyography and expert systems”. In: Elsevier. cap. New techniques in surface electromyography.
- [6] Andreassen, S.; Arendt-Nielsen, L., (1987), “Muscle fiber conduction velocity in motor units of the human anterior tibial muscle: A new size principle parameter.” *J Physiol*, v. 391, p. 561–571.
- [7] Arendt-Nielsen, L.; Mills, K. R., (1985), “The relationship between mean power frequency of the EMG spectrum and muscle fibre conduction velocity”, *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, v. 60, p. 130–134.
- [8] Luca, C. J. D., (1979), “Physiology and mathematics of myoelectric signals”, *IEEE T. Biomed. Eng.*, v. 26, p. 313–325.
- [9] Merletti, R.; Knaflitz, M.; Luca, C. J. D., (1990), Myoelectric manifestations of fatigue in voluntary and electrically elicited contractions, *J Appl Physiol*, v. 69, p. 1810–1820.
- [10] Arendt-Nielsen, L.; Zwarts, M., (1989), “Measurement of muscle fiber conduction velocity in humans: techniques and applications”, *J. Clin. Neurophysiol.*, v. 6, p. 73–190.
- [11] Farina, D.; Merletti, R., (2004), “Methods for estimating muscle fibre conduction velocity from surface electromyographic signals”, *Med. Biol. Eng. Comput.*, v. 42, p. 432–445.
- [12] Farina, D.; Merletti, R., (2000), “Comparison of algorithms for estimation of EMG variables during voluntary isometric contractions”, *J. Electromyogr. Kinesiol.*, v. 10, p. 337– 349.
- [13] Farina, D.; Merletti, R., (2001) “A novel approach for precise simulation of the emg signal detected by surface electrodes”, *IEEE T. Biomed. Eng.*, v. 4, p. 637–646.
- [14] Gonzalez, R. C.; Woods, R. E. Digital Image Processing. [S.l.]: Pearson Education, Inc., 2008.
- [15] Rodriguez, I. *et al.*, (2007), “Motor unit action potential duration, i: Variability of manual and automatic measurements”, *J. Clin. Neurophysiol.*, v. 24, p. 52–58.
- [16] Farina, D. *et al.*, (2001), “Estimation of single motor unit conduction velocity from surface electromyogram signals detected with linear electrode arrays”, *Med. Biol. Eng. Comput.*, v. 39, p. 225-236.