

Prótese mioelétrica controlada por redes neurais*

Myoelectric prosthesis controlled by neural networks

Tomás da Silva Martins de Godoi¹
Luciano Henrique Duque²
Francisco Javier de Obaldía Díaz³

Resumo

O sinal eletromiográfico é medido a partir da atividade elétrica presente no músculo durante a contração muscular. Ele possui aplicações em diversas áreas da medicina como Fisioterapia e Educação Física. Uma das aplicações de grande interesse desses sinais é sua utilização como mecanismo de controle das próteses mioelétricas. Este trabalho relata a continuação de uma pesquisa iniciada no Grupo de Engenharia de Reabilitação – UniCEUB. Nele é desenvolvido um sistema de aquisição, de filtragem, de amplificação e de processamento digital dos sinais eletromiográficos para controlar uma prótese mioelétrica de mão simulada em *software*. Para isso, utiliza circuitos eletrônicos de filtros e amplificadores e também técnicas de processamento digital de sinais como a transformada rápida de Fourier, extração de características e redes neurais artificiais para reconhecimento de padrão. Essas técnicas são aplicadas em conjunto para controlar um modelo 3D de mão que representa uma prótese mioelétrica e pode ser utilizada para validar a eficácia dos mecanismos de controle antes de serem implementadas em uma prótese física.

Palavras-chaves: Sinais eletromiográficos. Filtros. Processamento digital de sinais. Transformada rápida de Fourier. Prótese mioelétrica. Redes neurais artificiais.

Abstract

The electromyographic signal is measured from the electrical activity of the muscles during the muscle contraction. It has several applications in fields of medicine like physiotherapy and physical education. One application of great interest is the use of these signals as a control mechanism of myoelectric prosthesis. This paper describes the continuation of a research started in the group “Grupo de Engenharia de Reabilitação – UniCEUB”. It develops a system to acquire, filter, amplify and digitally process the electromyographic signals to control a software-simulated myoelectric prosthesis. It has used electrical circuits to build filters and amplifiers and also it has used digital signal processing techniques like the fast Fourier transform, feature extraction and artificial neural networks for pattern recognition. This techniques are used together to control a 3D hand model which represents a myoelectric prosthesis and can be used to validate the efficiency of the control mechanisms before they are implemented in a physical prosthesis.

Keywords: Electromyographic signals. Filters. Digital signal processing. Fast Fourier transform. Myoelectric prosthesis. Artificial neural networks.

* Recebido em: 11/10/2013

Aprovado em: 20/11/2013

¹ Graduado em Engenharia de Computação. Bolsista do Centro Universitário de Brasília (UniCEUB).

² Possui graduação em Engenharia Elétrica Ênfase Eletrônica e Telecomunicações pelo Instituto Nacional de Telecomunicações (INATEL-1994) e mestre em Engenharia Elétrica pela Universidade de Brasília (UnB-2008). Atuou por 14 anos na Brasiltelecom/Oi na área de redes de telecomunicações e Cyber Datacenter. Hoje é engenheiro consultor de telecomunicações e instrutor de treinamento na LANCORE NETWORKS em parceria com sua empresa LHD Engenharia.

³ Mestre em Engenharia Elétrica pela Universidade de Brasília.

1 Introdução

O sinal eletromiográfico (SEMG) é um sinal bio-médico oriundo da atividade elétrica produzida em um músculo durante sua contração. Esse sinal é importante para diversas áreas como Fisioterapia, Educação Física e Odontologia, pois permite aplicações no diagnóstico de doenças e acompanhamento de tratamentos.

Outra aplicação importante do SEMG é a sua utilização como mecanismo de controle de próteses. Tais próteses são denominadas próteses mioelétricas e utilizam pequenos circuitos que realizam a captura, a filtragem e o processamento do SEMG para torná-lo adequado ao mecanismo de controle. Essas próteses tem uma grande importância social, pois ajudam pessoas amputadas a se reintegrarem na sociedade e voltarem a realizar as tarefas do cotidiano que a amputação havia tornado quase impossível.

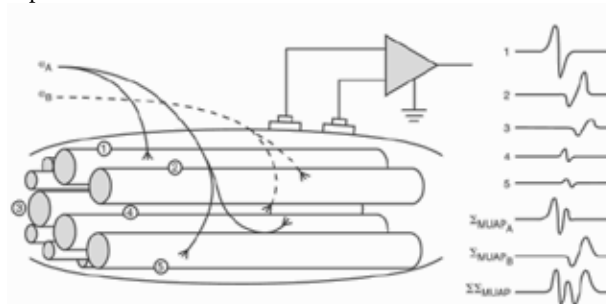
Tendo isso em consideração, este trabalho visa desenvolver um protótipo de prótese virtual com foco no processamento digital dos sinais eletromiográficos, tendo em vista explorar técnicas de inteligência artificial para o processamento desses sinais. As técnicas de inteligência artificial trazem uma abordagem diferente das tradicionais, de forma que a prótese aprende o padrão de cada pessoa ao invés da pessoa aprender o padrão de movimento da prótese. Isso torna a fase de adaptação da pessoa com a prótese menos frustrante e os movimentos mais naturais.

2 O sinal eletromiográfico

O sinal eletromiográfico tem origem fisiológica nos neurônios motores que inervam as fibras musculares esqueléticas. Tais neurônios transmitem impulsos nervosos que, ao chegarem na junção neuromuscular, liberam o neurotransmissor acetilcolina, que por sua vez, causará o início de um potencial de ação nas fibras musculares individuais do músculo. Esse potencial de ação se propaga ao longo de toda a membrana muscular, gerando a contração muscular (HALL, 2011).

O somatório das atividades elétricas das fibras musculares da unidade motora forma o Potencial de Ação da Unidade Motora (MUAP). O MUAP pode ser capturado por meio de eletrodos de superfície posicionados longitudinalmente no músculo. A Figura 1 mostra o MUAP e a configuração dos eletrodos para sua captura (KAMEN; GABRIEL, 2010).

Figura 1 – MUAP e o posicionamento dos eletrodos para sua captura

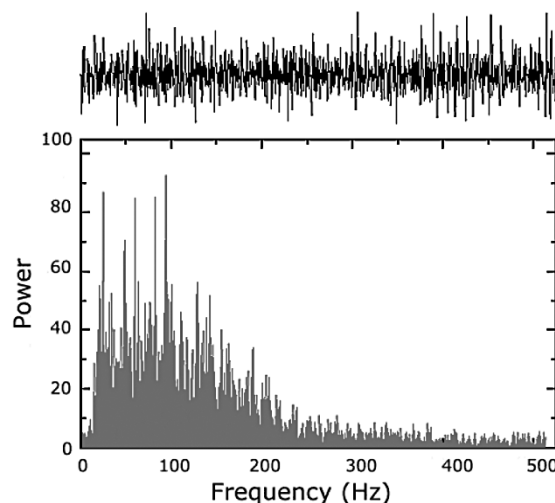


Fonte: (LUCA, 2002,)

Os eletrodos da Figura 1 estão posicionados em uma configuração bipolar, na qual há 1 eletrodo positivo, 1 eletrodo negativo e um eletrodo terra. Nessa configuração, o SEMG é a medida diferencial dos dois eletrodos. A utilização dessa medida diferencial é propícia para a eliminação das interferências oriundas de outras atividades biológicas do paciente ou da rede elétrica, já que por meio da utilização de um amplificador diferencial com alta taxa de rejeição de modo comum (CMRR), qualquer ruído comum aos 2 eletrodos será atenuado (BOYLES-TAD, 2005).

O sinal eletromiográfico possui uma amplitude muito baixa, na faixa de 0 a 10 mV (pico a pico) ou de 0 a 1,5 mV (rms). Sua frequência está entre 0 e 500 Hz, apesar de sua energia dominante estar na faixa de 50 a 150 Hz (LUCA, 2002). A Figura 2 mostra um SEMG nos domínios do tempo e da frequência, demonstrando suas faixas de amplitude e de frequência típicas.

Figura 2 – Espectro de frequência de um SEMG típico



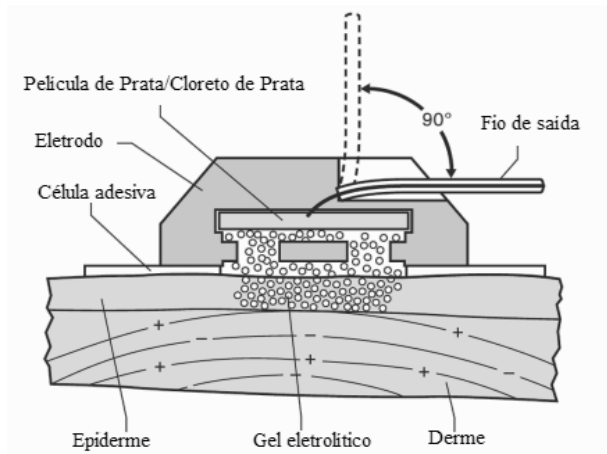
Fonte: (LUCA, 2002,).

Para a captura do SEMG, duas classes de eletrodos podem ser utilizadas: invasivos e de superfície. Os

eletrodos invasivos são constituídos de fios finos que são inseridos por uma agulha no ventre do músculo. Dessa forma podem-se coletar sinais de músculos bem específicos e reduz-se a possibilidade de *cross-talk*. Entretanto, tal eletrodo tem a desvantagem de causar desconforto e dor ao paciente e uma dificuldade na repetição dos experimentos.

Os eletrodos de superfície são dispostos na pele do paciente, não causando o desconforto das agulhas dos eletrodos invasivos. Eles são compostos por material de Ag/AgCl e são utilizados com o auxílio de um gel ou pasta condutora contendo íons de cloro, com o objetivo de diminuir a impedância entre o eletrodo e a pele. Entretanto, ainda é necessário realizar a tricotomia (raspagem de pelo) e a remoção da camada superficial da pele para uma captura mais precisa. A desvantagem da utilização do eletrodo de superfície é a grande possibilidade de *cross-talk*, já que também são detectados sinais provenientes de músculos vizinhos (BARROS, 2005). A Figura 3 mostra a estrutura típica de um eletrodo de superfície.

Figura 3 - Estrutura de um eletrodo de superfície



Fonte: Adaptado de (LUCA, 2002).

3 Circuito condicionador do SEMG

O circuito condicionador realiza a captura, a filtragem e a amplificação do SEMG de forma a torná-lo adequado para a transmissão para meio digital. O circuito construído emprega o amplificador para instrumentação AD620 para realizar a captura diferencial do SEMG. Este CI (Circuito Integrado) possui uma alta CMRR, de até 100 dB, de forma que os ruídos comuns aos 2 eletrodos são consideravelmente atenuados. Além disso, o AD620

pode proporcionar um ganho de 1 até 10.000, que é regulado por um resistor externo, cujo cálculo é dado pela Equação 1 (ANALOG DEVICES, 2011).

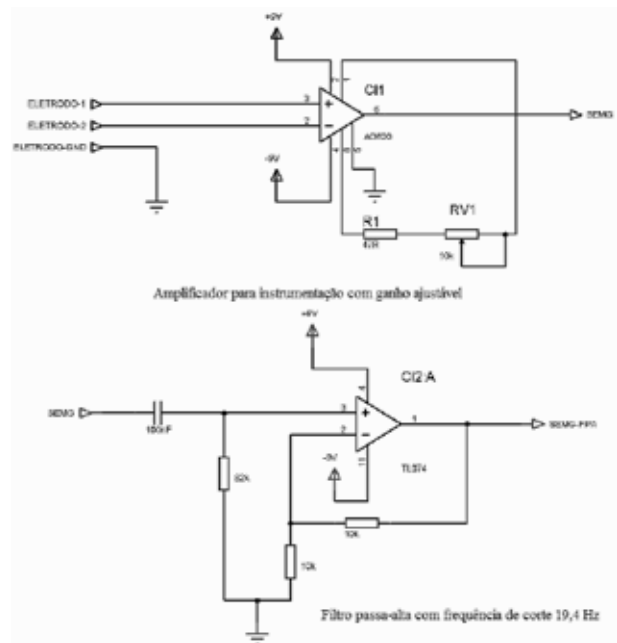
$$G = \frac{49,4k\Omega}{R_G} + 1$$

Em que G é o ganho e R_G é o resistor externo de ajuste de ganho.

Após a captura inicial do SEMG, foi necessário realizar sua filtragem para remover ruídos remanescentes, que não foram eliminados pela operação de rejeição de modo comum do AD620. Empregou-se para isso circuitos de filtros passa-baixa, passa-alta e de Notch, que utilizaram resistores, capacitores e o amplificador operacional TL074 para *bufferizar* as etapas de filtragem.

As Figuras 4 e 5 mostram os componentes do circuito condicionador. Os filtros passa-alta e passa-baixa limitam o sinal à faixa de frequência conhecida do SEMG, de 0 a 500 Hz. O filtro de Notch remove o ruído remanescente da rede elétrica, de 60 Hz.

Figura 4 – Amplificador para instrumentação e filtro passa-alta

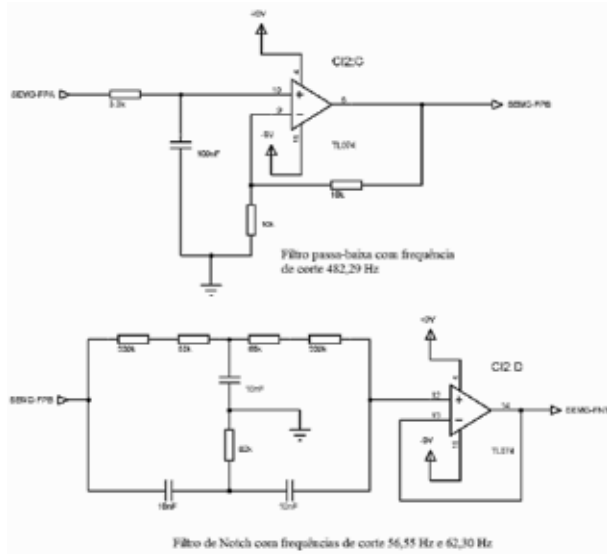


Fonte: Adaptado de (TEIXERA et al., 2012).

A frequência de corte dos filtros passa-baixa e passa-alta é calculada pela Equação 2, enquanto que a faixa estreita de rejeição do filtro de Notch é calculada pelas Equações 3 e 4.

$$\omega_c = \frac{1}{RC}$$

Figura 5 – Filtros passa-baixa e de Notch



Fonte: Adaptado de (TEIXERA et al., 2012).

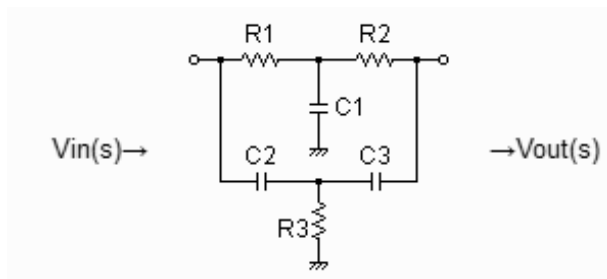
Em que ω_c é expresso em *rad/s*.

$$\omega_0 = \sqrt{\frac{\frac{1}{C_3} + \frac{1}{C_2}}{C_1 R_1 R_2}}$$

$$\omega_1 = \sqrt{\frac{1}{C_2 C_3 R_3 (R_1 + R_2)}}$$

Em que C_1, C_2, C_3, R_1, R_2 e R_3 são as medidas de capacitância e resistência dos componentes da configuração *Twin-T* do filtro de Notch genérico mostrado na Figura 6, e ω_0 e ω_1 são expressos em *rad/s*.

Figura 6 – Filtro de Notch genérico utilizando a configuração *Twin-T*



Fonte: (OKAWA, 2013).

4 Processamento digital do SEMG pela transformada de fourier

O SEMG já filtrado e amplificado pelo circuito condicionador foi transmitido ao computador por meio

da entrada de áudio de um PC, o que é possível porque sua frequência está em um subintervalo do som audível. Já em meio digital, aplicou-se a transformada discreta de Fourier (DFT), com o objetivo de obter o espectro de frequência do sinal e facilitar a extração de características. A DFT de um sinal discreto $x[n]$ de tamanho N é definida pela Equação 5 (MITRA, 2006).

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] W_N^k, 0 \leq k \leq N - 1$$

$$W_N = e^{-\frac{j2\pi}{N}}$$

Entretanto, o cálculo da DFT diretamente pela definição da Equação 5 é complexo computacionalmente, pois requer N^2 multiplicações complexas. Dessa forma, utilizou-se um algoritmo de transformada rápida de Fourier (FFT), que é mais eficiente, tendo uma complexidade computacional da ordem de $N(\log_2 N)$.

A versão da FFT utilizada foi o algoritmo de Cooley-Tukey. De acordo com ele, pode-se calcular a DFT de um sinal discreto $x[n]$ de tamanho N por meio da decomposição da Equação 7.

$$X[k] = X_0 \left[\left\langle \frac{k}{N} \right\rangle \right] + W_N^k X_1 \left[\left\langle \frac{k}{N} \right\rangle \right], 0 \leq k \leq N - 1$$

Em que:

$$X_0[k] = \sum_{r=0}^{\frac{N}{2}-1} x[2r] W_N^{rk}, 0 \leq k \leq \frac{N}{2} - 1$$

$$X_1[k] = \sum_{r=0}^{\frac{N}{2}-1} x[2r + 1] W_N^{rk}, 0 \leq k \leq \frac{N}{2} - 1$$

As duas componentes $X_0[k]$ e $X_1[k]$ da Equação 7, definidas pelas Equações 8 e 9 são as DFTs de tamanho $N/2 - 1$ das amostras pares e ímpares de $x[n]$, respectivamente. Dessa forma, essas expressões podem ser calculadas por meio de uma nova decomposição da Equação 7. Pode-se seguir esse processo recursivamente, até que se tenha reduzido ao cálculo de uma DFT de tamanho 1, que é facilmente calculável como o próprio sinal (MITRA, 2006).

A parte esquerda da Figura 7 mostra a representação por gráfico de fluxo da decomposição da DFT de um sinal de tamanho 8. Esse gráfico ilustra um componente computacional comum em várias etapas do algoritmo da

FFT: o módulo computacional borboleta. Esse módulo computacional é destacado na parte direita da Figura 7.

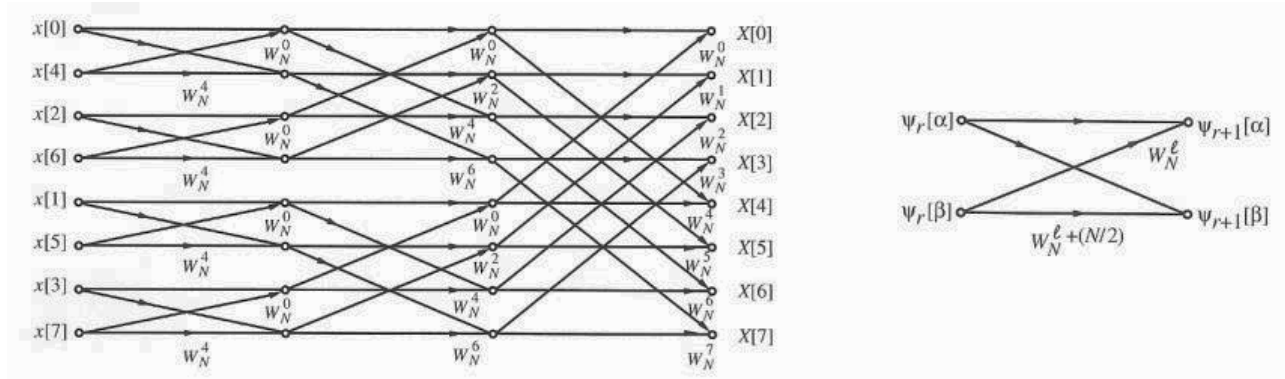
O componente de computação borboleta recebe esse nome devido à sua forma no gráfico de fluxo, que se assemelha à de uma borboleta. As Equações 10 e 11 definem o componente de computação borboleta.

$$\Psi_{r+1}[\alpha] = \Psi_r[\alpha] + W_N^\ell \Psi_r[\beta]$$

$$\Psi_{r+1}[\beta] = \Psi_r[\alpha] - W_N^{\ell+N/2} \Psi_r[\beta]$$

Em que $\Psi_r[\alpha]$ e $\Psi_r[\beta]$ representam duas saídas da r -ésima etapa da DFT e ℓ é um número que varia dependendo de qual etapa se encontra esse cálculo, como pode ser observado na Figura 7.

Figura 7 – Representação por gráfico de fluxo da decomposição da DFT de um sinal de tamanho 8 e módulo computacional borboleta



Fonte: (MITRA, 2006).

O algoritmo de Cooley-Tukey foi implementado na linguagem *Java*, utilizando-se como base as classes de processamento digital de sinais da universidade de Princeton (SEDGEWICK; WAYNE, 2012). A Listagem 1 apresenta essa implementação da FFT.

Listagem 1 – Cálculo da FFT de um sinal discreto

```

1 public class FFT {
2 public static Complex[] fft(Complex[] x) {
3 int N = x.length;
4
5 if (N == 1)
6 return new Complex[] { x[0] };
7
8 if (N % 2 != 0) {
9 throw new RuntimeException("N não é potência
de 2");
10 }
11
12 Complex[] even = new Complex[N / 2];
13 for (int k = 0; k < N / 2; k++) {
14 even[k] = x[2 * k];
15 }
16 Complex[] q = fft(even);
17
18 Complex[] odd = even;

```

```

19 for (int k = 0; k < N / 2; k++) {
20 odd[k] = x[2 * k + 1];
21 }
22 Complex[] r = fft(odd);
23
24 Complex[] y = new Complex[N];
25 for (int k = 0; k < N / 2; k++) {
26 double kth = -2 * k * Math.PI / N;
27 Complex wk = new Complex(Math.cos(kth),
Math.sin(kth));
28 y[k] = q[k].plus(wk.times(r[k]));
29 y[k + N / 2] = q[k].minus(wk.times(r[k]));
30 }
31 return y;
32 }
33 ...
34 }

```

Fonte: Do autor.

Na Listagem 1, o método `fft()` calcula a DFT de um sinal complexo discreto, que é recebido como parâmetro (no *Java*, um *array* da classe *Complex*), utilizando-se o algoritmo de Cooley-Tukey. As linhas 5 e 6 verificam se é o caso base do algoritmo recursivo, ou seja, se o sinal cuja FFT será calculada tem comprimento igual a 1. Nesse caso, a FFT é simplesmente a própria

amostra do sinal original. As linhas de 8 a 10 verificam se o sinal tem comprimento potência de 2 e, caso não tenha, lança uma exceção informando que a FFT não poderá ser calculada.

As linhas de 12 a 16 começam o processo recursivo, chamando o próprio método `fft()` para calcular a FFT das amostras pares (que tem um comprimento $N/2$). Esse resultado é armazenado em uma variável temporária q . As linhas de 18 a 22 continuam o processo recursivo, chamando o próprio método `fft()` para calcular a FFT das amostras ímpares (que tem um comprimento $N/2$). Esse resultado é armazenado em uma variável temporária r .

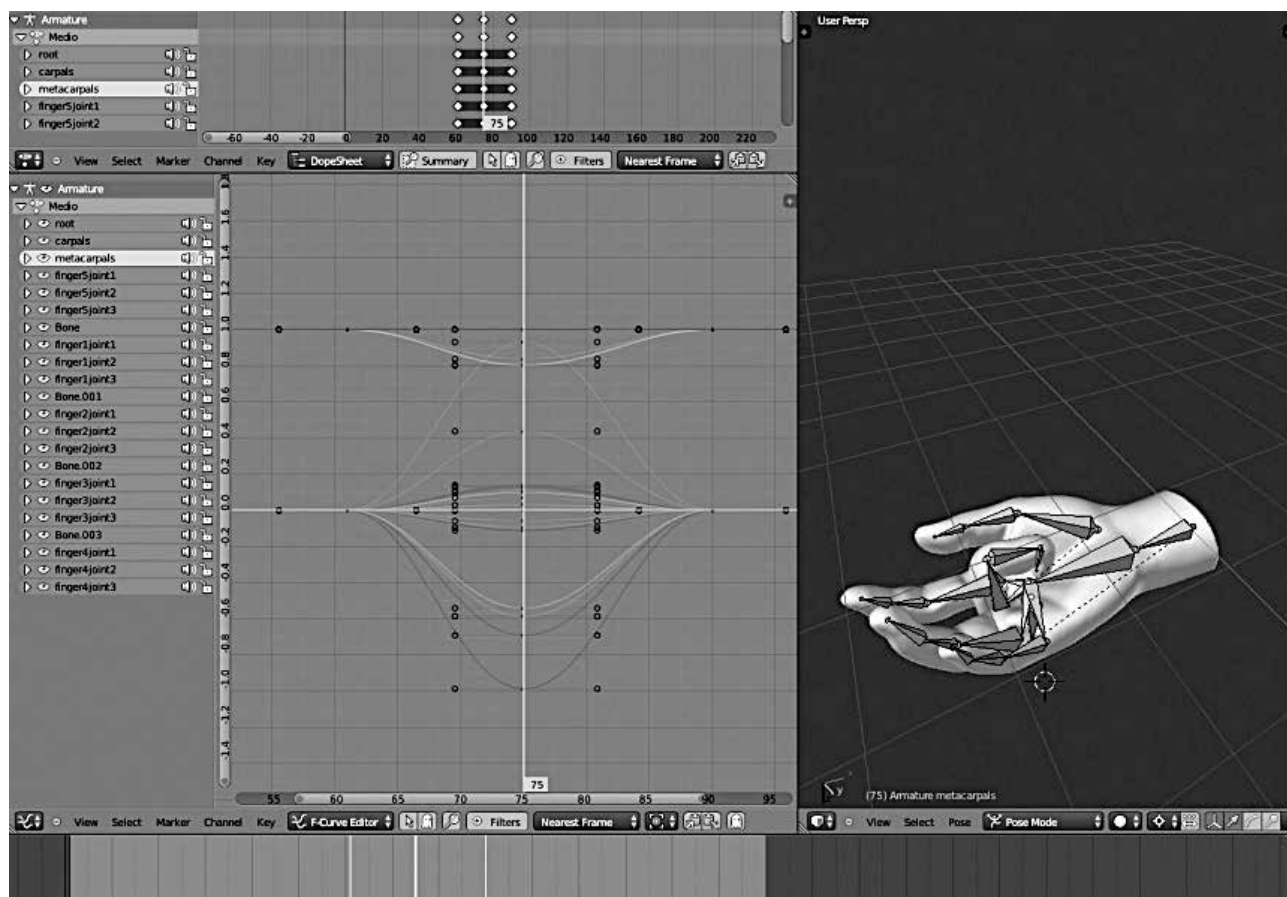
Finalmente, nas linhas de 24 a 30, as duas DFTs de comprimento $N/2$ armazenadas em q e r são utilizadas para reconstruir a decimação no tempo, utilizando o componente de cálculo borboleta apresentado nas Equações 10 e 11. A linha 31 retorna a DFT resultante como uma

sequência de números complexos (um *array* de Complex, no *Java*).

5 Prótese mioelétrica e controle por redes neurais

A prótese mioelétrica consistiu na adaptação do modelo de mão disponível na *LibHand* (SARIC, 2011), com a criação de movimentos esqueléticos no *Blender 2.66a*. Os movimentos foram construídos utilizando-se a interpolação de Bézier, o que resultou em movimentos mais suaves e realistas. A Figura 8 mostra a construção de uma animação esquelética no Blender, em que são definidos *keyframes* representativos do movimento. Foram desenvolvidos os seguintes movimentos do punho: desvio radial, desvio ulnar, flexão, hiperextensão e fechamento. O modelo de mão e seus movimentos foram exportados para o *jMonkeyEngine*, uma biblioteca em *Java* para renderização de gráficos 3D.

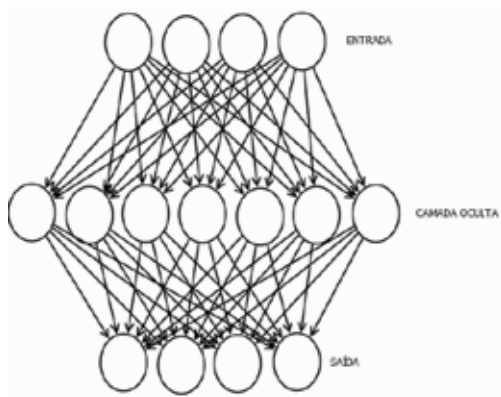
Figura 8 – Tela do Blender de construção da animação esquelética da flexão do dedo médio



Fonte: Do autor.

Para realizar o reconhecimento do padrão do SEMG, utilizou-se uma rede neural artificial do tipo *feedforward* com algoritmo de aprendizagem *backpropagation* e função de ativação *sigmoid*. A arquitetura consistiu de 3 camadas, com 4 neurônios na camada de entrada, 7 neurônios na camada oculta e uma quantidade de neurônios na camada de saída variável de acordo com a quantidade de movimentos a serem reconhecidos pela rede neural. A Figura 9 mostra a arquitetura de rede neural construída para o caso de 4 movimentos a serem reconhecidos.

Figura 9 – Arquitetura da rede neural construída para 4 movimentos de saída da prótese



Fonte:(BARROS, K. R, 2005)

Os 4 neurônios da camada de entrada correspondem a 4 características extraídas do sinal, 2 no domínio

do tempo e 2 no domínio da frequência. As características extraídas foram: EMG Integrado (IEMG), Valor Absoluto Médio (MAV), Frequência Média (MNF) e Frequência Mediana (MDF). Elas são definidas pelas Equações 12, 13, 14 e 15. (PHINYOMARK; LIMSAKUL; PHUKPAT-TARANONT, 2009).

$$IEMG = \sum_{n=1}^N |x_n|$$

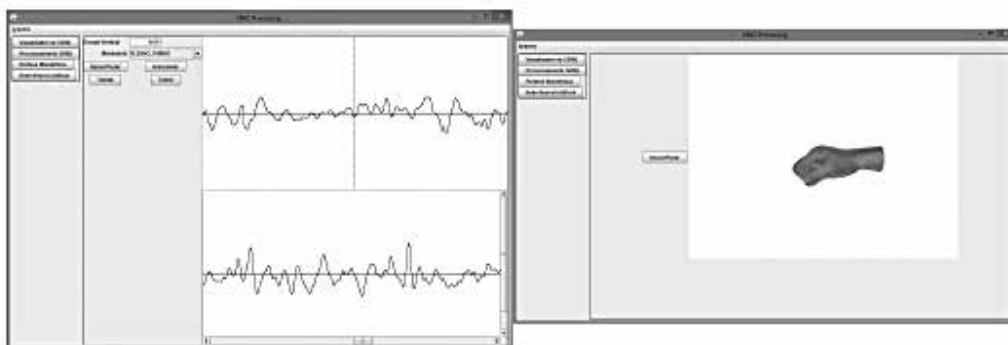
$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x_n|$$

$$MNF = \frac{\sum_{j=1}^M f_j P_j}{\sum_{j=1}^M P_j}$$

$$\sum_{j=1}^{MDF} P_j = \sum_{j=MDF}^M P_j = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M P_j$$

A implementação da rede neural foi feita em *Java* utilizando o *framework* Encog, o que facilitou a integração com os outros módulos do sistema, que também foram desenvolvidos em *Java*. A Figura 10 mostra as telas do sistema desenvolvido em que é realizado o treinamento da rede neural (esquerda) e em que é realizado o controle da prótese mioelétrica virtual (direita).

Figura 10 – Telas para o treinamento da rede neural e controle da prótese mioelétrica



Fonte: Do autor.

6 Conclusões

Os testes realizados com a prótese mioelétrica controlada pela rede neural resultaram em uma taxa de erro de 17 % para realizar o reconhecimento de 4 mo-

vimentos do punho: desvio radial, desvio ulnar, flexão e hiperextensão. Os resultados foram satisfatórios para a pequena quantidade de características que foram extraídas. A utilização de mais características de entrada da rede e a calibragem adicional de seus parâmetros podem diminuir essa taxa de erro.

O sistema desenvolvido demonstrou ser um valioso mecanismo de validação do controle de próteses mioelétricas. Ele ajuda a diminuir os custos de pesquisa e desenvolvimento desses controles, pois dispensa inicialmente a necessidade de construção de uma prótese física. A FFT mostrou-se uma técnica eficiente de processamento do SEMG, que permitiu a extração de características desse sinal no domínio da frequência.

O circuito condicionador obteve o resultado esperado, pois realizou corretamente a filtragem e amplificação do SEMG, tornando-o adequado para a transmissão para meio digital. A utilização de Java como linguagem de programação aumentou a produtividade da tarefa de programação, tendo em vista que ela permitiu a utilização de bibliotecas especializadas em gráficos 3D, processamento digital de sinais e redes neurais artificiais.

Referências

- ANALOG DEVICES. **Datasheet do AD620**, Manual de Amplificador Operacional, 2011.
- BARROS, K. R. de. *Metodologia para classificação de sinais emg para controle de próteses com baixo esforço computacional*. Uberlândia: UFU, 2005.
- BOYLESTAD, R. L. *Dispositivos eletrônicos e teoria de circuitos*. Rio de Janeiro: Pearson, 2005.
- HALL, J. E. *Tratado de fisiologia médica*. São Paulo: Elsevier, 2011.
- KAMEN, G.; GABRIEL, D. A. *Essentials of electromyography*. University of Massachussetts: Human Kinetics, 2010.
- LUCA, C. J. D. *Surface electromyography: detection and recording*. University Hospital: DelSys Incorporated, 2002. v. 10.
- MITRA, S. K. *Digital signal processing*. New York NY: McGraw-Hill, 2006.
- OKAWA, E. D. *Twin-T notch filter design tool*. 2013. Disponível em: <<http://sim.okawa-denshi.jp/en/TwinTCRkeisan.htm>>. Acesso em: 30 maio 2013.
- PHINYOMARK, A.; LIMSAKUL, C.; PHUKPATTARANTON, P. *A novel feature extraction for robust emg pattern recognition*. *Journal of Computing*, v.3, n.4, p. 12-20, anual. 2009.
- SARIC, M. *LibHand: a library for hand articulation*. Version 0.9. 2011. Disponível em: <<http://www.libhand.org/>>. Acesso em: 20 mar. 2013.
- SEDFEWICK, R.; WAYNE, K. *Introduction to programming in Java*. 2012. Disponível em: <<http://introcs.cs.princeton.edu/java/97data/FFT.java.html>>. Acesso em: 29 maio 2013.
- TEIXERA, I. C. et al. *Proposta de gamificação dos sinais mioelétricos aplicados na reabilitação fisioterapêutica em pacientes com dificuldades em executar movimentos em membros superiores ou inferiores*. Brasília: UniCEUB, 2012.