

DESEMPENHO DE CODIFICADOR ADAPTATIVO DE SINAIS DE S-EMG DINÂMICOS BASEADO EM TRANSFORMADA DE WAVELETS

M. H. Trabuco*, M. V. C. Costa** e F. A. de O. Nascimento*

* Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, Brasil

** Engenharia Eletrônica, Universidade de Brasília, *Campus* do Gama, Brasília, Brasil
e-mail: mhtrabuco@gmail.com

Resumo: Este artigo apresenta uma técnica de compressão de sinais de eletromiografia de superfície em protocolo experimental dinâmico. O algoritmo é baseado em transformada de *wavelets* e na alocação adaptativa de bits para a quantização dos coeficientes transformados que são agrupados em sub-bandas. Na alocação dinâmica de bits é proposto um perfil espectral de alocação que ajusta uma curva logarítmica de acordo com a energia das sub-bandas. Busca-se a maneira mais eficiente de segmentar o espectro em sub-bandas. Os resultados simulados com sinais reais demonstram que os procedimentos propostos fornecem uma boa relação objetiva entre fator de compressão e qualidade de sinal reconstruído.

Palavras-chave: Compressão de dados, Transformada de *wavelets*, Eletromiografia de superfície, Protocolo adaptativo.

Abstract: *This article presents a surface electromyography signal compression algorithm based on wavelet transform and sub-band adaptive bit allocation. The proposal is an allocation profile that fits a logarithmic curve according to the energy of each sub-band. The results shows that the proposed techniques provide a good relationship between compression factor and quality reconstructed signal.*

Keywords: *Data compression, Wavelet transform, Surface electromyographic signal, Adaptive protocol.*

Introdução

A eletromiografia representa uma ferramenta essencial para a análise biomecânica do movimento humano, a qual estuda a função do músculo por meio da análise do sinal eletromiográfico emanado durante a contração muscular.

Nesse contexto, destaca-se a S-EMG (*Surface Electromyography*), um método não invasivo que pode ser utilizado para obtenção de informações sobre a fisiologia e sobre comportamentos e características musculares.

Devido ao interesse crescente no uso de sinais eletromiográficos de superfície em experimentos dinâmicos de longa duração, como por exemplo, na monitoração em campo de parâmetros fisiológicos e biomecânicos em ciclistas de alto desempenho, há grande quantidade de sinais que oneram tempo de canal (no caso de transmissão) e/ou espaço em memória (no caso de

armazenamento). Com o objetivo de obter uma representação mais eficiente das formas de ondas desses sinais, surge a necessidade de desenvolver técnicas dedicadas para compressão dos dados de S-EMG.

Diferentes estudos já foram conduzidos a fim de prover a compressão de sinais de EMG, dentre os quais pode-se destacar [1], no qual a compressão de sinais de eletromiografia é feita utilizando a técnica de ADPCM. Diferentes métodos de compressão baseados em predição linear e em transformadas ortogonais foram comparados em [2], que relatou o uso de codificação de voz para sinais de eletromiografia. O algoritmo EZW foi avaliado em [3,4].

Encontra-se também na literatura estudos envolvendo a codificação paramétrica [5,6], que resultou em alta taxa de compressão de dados aliada a baixo esforço computacional. Redes neurais artificiais foram utilizadas em [7], estudo no qual foi utilizada a transformada de *wavelets* associada a um esquema de alocação dinâmica de bits utilizando uma camada de Kohonen. Outra técnica que apresentou excelente desempenho é a baseada em padrões recorrentes [8].

Abordagens mais recentes [9,10,11] realizam a segmentação do sinal de S-EMG, após a qual cada segmento é justaposto para formar um sinal 2D, que é codificado usando técnicas desenvolvidas para sinais bidimensionais (isto é, codificadores de imagens digitais), tais como JPEG2000, H.264 e HEVC. Em [12] é utilizado um algoritmo de compressão baseado em transformação fractal. Perfis espectrais decrescentes para alocação de bits são utilizados em [13] para delinear o sinal no domínio transformado, gerando resultados satisfatórios com o requisito de esforço computacional apenas moderado.

Neste trabalho é proposta uma técnica que ajusta adaptativamente o perfil espectral para a alocação dinâmica de bits a ser utilizado na quantização dos coeficientes da transformada de *wavelets*. O ajuste adaptativo é obtido com o uso de uma função logarítmica adequada ao perfil espectral de acordo com a energia de cada bloco de sinal analisado.

Também se investiga o desempenho do codificador com relação à quantidade e à composição das sub-bandas nas quais o espectro transformado é segmentado. A avaliação de desempenho tem como métrica objetiva a representação do sinal na menor quantidade de bits com respeito a fidelidade do sinal decodificado (em relação a forma de onda original).

Materiais e métodos

Este trabalho propõe um algoritmo adaptativo de compressão de sinais de S-EMG, que é baseado na aplicação da transformada de *wavelets* discreta (DWT) em janelas temporais consecutivas do sinal de S-EMG. A seguir, segmenta-se o espectro transformado em sub-bandas e a alocação dinâmica de bits é efetuada proporcionalmente à energia dos coeficientes transformados em cada sub-banda, sempre de acordo com um perfil logarítmico do envoltório espectral. Finalmente, é aplicada uma técnica de codificação de entropia para minimizar a redundância residual e efetivar o empacotamento de dados.

Codificação – O sinal é segmentado em janelas de 2048 amostras e a cada janela é aplicada a TWD, o que gera um vetor também com 2048 coeficientes transformados. Foram escolhidas as funções de base *Daubechies-4* com 8 níveis de resolução. Esta escolha está fundamentada em estudos prévios tendo como parâmetros de desempenho a decorrelação do sinal de S-EMG no espaço transformado e medidas de compactação de energia em menor quantidade de coeficientes transformados [14].

O codificador adaptativo de S-EMG é apresentado em diagrama de blocos na Figura 1. O espectro no domínio das funções *wavelets* também é segmentado, em sub-bandas. Foram avaliadas duas abordagens distintas de segmentação no domínio transformado.

A primeira é a segmentação espectral com o mesmo tamanho em quantidade de coeficientes por sub-banda. Neste caso, são realizadas implementações com diversos comprimentos de agrupamento dos coeficientes transformados. O desempenho do algoritmo com respeito às métricas objetivas de avaliação é aferido para quantidades iguais a 4, 8, 16, 32 e 64 sub-bandas no espectro segmentado da transformada de *wavelets*.

A segunda estratégia de segmentação é obtida usando sub-bandas de tamanho variável, nas quais o tamanho da sub-banda acompanha a quantidade de coeficientes *wavelets* do respectivo nível de decomposição da transformada.

Após a segmentação temporal em janelas e o cálculo da transformada de *wavelets*, o vetor de coeficientes transformados é segmentado frequencialmente em sub-bandas. A energia da janela temporal e a energia de cada sub-banda são calculadas com base no vetor de coeficientes transformados e um fator ponderado entre a energia da sub-banda e a energia total é utilizado como indicador da quantidade de bits no processo de quantização dos coeficientes transformados.

Essa informação é necessária no decodificador e precisa ser agregada e codificada como informação lateral no pacote de dados. Os coeficientes das sub-bandas da transformada de *wavelets* são quantizados de acordo com o número de bits obtido pelo algoritmo adaptativo, concatenados, descritos simbolicamente e apresentados como entrada de codificador aritmético. Por fim, os dados são empacotados, e então obtêm-se sua representação compactada.

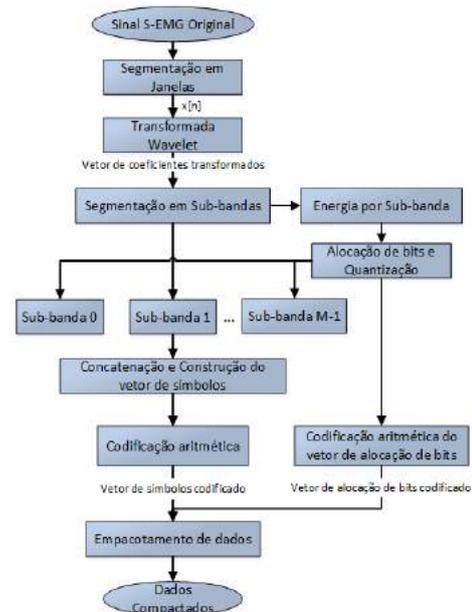


Figura 1: Diagrama de blocos do codificador adaptativo de sinais de S-EMG.

Modelamento logarítmico adaptativo para o perfil espectral

No modelamento do perfil frequencial proposto, o espectro da DWT computado sobre um segmento temporal de S-EMG contendo N amostras é segmentado em sub-bandas. Cada sub-banda é constituída por um conjunto de M coeficientes agrupados em número proporcional a uma potência inteira de base 2. A energia total do segmento e a energia acumulada até a banda de índice r (em um total de N/M sub-bandas) são calculadas, respectivamente, conforme as equações (1) e (2):

$$E_b = \sum_{k=0}^{N-1} |W[k]|^2 \quad (1)$$

$$E_a[r] = \sum_{m=1}^r \sum_{k=M(m-1)}^{mM-1} |W[k]|^2, \quad (2)$$

nas quais E_b corresponde à energia total do segmento que está sendo processado, $E_a[r]$ corresponde à energia acumulada no espectro da DWT até a banda de índice r e $W[k]$ é o k -ésimo coeficiente transformado da DWT. A função positiva de concentração relativa decrescente de energia é definida como

$$G[r] = 1 - \frac{E_a[r]}{E_b}. \quad (3)$$

O perfil espectral aproximado para o segmento de sinal que está sendo processado em termos da quantidade de bits necessária para escrever os coeficientes da DWT como um número inteiro é aproximado por

$$B[r] = Q + \log_2 \{G[r]\}, \quad (4)$$

em que $B[r]$ representa a quantidade estimada de bits para a representação em ponto fixo dos coeficientes da

sub-banda de índice r , Q corresponde ao maior comprimento de palavra digital no qual se desejaria representar (em ponto fixo) o coeficiente de maior amplitude do segmento de sinal processado.

Como $B[r]$ é uma função decrescente, indica que os coeficientes de aproximação serão representados com mais bits, enquanto coeficientes de detalhes em níveis mais altos de decomposição serão representados com menos bits.

Decodificação – Inicialmente, os dados referentes aos vetores de alocação de bits comprimidos são separados dos dados referentes ao sinal comprimido. Em seguida, esses dois vetores de dados servem de entradas para o decodificador aritmético. Obtêm-se então os vetores de alocação de bits originais e o agrupamento de sub-bandas, que são reconstruídas no processo de quantização inversa. As sub-bandas são reagrupadas em janelas, que são entradas da transformada de *wavelets* discreta inversa.

O processo de decodificação é ilustrado na Figura 2.

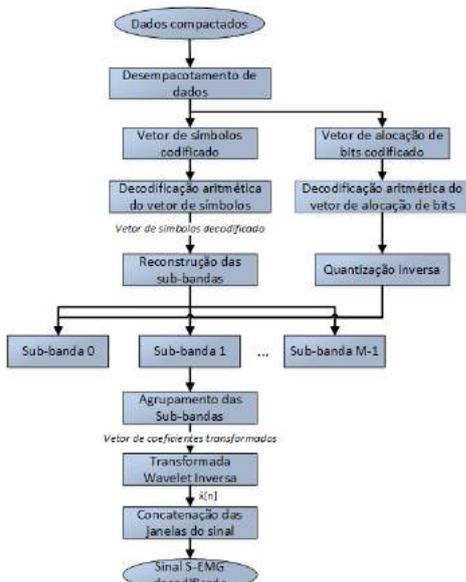


Figura 2: Diagrama de blocos do decodificador de sinais de S-EMG.

Resultados experimentais

Foram utilizados sinais de S-EMG obtidos a partir de protocolo experimental dinâmico, coletados do músculo *vastus lateralis* de 14 indivíduos pedalando em um simulador de ciclismo (Cateye CS1000, USA). No experimento, foram utilizados eletrodos de superfície pré-amplificados (modelo DE-02, DelSys Inc. Boston MA, USA). Os sinais foram alimentados em uma placa de aquisição com LABVIEW (NI-DAQ for Windows, National Instruments, USA). Todos os sinais foram amostrados a 2 kHz e quantizados com 16 bits. A duração dos sinais varia de 3 a 6 minutos. O banco de sinais objeto de estudo foi coletado em momento anterior a este trabalho. A descrição do protocolo de aquisição segue o que foi reportado em [15], em que se apresenta, inclusive visualmente, parte da instrumentação utilizada.

O desempenho do algoritmo de compressão adaptativo foi mensurado a partir de duas métricas de avaliação objetiva: o fator de compressão (CF, do inglês, *Compression Factor*), que é definido por

$$CF(\%) = \frac{O_s - C_s}{O_s} \times 100, \quad (5)$$

em que O_s é a quantidade de bits necessária para armazenar os dados originais e C_s é a quantidade de bits necessária para armazenar os dados comprimidos. A outra métrica, usada para avaliar a fidelidade de reconstrução, foi a diferença percentual residual [1,2,4] (PRD, do inglês, *Percentage Root Mean Square Difference*), que é definida como

$$PRD(\%) = \sqrt{\frac{\sum_{n=0}^{N-1} (x[n] - \hat{x}[n])^2}{\sum_{n=0}^{N-1} x^2[n]}} \times 100, \quad (6)$$

em que x é o sinal original, \hat{x} é o sinal reconstruído e N é o tamanho do segmento de sinal.

A Figura 3 ilustra o gráfico de desempenho obtido pelo algoritmo de codificação proposto, utilizando a abordagem de particionamento espectral em diversas quantidades de sub-bandas de mesmo tamanho. A Figura 4 ilustra o desempenho obtido pela segunda abordagem de segmentação, na qual o tamanho de cada sub-banda é igual à quantidade de coeficientes do nível de decomposição da transformada de *wavelets*.

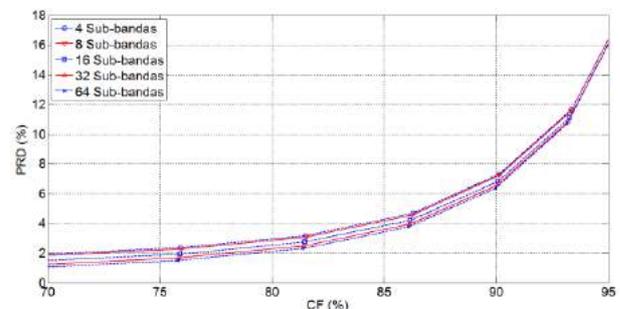


Figura 3: Curvas de desempenho do algoritmo para segmentação em 4, 8, 16, 32 ou 64 sub-bandas.

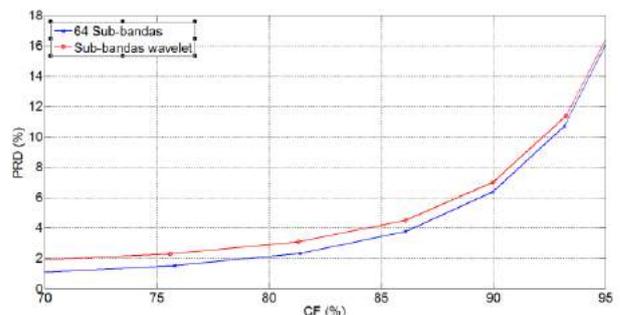


Figura 4: Comparação de desempenho entre o algoritmo que utiliza 64 sub-bandas de tamanho fixo e igual e a técnica que usa segmentação em sub-bandas de acordo com os níveis da transformada de *wavelets*.

Discussão

Os resultados experimentais comprovam que a técnica proposta apresenta bom desempenho comparada a outras reportadas na literatura científica. Caso seja considerado $CF = 75\%$, obtém-se a $PRD < 1,5\%$ e nas situações em que o $CF = 90\%$, nota-se a $PRD < 6,5\%$.

Observa-se ainda que a segmentação do espectro da DWT em sub-bandas com mesma quantidade de coeficientes transformados foi superior à técnica que considera uma quantidade de coeficientes igual ao número de coeficientes do nível de decomposição da DWT.

Também é constatado que o aumento da quantidade de sub-bandas melhora o desempenho da técnica, mesmo que seja necessário adicionar mais informação lateral associada à codificação do perfil espectral com maior quantidade de sub-bandas.

Conclusão

Com base nos resultados experimentais inferimos que o algoritmo proposto apresentou resultados bastante satisfatórios. A segmentação espectral em sub-bandas de comprimento fixo mostrou-se superior a segmentação de acordo com a quantidade de coeficientes dos níveis de decomposição da DWT. Aparentemente isso está associado à localização tempo-frequência característica dos coeficientes para os sinais de S-EMG. O aumento da quantidade de sub-bandas aponta no sentido de melhoria de desempenho da técnica, mesmo observando-se o aumento da informação lateral.

Referências

- [1] Norris JA, Lovely D. Real-Time compression of myoelectric data utilizing adaptive differential pulse code modulation. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 1995; 33(5):629-635.
- [2] Guerreiro AP, Mailhes C. On the choice of an electromyogram data compression method. In: *Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Chicago, IL, USA, 1997 Oct. 30-Nov. 2. 1997. p. 1558-1561.
- [3] Wellig P, Zhenlan C, Semling M, Moschytz GS. Electromyogram data compression using single-tree and modified zero-tree wavelet encoding. In: *Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*; 1998 Oct. 29-Nov. 1; Honk Kong, China. 1998. p. 1303-0306.
- [4] Norris JA, Englehart K, Lovely D. Steady-state and dynamic myoelectric signal compression using embedded zero-tree wavelets. In: *Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine Biology Society*, 2001; Istanbul, Turkey 2001. p. 1879–82.
- [5] Guerrero AP, Mailhes C. On the choice of an electromyogram data compression method. In: *Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*; 1997 Oct. 30-Nov. 2; Chicago, IL, USA. 1997; p. 1558–61.
- [6] Carotti ESG, De Martin JC, Merletti R, Farina D. Compression of surface EMG signals with algebraic code excited linear prediction. *Medical Engineering & Physics*, 2007; 29(2):253-8.
- [7] Berger PA, Nascimento FAO, Carmo JC, Rocha AF. Compression of EMG signals with wavelet transform and artificial neural networks. *Physiological Measurement*, 2006; 27(6):457-65.
- [8] Lima Filho EB, Silva EAB, Carvalho MB. On EMG signal compression with recurrent patterns. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2008; 55(7):1920-3.
- [9] Costa MVC, Carvalho JLA, Berger PA, Zaghetto A, Da Rocha AF, Nascimento FAO. Two-dimensional compression of surface electromyographic signals using column-correlation sorting and image encoders. In: *Proceedings of the 31th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2009 Sep 3-6; Minneapolis, Minnesota, USA. 2009. p. 428-31.
- [10] Costa MVC, Carvalho JLA, Berger PA, da Rocha AF, Nascimento FAO. Novo método para compressão de sinais de EMG usando JPEG2000. In: *Anais do XXI Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica*; 2008 Nov 16-19; Salvador, Bahia. 2008. p. 1755-9.
- [11] Melo WC, Lima Filho EB, Silva Júnior WS. SEMG signal compression based on two-dimensional techniques. *Biomedical Engineering OnLine* [internet]. 2016 Apr [cited 2016 May 04]; 15(41). Available from: <http://dx.doi.org/10.1186/s12938-016-0158-1>.
- [12] Pascal NE, Lionel TM, Ele P, Basile KI. EMG Signal Compression Using 2D Fractal. *International Journal of Advanced & Engineering Reserch (IJATER)*. 2013; 3(3):58-89.
- [13] Trabuco MH, Costa MVC, Nascimento FAO. S-EMG signal compression based on domain transformation and spectral shape dynamic bit allocation. *Biomedical Engineering OnLine* [internet]. 2014 Feb [cited 2016 May 04]; 13(22). Available from: <http://dx.doi.org/10.1186/1475-925X-13-22>.
- [14] Berger PA, Nascimento FAO, Carmo JC, dos Santos I. Algorithm for compression of EMG signals. In: *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine Biology Society*, 2003 Sep 17-21, Cancún, México. 2003. p. 1299-1302.
- [15] Trabuco, M.H.; Costa, M.V.C.; Schwartz, F. P.; Nascimento, F.A.O. Compressão de S-EMG em Protocolos Dinâmicos Usando TWD e Alocação de Bits por Sub-bandas. In: *Anais do XXXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações*; 2013 Set 01-04; Fortaleza, Ceará. 2013. p. 1-5.