



Effect of the Amount of Sub-bands in the Performance of Discrete Wavelet Transform Based Dynamic S-EMG Signals Encoder

Efeito da Quantidade de Sub-bandas no Desempenho de Codificador de Sinais de S-EMG Dinâmicos Baseado em Transformada *Wavelet* Discreta

M. H. Trabuco¹, M. V. C. Costa^{2,1} e F. A. de O. Nascimento¹

¹Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, Brasil

²Engenharia Eletrônica, Faculdade do Gama, Universidade de Brasília, Brasília, Brasil

Email: mhtrabuco@gmail.com; chaffim@unb.br; assis@unb.br

Abstract — This paper evaluates the effect of varying the number of bit allocation sub-bands that segment the transformed wavelet spectrum in an electromyographic signal encoder. This study investigates the optimal number of sub-bands in the segmented wavelets transform spectrum, which is used in the quantizing algorithm. The criteria of objective evaluation is based on percent residual difference (PRD) and compression factor (CF). In the computational simulations, were implemented and compared two methods of allocating bits: linear decreasing spectral shape and hyperbolic tangent decreasing spectral shape.

Keywords — Data compression, Discrete Wavelet Transform, Surface Electromyographic Signals, Dynamic Protocol.

Resumo — Esse trabalho avalia o efeito da variação da quantidade de sub-bandas de alocação de bits que segmentam o espectro transformado de *wavelets* de um codificador de sinais de eletromiografia, com o objetivo de determinar se existe uma alocação ideal para cada perfil. Nas simulações, foram implementados e comparados dois perfis de alocação de bits: perfil espectral linear e perfil espectral tangente hiperbólica.

Palavras-chave — Compressão de dados, Eletromiografia de superfície, Protocolo Dinâmico, Transformada de *wavelets* discreta.

I. INTRODUÇÃO

O processamento de sinais biológicos têm se mostrado de grande valia no diagnóstico e tratamento de diversas doenças humanas. Nesse contexto, pode-se destacar o processamento de sinais cardíacos (ECG), o processamento de sinais neurológicos (EEG) e, recentemente, o processamento de sinais de eletromiografia (EMG).

Os estudos já realizados na área de processamento de sinais de eletromiografia, sobretudo os de superfície (S-EMG) têm contemplado o meio científico com técnicas bastante avançadas e é nesse cenário que este trabalho se insere.

O interesse pela otimização de codificadores de sinais biológicos é constante, uma vez que isso resulta na melhor alocação de recursos geralmente escassos, tais como banda de transmissão e capacidade de armazenamento. Isso é um tema de pesquisa relevante quando se trata de plataformas

embarcadas que operam, por exemplo, em uma rede de telemedicina. No entanto, a busca pela representação do sinal com uma menor quantidade de bytes não deve deixar de lado a fidelidade entre o sinal decodificado e o original, de tal forma que características de interesse possam ser identificadas por ferramentas computacionais dedicadas.

Muitas técnicas para compressão de S-EMG foram pesquisadas na última década. Podem ser encontrados na literatura trabalhos que abordam a codificação paramétrica como proposta de abordagem do problema [1, 2, 3]. A predição linear apresenta como vantagens principais a baixa complexidade computacional e a alta taxa de compressão de dados [1, 2], contudo, não preserva a informação de fase do sinal. Isso leva a uma deterioração da forma de onda codificada.

Técnicas de compressão de dados utilizando codificadores de forma de onda apresentam melhores resultados, mas também exigem um maior esforço computacional em sua implementação. Várias técnicas de codificadores de forma de onda baseadas em transformadas ortogonais foram propostas [4-17]. Podem ser encontradas na literatura abordagens que utilizam técnicas tanto unidimensionais [4-8, 15-17] quanto bidimensionais [9-14]. Em sua grande maioria, são utilizados nestes codificadores as transformadas de *wavelets*, mas também podem ser encontradas técnicas baseadas na transformada de cossenos discreta (DCT, do inglês *Discrete Cosine Transform*) [13] e em padrões recorrentes [8].

Neste trabalho é avaliada uma técnica de compressão de sinais de S-EMG baseada na transformada de *wavelets* discreta (TWD) [15-17]. No algoritmo de codificação, após a aplicação da transformada de *wavelets* discreta sobre cada uma das janelas do sinal, o espectro da TWD é segmentado em sub-bandas e é então utilizado como entrada do algoritmo de quantização do vetor de coeficientes transformados.

É objetivo deste trabalho o estudo dos efeitos da quantidade de sub-bandas nas métricas objetivas de avaliação de desempenho no codificador de S-EMG. Resultados de simulações do codificador aplicado a sinais de S-EMG reais são mostrados. Os efeitos da variação da quantidade de sub-bandas no domínio das *wavelets* são ilustrados graficamente e discutidos com base nas métricas de avaliação objetiva de desempenho.

II. PROPOSTA

O algoritmo de compressão de sinais de S-EMG proposto em [17] implementa a segmentação do espectro no domínio das *wavelets* em uma quantidade fixa de 16 sub-bandas, valor escolhido tendo por base o estudo desenvolvido em [6], no qual uma rede neural artificial é utilizada para aproximar o contorno espectral em algoritmo de alocação dinâmica de bits para a quantização do vetor de coeficientes transformados. Este trabalho se propõe a verificar o efeito sobre os resultados da avaliação objetiva de desempenho, ao serem alteradas as quantidades de sub-bandas nas quais o espectro no domínio das *wavelets* é segmentado.

Para obtenção dos resultados, um algoritmo análogo ao proposto em [17] foi implementado. Entretanto, neste trabalho, foram utilizados sinais S-EMG reais adquiridos em protocolos de esforço dinâmico e a cada utilização do codificador as janelas do sinal transformado foram divididas em 4, 8, 16, 32 ou 64 sub-bandas. Os resultados obtidos a partir destas cinco execuções distintas são apresentados e discutidos.

III. METODOLOGIA

A. Codificador

O diagrama de blocos da Fig. 1 ilustra a sequência de passos implementados pelo codificador. A primeira etapa do codificador consiste em segmentar o sinal em janelas de 2048 amostras, como proposto em [17]. Feito isso, a cada janela é aplicada a transformada de *wavelets* ortogonal.

A transformada de *wavelets* é, de fato, implementada de forma ortonormalizada. Isto significa dizer que faixa dinâmica dos coeficientes $X[k]$ no espaço transformado é menor ou no máximo igual à faixa do domínio do tempo, ou seja, a relação expressa em (1) é atendida.

$$\max\{X[k]\}_{k=0, 1, \dots, N-1} \leq 2^{R-1}. \quad (1)$$

Neste caso, N corresponde ao comprimento da janela (número de amostras) e R ao comprimento de palavra (em bits) com o qual a sequência $x[n]$ é digitalizada na representação em ponto fixo com sinal (para as simulações apresentadas neste trabalho, $N = 2048$ e $R = 16$ bits).

Em seguida, cada janela de coeficientes transformados é segmentada em M sub-bandas, gerando assim, sub-bandas com N/M coeficientes transformados. No presente trabalho, foram feitas simulações com $M = 4, 8, 16, 32$ ou 64 , gerando assim sub-bandas com 512, 256, 128, 64 ou 32 coeficientes transformados, respectivamente.

Após a segmentação em sub-bandas, foi realizada a quantização com o vetor de alocação de bits obtido por cada um dos algoritmos de alocação. Os N coeficientes transformados $X[k]$, $k = 0, 1, \dots, N-1$, são quantizados em cada uma das M sub-bandas, de acordo com:

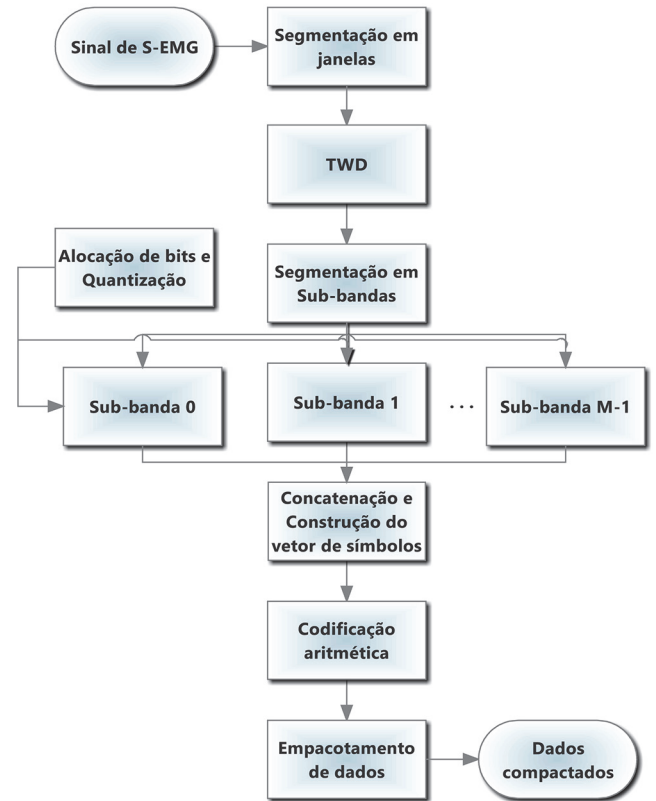


Fig. 1. Diagrama de blocos do codificador de sinais de S-EMG.

$$X_q[k] = \text{int} \left\{ \frac{X[k]}{2^{R-1}} \lambda \right\}. \quad (2)$$

O parâmetro λ é dado por

$$\lambda = 2^{B[m]}. \quad (3)$$

O valor de $B[m]$ corresponde à quantidade de bits fornecida pelo algoritmo de alocação para a m -ésima sub-banda; na seção seguinte são apresentados os procedimentos adotados para o cálculo deste parâmetro

Os N/M coeficientes pertencentes à determinada sub-banda são representados com o mesmo comprimento de palavra digital. Para uma dada sub-banda m têm-se associados N/M coeficientes da transformada de *wavelets* discreta, conforme expresso em

$$k = \frac{N}{M}m, \frac{N}{M}m+1, \dots, \frac{N}{M}m + \frac{N}{M} - 1, \quad (4)$$

$$\text{com } m = 0, 1, \dots, M-1. \quad (5)$$

Após a quantização, as sub-bandas são concatenadas de forma a construir o vetor de símbolos que representa uma janela do sinal. Estas janelas, por sua vez, são reagrupadas. O agrupamento de janelas é então compactado pelo codificador de entropia.

Como codificador de entropia foi utilizada a codificação aritmética, uma vez que essa se mostrou mais eficiente nos testes objetivos se comparada a outras técnicas de codificação como *run-length* e *Huffman*

B. Algoritmos de alocação de bits

Neste trabalho foram utilizados os dois algoritmos de alocação de bits já relatados em [17] para prover a alocação de bits às sub-bandas do sinal transformado: Alocação Linear Decrescente (ALD) e Alocação Tangente Hiperbólica decrescente (ATH). Para melhor compreensão, a implementação matemática de cada algoritmo é apresentada a seguir.

A quantidade de bits recebida por cada sub-banda é representada por $B[m]$, os valores de Q e L correspondem, respectivamente, ao maior e ao menor comprimento de palavra digital a serem alocados para codificar um conjunto de coeficientes e M corresponde à quantidade de sub-bandas utilizadas na segmentação do espectro no domínio transformado.

Algoritmo I – Alocação de bits com perfil linear decrescente (ALD):

$$B[m] = \text{int sup} \left\{ Q - \frac{Q-L}{M-1} m \right\}. \quad (6)$$

No segundo algoritmo ainda temos as variáveis α e β , sendo que a primeira corresponde a um fator de compressão horizontal da curva e a segunda corresponde a um fator de deslocamento horizontal.

Algoritmo II – Alocação de bits com perfil tangente hiperbólica decrescente (ATH):

$$B[m] = \text{int sup} \left\{ \frac{Q}{2} \left[1 - \tanh \left(\alpha \left(m - \frac{M}{\beta} \right) \right) \right] \right\}. \quad (7)$$

A partir da implementação dos algoritmos I e II e utilizando-se quantidade de sub-bandas assumindo os valores 4, 8, 16, 32 e 64, foram obtidos os esquemas de alocação de bits por sub-banda ilustrados pelas Figs. 2 e 3.

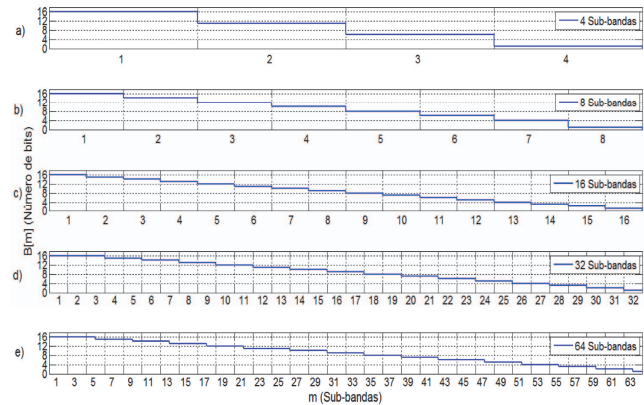


Fig. 2. Esquema de alocação de bits por sub-banda para ALD: (a) Segmentação em 4 sub-bandas; (b) Segmentação em 8 sub-bandas; (c) Segmentação em 16 sub-bandas; (d) Segmentação em 32 sub-bandas; (e) Segmentação em 64 sub-bandas.

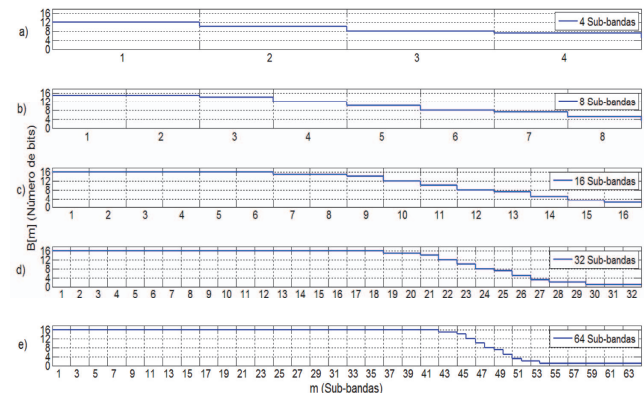


Fig. 3. Esquema de alocação de bits por sub-banda para ATH: (a) Segmentação em 4 sub-bandas; (b) Segmentação em 8 sub-bandas; (c) Segmentação em 16 sub-bandas; (d) Segmentação em 32 sub-bandas; (e) Segmentação em 64 sub-bandas.

C. Decodificador

O decodificador consiste basicamente do processo inverso utilizado pelo codificador, conforme pode ser observado na Fig. 4.

No primeiro momento, os dados são descompactados de forma a se ter acesso à informação correspondente a cada segmento do sinal comprimido. Em seguida, os dados passam pelo decodificador aritmético, então as sub-bandas são reconstruídas e aplica-se a quantização inversa. As sub-bandas são reagrupadas em janelas, que são entradas da transformada de *wavelets* discreta inversa.

Após a TWD inversa, obtém-se um segmento composto por N amostras do sinal de S-EMG. Os diversos segmentos são concatenados de forma a se obter o sinal decodificado.

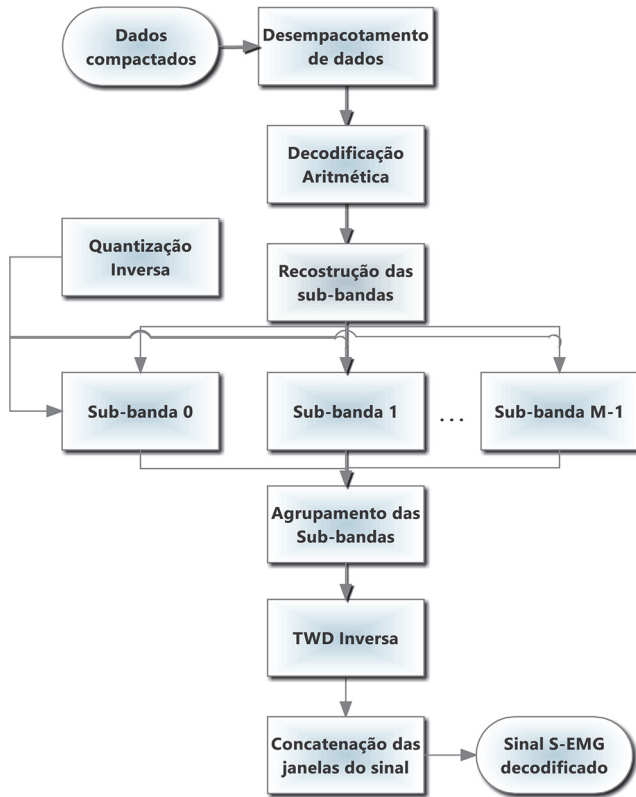


Fig. 4. Diagrama de blocos do decodificador de sinais de S-EMG.

IV. RESULTADOS

Foram realizadas simulações computacionais utilizando um banco de sinais dinâmicos de S-EMG reais.

A. Banco de sinais

Foram utilizados sinais de S-EMG obtidos a partir de protocolo 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.

B. Critérios de avaliação de desempenho

O desempenho do algoritmo de compressão foi mensurado objetivamente a partir de duas métricas: o fator de compressão (CF) e a diferença percentual residual (PRD).

Esses critérios são atualmente os mais utilizados na literatura para a avaliação da compressão de sinais eletrofisiológicos.

O fator de compressão é definido por

$$CF(\%) = \frac{O_s - C_s}{O_s} \times 100, \quad (8)$$

onde 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 diferença percentual residual é definida como

$$PRD(\%) = \sqrt{\frac{\sum_{n=0}^{N-1} (x[n] - \hat{x}[n])^2}{\sum_{n=0}^{N-1} x^2[n]}} \times 100, \quad (9)$$

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

C. Resultados

Os resultados obtidos a partir das simulações realizadas são apresentados nas Figs. 5 e 6, que ilustram o desempenho do algoritmo de codificação por meio de uma avaliação baseada nos critérios objetivos descritos na seção anterior (PRD em função de CF), ao serem utilizadas as curvas de alocação de bits ALD e ATH, respectivamente.

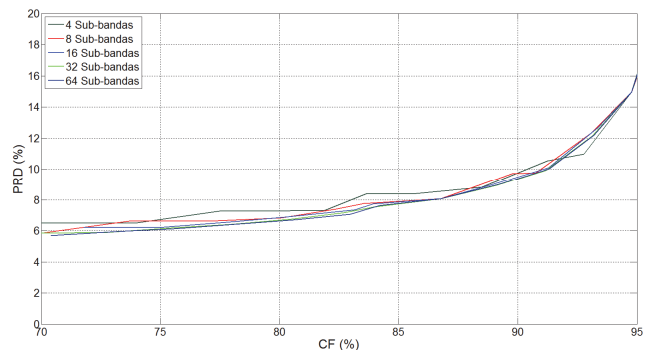


Fig. 5. Gráfico comparativo ALD Dinâmico

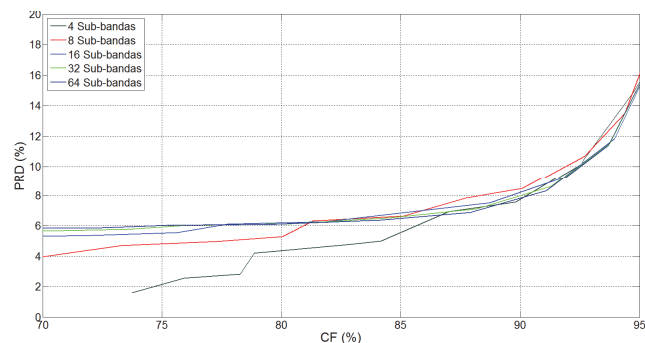


Fig. 6. Gráfico comparativo ATH Dinâmico

V. DISCUSSÃO

Pode ser notado, a partir das Figs. 5 e 6, que a variação da quantidade de sub-bandas gerou resultados ligeiramente diferentes para cada perfil de alocação de bits.

Para o perfil Alocação Linear Decrescente, as curvas de desempenho para 4, 8, 16, 32 e 64 sub-bandas são bastante semelhantes, com uma ligeira superioridade apresentada pelo algoritmo que implementa 64 sub-bandas.

A semelhança e a superioridade podem ser explicadas levando em conta a Fig. 2, da qual se pode inferir que as curvas de alocação de bits referentes a cada quantidade de sub-bandas possuem comportamento similar, o que consequentemente, também conduz a resultados similares de avaliação de desempenho.

No entanto, a curva gerada com a implementação de 64 sub-bandas corresponde a uma melhor aproximação do envoltório espectral do sinal transformado, gerando um melhor casamento entre a quantidade de bits e a quantidade de energia referente a cada coeficiente transformado, ou seja, gera uma alocação de bits mais eficiente com respeito ao espectro transformado, o que explica o desempenho superior apresentado.

Para o perfil Alocação Tangente Hiperbólica, os resultados são bastante semelhantes quando temos um CF maior que aproximadamente 85% e consideravelmente distintos para o caso contrário.

O comportamento citado pode ser explicado levando em conta as variações de curvas de desempenho da Fig. 3. Para altos fatores de compressão (CF), a diferença entre a maior e a menor quantidade de bits atribuída a uma sub-banda se torna menor, o que faz com que as curvas de alocação de bits se tornem mais parecidas e, consequentemente, gerem resultados mais similares.

Por outro lado, quando o objetivo é ter um menor fator de compressão e um sinal reconstruído mais fiel, procura-se atribuir uma maior quantidade de bits aos coeficientes de maior energia. Nesse caso, não há qualquer moderação ao atribuir a quantidade de bit a ser dispendida, o que acarreta uma maior diferença entre a maior e a menor quantidade de bits alocada por sub-banda, o que produz curvas de alocação de bits mais distintas, como pode ser observado na Fig. 3.

Outro aspecto apresentado pela Fig. 6 é o desempenho visivelmente superior para segmentação em 4 sub-bandas quando se usa um CF menor que aproximadamente 85%. Neste caso, as curvas de alocação de bits que representam a segmentação em 8, 16, 32 e 64 sub-bandas contemplam os coeficientes de menor energia com uma quantidade muito pequena de bits e essa baixa alocação se abrange por quase 25% de todos os coeficientes.

Apesar dos coeficientes de menor energia não serem essenciais para a reconstrução do sinal, eles são fundamentais para a reconstrução dos detalhes, ou seja, do refinamento do sinal reconstruído, sobretudo para menores fatores de compressão, onde a busca pela fidelidade com o sinal original é maior.

VI. CONCLUSÃO

Neste trabalho foi avaliado o efeito da alteração da quantidade de sub-bandas sobre a segmentação de uma janela de sinal transformado. Para avaliação foram utilizados sinais S-EMG reais dinâmicos em algoritmo de compressão previamente relatado em [17].

A partir dos resultados obtidos, pode-se inferir que a variação da quantidade de sub-bandas, no caso geral, não resulta em grandes alterações nas curvas de desempenho CF x PRD, principalmente quando a análise é feita levando em conta altos fatores de compressão.

Como explicado, a obtenção de resultados semelhantes deve-se, sobretudo, ao fato das curvas de alocação de bits geradas serem bastante similares. A semelhança no desempenho com respeito às métricas objetivas é mais acentuada para maiores fatores de compressão.

REFERÊNCIAS

- [1] A. P. Guerrero, C. Mailhes, "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, EMBC'1997*, Oct. 30-Nov. 2, 1997, Chicago, IL, USA, pp. 1558–1561.
- [2] E. S. G. Carotti, J. C. De Martin, R. Merletti & D. Farina, "Compression of surface EMG signals with algebraic code excited linear prediction", in *Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP'2006*, May, 2006, Toulouse, France, pp. 1148–1151.
- [3] E. S. G. Carotti, J. C. De Martin, R. Merletti & D. Farina, "Linear predictive coding of myoelectric signals", in *Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP'2005*, March 18-23, 2005, Philadelphia, PA, USA, pp. 629–632.
- [4] J. A. Norris, K. Englehart, & D. Lovely, "Steady-state and dynamic myoelectric signal compression using embedded zero-tree wavelets", in *Proceedings of 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine Biology Society, EMBC'2001*, Oct, 2001, Istanbul, Turkey, pp. 1879–1882.
- [5] P. A. Berger, F. A. O. Nascimento, J. C. Carmo, A. F. Rocha, & I. dos Santos, "Algorithm for compression of EMG signals", in *Proc. 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine Biology Society, EMBC'2003*, Cancun, Mexico, pp. 1299–1302.
- [6] P. A. Berger, F. A. O. Nascimento, J. C. Carmo & A. F. Rocha "Compression of EMG signals with wavelet transform and artificial neural networks", in *Physiological Measurement*, England, v. 27, no 6, pp. 457–465, 2006.
- [7] J. P. L. M. Paiva, C. A. Kelencz, H. M. Paiva, R. K. H. Galvão & M. Magini, "Adaptive wavelet EMG compression based on local optimization of filter banks", in *Physiological Measurement*, vol. 29, no. 7, pp. 843–856, 2008.
- [8] E. B. L. Filho, E. A. B. Silva & M. B. Carvalho, "On EMG signal compression with recurrent patterns", in *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 55, no. 7, pp. 1920–1923, 2008.
- [9] M. V. C. Costa, P. A. Berger, A. F. Rocha, J. L. Carvalho & F. A. O. Nascimento, "Compression of Electromyographic Signals Using Image Compression Techniques", in *The 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2008, Vancouver. v. 1. pp. 2948–2951.



- [10] M. V. C. Costa, P. A. Berger, J. L. Carvalho, A. F. Rocha & F. A. O. Nascimento, “Novo método para compressão de sinais de EMG usando JPEG2000”, in *CBEB 2008 XXI Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica - Anais do XXI Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica*, Salvador, v. 1. pp. 1–5.
- [11] M. V. C. Costa, J. L. Carvalho, P. A. Berger, A. Zaghetto, A. F. Rocha & F. A. O. Nascimento, “Two-dimensional Compression of Surface Electromyographic Signals Using Column-correlation Sorting and Image Encoders”, in *31st Annual International Conference of the IEEE - EMBS 2009*, Minneapolis. v. 1. pp. 428–431.
- [12] M. V. C. Costa, A. Zaghetto, P. A. Berger, J. L. Carvalho, A. F. Rocha & F. A. O. Nascimento, “Compressão de Sinais de Eletromiografia de Superfície Usando H.264/AVC”, in *Congresso Brasileiro de Informática em Saúde 2008*, Campos do Jordão, v. 1. pp. 1–6.
- [13] E. P. Ntsama, P. Ele & I. B. Kabierna, “Compression Approach of EMG Signal Using 2D Discrete Wavelet and Cosine Transforms”, in *American Journal of Signal Processing* 2013, vol 3, no 1, pp. 10–16.
- [14] E. P. Ntsama, E. S. Z. D. Pierre, Z. D. Serfébé & T. Emmanuel, “Evaluation of EMG signals Compression by JPEG 2000 called 1D”, in *International Journal of Engineering and Technology (IJET)*, vol 5. no 1, pp. 44-51, Feb-Mar 2013.
- [15] M. H. Trabuco, J. A. C. Angarita & F. A. O. Nascimento, “Algoritmo de Compressão de Sinais de S-EMG por Meio de TDW e Alocação de Bits Por Sub-Bandas”, in *XXIII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica - CBEB 2012, 2012, Ipojuca, PE. Anais do CBEB 2012*, 2012. v. 1. pp. 1953–1957.
- [16] M. H. Trabuco, M. V. C. Costa, A. Zaghetto, J. C. Carmo & F. A. O. Nascimento, “Compressão de S-EMG em Protocolos Dinâmicos Usando TWD e Alocação de Bits por Sub-bandas”, in *XXXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações (SBrT2013)*, 2013, Fortaleza - CE. Anais do SBrT 2013, 2013. v. 1. pp. 1–5.
- [17] M. H. Trabuco, M. V. C. Costa, F. P. Schwartz & F. A. O. Nascimento, “Compressão de Sinais de S-EMG por Transformadas e Perfil Espectral para Alocação de Bits”, in *VIII Pan American Health Care Exchanges Conference - PAHCE 2013, 2013, Medellín. Proceedings of The VIII Pan American Health Care Exchanges Conference - PAHCE 2013*, 2013. v. 1. pp. 35–41.