

Compressão de S-EMG em Protocolos Dinâmicos Usando TWD e Alocação de Bits por Sub-bandas

Marcel H. Trabuco, Marcus V. Chaffim, Alexandre Zaghetto,
Jake C. do Carmo e Francisco A. de O. Nascimento

Resumo — Nesse trabalho é apresentado um codificador de sinais de eletromiografia de superfície para aplicações em protocolos dinâmicos como é o caso do ciclismo. A técnica proposta é baseada na transformada *wavelet* e alocação de bits em perfil espectral decrescente por sub-bandas. Foram implementadas e comparadas três modelos para a alocação de bits para os coeficientes transformados: perfil espectral exponencial decrescente, perfil espectral linear decrescente e perfil espectral raiz quadrática decrescente. Comparações com outros codificadores presentes na literatura são apresentadas. Verificou-se que o algoritmo desenvolvido apresentou resultados muito satisfatórios e promissores.

Palavras-Chave — *Compressão de dados, transformada wavelet discreta, Eletromiografia de superfície, Protocolo dinâmico.*

Abstract — In this paper, we present an S-EMG signal encoder applied to dynamic experimental protocols as the cycling activity. The proposed technique is based on wavelet transform and sub-bands decreasing spectral bit allocation scheme. Were implemented and compared three methods of bit allocation for transformed coefficients: decreasing exponential spectral profile, decreasing linear spectral profile and decreasing square-root spectral profile. Comparisons with other encoders in the literature are shown. The developed algorithm showed satisfactory and promising results.

Keywords — *Data compression, Discrete Wavelet Transform, Surface electromyographic signal, Dynamic protocol.*

I. INTRODUÇÃO

O processamento de sinais de eletromiografia (EMG), sobretudo os de superfície (S-EMG) por suas características não invasivas, tem ganho maior interesse dos segmentos de engenharia biomédica, medicina esportiva, biomecânica e fisioterapia. Aplicações em biomecânica associadas com atividades esportivas de ponta podem apresentar protocolos experimentais como duração superior a quinze minutos. A construção de banco de dados de sinais de S-EMG é importante na medida em que possibilita o desenvolvimento de pesquisas visam entender os processos fisiológicos, estabelecer novos parâmetros objetivos (por exemplo, indicadores de fadiga muscular) e propor novos protocolos de treinamento a fim de atingir o nível de qualidade desejado em um tempo mais curto e sem inferir lesões aos atletas.

Marcel H. Trabuco e Francisco A. de O. Nascimento, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília-DF, Brasil. E-mails: mhtrabuco@gmail.com, assis@unb.br.

Marcus V. Chaffim, Faculdade do Gama, Universidade de Brasília, Brasília-DF, Brasil. E-mail: chaffim@unb.br.

Alexandre Zaghetto, Departamento de Ciência da Computação, Universidade de Brasília, Brasília-DF, Brasil. E-mail: alexandre@cic.unb.br.

Jake C. do Carmo, Faculdade de Educação Física, Universidade de Brasília, Brasília-DF, Brasil. E-mail: jake@unb.br.

O armazenamento de grandes quantidades de sinais e, principalmente, aqueles cujos protocolos apresentam longa duração temporal, acarretam a necessidade de grande quantidade de memória de massa para armazenamento das informações de interesse e grande tempo de alocação de canal de comunicação para a transferência dos dados experimentais realizados em campo (por exemplo, velódromo para ciclismo). Esse trabalho se ambienta nos sistemas de instrumentação de S-EMG para os quais é necessário representar de maneira eficiente as formas de onda adquiridas em processos experimentais, isto é, busca-se aperfeiçoar as técnicas de codificação/compressão de sinais.

A instrumentação para a digitalização de sinais de S-EMG apresenta uma taxa de amostragem do sinal que varia entre 1 kHz e 2 kHz (em alguns casos, por exemplo, caso se deseje avaliar a velocidade de condução de fibras musculares, pode ser interessante aplicar uma frequência de amostragem superior). A quantização dos sinais é realizada com palavra digital de comprimento igual a 2 bytes por amostra. Boa parte dos eletromiógrafos disponíveis no mercado utilizam conversores A/D de 12 bits a 16 bits.

Técnicas de compressão de sinais de S-EMG aparecem em publicações científicas a partir da década de 1990. Técnicas baseadas em codificação paramétrica e de forma de onda foram objeto de estudo. A modelagem paramétrica linear [8] permite um alto ganho de compactação aliado a um baixo custo computacional. Entretanto, a fidelidade da forma de onda reconstruída é um fator limitante da técnica. Exemplos baseados em codificadores de forma de onda podem ser encontrados na literatura científica [1, 2, 3, 4, 7]. Codificadores de forma de onda apresentam desempenho superior com controle da precisão do sinal decodificado, contudo, exigem um maior esforço computacional nos processos de codificação e de decodificação.

Métodos integrando inteligência artificial associada à transformada *wavelet* conduziram a ótimos resultados em termos de ganho de compressão *versus* SNR [2, 4]. A adaptação de padrões recorrentes [5] também apresentou excelentes desempenhos segundo as métricas de avaliação objetiva. Técnicas bidimensionais também têm sido exploradas na codificação dos sinais de S-EMG [6, 9] e têm apresentado bons desempenhos.

II. DESCRIÇÃO DA TÉCNICA PROPOSTA

Neste trabalho é proposto um algoritmo de compressão de sinais S-EMG baseado em transformada *wavelet* discreta (TWD), na segmentação do espectro transformado e na alocação bits por sub-bandas de acordo com um modelo de caracterização para o perfil do espectro transformado.

O sinal é segmentado em janelas. A cada janela é aplicada a TWD levando a um vetor de coeficientes transformados. O espectro do domínio das wavelets também é segmentado em sub-bandas e os bits são alocados para cada sub-banda. No passo seguinte, é aplicada uma técnica de compressão sem perdas por meio da codificação aritmética. Os dados são finalmente, empacotados e estão prontos para transmissão e/ou armazenamento.

No processo de quantização, a quantidade de bits a ser alocada aos coeficientes transformados pertencentes a uma determinada sub-banda é fornecida por uma curva de alocação de bits, que procura se adaptar de maneira eficiente ao formato espectral do sinal transformado. Aqui foram propostas e utilizadas três curvas decrescentes.

O objetivo de se utilizar uma curva decrescente é propiciar uma maior eficiência da codificação, uma vez que os coeficientes transformados de maior energia, ou seja, aqueles que carregam uma maior quantidade de informação do sinal, são quantizados com uma maior quantidade de bits, fazendo com que os mesmos sejam melhor representados e mais fielmente reconstruídos no processo de decodificação. Em contrapartida, os coeficientes de menor energia são quantizados com uma menor quantidade de bits, não havendo assim, desperdício de bits com coeficientes menos importantes no processo de reconstrução.

A saída do processo de quantização é a entrada do codificador por entropia, utilizado aqui com o objetivo de reduzir redundâncias existentes.

A. Codificador

A Figura 1 ilustra em diagrama de blocos, os diversos módulos que constituem o algoritmo de compressão de S-EMG. A primeira etapa do codificador é segmentar o sinal em janelas de 2048 amostras, como proposto em [1], feito isso, a cada janela é aplicada a transformada *wavelet* ortogonal.

A função da transformada ortogonal é concentrar a energia do sinal em uma quantidade pequena de coeficientes transformados levando a uma representação com menor correlação no domínio transformado [2]. A transformada *wavelet* é implementada de forma ortonormalizada. Isto significa dizer que faixa dinâmica dos coeficientes $X[k]$ no espaço transformado é menor ou no máximo igual a 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).

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 [1]. O vetor de coeficientes transformados foi também segmentado, gerando um total de M sub-bandas. Adotamos a quantidade de 128 coeficientes para cada sub-banda como em [1].

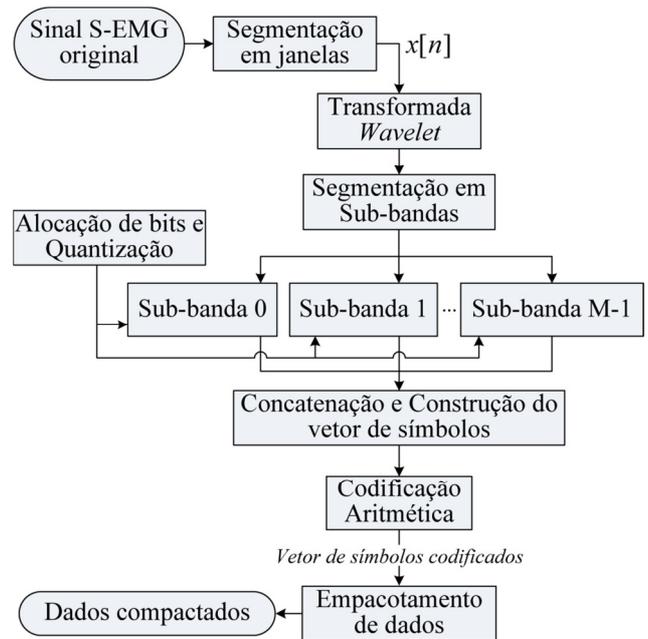


Fig. 1. Diagrama de blocos do codificador de sinais de S-EMG.

Assim, para cada janela de 2048 coeficientes, são formadas $M = 16$ sub-bandas. Em seguida, foi realizada a quantização utilizando o vetor de alocação de bits obtido por cada um dos algoritmos de alocação apresentados mais adiante. Os N coeficientes transformados $X[k]$, $k = 0, 1, \dots, N-1$, são quantizados em cada uma das M sub-bandas, de acordo com:

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

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; a próxima seção detalha 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 *wavelet* 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 por entropia.

Como codificador por 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*.

No último passo, os dados são empacotados gerando a representação final do arquivo de S-EMG.

B. Algoritmos de alocação de bits

Foram propostos e implementados três algoritmos de alocação de bits no espaço transformado: Alocação de bits Exponencial decrescente (AED), Alocação de bits Linear Decrescente (ALD) e Alocação de bits Raiz-quadrática Decrescente (ARD).

A seguir são apresentadas as relações matemáticas utilizadas para a alocação de bits $B[m]$ para cada uma das propostas. Os parâmetros Q e L correspondem ao maior e ao menor comprimento de palavra digital a ser alocado para codificar um conjunto de coeficientes. O parâmetro M é a quantidade de sub-bandas utilizadas na segmentação do espectro no domínio transformado.

Algoritmo 1 – Alocação de bits Exponencial Decrescente (AED):

$$B[m] = \text{int sup} \left\{ \left(\frac{1}{b} \right)^{m-C} \right\}, \quad b > 1 \quad (6)$$

$$b = \sqrt[3]{Q} \quad (7)$$

$$C = \frac{1-M}{\frac{\log_{10}(L)}{\log_{10}(Q)} - 1} \quad (8)$$

Algoritmo 2 – Alocação de bits Linear Decrescente (ALD):

$$B[m] = \text{int sup} \left\{ Q - \frac{Q-L}{M-1} m \right\} \quad (9)$$

Algoritmo 3 – Alocação de bits raiz-quadrática decrescente (ARD):

$$B[m] = \text{int sup} \left\{ \beta \sqrt{C-m} \right\} \quad (10)$$

$$\beta = \frac{Q}{\sqrt{C}} = \frac{L}{\sqrt{C+1-M}} \quad (11)$$

$$C = \frac{Q^2(1-M)}{L^2 - Q^2} \quad (12)$$

C. Decodificador

O decodificador consiste basicamente do processo inverso utilizado pelo codificador, conforme pode ser observado na Figura 2.

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, a elas é aplicada a quantização inversa. As sub-bandas são reagrupadas em janelas, que são entradas da transformada *wavelet* discreta inversa.

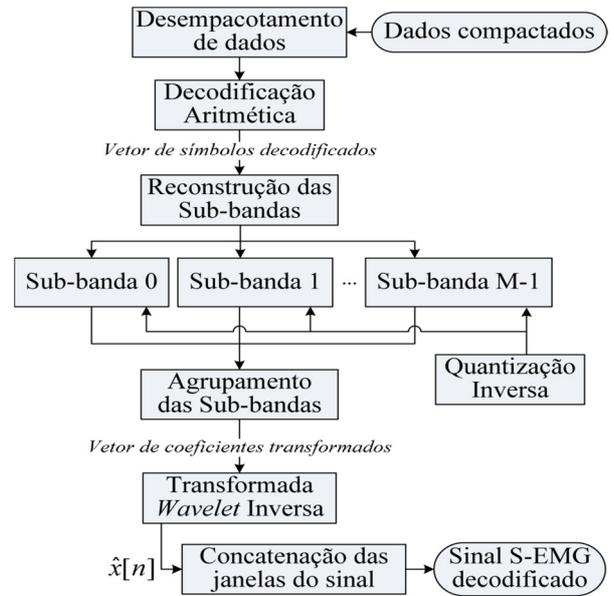


Fig.2. Diagrama de blocos do decodificador de sinais de S-EMG.

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

III. RESULTADOS

Foram realizadas simulações computacionais utilizando um banco de sinais de S-EMG reais. Comparações com resultados obtidos por outros autores são apresentadas.

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. Na Figura 3 é mostrado o aparato instrumental utilizado neste trabalho.



Fig. 3. Instrumentação utilizada para a digitalização de sinais de S-EMG em aplicações dinâmicas – simulador de ciclismo. No experimento também são adquiridos sinais de força aplicados sobre pedais instrumentados, mas não são objeto de estudo neste trabalho.

B. Critérios de avaliação

Dois critérios de avaliação da compressão de sinais eletrofisiológicos têm sido mais utilizados pela comunidade científica atualmente: o fator de compressão (CF) e a diferença percentual residual (PRD). Desta forma, esses dois critérios foram aplicados neste trabalho, com o propósito de avaliar objetivamente o desempenho do algoritmo proposto.

O fator de compressão é definido por (13),

$$CF(\%) = \frac{O_s - C_s}{O_s} \times 100, \quad (13)$$

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 está definida em (14),

$$PRD(\%) = \sqrt{\frac{\sum_{n=0}^{N-1} (x[n] - \hat{x}[n])^2}{\sum_{n=0}^{N-1} x^2[n]}} \times 100, \quad (14)$$

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

C. Resultados

A Figura 4 mostra uma síntese dos resultados de PRD em função de CF para o banco de sinais de S-EMG. Uma comparação com outros resultados apresentados na literatura também pode ser apreciada. A Tabela I apresenta os resultados encontrados da diferença percentual residual (PRD) para valores específicos do fator de compressão (CF).

A Figura 5 apresenta um trecho do sinal original (a), três exemplos de sinais reconstruídos e os três respectivos sinais de erro – diferença entre sinal original e reconstruído – obtidos: em (b) e (e) foi usado o perfil de alocação de bits exponencial decrescente (AED); em (c) e (f) é representado o perfil de alocação de bits linear decrescente (ALD); e em (d) e (g) o perfil de alocação de bits raiz-quadrática decrescente (ARD).

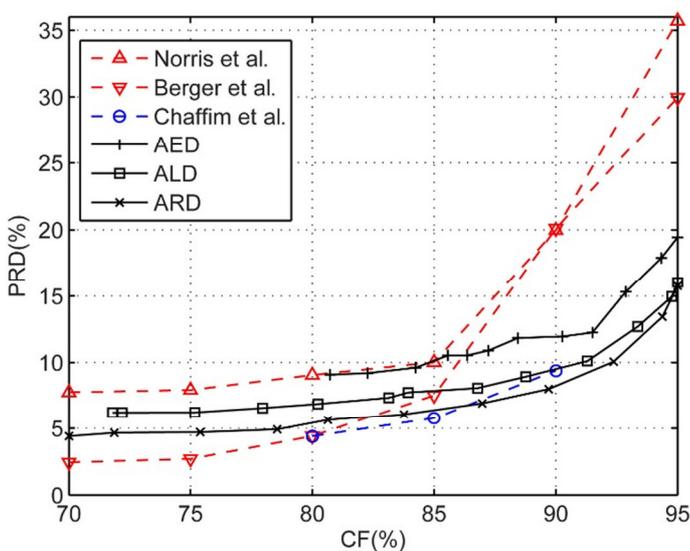


Fig. 4. Avaliação de desempenho do algoritmo de compressão proposto e comparação com resultados encontrados na literatura.

TABELA I. AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DOS CODIFICADORES – PRD (%)

	Fator de compressão – CF(%)					
	70	75	80	85	90	95
Norris <i>et al.</i> [3]	7,75	7,93	9,06	10,02	19,98	35,71
Berger <i>et al.</i> [4]	2,44	2,70	4,41	7,52	20,10	29,96
Costa <i>et al.</i> [6]	–	–	4,39	5,77	9,39	–
AED	–	–	–	10,13	11,94	19,44
ALD	–	6,23	6,84	7,86	9,50	16,05
ARD	4,41	4,70	5,41	6,40	8,22	15,76

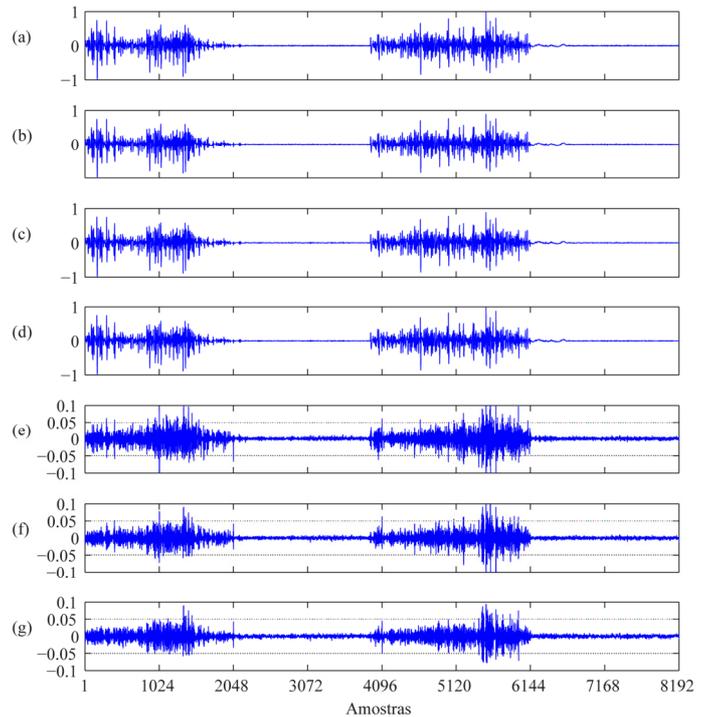


Fig. 5. Exemplos de reconstrução usando os diversos métodos apresentados: (a) janela de 8192 amostras do sinal S-EMG original; (b) sinal reconstruído com AED (CF = 87,26% e PRD = 12,19%); (c) sinal reconstruído com ALD (CF = 87,41% e PRD = 9,92%); (d) sinal reconstruído com ARD (CF = 88,54% e PRD = 8,93%); (e) erro de reconstrução do AED; (f) erro de reconstrução do ALD; (g) erro de reconstrução do ARD.

IV. DISCUSSÃO

O algoritmo apresentado neste trabalho demonstrou bom desempenho para sinais de eletromiografia obtidos a partir de protocolo dinâmico. Apesar dos sinais de S-EMG em protocolo dinâmico apresentarem grande variação da faixa dinâmica, o algoritmo proposto se adaptou bem à essa característica.

A comparação entre técnicas encontradas na literatura científica e a técnica proposta neste trabalho pode ser avaliada por meio da curva de desempenho ilustrada na Figura 4. Verifica-se que para CF superior a 88% o modelamento de perfil espectral raiz-quadrática decrescente (ARD) apresentou desempenho superior às técnicas comparadas.

No exemplo apresentado na Figura 5(d), os parâmetros da curva (L e Q) para a alocação de bits raiz-quadrática decrescente (ARD) foram ajustados de tal forma que fosse obtido um fator de compressão (CF) igual a 88,54%, levando a

uma diferença percentual residual (PRD) de 8.93%. Na Figura 5(c) por sua vez, obtida por meio do modelo de alocação linear decrescente (ALD), os parâmetros L e Q foram ajustados para que fosse obtido um CF igual a 87.41% e uma PRD igual a 9.92%. No caso exemplificado pela Figura 5(b), para o modelo de alocação exponencial decrescente (AED), escolheu-se parâmetros (L e Q) para a curva de forma que se obtivesse um fator de compressão (CF) de 87.26% e uma diferença percentual residual PRD de 12.19%.

Portanto, em condições similares do parâmetro CF, o sinal de erro obtido pela diferença entre o sinal reconstruído e o sinal original, apresentou amplitude ligeiramente inferior quando utilizada a técnica ARD se comparado aos os outros modelos de perfis espectrais propostos.

V. CONCLUSÕES

Neste trabalho foi apresentado um algoritmo de compressão de sinais de eletromiografia que faz uso da transformada *wavelet* discreta e da segmentação do espectro transformado em sub-bandas com alocação de bits baseada em um perfil espectral no domínio transformado. No processo de alocação dinâmica de bits para o vetor de coeficientes *wavelet* foram apresentados três modelos de perfis espectrais: perfil espectral exponencial decrescente, perfil espectral linear decrescente e perfil espectral raiz quadrática decrescente.

Os resultados das simulações com sinais reais mostram que, apesar da simplicidade do algoritmo proposto, ele apresenta um desempenho comparável com algoritmos mais complexos em termos computacionais. Melhorias no desempenho podem ser obtidas por meio de adaptação local do perfil espectral.

REFERÊNCIAS

- [1] M. H. Trabuco, J. C. Angarita, and F. A. O. Nascimento, "Algoritmo de Compressão de Sinais de S-EMG por Meio de TDW e Alocação de Bits Por Sub-Bandas," in *Anais do XXIII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, CBEB'2012*, Ipojuca, Brazil, pp. 1953–1957.
- [2] P. A. Berger, F. A. O. Nascimento, J. C. Carmo, A. F. Rocha, and 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.
- [3] J. A. Norris, K. Englehart, and D. Lovely, "Steady-state and dynamic myoelectric signal compression using embedded zero-tree wavelets," in *Proc. 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine Biology Society, EMBC'2001*, Istanbul, Turkey, pp. 1879–1882.
- [4] P. A. Berger, F. A. O. Nascimento, J. C. Carmo, and A. F. Rocha, "Compression of EMG signals with wavelet transform and artificial neural networks" *Physiological Measurement*, England, vol. 27, no. 6, pp. 457–465, 2006.
- [5] E. B. L. Filho, E. A. B. da Silva, and M. B. de Carvalho, "On EMG signal compression with recurrent patterns," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 55, no. 7, pp. 1920–1923, 2008.
- [6] M. V. C. Costa, J. L. A. Carvalho, P. A. Berger, A. Zaghetto, A. F. da Rocha, and F. A. O. Nascimento, "Two-dimensional compression of surface electromyographic signals using column-correlation sorting and image encoders," in *Proc. 31th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC'2009*, Minneapolis, Minnesota, USA, pp. 428–431.
- [7] J. P. L. M. Paiva, C. A. Kelencz, H. M. Paiva, R. K. H. Galvão, and M. Magini, "Adaptive wavelet EMG compression based on local optimization of filter banks," *Physiological Measurement*, vol. 29, no. 7, pp. 843–856, 2008.
- [8] E. S. G. Carotti, J. C. De Martin, R. Merletti, and D. Farina, "Compression of surface EMG signals with algebraic code excited linear prediction," in *Proc. of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP'2006*, Toulouse, France, pp. 1148–1151.
- [9] M. V. C. Costa, P. A. Berger, A. F. da Rocha, J. L. A. Carvalho, and F. A. O. Nascimento, "Compression of Electromyographic Signals Using Image Compression Techniques," in *Proc. 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC'2008*, Vancouver, Canada, pp. 2948–2951.