

# Perfil de Alocação Logarítmico Adaptativo dos Coeficientes da TWD para Compressão de S-EMG

Marcel H. Trabuco, Marcus V. C. Costa e Francisco A. de O. Nascimento

**Resumo**—Este artigo apresenta um algoritmo de compressão de sinais de eletromiografia de superfície baseado em transformada de *wavelets* e alocação adaptativa de bits dos coeficientes de acordo com sub-bandas. É proposto um perfil de alocação que ajusta uma curva logarítmica de acordo com a energia das sub-bandas. Os resultados obtidos, em comparação a outros trabalhos existentes na literatura, apresentaram melhor desempenho em grande parte da faixa das métricas de avaliação objetivas.

**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 obtained, compared to others previous works found in literature, outperforms those in a wide range of objective evaluation metrics.

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

## I. INTRODUÇÃO

A eletromiografia de superfície, ou S-EMG (do inglês, *surface electromyography*), tem atraído um maior interesse de setores que lidam com fisioterapia, biomecânica, medicina esportiva e ortopedia. Esses profissionais são motivados pela obtenção relativamente fácil dos sinais – haja vista que não é necessário qualquer processo invasivo, o que evita dor e desconforto ao paciente – e pelo avanço das técnicas de processamento e análise dos sinais obtidos, as quais possibilitam identificar e planejar o tratamento de diversas disfunções fisiológicas a partir de parâmetros de interesse.

Devido ao interesse crescente no uso de sinais eletromiográficos de superfície, surge a necessidade de otimização das técnicas de compressão destes sinais específicos. A grande quantidade de dados gerados, sobretudo os oriundos daqueles protocolos que apresentam longa duração temporal, acarretam a necessidade de grande quantidade de memória de massa para armazenamento das informações de interesse e excessivo tempo de alocação de canal de comunicação para a transferência dos dados experimentais realizados em campo.

Este 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, ou seja, cenários onde é necessário diminuir a

utilização de recursos do sistema, sem, no entanto, haver perdas significativas de qualidade do sinal reconstruído.

A instrumentação típica para a digitalização de sinais de S-EMG apresenta uma taxa de amostragem que varia entre 1 kHz e 2 kHz (em alguns casos, por exemplo, caso se deseje avaliar a velocidade de condução das fibras musculares, pode ser necessário aplicar uma frequência de amostragem ainda maior). 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.

Nas duas últimas décadas, muitos estudos já foram conduzidos a fim de prover a compressão de sinais de S-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], onde também foi relatado 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], entretanto o custo computacional é notoriamente elevado.

Abordagens mais recentes [9,10,11,12,13] 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). Além da segmentação do sinal para formar uma imagem 2D, em [14] é utilizado um algoritmo de compressão baseado em transformação fractal, técnica que forneceu bons resultados, no entanto, a compressão é extremamente lenta, devido ao número de comparações realizadas. Perfis espectrais decrescentes para alocação de bits são utilizados em [15] para delinear o sinal no domínio transformado, gerando resultados satisfatórios sem requerer alto esforço computacional.

O objetivo é estabelecer uma técnica que ajuste adaptativamente o perfil de alocação de bits a ser utilizado na quantização dos coeficientes transformados 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.

Para tanto, este trabalho traz uma abordagem aperfeiçoada do procedimento para a alocação de bits, se comparada à

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. C. Costa, Engenharia Eletrônica, Universidade de Brasília, Campus do Gama, Brasília-DF, Brasil. E-mail: chaffim@unb.br.

abordagem utilizada em [15], uma vez que a alocação é dependente da função matemática adotada, bem como da energia de cada sub-banda, o que a torna adaptativa. Em [15] o perfil de alocação de bits é determinado de forma fixa ao utilizar apenas a função matemática como parâmetro. Pode-se constatar adiante que essa abordagem adaptativa gerou resultados comparáveis ou superiores a outros trabalhos para toda a faixa de taxa de compressão avaliada.

## II. TÉCNICA PROPOSTA

Neste trabalho é proposto um algoritmo de compressão de sinais S-EMG adaptativo. Este algoritmo é baseado em transformada de *wavelets* discreta (TWD), na segmentação do espectro transformado e na alocação adaptativa de bits por sub-bandas levando em conta a energia de cada sub-banda e o perfil espectral logarítmico (ALog).

O sinal é segmentado em janelas e a cada janela é aplicada a TWD, o que gera um vetor de coeficientes transformados. O espectro do domínio de *wavelets* é também segmentado em sub-bandas, e em seguida é feito o cálculo da energia de cada sub-banda e da energia acumulada por sub-banda.

Os resultados obtidos são utilizados para adaptar o perfil espectral logarítmico ao contorno dos coeficientes transformados, o que fornece, então, a quantidade de bits que será alocada para cada sub-banda. No passo seguinte, é aplicada uma técnica de compressão sem perdas (por meio da codificação aritmética), tanto aos dados quanto aos vetores de alocação de bits obtidos, que são empacotados e estão prontos para transmissão ou armazenamento.

A quantidade de bits alocada para cada sub-banda no processo de quantização é determinada de forma eficiente, quando se leva em conta o perfil da energia de cada bloco de sinal analisado. Essa análise da energia resulta em uma curva de alocação logarítmica que se adapta melhor às nuances de cada bloco de sinal.

Deste modo, as sub-bandas de maior energia, ou seja, aquelas que apresentam maior quantidade de informação e, por este motivo, são mais importantes para a reconstrução do sinal, serão contempladas com uma maior quantidade de bits, fazendo com que sejam melhor representadas e mais fielmente reconstruídas no processo de decodificação.

Em contrapartida, os coeficientes de menor energia são quantizados com uma menor quantidade de bits, o que procura minimizar o 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 ainda existentes nos dados.

### A. Codificador

A Figura 1 ilustra em diagrama de blocos, os diversos módulos que constituem o algoritmo implementado para a compressão de S-EMG. A primeira etapa do codificador é segmentar o sinal em janelas de 2048 amostras, como proposto em [15], 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).

A cada janela é aplicada a Transformada de *wavelets*, gerando como saída um vetor de  $N$  coeficientes transformados (mesmo número de amostras da janela de entrada). 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 de-correlação do sinal de S-EMG no espaço transformado e medidas de compactação de energia em menor quantidade de coeficientes transformados [16].

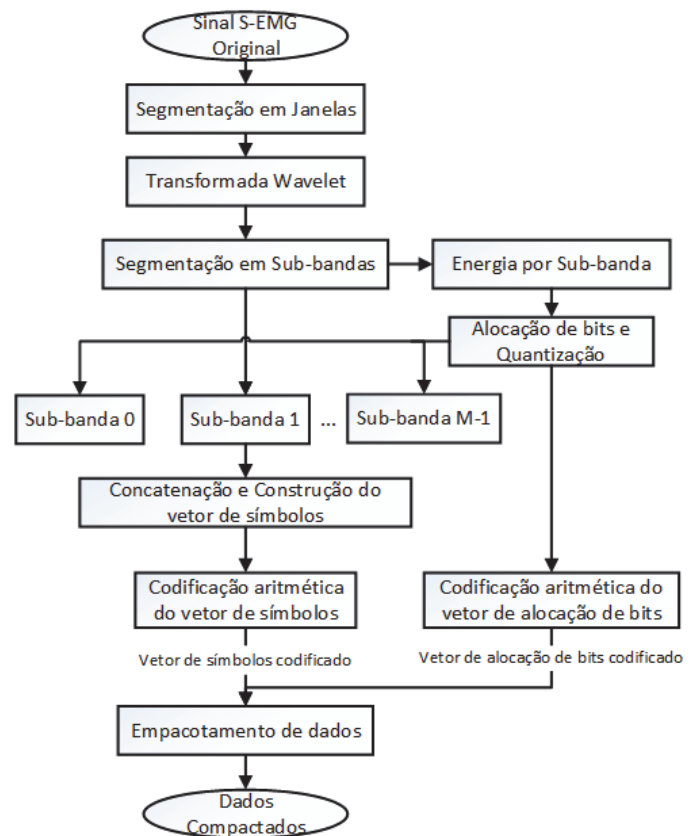


Fig. 1. Diagrama de blocos do codificador de sinais de S-EMG.

O vetor de  $N$  coeficientes transformados resultante foi posteriormente segmentado em um total de  $M$  sub-bandas. Estudos recentes [17] mostram que a variação do número de sub-bandas por vetor não afeta substancialmente o desempenho do algoritmo de compressão. Portanto, para efeitos comparativos, adotamos  $M = 16$  sub-bandas, o que resulta em 128 coeficientes para cada sub-banda, tal qual foi adotado em [15].

Em seguida, é calculada a energia ( $E$ ) de cada sub-banda, de acordo com (2), onde  $Z = 128$  (número de coeficientes transformados por sub-banda) e  $m$  é o índice da sub-banda, que varia de 1 a 16.

$$E[m] = \sum_{k=Z^{*(m-1)}}^{Z^{*(m-1)}+Z-1} [X(k)]^2 \quad (2)$$

Feito o cálculo de energia de cada sub-banda, parte-se para o cálculo da energia acumulada, que é dado de acordo com a relação (3), a energia acumulada ( $E_a$ ) para uma dada sub-banda  $m$  é o somatório das energias das sub-bandas de 1 até  $m$ .

$$E_a[m] = \sum_{k=1}^m E(k) \quad (3)$$

O próximo passo consiste em calcular a energia relativa para cada sub-banda, expresso por (4), em que  $E_{bloco}$  é a energia total do bloco de sinal analisado, determinado por (5).

$$f[m] = \frac{E_a[m]}{E_{bloco}} \quad (4)$$

$$E_{bloco} = \sum_{k=0}^{N-1} [X(k)]^2 \quad (5)$$

Calcula-se então  $g[m]$ , de acordo com (6).

$$g[m] = 1 - f[m] \quad (6)$$

Com o cálculo de  $g[m]$  é então possível propor a função logarítmica (7) que vai delinear a alocação de bits para cada sub-banda.

$$B[m] = Q - \log_2(Q \cdot g[m]) \quad (7)$$

Em (7),  $B[m]$  representa a quantidade de bits alocada à sub-banda  $m$ ,  $Q$  corresponde ao maior comprimento de palavra digital a ser alocado.

Percebe-se pelo desenvolvimento matemático, que a alocação de bits proposta em (7) é dependente da energia de cada sub-banda, tornando assim o processo de alocação adaptativo.

O vetor de alocação de bits é entrada do processo de quantização dos coeficientes transformados, onde os  $N$  coeficientes  $X[k]$ ,  $k = 0, 1, \dots, N-1$ , são quantizados em cada uma das  $M$  sub-bandas, de acordo com (8).

$$X_q[k] = \text{int} \left\{ \frac{X[k]}{2^{R-1}} \lambda \right\} \quad (8)$$

O parâmetro  $\lambda$  é dado por

$$\lambda = 2^{B[m]}. \quad (9)$$

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 (10).

$$k = \frac{N}{M}(m-1), \frac{N}{M}(m-1)+1, \dots, \frac{N}{M}(m-1) + \frac{N}{M} - 1 \quad (10)$$

com  $m = 1, 2, \dots, M$ .

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. Após reagrupar as janelas de sinal, os vetores de alocação de bits obtidos para cada bloco de sinal também são agrupados. Esses dois agrupamentos de dados são entrada para o codificador por entropia.

Como codificador por entropia foi utilizada a codificação aritmética, uma vez que essa obteve melhor desempenho em compressão de dados (isto é, representou a informação original em uma menor quantidade de bits) em comparação a outras técnicas de codificação como *run-length* e *Huffmam*.

Cada bloco de sinal codificado possui como informação lateral o vetor de alocação de bits comprimido e um byte extra que informa a quantidade de bits utilizada para seu armazenamento.

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

### B. Decodificador

O decodificador é representado em diagrama de blocos de acordo com a Figura 2.

No primeiro momento, 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, são entradas do 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.

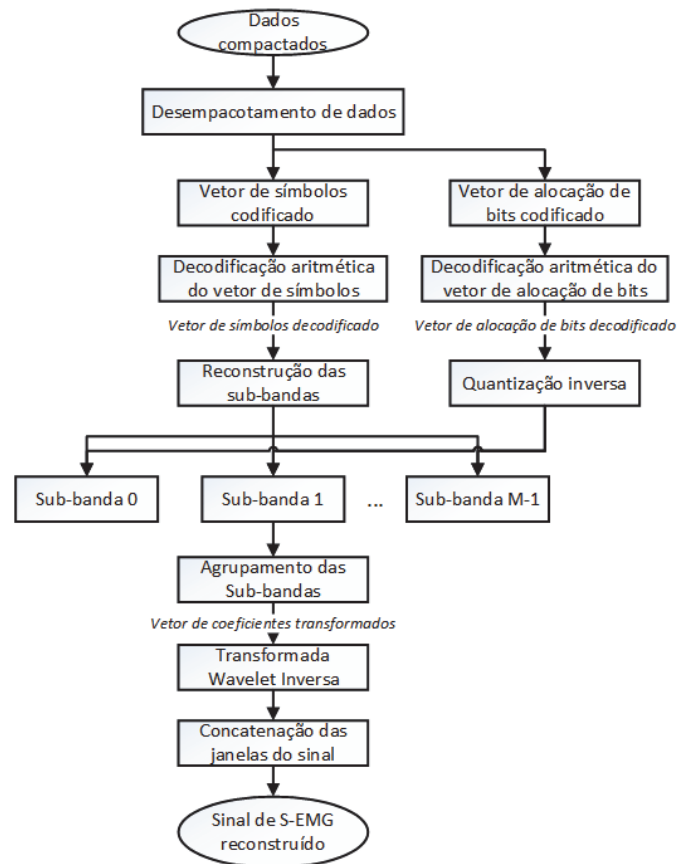


Fig.2. Diagrama de blocos do decodificador de sinais de S-EMG.

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 sinais de S-EMG isométricos reais. O procedimento de obtenção dos sinais, os sinais obtidos e comparações com outros resultados da literatura são apresentados a seguir.

#### A. Banco de Sinais

Foram utilizados sinais de S-EMG obtidos a partir de protocolo isométrico, coletados do músculo *biceps brachii* de 14 indivíduos sujeitos em esforços de tensão isométricos, mantendo 60% da sua contração voluntária máxima. 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. Estes sinais foram primeiramente utilizados em [7]. Um trecho de sinal coletado é ilustrado na Figura 3.

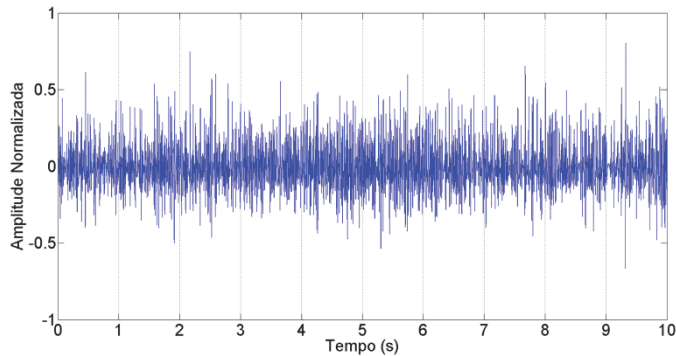


Fig. 3. Trecho de sinal S-EMG isométrico.

#### B. Critérios de avaliação

Dois critérios de avaliação da compressão de sinais eletrofisiológicos foram aplicados neste trabalho, com o propósito de avaliar objetivamente o desempenho do algoritmo proposto: o fator de compressão (CF) e a diferença percentual residual (PRD).

O fator de compressão é definido por (11),

$$CF(\%) = \frac{O_s - C_s}{O_s} \times 100, \quad (11)$$

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 (12),

$$PRD(\%) = \sqrt{\frac{\sum_{n=0}^{N-1} (x[n] - \hat{x}[n])^2}{\sum_{n=0}^{N-1} x^2[n]}} \times 100, \quad (12)$$

onde  $x$  é o sinal original,  $\hat{x}$  é o sinal reconstruído e  $N$  é o tamanho do segmento 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, e também a comparação com os resultados obtidos em [15]. As curvas apresentadas representam a média das curvas obtidas para cada sinal que compõe o banco.

Em [15] são definidas quatro formas de alocação de bits por sub-bandas, a saber, Alocação Exponencial Decrescente (AED), Alocação Linear Decrescente (ALD), Alocação Raiz Quadrática Decrescente (ARD), Alocação Tangente Hiperbólica (ATH), que são definidas, respectivamente, a partir das funções matemáticas: exponencial, linear, raiz quadrática e tangente hiperbólica. O contorno espectral definido por essas curvas é decrescente, o que garante que as sub-bandas que contenham maior energia sejam contempladas com maior quantidade de bits, todavia, as curvas são estáticas.

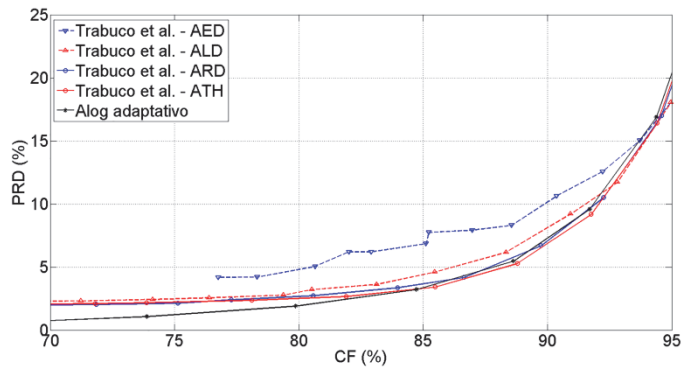


Fig. 4. Avaliação de desempenho do algoritmo de compressão proposto e comparação com resultados encontrados em [15].

Na Figura 5 pode-se observar a comparação dos resultados da diferença percentual residual (PRD) em função do fator de compressão (CF) com aqueles obtidos por outros autores. A Tabela I sintetiza as informações que constam da Figura 5.

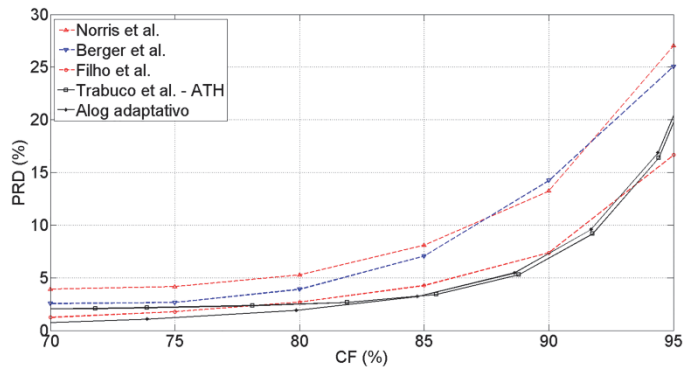


Fig. 5. Avaliação de desempenho do algoritmo de compressão proposto e comparação com resultados de Norris *et al.* [4], Berger *et al.* [7], Filho *et al.* [8] e Trabuco *et al.* [15].

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

	Fator de compressão – CF(%)					
	70	75	80	85	90	95
Norris <i>et al.</i> [4]	3,90	4,12	5,20	8,02	13,08	27,10
Berger <i>et al.</i> [7]	2,57	2,63	3,85	7,01	14,14	24,95
Filho <i>et al.</i> [8]	1,21	1,75	2,64	4,18	7,33	16,61
Trabuco <i>et al.</i> [15]	2,07	2,22	2,52	3,31	6,88	19,74
ALog adaptativo	0,78	1,26	2,04	3,45	7,31	20,00

## IV. DISCUSSÃO

Pode-se constatar, a partir da observação das Figuras 4 e 5, que o algoritmo de compressão de sinais de S-EMG proposto apresentou resultados comparáveis aos de trabalhos relatados na literatura e, a partir dos valores expressos na Tabela I, é notório seu melhor desempenho para a faixa de fatores de compressão até 85%.

A partir destes resultados, pode-se inferir que o perfil logarítmico de alocação de bits ajusta-se de maneira menos satisfatória ao perfil espectral dos coeficientes transformados caso haja forte limitação na quantidade de bits atribuída às sub-bandas, isto é, caso seja necessário conseguir valores de CF ainda maiores. Neste caso, a quantidade de bits atribuída a algumas sub-bandas de maior energia não foi suficiente para manter a precisão requerida pelos coeficientes transformados, o que acarreta maiores erros de quantização e penaliza, assim, a PRD. Para a faixa de valores de CF acima de 85%, o perfil ATH, proposto em [15], forneceu melhores resultados (menor PRD) mostrando que, mesmo sem apresentar caráter adaptativo, a curva tangente hiperbólica foi mais capaz de ajustar-se à forma espectral do sinal transformado.

Em contrapartida, para valores de CF inferiores a 85%, o algoritmo proposto apresentou resultados superiores aos resultados da literatura. Para estes casos, nos quais o limite superior de bits atribuído a cada sub-banda é maior, o algoritmo conseguiu atribuir com eficiência uma alta quantidade de bits às sub-bandas de maior energia e atenuou bem a alocação para os coeficientes de menor energia, o que causou melhor ajuste ao contorno do perfil espectral dos coeficientes transformados. Portanto, para estes casos, o perfil logarítmico adaptativo apresenta-se como a escolha mais apropriada.

Os perfis de alocação de bits definidos em [15], por serem estáticos, são incapazes de adaptar suas curvas a pequenas oscilações do contorno de energia do perfil espectral dos coeficientes da TWD. Desta maneira, em determinados casos, são atribuídos muito mais bits que o necessário, o que leva ao desperdício de bits com informação irrelevante e, em outros casos, são atribuídos menos bits que o necessário para representar de maneira adequada a informação de algumas sub-bandas, o que acarreta, por sua vez, a perda de detalhes do contorno espectral dos coeficientes da TWD. A incapacidade da adaptação em [15] é mais evidente para maiores comprimentos de palavra digital, i.e., menores valores de CF.

## V. CONCLUSÃO

Neste trabalho foi apresentado um algoritmo de compressão de sinais de eletromiografia que faz uso da segmentação do espectro transformado em sub-bandas da TWD e posterior alocação de bits adaptativa. A atribuição de bits é gerada a partir de uma curva logarítmica que leva em conta o conteúdo de energia de cada sub-banda.

Conforme os resultados apresentados puderam atestar, a técnica superou outros autores para boa parte da faixa de avaliação das métricas objetivas. Ademais, deve-se destacar que o algoritmo ora proposto alcança seus resultados com moderado esforço computacional.

Dentre as pesquisas que podem ser realizadas para aumentar a eficiência do algoritmo, está a possibilidade de implementar outros perfis de alocação com ajustes adaptativos, a fim de melhorar sua aproximação ao contorno dos coeficientes no domínio transformado.

## REFERÊNCIAS

- [1] J. A. Norris and D. Lovely, "Real-Time compression of myoelectric data utilizing adaptive differential pulse code modulation," *Medical and Biological Engineering and Computing*, Vol. 33, No. 5, pp. 629-635, ISSN 0140-0118.
- [2] A. P. Guerreiro and C. Mailhes, "On the choice of an electromyogram data compression method," *Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 1558-1561, ISBN 0780342623, Chicago, IL, USA, Oct. 30-Nov. 2 1997.
- [3] P. Wellig, C. Zhenlan, M. Semling and G. S. Moschytz, "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*, ISBN 0780351649, pp. 1303-0306. Honk Kong, China, Oct. 29-Nov. 1 1998.
- [4] 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.
- [5] 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*, pp. 1558-1561, ISBN 0780342623, Chicago, IL, USA, Oct. 30-Nov. 2 1997.
- [6] 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 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp. 1148-1151, ISBN 142440469X, Toulouse, France, May, 2006.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] M. V. C. Costa, J. L. A. Carvalho, P. A. Berger, A. Zagherro, 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.
- [10] M. V. C. Costa, J. L. A. Carvalho, P. A. Berger, A. F. da Rocha, and 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*, Vancouver. 2008. v. 1. p. 2948-2951.
- [11] M. V. C. Costa, J. L. A. Carvalho, P. A. Berger, A. F. da Rocha, and F. A. O. Nascimento, "Novo método para compressão de sinais de EMG usando JPEG2000", In *CBEB 2008 XXI Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica*, Salvador. Anais do XXI Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, v. 1. p. 1-5.
- [12] M. V. C. Costa, J. L. A. Carvalho, P. A. Berger, A. Zagherro, A. F. da Rocha, and 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. p. 1-6.
- [13] W. C. Melo, E.B.L. Filho e W. S. S. Júnior, "Compressão de Sinais Eletromiográficos Baseada em Técnicas de Pré-processamento", In *XXX Simpósio Brasileiro de Telecomunicações*, 2012, Brasília.
- [14] N. E. Pascal, T. M. Lionel, P. Ele and K. I. Basile, "EMG Signal Compression Using 2D Fractal", *International Journal of Advanced & Engineering Reserch (IJATER)*. 2013; v. 3 i. 3, ISSN 22503536.
- [15] M. H. Trabuco, M. V. C. Costa and F. A. O. Nascimento, "S-EMG signal compression based on domain transformation and spectral shape dynamic bit allocation", *Biomedical Engineering Online (Online)*. 2014; 13(22):22-47.
- [16] 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.
- [17] M. H. Trabuco, M. V. C. Costa and F. A. O. Nascimento, "Desempenho de Codificador de Sinais de S-EMG Isométricos para Diversas Quantidades de Sub-bandas da TWD", In *XXIV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica*, 2014, Uberlândia. Anais do CBEB 2014 - XXIV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, 2014. p. 1-4.