



**COMPRESSÃO DE SINAIS DE S-EMG UTILIZANDO  
TÉCNICAS BIDIMENSIONAIS**

**MARCUS VINÍCIUS CHAFFIM COSTA**

**TESE DE DOUTORADO EM ENGENHARIA DE SISTEMAS  
ELETRÔNICOS E DE AUTOMAÇÃO**

**DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

**FACULDADE DE TECNOLOGIA**

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA**

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA  
FACULDADE DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

**COMPRESSÃO DE SINAIS DE S-EMG UTILIZANDO  
TÉCNICAS BIDIMENSIONAIS**

**MARCUS VINÍCIUS CHAFFIM COSTA**

**ORIENTADOR: FRANCISCO ASSIS DE OLIVEIRA NASCIMENTO**

**TESE DE DOUTORADO EM ENGENHARIA DE SISTEMAS  
ELETRÔNICOS E DE AUTOMAÇÃO**

**PUBLICAÇÃO: PPGEA.TD – 099/15**

**BRASÍLIA/DF: 03 – 2014**

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA  
FACULDADE DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

COMPRESSÃO DE SINAIS DE S-EMG UTILIZANDO TÉCNICAS  
BIDIMENSIONAIS

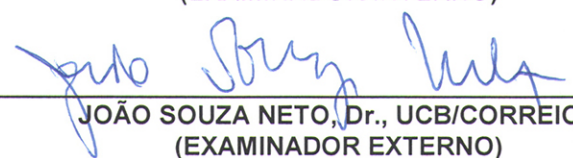
MARCUS VINICIUS CHAFFIM COSTA

TESE DE DOUTORADO SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA DA  
FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA, COMO PARTE DOS  
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR.

APROVADA POR:

  
\_\_\_\_\_  
FRANCISCO ASSIS DE O. NASCIMENTO, Dr., ENE/UNB  
(ORIENTADOR)

  
\_\_\_\_\_  
ADSON FERREIRA DA ROCHA, Dr., FGA/UNB  
(EXAMINADOR INTERNO)

  
\_\_\_\_\_  
JOÃO SOUZA NETO, Dr., UCB/CORREIOS  
(EXAMINADOR EXTERNO)

  
\_\_\_\_\_  
RENATO DA VEIGA GUADAGNIN, Dr., UCB  
(EXAMINADOR EXTERNO)

  
\_\_\_\_\_  
ALEXANDRE R. S. ROMARIZ, Dr., ENE/UNB  
(EXAMINADOR INTERNO)

Brasília, 27 de março de 2014.

## FICHA CATALOGRÁFICA

COSTA, MARCUS VINÍCIUS CHAFFIM

Compressão de Sinais de S-EMG Utilizando Técnicas Bidimensionais [Distrito Federal] 2014.

xviii, 85p., 210 x 297 mm (ENE/FT/UnB, Doutor, Tese de Doutorado – Universidade de Brasília, Engenharia Elétrica, 2014).

TESE DE DOUTORADO – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia. Departamento de Engenharia Elétrica.

- |                                    |                                  |
|------------------------------------|----------------------------------|
| 1. Processamento digital de sinais | 2. Eletromiografia de superfície |
| 3. Compressão de imagens           | 4. Correlação bidimensional      |
| 5. Campos estocásticos             | 6. HEVC                          |
| I. ENE/FT/UnB                      | II. Título (série)               |

## REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

COSTA, M. V. C. (2014). Compressão de Sinais de S-EMG Utilizando Técnicas Bidimensionais. TESE DE DOUTORADO em Engenharia de Sistemas Eletrônicos e de Automação. Publicação PPGEA.TD - 099/15, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 85p.

## CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Marcus Vinícius Chaffim Costa.

TÍTULO DA TESE DE DOUTORADO: Compressão de Sinais de S-EMG utilizando Técnicas Bidimensionais.

GRAU: Doutor ANO: 2014

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta tese de doutorado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte desta tese de doutorado pode ser reproduzida sem autorização por escrito do autor.

---

Marcus Vinícius Chaffim Costa  
Departamento de Engenharia Elétrica, Faculdade de Tecnologia, Universidade de Brasília  
Campus Universitário Darcy Ribeiro, Gleba A  
CEP 70910-900 Brasília – DF – Brasil.

## DEDICATÓRIA

*À minha esposa, Marília,  
aos meus pais, José Carlos e Regina Célia,  
aos meus irmãos, Pedro Henrique, Carla Mariana e Luiz Paulo.*

DILEMA

*Nau prisioneira da bruma  
no imenso inverno polar...  
É impossível navegar.  
Sem advertência nenhuma  
o gelo avança na bruma...  
Mais perigoso é ancorar.*

Helena Kolody

## AGRADECIMENTOS

À minha esposa, Marília Soares de Melo Chaffim, pelo amor, pelo companheirismo, pelo apoio incondicional e por despertar em mim o sorriso nos momentos mais atribulados.

Aos meus pais, José Carlos Mendes Monteiro e Regina Célia Chaffim Costa, e aos meus irmãos, Pedro Henrique Chaffim da Costa, Carla Mariana Chaffim da Costa e Luiz Paulo Gonçalves Monteiro, por me lembrarem do verdadeiro sentido de buscar a superação das adversidades.

Ao meu Professor Orientador, Francisco Assis de Oliveira Nascimento, pela confiança, pela paciência e pela amizade.

Ao amigo e incentivador sempre presente, Professor Alexandre Zaghetto, e aos professores Ricardo Lopes de Queiroz, Adson Ferreira da Rocha, Pedro de Azevedo Berger, Jake Carvalho do Carmo, Wilson Henrique Veneziano, Marcelino Monteiro de Andrade e João Luiz Azevedo de Carvalho, por compartilharem seu conhecimento e engrandecerem minha jornada com contribuições inestimáveis.

Aos professores Alexandre Ricardo Soares Romariz, João Souza Neto e Renato da Veiga Guadagnin, pelos comentários e considerações como examinadores deste trabalho.

Aos colegas do Grupo de Processamento Digital de Sinais, Alberto Delis, Bruno Macchiavello, Camilo Dorea, Diogo Caetano, Edson Mintsu, Eduardo Peixoto, Fabiano Schwartz, Fabiano Soares, Jorge Cormane, Karen França, Luciana Tenório, Marcelo Villegas, Maria do Carmo, Renan Utida e Tiago Alves pelas discussões profícuas e momentos de descontração.

Aos amigos da graduação e do ensino médio, por todos os encontros agradáveis. Em especial, ao Thiago Resende, que tão gentilmente cedeu a foto da Ponte Juscelino Kubitschek, que compõe as figuras sobre transformadas que constam deste trabalho.

Enfim, Àquele que permeia tudo o que há, com a Sua infinita bondade, agradeço hoje e sempre.

## RESUMO

### COMPRESSÃO DE SINAIS DE S-EMG UTILIZANDO TÉCNICAS BIDIMENSIONAIS

**Autor:** Marcus Vinícius Chaffim Costa

**Orientador:** Francisco Assis de Oliveira Nascimento. Dr.

**Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas Eletrônicos e de Automação.**

**Brasília, 27 de março de 2014**

Este trabalho apresenta a aplicação de codificadores bidimensionais para a compressão de sinais de eletromiografia de superfície (S-EMG) adquiridos durante contrações isométricas e dinâmicas. Os dados dos sinais de S-EMG são primeiramente arranjados em uma matriz  $N \times M$ , composta de  $M$  segmentos de sinal com comprimento  $N$ . Então, um pré-processamento é realizado para aumentar a correlação bidimensional da matriz. Isso é alcançado pelo reordenamento das colunas da matriz de modo que a correlação entre as colunas adjacentes seja maximizada. Finalmente, um codificador de entropia é utilizado para comprimir a informação lateral de cabeçalho (a saber, a lista da ordem das colunas na matriz processada e os parâmetros temporais do sinal) e um algoritmo de compressão de imagens normalizado e amplamente adotado é utilizado para reduzir o volume de dados. Na presente proposta são avaliados sinais de S-EMG mensurados no músculo bíceps braquial de quatro voluntários do gênero masculino, saudáveis, durante contrações musculares estáticas (isométricos) e sinais de S-EMG medidos nos músculos vasto medial e vasto lateral de nove voluntários saudáveis (seis homens e três mulheres) realizando atividades dinâmicas (ciclismo). Pode-se demonstrar o aumento da correlação bidimensional, oferecido pelo estágio de pré-processamento proposto, e o aumento da eficiência de compressão, alcançada quando tal estágio é utilizado. A aplicação desta proposta demonstra que a utilização dos codificadores de imagem – algoritmos JPEG2000, H.264/AVC e HEVC – é eficiente para a compressão de sinais de S-EMG. Ademais, foi realizada uma avaliação quantitativa do desempenho destes codificadores com os algoritmos preconizados por Norris *et al.* (2001) e Berger *et al.* (2006).



## ABSTRACT

### S-EMG SIGNAL COMPRESSION USING TWO-DIMENSIONAL TECHNIQUES

**Author: Marcus Vinícius Chaffim Costa**

**Supervisor: Francisco Assis de Oliveira Nascimento, Dr.**

**Graduate Program in Electronic and Automation Systems Engineering.**

**Brasília, 27<sup>th</sup> March 2014**

This work reports the use of two-dimensional data encoders for compression of surface electromyographic (S-EMG) signals measured during isometric and dynamic contractions. The S-EMG data is first arranged into an  $N \times M$  matrix, composed of  $M$  signal segments of length  $N$ . Then, a preprocessing step is used to increase the two-dimensional correlation of this matrix. This is achieved by rearranging the columns of the matrix such that the correlation between adjacent columns is maximized. Finally, entropy encoding is used to compress lateral overhead information (the column-order list in the new matrix and temporal parameters), and an off-the-shelf image compression standard algorithm is used for reducing data size. The proposed approach is evaluated on S-EMG recordings measured on the *biceps brachii* muscle of four healthy male volunteers during isometric exercise and on S-EMG recordings measured on the *vastus lateralis* and *vastus medialis* muscles of nine healthy volunteers (six men, three women) during dynamic (cycling) exercise. We show the increase in two-dimensional correlation provided by the proposed preprocessing stage, and quantitatively demonstrate the improvement in compression efficiency achieved when such stage is used. Using the proposed approach, this work shows that off-the-shelf image encoders — namely the JPEG2000, the H.264/AVC and the HEVC algorithms — are efficient for compression of S-EMG signals. Finally, we quantitatively compare the performance of these algorithms with the S-EMG encoders proposed by Norris *et al.* (2001) and Berger *et al.* (2006).

# SUMÁRIO

|   |           |
|---|-----------|
| <b>1 – INTRODUÇÃO .....</b>                                       | <b>1</b>  |
| 1.1 – COMPRESSÃO DE SINAIS DE ELETROMIOGRAFIA DE SUPERFÍCIE ..... | 2         |
| 1.2 – COMPRESSÃO BIDIMENSIONAL DE SINAIS ELETROFISIOLÓGICOS ..... | 4         |
| 1.3 – PROPOSTA .....  | 5         |
| 1.4 – OBJETIVOS .....   | 6         |
| 1.5 – ESTRUTURA DO TRABALHO .....                                 | 6         |
| <b>2 – ELETROMIOGRAFIA DE SUPERFÍCIE .....</b>                    | <b>8</b>  |
| 2.1 – BREVE HISTÓRICO .....                                       | 8         |
| 2.2 – ELETROMIOGRAFIA INTRAMUSCULAR E DE SUPERFÍCIE .....         | 9         |
| 2.3 – TEMAS DE ANATOMIA E FISIOLOGIA PARA ELETROMIOGRAFIA .....   | 10        |
| 2.3.1 – Unidade motora e potenciais de ação .....                 | 13        |
| 2.4 – CAPTAÇÃO DO ELETROMIOGRAMA DE SUPERFÍCIE .....              | 16        |
| 2.4.1 – Eletrodos .....   | 16        |
| <b>3 – COMPRESSÃO DE SINAIS .....</b>                             | <b>18</b> |
| 3.1 – COMPRESSÃO SEM PERDAS .....                                 | 19        |
| 3.1.1 – Codificador <i>Run-length</i> .....                       | 19        |
| 3.1.2 – Codificador de Huffman .....                              | 20        |
| 3.1.3 – Codificador aritmético .....                              | 21        |
| 3.1.1 – Codificação diferencial .....                             | 22        |
| 3.2 – COMPRESSÃO COM PERDAS .....                                 | 22        |
| 3.2.1 – Métodos diretos .....                                     | 22        |

|  |           |
|--|-----------|
| 3.2.2 – Codificação por transformadas .....  | 23        |
| 3.2.3 – Codificador de imagens JPEG2000 .....  | 27        |
| 3.2.4 – Codificador de imagens H.264/AVC .....   | 28        |
| 3.2.5 – Codificador de imagens HEVC .....  | 29        |
| <b>4 – MODELAGEM BIDIMENSIONAL DE SINAIS DE S-EMG.....</b>   | <b>32</b> |
| 4.1 – SINAIS DE S-EMG 2D COMO CAMPOS ALEATÓRIOS HOMOGENEOS ....  | 33        |
| 4.2 – REORDENAMENTO DO S-EMG 2D USANDO CORRELAÇÃO CRUZADA  | 37        |
| <b>5 – METODOLOGIA.....</b>  | <b>40</b> |
| 5.1 – PROTOCOLOS DE COLETA DOS SINAIS DE S-EMG .....   | 40        |
| 5.1.1 – Sinais de contrações isométricas .....   | 40        |
| 5.1.2 – Sinais de contrações dinâmicas .....   | 41        |
| 5.2 – ALGORITMO IMPLEMENTADO .....   | 43        |
| <b>6 – RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>  | <b>47</b> |
| 6.1 – CRITÉRIOS OBJETIVOS DE AVALIAÇÃO .....   | 47        |
| 6.2 – RESULTADOS QUANTITATIVOS.....  | 48        |
| 6.3 – ANÁLISE DE RECONSTRUÇÕES 1D DO SINAL DE S-EMG.....   | 55        |
| <b>7 – CONCLUSÕES.....</b>   | <b>59</b> |
| <b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>  | <b>60</b> |
| <b>APÊNDICES .....</b>   | <b>75</b> |
| A – RESULTADOS DA COMPRESSÃO BIDIMENSIONAL DO BANCO DE SINAIS DE S-EMG ISOMÉTRICOS SEM E COM o <i>r.p.c.</i> ..... | 76        |

|  |    |
|--|----|
| B – RESULTADOS DA COMPRESSÃO BIDIMENSIONAL DO BANCO DE SINAIS DE S-EMG DINÂMICOS SEM E COM <i>o r.p.c.</i> ..... | 79 |
| C – PUBLICAÇÕES.....   | 82 |
| C.1 – Capítulo de livro publicado.....   | 82 |
| C.2 – Trabalho publicado em periódico internacional .....  | 82 |
| C.3 – Trabalho aceito para publicação em congresso internacional com corpo de revisores.....                     | 83 |
| C.4 – Trabalhos completos publicados em anais de congressos internacionais com corpo de revisores.....           | 83 |
| C.5 – Trabalhos completos publicados em anais de congressos brasileiros com corpo de revisores .....             | 84 |
| C.6 – Publicações prévias.....   | 84 |

## **LISTA DE TABELAS**

Tabela 6.1 – Resultados (PRD média, em %) para S-EMG em atividades isométricas..... 49

Tabela 6.2 – Resultados (PRD média, em %) para S-EMG em atividades dinâmicas..... 52

## LISTA DE FIGURAS

|   |    |
|---|----|
| Figura 2.1 – Tipos de músculos do corpo humano. (modificado – Widmaier <i>et al.</i> , 2008)  | 10 |
| Figura 2.2 – Músculos esqueléticos superficiais. (modificado – Shier <i>et al.</i> , 2010).....   | 11 |
| Figura 2.3 – Organização do músculo esquelético. (modificado – Guyton e Hall, 2006) ..  | 12 |
| Figura 2.4 – Contração de um músculo esquelético. Observa-se a sobreposição dos segmentos de actina e de miosina no estado contraído: (a) esquemático da contração; (b) contração observada ao microscópio (23000x). (modificado – Shier <i>et al.</i> , 2010)..... | 13 |
| Figura 2.5 – Duas unidades motoras. (modificado – Marieb e Hoehn, 2013).....  | 14 |
| Figura 2.6 – Propagação do potencial de ação ao longo do axônio. (modificado – Marieb e Hoehn, 2013) .....  | 14 |
| Figura 2.7 – Esquema da geração de um MUAP. (modificado – Konrad, 2005).....  | 15 |
| Figura 2.8 – Somatório de MUAPTs de diversas unidades motoras que resultam no sinal mioelétrico. (modificado – Konrad, 2005) .....  | 15 |
| Figura 2.9 – Trecho de sinal de S-EMG real mensurado no músculo <i>biceps brachii</i> durante contração voluntária estática (isométrica). .....   | 16 |
| Figura 2.10 – Alterações no sinal de S-EMG de acordo com o posicionamento do eletrodo sobre o músculo. (modificado – De Luca, 1997) .....   | 17 |
| Figura 3.1 – Exemplo de codificador <i>run-length</i> : (a) sinal original; (b) sinal codificado...   | 19 |
| Figura 3.2 – Exemplo de construção de um codificador de Huffman. ....   | 20 |
| Figura 3.3 – Codificação aritmética da mensagem “BACADEA”, com modelo de probabilidade: $p(A)=3/7$ , $p(B)=1/7$ , $p(C)=1/7$ , $p(D)=1/7$ e $p(E)=1/7$ . ....   | 21 |
| Figura 3.4 – Exemplo de codificação diferencial: (a) sinal original; (b) sinal codificado. .  | 22 |
| Figura 3.5 – Exemplo de compressão de imagem baseada em DCT, aplicada em blocos de 8×8 pixels (Q significa quantização). .....  | 24 |
| Figura 3.6 – Exemplo de uma decomposição 2D usando <i>wavelets</i> : (a) passo-a-passo da decomposição em um nível; (b) três níveis de decomposição.....  | 25 |
| Figura 3.7 – Método EZW: (a) estrutura de dependências da árvore; (b) ordem de codificação dos coeficientes. ....   | 26 |
| Figura 3.8 – Divisão das Unidades de Predição (PUs) (modificado – Sullivan <i>et al.</i> , 2012) .....  | 30 |
| Figura 3.9 – Direções dos modos do HEVC- <i>intra</i> (modificado – Sullivan <i>et al.</i> , 2012) ....   | 31 |
| Figura 4.1 – Sinal de S-EMG unidimensional rearranjado em uma matriz bidimensional.   | 33 |

|  |    |
|--|----|
| Figura 4.2 – Campo aleatório bidimensional, $x_s [n,m]$ , mostrando múltiplas realizações de arranjos bidimensionais. ....   | 34 |
| Figura 4.3 – Funções de autocorrelação: (a) computada pelo modelo teórico, usando $\alpha=0.215$ e $\beta=0.95$ ; (b) computada a partir do sinal bidimensional real da Figura 4.1.....  | 36 |
| Figura 4.4 – Efeito do reordenamento de colunas no aumento da correlação bidimensional: (a) sinal de S-EMG 2D antes da aplicação do reordenamento; (b) função de autocorrelação do sinal em (a); (c) sinal de EMG-S 2D após a aplicação do reordenamento; (d) função de autocorrelação do sinal em (c). .... | 38 |
| Figura 5.1 – Diagrama de blocos codificador proposto. O passo de reordenamento por correlação ( <i>r.p.c.</i> , que produz a informação de cabeçalho adicional sobre a lista de índices das colunas) é opcional. ....  | 44 |
| Figura 5.2 – Efeito do reordenamento dos segmentos do sinal de S-EMG em representação 2D: (a) matriz obtida por justaposição direta das janelas do sinal em colunas; (b) matriz processada pelo método de reordenamento por correlação ( <i>r.p.c.</i> ). ....   | 45 |
| Figura 5.3 – Diagrama de blocos do decodificador proposto. O passo de reorganização de colunas (associado à informação de cabeçalho sobre a lista de índices das colunas) é necessário apenas caso opte-se pelo <i>r.p.c.</i> ....   | 45 |
| Figura 6.1 – Comparação de desempenho da compressão (CF x PRD) para sinais isométricos entre os codificadores de imagem JPEG2000, H.264/AVC- <i>intra</i> , e HEVC- <i>intra</i> com e sem o estágio de reordenamento por correlação – <i>r.p.c.</i> ....  | 48 |
| Figura 6.2 – Influência da etapa de pré-processamento ( <i>r.p.c.</i> ) na compressão de sinais de S-EMG em contrações isométricas. ....   | 49 |
| Figura 6.3 – Diferença de desempenho de compressão dos codificadores de imagem para sinais de S-EMG em contrações isométricas em relação a Norris <i>et al.</i> (2001).....  | 50 |
| Figura 6.4 – Diferença de desempenho de compressão dos codificadores de imagem para sinais de S-EMG em contrações isométricas em relação a Berger <i>et al.</i> (2006). ....   | 50 |
| Figura 6.5 – Comparação com do desempenho da compressão (CF x PRD) para sinais dinâmicos entre os codificadores de imagem JPEG2000, H.264/AVC- <i>intra</i> e HEVC- <i>intra</i> sem e com o estágio de reordenamento por correlação – <i>r.p.c.</i> .....   | 52 |
| Figura 6.6 – Influência da etapa de pré-processamento de <i>r.p.c.</i> na compressão de sinais de S-EMG em contrações dinâmicas. ....  | 53 |
| Figura 6.7 – Diferença de desempenho de compressão dos codificadores de imagem para sinais de S-EMG em contrações dinâmicas em relação a Norris <i>et al.</i> (2001). ....   | 54 |

|   |    |
|---|----|
| Figura 6.8 – Diferença de desempenho de compressão dos codificadores de imagem para sinais de S-EMG em contrações dinâmicas em relação a Berger <i>et al.</i> (2006). .....   | 54 |
| Figura 6.9 – Resultados representativos para um segmento de sinal de S-EMG isométrico de 1250 ms (CF=85%): (a) não comprimido; (b) <i>r.p.c.</i> + HEVC- <i>intra</i> ; (c) <i>r.p.c.</i> + JPEG2000; (d) <i>r.p.c.</i> + H.264/AVC- <i>intra</i> ; (e) Erro de reconstrução do HEVC- <i>intra</i> ; (f) Erro de reconstrução do JPEG2000; (g) Erro de reconstrução do H.264/AVC- <i>intra</i> . Em (h), (i) e (j), os respectivos erros de reconstrução foram magnificados em 10 vezes. O erro de reconstrução do HEVC é notoriamente menor que os erros JPEG2000 e do H.264/AVC- <i>intra</i> . ..... | 56 |
| Figura 6.10 – Resultados representativos para um segmento de sinal de S-EMG dinâmico de 1250 ms (CF=85%): (a) não comprimido; (b) <i>r.p.c.</i> + HEVC- <i>intra</i> ; (c) <i>r.p.c.</i> + JPEG2000; (d) <i>r.p.c.</i> + H.264/AVC- <i>intra</i> ; (e) Erro de reconstrução do HEVC- <i>intra</i> ; (f) Erro de reconstrução do JPEG2000; (g) Erro de reconstrução do H.264/AVC- <i>intra</i> . Em (h), (i) e (j), os respectivos erros de reconstrução foram magnificados em 10 vezes. O erro de reconstrução do HEVC é notoriamente menor que os erros JPEG2000 e do H.264/AVC- <i>intra</i> . .....  | 57 |
| Figura A.1 – Sinais de S-EMG em contrações isométricas: resultado da compressão usando o codificador HEVC- <i>intra</i> . .....   | 76 |
| Figura A.2 – Sinais de S-EMG em contrações isométricas: resultado da compressão usando <i>r.p.c.</i> + codificador HEVC- <i>intra</i> . .....   | 76 |
| Figura A.3 – Sinais de S-EMG em contrações isométricas: resultado da compressão usando o codificador JPEG2000. ....   | 77 |
| Figura A.4 – Sinais de S-EMG em contrações isométricas: resultado da compressão usando <i>r.p.c.</i> + codificador JPEG2000. ....   | 77 |
| Figura A.5 – Sinais de S-EMG em contrações isométricas: resultado da compressão usando o codificador H264/AVC- <i>intra</i> . ....  | 78 |
| Figura A.6 – Sinais de S-EMG em contrações isométricas: resultado da compressão usando <i>r.p.c.</i> + codificador H264/AVC- <i>intra</i> . ....  | 78 |
| Figura B.1 – Sinais de S-EMG em contrações dinâmicas: resultado da compressão usando o codificador HEVC- <i>intra</i> . ....  | 79 |
| Figura B.2 – Sinais de S-EMG em contrações dinâmicas: resultado da compressão usando <i>r.p.c.</i> + codificador HEVC- <i>intra</i> . ....  | 79 |
| Figura B.3 – Sinais de S-EMG em contrações dinâmicas: resultado da compressão usando o codificador JEG2000. ....  | 80 |



|  |    |
|--|----|
| Figura B.4 – Sinais de S-EMG em contrações dinâmicas: resultado da compressão usando <i>r.p.c.</i> + codificador JPEG2000. ....                | 80 |
| Figura B.5 – Sinais de S-EMG em contrações dinâmicas: resultado da compressão usando o codificador H264/AVC- <i>intra</i> . ....               | 81 |
| Figura B.6 – Sinais de S-EMG em contrações dinâmicas: resultado da compressão usando <i>r.p.c.</i> + codificador H264/AVC- <i>intra</i> . .... | 81 |

## LISTA DE ABREVIATURAS E SÍMBOLOS

|       |  |
|-------|--|
| ACELP | <i>Algebraic Code Excited Linear Prediction</i>  |
| ADPCM | <i>Adaptive Differential Pulse Code Modulation</i>   |
| AVC   | <i>Advanced Video Coding</i>   |
| CABAC | <i>Context-Adaptive Binary Arithmetic Coding</i> (codificação aritmética binária adaptativa baseada em contexto) |
| CF    | <i>Compression factor</i> (fator de compressão)  |
| CFE   | Cabeça do fêmur  |
| CV    | Contração voluntária   |
| DCT   | <i>Discrete Cosine Transform</i> (transformada discreta de cossenos)   |
| DWPT  | <i>Discrete Wavelet Packet Transform</i>   |
| DWT   | <i>Discrete Wavelet Transform</i> (transformada discreta de <i>wavelets</i> )                                    |
| DPCM  | <i>Differential Pulse Code Modulation</i> (modulação por codificação diferencial de pulsos)                      |
| EBCOT | <i>Embedded Block Coding with Optimized Truncation</i>   |
| ECG   | Eletrocardiografia; Elecardiograma   |
| EEG   | Eletroencefalograma; Eletroencefalograma   |
| EMG   | Eletromiografia; Eletromiograma  |
| EZW   | <i>Embedded Zero-Tree Wavelet</i>  |
| HEVC  | <i>High Efficiency Video Coding</i>  |
| IEC   | <i>International Electrotechnical Commission</i>   |
| ISO   | <i>International Standards Organization</i>  |
| ITU   | <i>International Telecommunication Union</i>   |
| JPEG  | <i>Joint Photographic Experts Group</i>  |
| LPC   | <i>Linear Predictive Coding</i>  |

|               |   |
|---------------|---|
| MPEG          | <i>Motion Picture Experts Group</i>   |
| MCV           | Máxima contração voluntária   |
| MU            | <i>Motor unit</i> (unidade motora)  |
| MUAP          | <i>Motor unit action potential</i> (potencial de ação da unidade motora)                |
| MUAPT         | <i>Motor unit action potential train</i> (trem de potenciais de ação da unidade motora) |
| MSE           | <i>Mean Squared Error</i> (erro quadrático médio)                                       |
| <i>Pixel</i>  | <i>Picture element</i> (elemento da imagem)   |
| PLE           | Porção lateral externa da patela  |
| PLI           | Porção lateral interna da patela  |
| PRD           | <i>Percentage root mean difference</i> (raiz da diferença média quadrática percentual)  |
| PSNR          | <i>Peak Signal-to-Noise Ratio</i>   |
| <i>r.p.c.</i> | reordenamento por correlação  |
| S-EMG         | Eletromiografia de superfície; Eletromiograma de superfície                             |
| SNR           | <i>Signal-to-Noise Ratio</i>  |
| SPIHT         | <i>Set Partitioning in Hierarchical Trees</i>   |
| VCEG          | <i>Video Coding Experts Group</i>   |

## 1 – INTRODUÇÃO

Recentemente, a eletromiografia de superfície (S-EMG) tem atraído um maior interesse de segmentos que lidam com fisioterapia, biomecânica, medicina esportiva e ortopedia. Dois motivos principais podem ser relacionados: primeiro, permite acesso à estrutura e à função muscular por meio de um processo não invasivo e, segundo, as tecnologias associadas à aquisição e ao tratamento dos sinais atingiram um patamar que tornam viáveis pesquisas científicas e aplicações práticas com base na eletromiografia de superfície. Os sinais de eletromiografia tornam-se, assim, de grande importância tanto para o estudo da musculatura humana e quanto para o diagnóstico de diversas patologias neuro-musculares (Basmajian e De Luca, 1985; Merletti e Parker, 2004).

Aplicações em biomecânica associadas à atividades esportivas de ponta podem apresentar protocolos experimentais com duração superior a quinze minutos. A construção de bancos de dados de sinais de S-EMG é importante na medida em que possibilita o desenvolvimento de pesquisas que visam ao entendimento dos processos fisiológicos, a proposta de novos parâmetros objetivos da análise (por exemplo, indicadores de fadiga muscular) (Davies e Reisman, 1994) e a proposição de novos protocolos de treinamento esportivo a fim de atingir o nível de rendimento desejado em menor tempo, mas sem provocar lesões aos atletas.

Entretanto, o armazenamento de grandes quantidades de sinais de S-EMG digitalizados 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. No que diz respeito à transmissão desses sinais, as aplicações de telemedicina demandam grande tempo de alocação do canal de comunicação para a transferência dos dados, do mesmo modo que ocorre com protocolos experimentais desportivos realizados em campo (por exemplo, protocolo experimental em velódromo para ciclismo).

A digitalização de um sinal de S-EMG envolve a amostragem a uma taxa que geralmente varia de 1 kHz a 4 kHz associada à quantização com um comprimento de palavra digital de

dois bytes por amostra (grande parte dos eletromiógrafos comerciais utilizam conversores analógico-digitais de 12 bits a 16 bits).

Desta forma, percebe-se que lidar com o grande volume de dados oriundo de sinais de S-EMG ainda é um desafio, uma vez que a quantidade de dados a serem transmitidos ou armazenados cresce com a taxa de amostragem, a profundidade de bits da palavra digital, a quantidade de canais, o número de indivíduos, a duração dos sinais, dentre outros fatores (Berger, 2006).

## **1.1 – COMPRESSÃO DE SINAIS DE ELETROMIOGRAFIA DE SUPERFÍCIE**

Neste contexto, torna-se extremamente importante aplicar técnicas de compressão aos sinais de eletromiografia de superfície. O propósito deste trabalho é justamente realizar a codificação do sinal de S-EMG com a menor quantidade de bits possível para uma representação eficiente da forma de onda do sinal, preservando-o de degradação excessiva.

A compressão de sinais tem por objetivo reduzir o número de bits necessários para representar determinada informação. Contudo, em se tratando de sinais biomédicos, é essencial conseguir uma representação de qualidade do sinal reconstruído, mesmo que isso implique em conseguir menores taxas de compressão. Pesquisas têm sido feitas sobre a compressão de diversos tipos de sinais biomédicos, ou, mais especificamente, eletrofisiológicos (Naït-Ali e Cavaro-Ménard, 2008), como o eletrocardiograma (ECG) (Hilton, 1997; Lu *et al.*, 2000; Miaou e Chao, 2005) e o eletroencefalograma (EEG) (Antoniol e Tonella, 1997). Porém, até há muito pouco tempo, uma quantidade comparativamente pequena de trabalhos havia abordado o problema da compressão de sinais de eletromiografia, em especial os de superfície.

A técnica de codificação ADPCM (do inglês, *Adaptive Differential Pulse Code Modulation*) foi aplicada à compressão de sinais EMG por Norris e Lovely (1995). Métodos de compressão sem perda foram comparados a outros baseados em transformadas ortogonais por Guerrero e Mailhes (1997). Observou-se que o desempenho dos métodos baseados em transformadas ortogonais foi superior considerando os parâmetros taxa de compressão e relação sinal-ruído. Um algoritmo de codificação dos coeficientes da transformada de *wavelets*, conhecido como EZW (do inglês, *Embedded Zero-Tree*

*Wavelet*) foi utilizado para compressão de sinais de EMG por Wellig *et al.* (1998) e também por Norris *et al.* (2001 e 2003). Wellig *et al.* (1998) realizaram testes de seu algoritmo apenas com sinais isométricos, enquanto Norris *et al.* (2001 e 2003) incluíram também sinais de esforços dinâmicos em sua análise.

Após esses estudos, foram aplicados outros métodos de compressão com perdas aos sinais mioelétricos. Gronfors e Päivinen (2005 e 2006) utilizaram diferentes métodos de quantização vetorial, avaliando o efeito da compressão sobre parâmetros clínicos de interesse. Carotti *et al.* (2005 e 2006) aplicaram tanto a sinais de EMG simulados, quanto a sinais coletados em esforços isométricos, uma codificação por meio de métodos de predição linear amplamente utilizados para codificação de voz, como LPC (do inglês, *Linear Predictive Coding*), que é baseado em um modelo auto-regressivo do sinal, e ACELP (do inglês, *Algebraic Code Excited Linear Prediction*) e avaliaram vários índices espectrais e estatísticos dos sinais.

Além destes métodos, a transformada discreta de *wavelets*, ou DWT (do inglês, *Discrete Wavelet Transform*), aplicada à codificação de sinais de EMG seguiu atraindo grande interesse da comunidade científica (Berger, 2002). Berger *et al.* (2006 e 2007) propuseram um algoritmo de compressão de sinais de EMG utilizando a DWT e um esquema de alocação dinâmica de bits de seus coeficientes por meio de redes neurais, no caso, um mapa auto-organizável de Kohonen.

A otimização da base usada na DWT é o foco de várias pesquisas. Nielsen *et al.* (2006a, 2006b) buscaram maximizar a qualidade do sinal reconstruído aplicando o algoritmo EZW a uma DWT cuja base *wavelet* era reconstruída de maneira adaptativa, de forma que se tornasse otimizada para determinado sinal. Seus resultados contemplaram tanto sinais de EMG como sinais eletrocardiográficos (ECG) e eletroencefalográficos (EEG).

Mais recentemente, Brechet *et al.* (2007) adotaram procedimentos similares a Nielsen *et al.* (2006a), mas substituíram a transformada discreta de *wavelets* por uma abordagem baseada na DWPT (do inglês, *Discrete Wavelet Packet Transform*). Paiva *et al.* (2008) também propuseram uma compressão adaptativa de S-EMG usando filtros de *wavelet* otimizados.

Carotti *et al.* (2007) repetiram experimentos usando métodos de predição linear semelhantes aos já mencionados para o caso de sinais eletromiográficos multicanal (arranjo linear de eletrodos). Em outros trabalhos, Carotti *et al.* (2008 e 2009) abordaram o caso multidimensional (matrizes de eletrodos) utilizando técnicas correlatas. Cavalcante e Da Silva (2009) propuseram um algoritmo de compressão de sinais de eletromiografia a partir de modificações em em um codificador de voz 3G.

A técnica de compressão de sinais de S-EMG baseada em padrões recorrentes, proposta por Filho *et al.* (2008a), apresentou desempenho bastante satisfatório em termos de ganho de compressão *versus* relação sinal-ruído para protocolos experimentais com sinais isométricos. Contudo, seu elevado custo computacional (Francisco *et al.*, 2011) é superior ao das técnicas que utilizam transformadas de *wavelet* e além disso é dependente do tamanho e do comportamento espectral do banco de sinais. Chan (2011) usou o codificador de áudio MP3 para compressão de sinais mioelétricos. Salman *et al.* (2011) e Dixon *et al.* (2012) aplicaram a técnica de *compressive sensing* à compressão de sinais de S-EMG.

## **1.2 – COMPRESSÃO BIDIMENSIONAL DE SINAIS ELETROFISIOLÓGICOS**

Por outro lado, diversos artigos têm sido publicados a respeito da utilização de métodos concebidos originalmente para codificação de imagens sendo aplicados a sinais eletrofisiológicos, sobretudo no caso de sinais de ECG. Diversas referências (Lu *et al.*, 2000; Pooyan *et al.*, 2004; Moazami-Goudarzi *et al.*, 2005; Miaou e Chao, 2005; Rezazadeh *et al.*, 2005; Tai *et al.*, 2005; Sharifahmadian *et al.*, 2006) aplicaram métodos de codificação bidimensional de ECG baseados em transformada discreta de *wavelets* seguida do algoritmo SPIHT (do inglês, *Set Partitioning in Hierarchical Trees*).

Uma das técnicas mais bem sucedidas na compressão de imagens, o JPEG2000 (Marcellin *et al.*, 2000; Taubman e Marcellin, 2002; Adams, 2002), também tem se mostrado eficiente na compressão sinais de ECG em estudos recentes (Bilgin *et al.*, 2003 e 2004; Chou *et al.*, 2006). O codificador de vídeo H.264/AVC (Wiegand *et al.*, 2003; Sullivan *et al.*, 2004; Richardson, 2010) foi utilizado com o mesmo propósito por Filho *et al.* (2008b), sendo aplicado a apenas uma imagem estática.

Não obstante, tais codificadores de imagem ainda não haviam sido testados na compressão de sinais de EMG até a iniciativa desta pesquisa. Melo *et al.* (2012a, 2012b) adotam uma abordagem semelhante à desenvolvida neste trabalho, mas usam métodos alternativos de pré-processamento. Outras técnicas 2D que utilizam transformadas e fractais aparecem em publicações recentes (Pascal *et al.*, 2013a, 2013b, 2013c).

No que diz respeito ao desenvolvimento aqui apresentado, é importante ressaltar que o codificador de imagens JPEG2000, que já foi usado eficientemente para compressão de sinais de ECG, e os codificadores H.264/AVC e HEVC, originalmente propostos para compressão de vídeo, não haviam sido utilizados para compressão de sinais de EMG até a iniciativa deste trabalho.

### **1.3 – PROPOSTA**

Este trabalho investiga a viabilidade da abordagem bidimensional na compressão de sinais de S-EMG. Neste escopo, cabe verificar se a utilização de padrões de codificação de imagens pode proporcionar benefícios à compressão dos sinais de EMG. Tais padrões são amplamente estabelecidos e utilizados e implementações rápidas e confiáveis desses algoritmos estão prontamente disponíveis em vários sistemas operacionais, ferramentas computacionais e sistemas portáteis. Estes aspectos poderiam ser bastante positivos na implementação de bancos de dados de sinais de EMG, bem como em aplicações na área de telemedicina.

Para tanto, discute-se a aplicação de codificadores bidimensionais para a compressão de sinais de eletromiografia de superfície (S-EMG) adquiridos durante contrações isométricas e dinâmicas. Os dados dos sinais de S-EMG são primeiramente arranjados em uma matriz  $N \times M$ , composta de  $M$  segmentos de sinal com comprimento  $N$ . Então, é adotada uma metodologia que visa aumentar a correlação bidimensional da matriz. Isso é alcançado pelo reordenamento dos segmentos de S-EMG da matriz de modo que a correlação cruzada entre segmentos adjacentes seja maximizada após o processamento. Finalmente, um codificador de entropia é utilizado para comprimir a informação lateral de cabeçalho (a saber, a informação sobre a faixa dinâmica do sinal original e a lista da ordem dos segmentos na nova matriz) e um dos algoritmos padronizados e amplamente adotados para compressão de imagens é utilizado para reduzir o volume de dados.



## **1.4 – OBJETIVOS**

Na presente proposta são considerados sinais de eletromiografia de superfície a fim de avaliar a viabilidade da abordagem bidimensional na compressão de S-EMG. Pretende-se desenvolver um pré-processamento para aumentar a correlação bidimensional da matriz de S-EMG de um canal de coleta e determinar se há algum consequente aumento da eficiência de compressão, alcançada caso tal estágio seja efetivamente utilizado. A aplicação desta proposta procura verificar quais os benefícios para compressão de sinais de S-EMG que a utilização de codificadores de imagem – algoritmos JPEG2000, H.264/AVC e HEVC – podem proporcionar, se considerados parâmetros objetivos tanto de compactação do sinal quanto de qualidade do sinal reconstruído. Ademais, propõe-se uma avaliação quantitativa do desempenho destes codificadores com e sem a aplicação do estágio de pré-processamento desenvolvido. E, além disso, é escopo deste trabalho implementar um codificador de sinais bidimensionais capaz de comprimir tanto sinais de S-EMG captados em contrações isométricas quanto aqueles provenientes de atividades dinâmicas.

## **1.5 – ESTRUTURA DO TRABALHO**

O texto tem início com este capítulo introdutório, seguido de uma breve explanação, no Capítulo 2, sobre o sinal de eletromiografia de superfície e seu histórico, determinação das diferenças entre a eletromiografia de agulha e a S-EMG, além de aplicações atuais da eletromiografia de superfície. Alguns temas de anatomia e de fisiologia para eletromiografia são apresentados, como a unidade motora, recrutamento de unidades motoras e captação do eletromiograma de superfície.

O Capítulo 3 aborda alguns temas relacionados à codificação de sinais, incluindo tópicos sobre compressão de sinais bidimensionais. São apresentados conceitos de codificação com e sem perdas, assim como codificadores baseados em transformadas, e ainda as definições de algumas transformada discretas. Há exemplos de transformada de *wavelets* e transformada de cossenos e suas aplicações em algoritmos de compressão de sinais bidimensionais, e, por fim, uma breve explanação sobre os padrões de compressão de imagens digitais JPEG2000, H.264/AVC e HEVC em modo intra-quadros (no qual apenas uma imagem estática é codificada).

Em seguida, o Capítulo 4 discute a viabilidade da compressão em duas dimensões dos sinais de S-EMG a partir da perspectiva do modelamento desses sinais como campos aleatórios. Adiante, é mostrada a metodologia de processamento de sinais para a estimativa da correlação no caso bidimensional e sua posterior maximização usando o reordenamento das colunas.

O Capítulo 5 trata dos protocolos dos sinais utilizados neste trabalho, exhibe o resumo do algoritmo de compressão desenvolvido e apresenta os algoritmos implementados.

O Capítulo 6 abre espaço para a apresentação dos resultados, e discussões acerca do desempenho do algoritmo de que trata a presente tese, bem como o estabelecimento de comparações dos resultados deste trabalho com os de trabalhos correlatos.

Por fim, o Capítulo 7 destina-se à exposição das conclusões, destaca os aspectos mais relevantes do trabalho e estabelece perspectivas de trabalhos futuros.

## **2 – ELETROMIOGRAFIA DE SUPERFÍCIE**

A eletromiografia é o estudo das funções musculares por meio da investigação do sinal elétrico proveniente da musculatura. O movimento próprio é o sinal primordial da vida animal. Por esta e por outras razões, o homem sempre apresentou curiosidade em relação aos órgãos da locomoção de seu corpo e dos outros seres. De fato, alguns dos primeiros experimentos científicos conhecidos tinham interesse nos músculos e suas funções.

### **2.1 – BREVE HISTÓRICO**

O revigoramento da ciência durante a Renascença fez a curiosidade pela musculatura tornar-se inevitável. Leonardo da Vinci, por exemplo, dedicou-se sobremaneira à análise dos músculos e de suas funções, realizando dissecações e confeccionando atlas da musculatura humana, fato que o fez ser considerado o pai da anatomia moderna (Basmajian e De Luca, 1985).

Durante os anos seguintes, uma série de cientistas renovou o interesse pelos músculos. A primeira dedução lógica de que os músculos geram eletricidade foi realizada pelo italiano Francesco Redi, em 1666, cujas suspeitas eram de que o choque da arraia tinha origens musculares. O primeiro a observar a relação entre contração muscular e eletricidade, no ano de 1791, foi o médico Luigi Galvani, que despolarizou os músculos das pernas de uma rã tocando-os com uma haste metálica. Muitos logo confirmaram os experimentos de Galvani. Entretanto, o físico Alessandro Volta, em 1793, questionou tais experimentos, após ter provado que diferentes metais em contato com um eletrólito (como aqueles encontrados nos tecidos musculares) são capazes de gerar corrente elétrica (Basmajian e De Luca, 1985). O aparato experimental usado por Volta para demonstrar seus conceitos incluiu a criação da primeira bateria elétrica, que ficou conhecida como pilha voltaica (Nicoletis, 2011).

Os resultados de Volta foram tão contundentes que o conceito de eletricidade animal não foi cogitado por quatro décadas. Em 1838, de posse do então recém concebido galvanômetro, Carlo Matteucci finalmente provou que, de fato, correntes elétricas são geradas no interior dos músculos. O trabalho de Matteucci atraiu o interesse do francês Du

Bois-Reymond, que, em 1849, foi pioneiro em relatar a detecção de sinais elétricos emanados de músculos humanos (Basmajian e De Luca, 1985). H. Piper é considerado o primeiro cientista a estudar o sinal eletromiográfico (Merletti e Parker, 2004), já que, em 1912 aplicou eletrodos metálicos de superfície e obteve medidas para a musculatura humana. Em 1924, Gasser e Erlanger realizaram investigações similares utilizando um osciloscópio de tubo de raios catódicos e conseguiram visualizar os sinais dos músculos (Basmajian e De Luca, 1985). Quatro anos mais tarde, Proebster observou sinais gerados por músculos sem inervação e inaugurou o campo da eletromiografia clínica (Merletti e Parker, 2004).

O aperfeiçoamento do aparato eletrônico fez crescer o uso da eletromiografia entre anatomistas, cinesiologistas e ortopedistas ainda na primeira metade do século XX, quando a eletromiografia de superfície foi aplicada em técnicas de relaxamento, análise de movimentos e pesquisas de patologias neuromusculares (Basmajian e De Luca, 1985). Nas décadas mais recentes, com a disponibilidade de computadores com poderosa capacidade de processamento, foi possível realizar a decomposição de sinais de eletromiografia de agulha em seus constituintes básicos, os trens de potenciais de ação da unidade motora. O uso de computadores também permitiu o desenvolvimento de modelos e simulações no estudo do sinal de EMG, além de ter possibilitado a análise espectral e outras técnicas de processamento de sinais eletromiográficos, o que melhorou o entendimento da fisiologia do músculo, dos parâmetros da fadiga e das disfunções e dores musculares (Merletti e Parker, 2004).

## **2.2 – ELETROMIOGRAFIA INTRAMUSCULAR E DE SUPERFÍCIE**

Atualmente, as técnicas de eletromiografia intramuscular e de superfície são complementares e integradas uma à outra: ambas são ferramentas importantes de investigação fisiológica. A primeira, que se utiliza de agulhas ou microeletrodos inseridos diretamente no interior do músculo (motivo pelo qual é dita invasiva), é mais adequada e largamente aceita para aplicações clínicas (Brown, 1985), porém causa dor e desconforto ao paciente.

A eletromiografia de superfície, também conhecida como eletromiografia não-invasiva (por se valer de eletrodos metálicos, usualmente do tipo Ag/AgCl, colocados sobre a pele),

tem maior aplicação em ramos como *biofeedback*, controle de próteses, ergonomia, medicina ocupacional e do esporte e análise de movimento. Essa versatilidade da S-EMG se deve ao fato de permitir o acesso frequente e indolor às funções neuromusculares. A extração de parâmetros de relevância clínica a partir do sinal de S-EMG é bastante intrincada, o que ajuda a explicar o conhecimento pouco aprofundado que se tem deste sinal se compararmos, por exemplo, ao entendimento alcançado no estudo da eletrocardiografia (Merletti e Parker, 2004). Ainda assim, mesmo para avaliar parâmetros de esforços realizados em ambiente subaquático (Veneziano, 2006), a eletromiografia de superfície mostrou-se um instrumento de grande relevância.

### 2.3 – TEMAS DE ANATOMIA E FISIOLOGIA PARA ELETROMIOGRAFIA

A fim de compreender a natureza do sinal de EMG, é importante primeiramente entender a fisiologia muscular e a forma como os músculos produzem sinais bioelétricos. Existem três tipos de músculos no organismo humano (Figura 2.1): (a) músculo esquelético, também conhecido como músculo voluntário, devido ao seu controle volitivo; (b) músculo cardíaco, que é o tecido especializado do coração, com características bastante peculiares; e (c) o músculo liso, conhecido como músculo involuntário, cujo controle ocorre de maneira inconsciente. Este último recobre a superfície interna dos órgãos e é responsável por funções como a compressão esofágica durante a deglutição e o controle do fluxo sanguíneo para os tecidos.

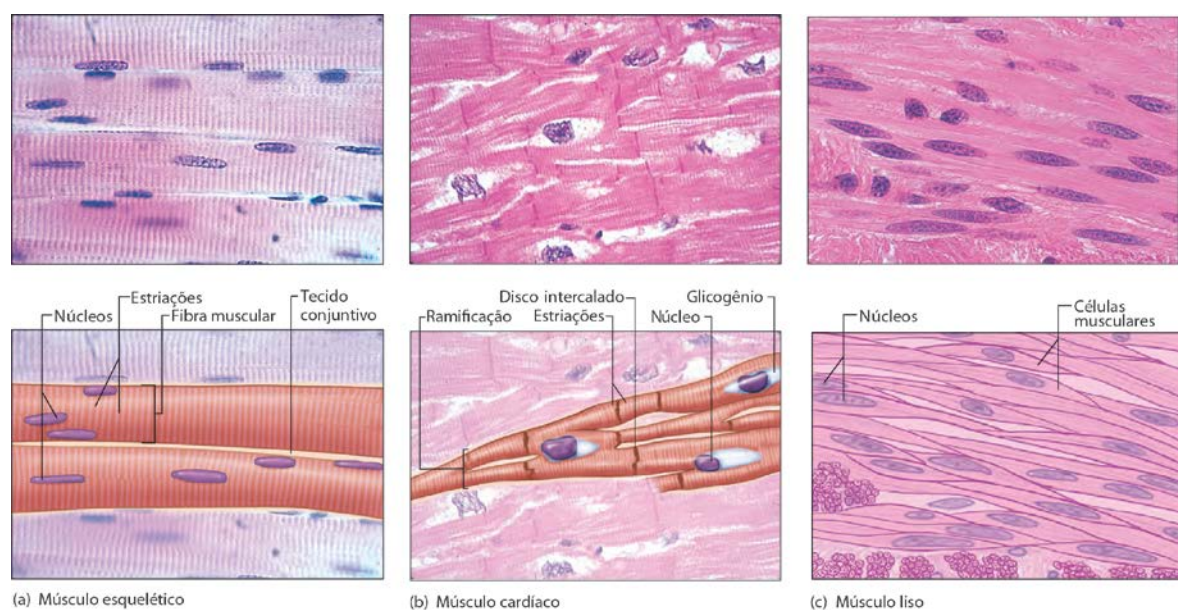


Figura 2.1 – Tipos de músculos do corpo humano. (modificado – Widmaier *et al.*, 2008)

Os músculos esqueléticos, objeto de estudo da eletromiografia, estão ligados direta ou indiretamente (via tendões) aos ossos, e trabalham em pares antagônicos (enquanto um músculo do par se contrai o outro, que causa o deslocamento oposto da articulação, relaxa) de forma a produzir os mais variados movimentos. A musculatura esquelética compreende aproximadamente quarenta por cento da massa corporal humana, porcentagem que pode variar de acordo com a idade, o gênero e a regularidade da prática de atividades físicas (Aires, 2012).

Os seres humanos possuem centenas de músculos esqueléticos, que diferem em forma e tamanho de acordo com a tarefa que desempenham (Aires, 2012). Alguns destes músculos (os superficiais) estão representados na Figura 2.2.

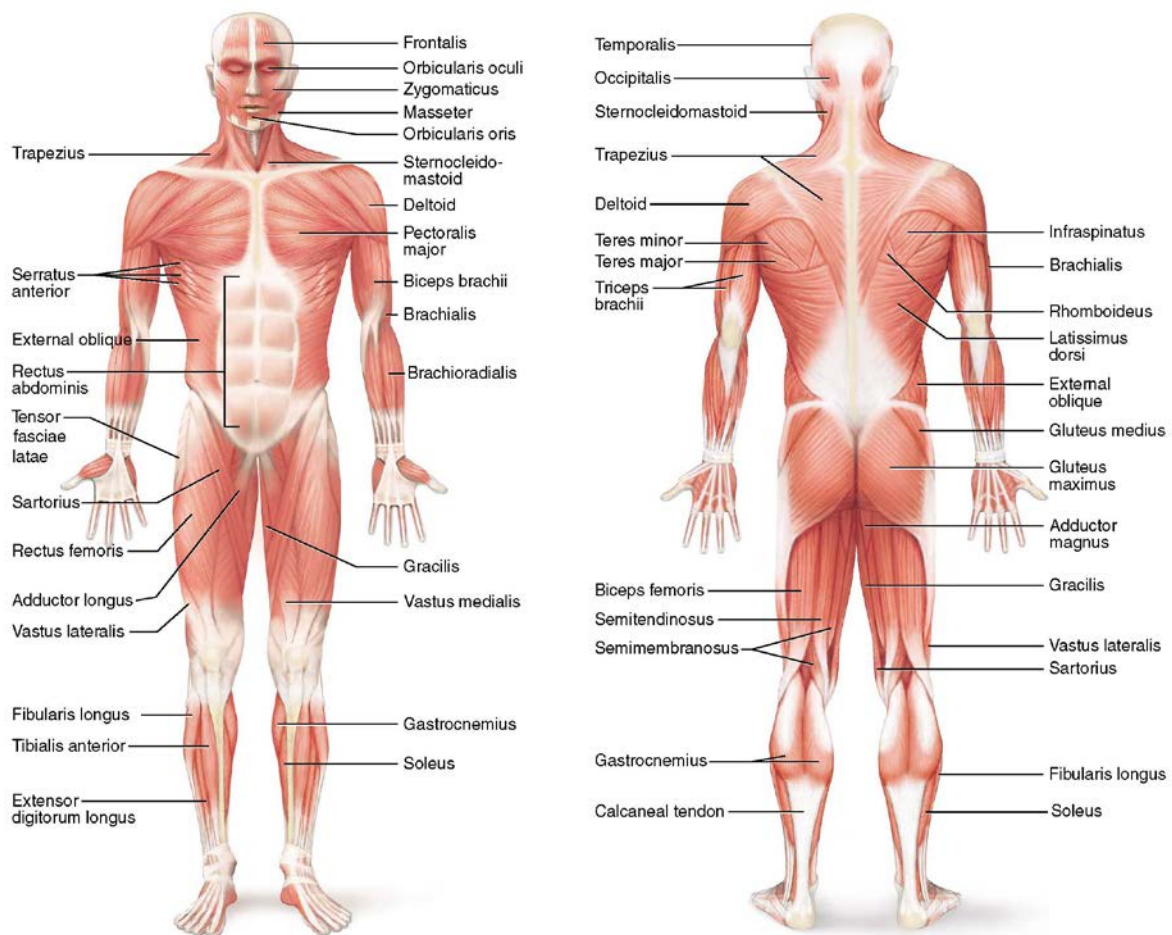


Figura 2.2 – Músculos esqueléticos superficiais. (modificado – Shier *et al.*, 2010)

A estrutura básica do músculo é denominada sarcômero. No interior dos músculos (Figura 2.3) há o deslizamento de compartimentos que contêm fibras musculares, as quais são

constituídas por miofibrilas. As miofibrilas são aglomerados muito bem organizados de determinadas proteínas, como a actina e a miosina, que estão parcialmente superpostas. Estas proteínas são levadas a deslizar uma em direção à outra, o que constitui o processo contrátil das miofibrilas, caracterizando a contração muscular.

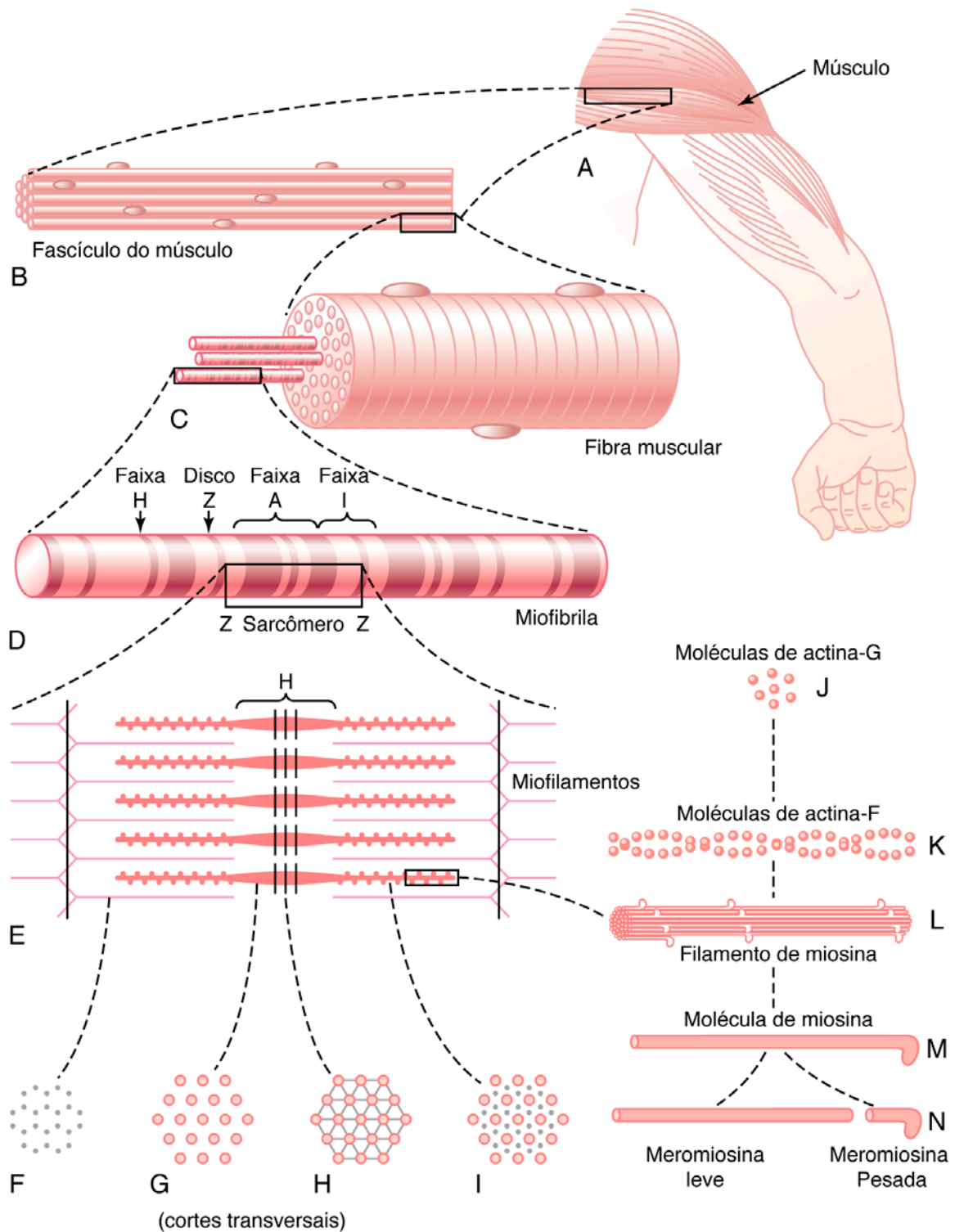


Figura 2.3 – Organização do músculo esquelético. (modificado – Guyton e Hall, 2006)

O arranjo dos filamentos de actina e miosina na fibra faz com que o músculo esquelético apresente estrias, por isso esse músculo é também chamado de estriado. A Figura 2.4 mostra em detalhe a contração de um músculo esquelético, na qual se pode observar claramente a sobreposição por miosina (mais escura) das regiões nas quais a actina (mais clara) é predominante.

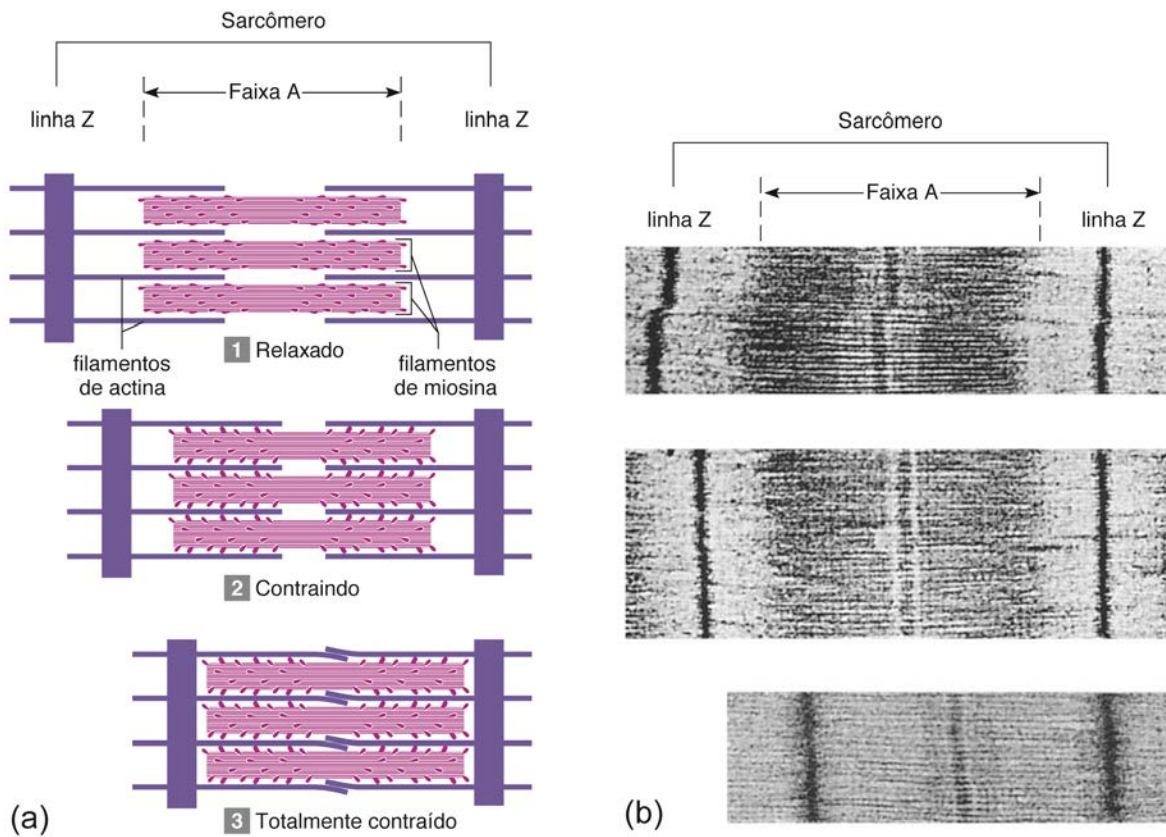


Figura 2.4 – Contração de um músculo esquelético. Observa-se a sobreposição dos segmentos de actina e de miosina no estado contraído: (a) esquemático da contração; (b) contração observada ao microscópio (23000x). (modificado – Shier *et al.*, 2010)

### 2.3.1 – Unidade motora e potenciais de ação

No músculo esquelético humano normal, as fibras musculares não se contraem individualmente, mas em pequenos grupos chamados de unidades motoras ou MU (do inglês, *Motor Unit*) (Basmajian e De Luca, 1985). Uma unidade motora, como na Figura 2.5, é constituída por um neurônio motor, suas junções neuromusculares e as fibras musculares inervadas por este neurônio (Marieb e Hoehn, 2013). Assim, a unidade motora é o menor constituinte funcional do músculo estriado (Basmajian e De Luca, 1985).



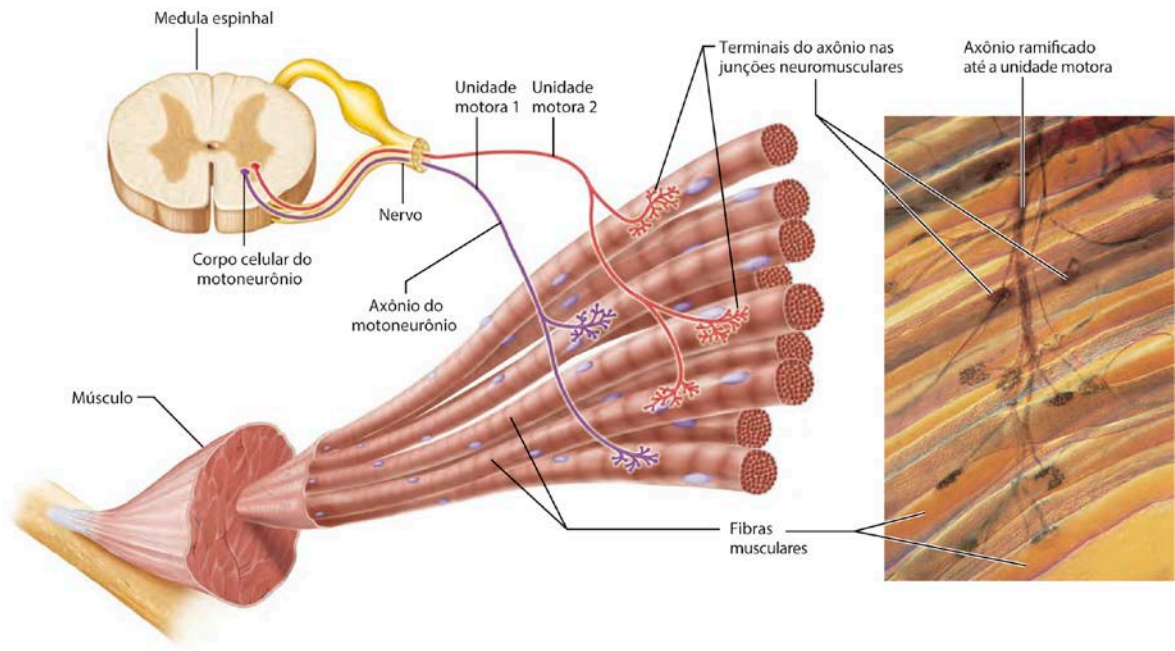


Figura 2.5 – Duas unidades motoras. (modificado – Marieb e Hoehn, 2013)

Ao impulso que tem origem no neurônio motor e se propaga ao longo do axônio do nervo espinhal chegando até a fibra muscular chamamos potencial de ação motor (Figura 2.6), que é o responsável por iniciar o processo de contração muscular. Esse impulso, ao chegar às fibras musculares, gera o potencial de ação muscular (Aires, 2012).

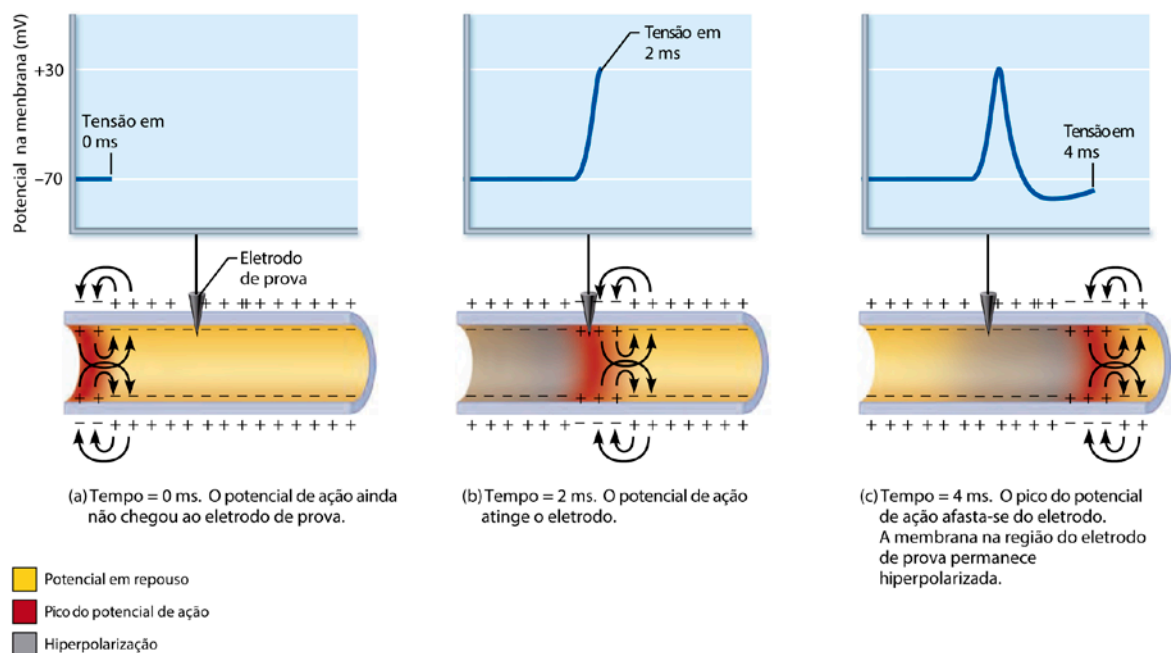


Figura 2.6 – Propagação do potencial de ação ao longo do axônio. (modificado – Marieb e Hoehn, 2013)

A onda gerada na junção neuromuscular devido à excitação do conjunto das fibras de uma unidade motora é chamado de potencial de ação da unidade motora (MUAP, do inglês *Motor Unit Action Potential*), conforme representado na Figura 2.7, que se propaga ao longo da fibra muscular (Basmajian e De Luca, 1985).

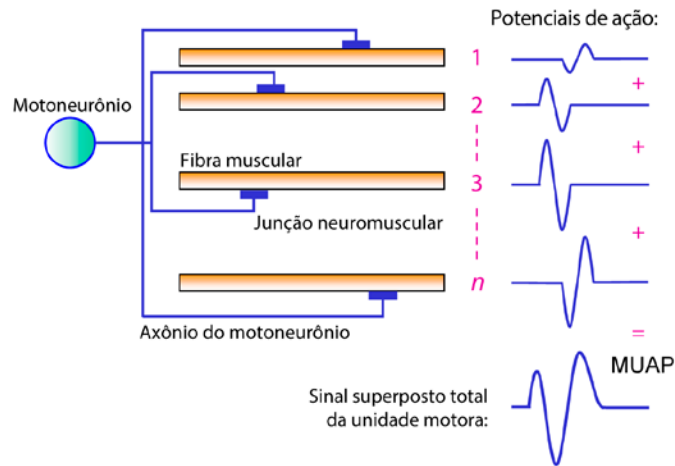


Figura 2.7 – Esquema da geração de um MUAP. (modificado – Konrad, 2005)

Cada unidade motora gera uma sequência de MUAPs em instantes aleatórios, à qual se convencionou referenciar pela expressão “trem de potenciais de ação da unidade motora” ou MUAPT (do inglês, *Motor Unit Action Potential Train*). A Figura 2.8 mostra uma série de MUAPTs que contribuem para formar o sinal mioelétrico.

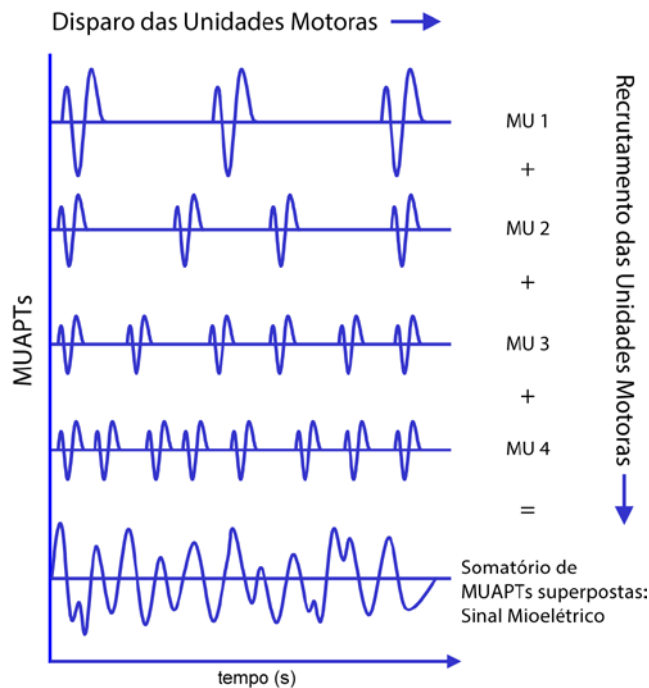


Figura 2.8 – Somatório de MUAPTs de diversas unidades motoras que resultam no sinal mioelétrico. (modificado – Konrad, 2005)

## 2.4 – CAPTAÇÃO DO ELETROMIOGRAMA DE SUPERFÍCIE

A eletromiografia está baseada justamente na captação extracelular do sinal mioelétrico. No caso específico de sinais de S-EMG, como o da Figura 2.9, o sinal captado será o registro do somatório de um grande número de MUAPTs, que, por serem acionadas assincronamente, constituem um sinal aleatório de alta complexidade (Reaz *et al.*, 2006).

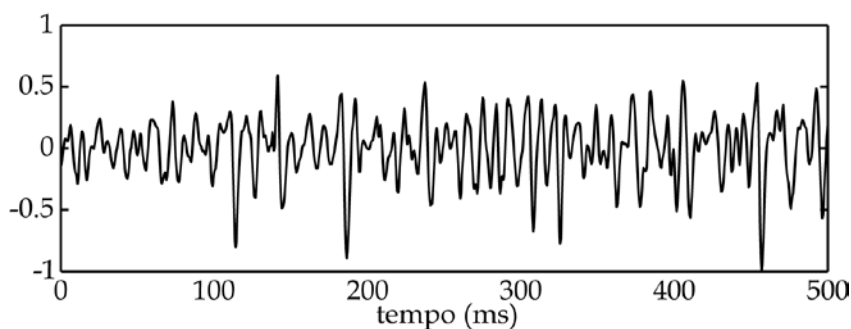


Figura 2.9 – Trecho de sinal de S-EMG real mensurado no músculo *biceps brachii* durante contração voluntária estática (isométrica).

De Luca (2002) faz notar que este é um sinal estocástico por natureza. Bruce (2002) também disserta a esse respeito. A extração de informações clinicamente relevantes a partir dos sinais de S-EMG é um desafio adicional, o que explica em parte o fato de o conhecimento acerca deste sinal não ser, comparativamente, tão difundido quanto aquele estabelecido, por exemplo, no campo da eletrocardiografia (Merletti e Parker, 2004).

### 2.4.1 – Eletrodos

A captação do S-EMG é realizada por meio de eletrodos que devem ser selecionados em formato, dimensão e material apropriados para o registro do sinal com o mínimo de interferência. O contato do eletrodo de superfície com a pele deve ser feito o mais contínua e suavemente possível, pois pressão demasiada sobre o músculo ou movimentação relativa entre eletrodo e a pele pode invalidar toda a coleta do sinal.

Os eletrodos bipolares são construídos para amplificar a diferença de sinal entre dois eletrodos que captam a atividade elétrica oriunda de um mesmo sítio de ação muscular, com o auxílio de um eletrodo passivo colocado sobre uma zona de pouca inervação para servir-lhe de referência. Esta configuração consegue rejeitar grande parte do ruído que seria captado com um eletrodo monopolar.

Entretanto, os eletrodos não podem ser posicionados em qualquer lugar sobre o músculo, pois a captação em diferentes pontos acarreta alterações tanto na amplitude quanto no espectro de potência do sinal eletromiográfico, como podemos perceber pela Figura 2.10.

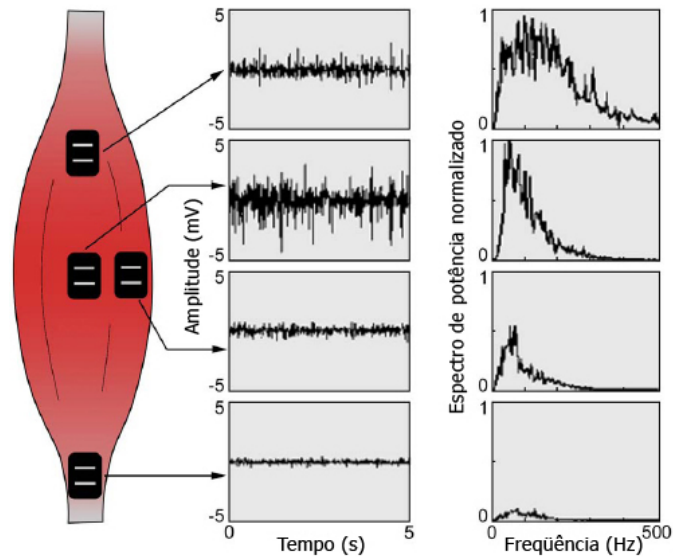


Figura 2.10 – Alterações no sinal de S-EMG de acordo com o posicionamento do eletrodo sobre o músculo. (modificado – De Luca, 1997)

Neste capítulo foram abordados temas sobre a eletromiografia, um breve histórico foi apresentado, assim como os tipos de EMG, dando ênfase à eletromiografia de superfície. O próximo capítulo aborda alguns conceitos de codificação de sinais pertinentes à compressão de sinais biomédicos.

### **3 – COMPRESSÃO DE SINAIS**

A digitalização de sinais biomédicos tem sido utilizada para diversas aplicações, como o monitoramento ambulatorial, transmissão por via telefônica, armazenamento de banco de dados, dentre outras várias utilizações em saúde e engenharia biomédica. Essas aplicações têm colaborado no diagnóstico, cuidados terapêuticos aos pacientes e tratamento remoto. Um exemplo é a transmissão digital de sinais de ECG da residência do paciente ou ambulância até o hospital. Isso tem-se mostrado bastante útil no diagnóstico cardiológico.

Sinais biomédicos (Sörnmo e Laguna, 2005) necessitam ser armazenados ou transmitidos utilizando uma alta quantidade de amostras por segundo e com um grande número de bits por amostra a fim de garantir a fidedignidade do formato da onda, necessária, por exemplo, à inspeção visual. A utilização de técnicas de compressão de sinais é fundamental para a redução de custos e para a viabilidade de se armazenar e transmitir sinais biomédicos.

O objetivo de qualquer técnica de compressão de sinais é a redução da quantidade de bits utilizados para representar a informação. Essa condição deve ser atingida, entretanto, preservando as características constitutivas das ondas. Teoricamente, a compressão de sinais é o processo pelo qual as informações redundantes contidas no sinal são detectadas e, idealmente, eliminadas.

O trabalho de Shannon (1949) estabeleceu conceitos importantes para a Teoria da Informação, na qual se fundamenta a compressão de sinais. Shannon (1951) definiu redundância como a medida do quanto é possível comprimir a representação dos símbolos de determinada fonte caso seja usado o melhor código possível para representá-los.

A compressão de sinais tem sido amplamente estudada nas últimas décadas (Jayant e Noll, 1984; Gersho e Gray, 1992; Salomon, 2006; Shi e Sun, 2008; Pereira, 2009; Pearlman e Said, 2011; Woods, 2011; Sayood, 2012). As técnicas de compressão são classificadas em duas categorias: compressão com e sem perdas. A compressão sem perdas significa que o sinal decodificado é matematicamente idêntico ao sinal original. Na compressão com perdas, uma quantidade controlada de distorção é permitida. Em geral, técnicas de compressão com perda alcançam maiores taxas de compressão que as técnicas sem perda.

### 3.1 – COMPRESSÃO SEM PERDAS

As técnicas de compressão de sinais sem perda são menos eficientes no que diz respeito à taxa de compressão que as técnicas com perda. As técnicas com e sem perdas podem ser combinadas, especialmente nos casos em que o máximo de distorção permitida já foi atingido e uma compressão adicional ainda é necessária. Entre as várias técnicas de compressão de sinais sem perdas destacam-se o codificador *run-length* (Jayant e Noll, 1984), o codificador de Huffman (Huffman, 1952), o codificador aritmético (Witten *et al.*, 1987) e o codificador diferencial (Jayant e Noll, 1984).

#### 3.1.1 – Codificador *Run-length*

Arquivos de dados apresentam frequentemente caracteres repetidos sequencialmente, o que se convencionou denominar uma “corrida” (em inglês, *run*) de caracteres. Por exemplo, arquivos de texto usam vários espaços para separar as frases e os parágrafos. Os sinais digitais podem conter o mesmo valor ou o mesmo caractere representando aquele valor, sequencialmente repetido muitas vezes em seu arquivo de dados. O comprimento (em inglês, *length*) desta série de elementos iguais pode ser representado de modo a indicar que o sinal não está se modificando e assim evitar a representação redundante.

A Figura 3.1 mostra um exemplo de codificador *run-length* (Jayant e Noll, 1984) de uma sequência de dados que contém zeros repetidos.

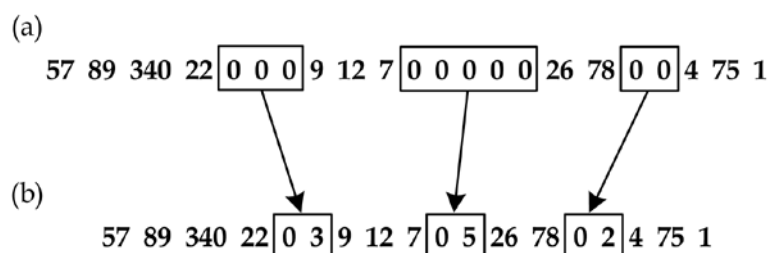


Figura 3.1 – Exemplo de codificador *run-length*: (a) sinal original; (b) sinal codificado.

A cada vez que o codificador encontra um zero nos dados de entrada, dois valores são escritos nos dados de saída. O primeiro desses valores é um zero, indicando que a codificação *run-length* teve início. O segundo valor é a quantidade de zeros presente na

sequência. Se o número de zeros repetidos nos dados de entrada for superior a dois, o codificador terá alcançado compressão de dados.

### 3.1.2 – Codificador de Huffman

Com o codificador de Huffman (Huffman, 1952), os dados são representados por uma série de palavras binárias de comprimentos variáveis. O comprimento depende da frequência de ocorrência de símbolos usados para representar cada valor de sinal. Caracteres que são utilizados com frequência são representados com menos bits, em comparação com os caracteres raramente utilizados, que são representados com mais bits.

A Figura 3.2 mostra um exemplo de como o codificador de Huffman é gerado, dado um conjunto de símbolos  $X$  e suas probabilidades de ocorrência,  $p(X)$ . Os codificadores de caracteres são gerados pela combinação de bits de uma árvore com ramificações, adicionando suas probabilidades e então reiniciando o processo até que somente reste um caractere. Esse processo gera uma árvore com ramificações associadas a bits 0 e 1.

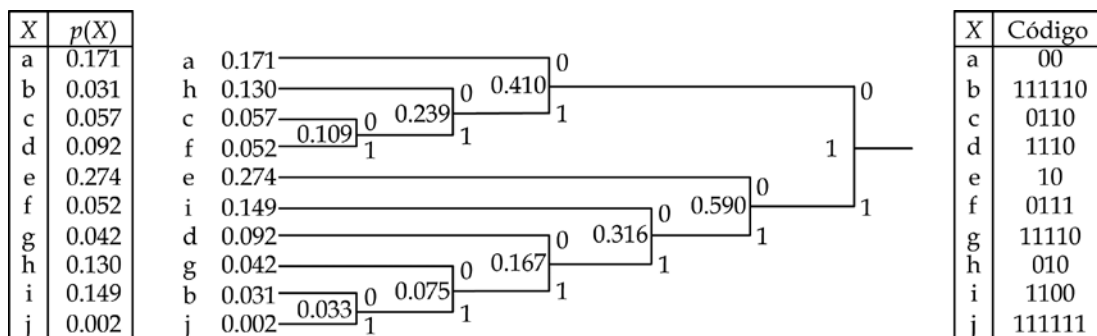


Figura 3.2 – Exemplo de construção de um codificador de Huffman.

Os códigos para cada caractere são obtidos percorrendo o caminho inverso dessas ramificações, ou seja, a partir do final até o início. Deve-se notar que o arranjo inicial dos caracteres não é relevante. Nesse exemplo, aplicou-se a codificação às ramificações superiores com bit 0 e as inferiores com bit 1. Entretanto, a representação oposta também poderia ter sido utilizada. Em ramificações com probabilidades iguais, quaisquer dos dois critérios de decisão pode ser utilizado. O número ótimo de bits/símbolo depende do conteúdo da informação e é geralmente um número fracionário. O codificador de Huffman, ao atribuir um número inteiro de bits a cada símbolo, distancia-se da estratégia ótima.





### 3.1.1 – Codificação diferencial

A modulação por codificação diferencial de pulsos (DPCM, do inglês *Differential Pulse Code Modulation*) (Jayant e Noll, 1984) refere-se a uma técnica de compressão de sinais que representa o sinal digital como uma sequência de diferenças entre amostras sucessivas. A Figura 3.4 mostra um exemplo de como esse processo ocorre.

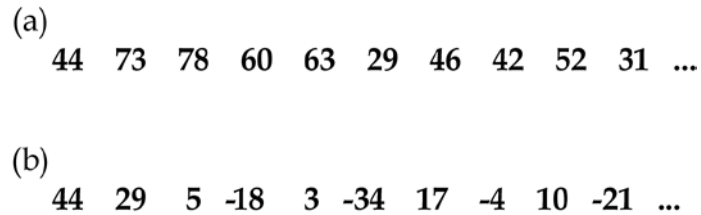


Figura 3.4 – Exemplo de codificação diferencial: (a) sinal original; (b) sinal codificado.

A primeira amostra do sinal codificado é igual à primeira amostra do sinal original. As amostras subsequentes do sinal codificado são iguais à diferença existente entre a amostra atual e a amostra anteriormente registrada do sinal original. Usando essa técnica, o sinal codificado tem uma menor taxa de amplitude dinâmica que o sinal original. Dessa forma, menos bits são necessários para armazenar ou transmitir o sinal codificado. A codificação DPCM é utilizada em combinação com o codificador Huffman em vários algoritmos de compressão de sinais biomédicos.

## 3.2 – COMPRESSÃO COM PERDAS

Existem duas categorias principais de técnicas de compressão com perdas utilizadas em sinais biomédicos: métodos diretos e métodos de compressão por transformadas.

### 3.2.1 – Métodos diretos

Os algoritmos baseados em métodos diretos codificam sinais no domínio do tempo e, portanto, dependem da morfologia do sinal original. Na maioria dos casos esses métodos são complexos e geram uma menor eficiência de compressão que os codificadores por transformada (discutidos na próxima seção).

Métodos diretos de compressão geralmente utilizam processos sofisticados de dizimação e interpolação dos sinais. Em outras palavras, esses métodos extraem  $K$  amostras significativas do comprimento  $N$  original do sinal,  $x(n)$ , i.e.:

$$(n, x(n)), n = 0, \dots, N-1 \rightarrow (n_k, x(n_k)), k = 0, \dots, K-1, \quad (3.1)$$

onde  $K < N$ . O processo de seleção de amostras significativas é baseado nas características do sinal e em um critério de faixa de tolerância para erros na reconstrução. A reconstrução dos valores entre amostras significativas é realizada por interpolação, usando a expressão genérica (Sörnmo e Laguna, 2006):

$$\tilde{x}(n) = \begin{cases} x(n) & n = n_0, \dots, n_{K-1}; \\ f_{n_0, n_1}(n), & n = n_0 + 1, \dots, n_1 - 1; \\ \vdots & \vdots \\ f_{n_{K-2}, n_{K-1}}(n), & n = n_{K-2} + 1, \dots, n_{K-1} - 1. \end{cases} \quad (3.2)$$

A função de interpolação,  $f_{n_{k-1}, n_k}(n)$ , é geralmente um polinômio de primeira ordem e conecta pares de amostras significativas consecutivas. Somente  $K$  amostras são armazenadas, em vez de  $N$ , resultando em uma redução da quantidade de dados a serem transmitidos ou armazenados.

### 3.2.2 – Codificação por transformadas

Dentre os vários métodos de compressão de sinais, as técnicas baseadas em transformadas alcançam o melhor desempenho em termos de ganho de compressão e de fidelidade ao formato do sinal. Para um vetor de dados  $x$ , pode-se definir uma transformada ortogonal como uma operação linear, dada por uma transformada  $T$  linear, tal que:

$$y = Tx, \quad (3.3)$$

onde  $y$  representa um vetor dos coeficientes da transformada e  $T$  satisfaz a condição de ortogonalidade:

$$T^t = T^{-1}. \quad (3.4)$$

A compressão por transformadas (Goyal, 2001) é baseada em uma premissa simples: ao ser processado por uma transformada, a energia do sinal (informação) que foi distribuída ao longo de suas amostras pode ser eficientemente representada com um pequeno número de coeficientes transformados.

Este conceito é ilustrado pela Figura 3.5, em que um sinal bidimensional é mostrado ao lado de seus coeficientes correspondentes no domínio da transformada. No exemplo foi utilizada a transformada discreta de cossenos (DCT, do inglês *Discrete Cosine Transform*). A DCT é utilizada no padrão de compressão de imagens amplamente conhecido normatizado pelo *Joint Picture Expert Group* (JPEG).

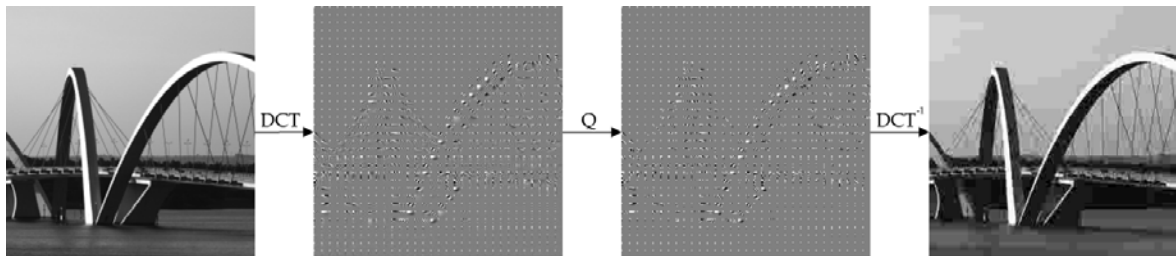


Figura 3.5 – Exemplo de compressão de imagem baseada em DCT, aplicada em blocos de  $8 \times 8$  pixels (Q significa quantização).

A transformada mais amplamente utilizada para codificação de sinais biomédicos é a transformada discreta de *wavelets* (DWT, do inglês *Discrete Wavelet Transform*) (Daubechies, 1988; Mallat, 1989; Vetterli e Kovačević, 1995; Strang e Nguyen, 1996; Percival e Walden, 2000; Vetterli, 2001; Mallat, 2008; Gonzalez e Woods, 2010; Diniz *et al.*, 2014).

Nessa transformada, um sinal contendo  $N$  amostras é filtrado usando um par de filtros que decompõem o sinal em bandas de baixa e alta frequência. Cada banda é dividida em amostras por um fator de dois; ou seja, cada banda possui  $N/2$  amostras. Com a escolha do filtro apropriado, esse processo é reversível. Este procedimento pode ser estendido a sinais bidimensionais, como imagens.

Na Figura 3.6, é ilustrada uma decomposição de imagem em escala de cinza, com  $256 \times 256$  pixels, utilizando a transformada discreta de *wavelets*. De maneira similar ao que foi

observado na utilização da DCT, muitos dos coeficientes nas sub-bandas de alta frequência (denotadas por HH) têm amplitudes próximas a zero (*pixels* escuros) e seria possível comprimir a imagem simplesmente descartando-os.

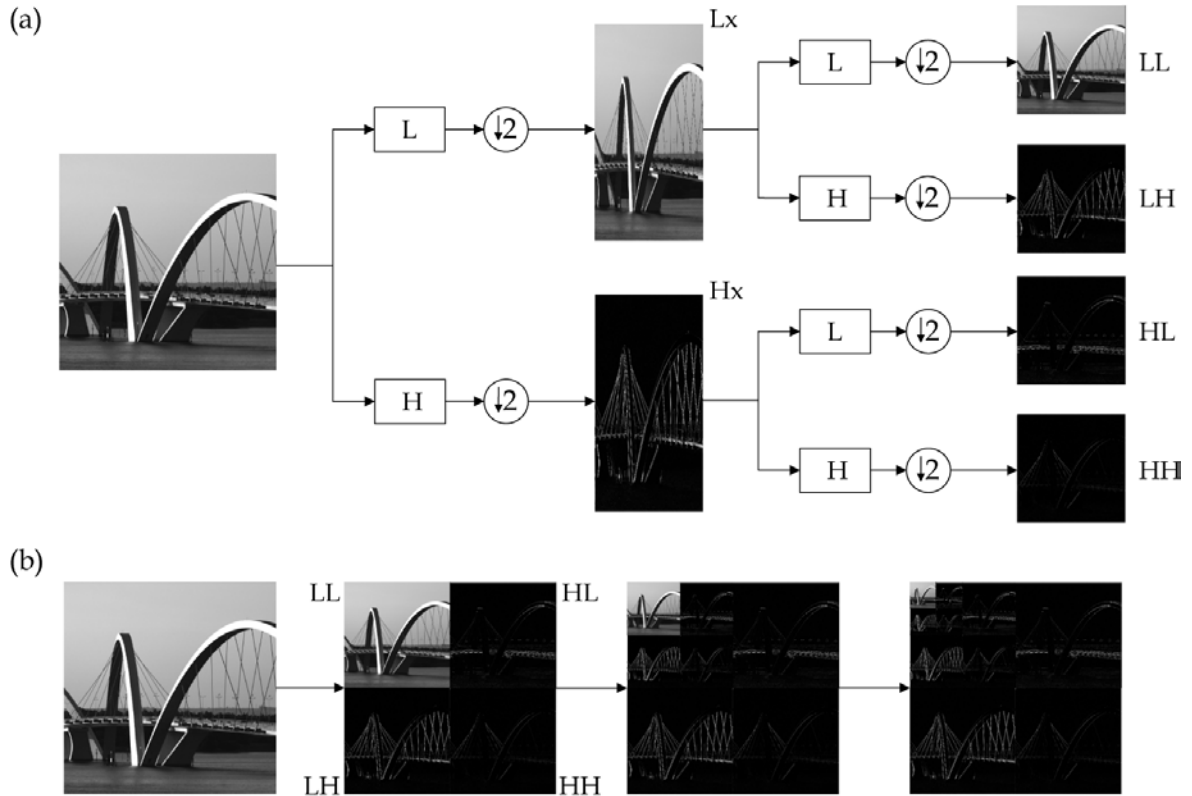


Figura 3.6 – Exemplo de uma decomposição 2D usando *wavelets*: (a) passo-a-passo da decomposição em um nível; (b) três níveis de decomposição.

A compressão por transformada discreta de *wavelets* diz respeito à forma pela qual os coeficientes são codificados. Quando um coeficiente em uma sub-banda de baixa frequência (denotada por LL) é diferente de zero, há uma alta probabilidade de que nas posições que correspondem a altas frequências o coeficiente também seja diferente de zero. Então, os coeficientes diferentes de zero podem ser representados em uma árvore, iniciando em uma raiz de baixa frequência. A Figura 3.7 ilustra este conceito. Um único coeficiente na banda de baixa frequência de nível 1 tem um coeficiente correspondente nas outras bandas. A posição dos coeficientes no nível 1 são mapeadas em quatro posições-filhas em cada sub-banda de nível 2.

Um modo eficiente de codificar os coeficientes diferentes de zero é trabalhar em cada árvore de coeficientes, iniciando com a decomposição ao nível da raiz. Os coeficientes dos

níveis mais baixos são codificados e seguidos por seus coeficientes-filhos, dos níveis mais altos até que um coeficiente nulo seja encontrado. Os próximos coeficientes da árvore têm uma alta probabilidade de também ser nulos e são substituídos por um código que identifica uma árvore de zeros (em inglês, *zerotree code*). Esse método é chamado de EZW (do inglês, *Embedded Zerotree Wavelet*) (Shapiro, 1993). Uma abordagem similar e comumente usada na codificação de coeficientes da transformada discreta de *wavelet* é o método SPIHT (do inglês, *Set Partitioning In Hierarchical Trees*) (Said e Pearlman, 1996).

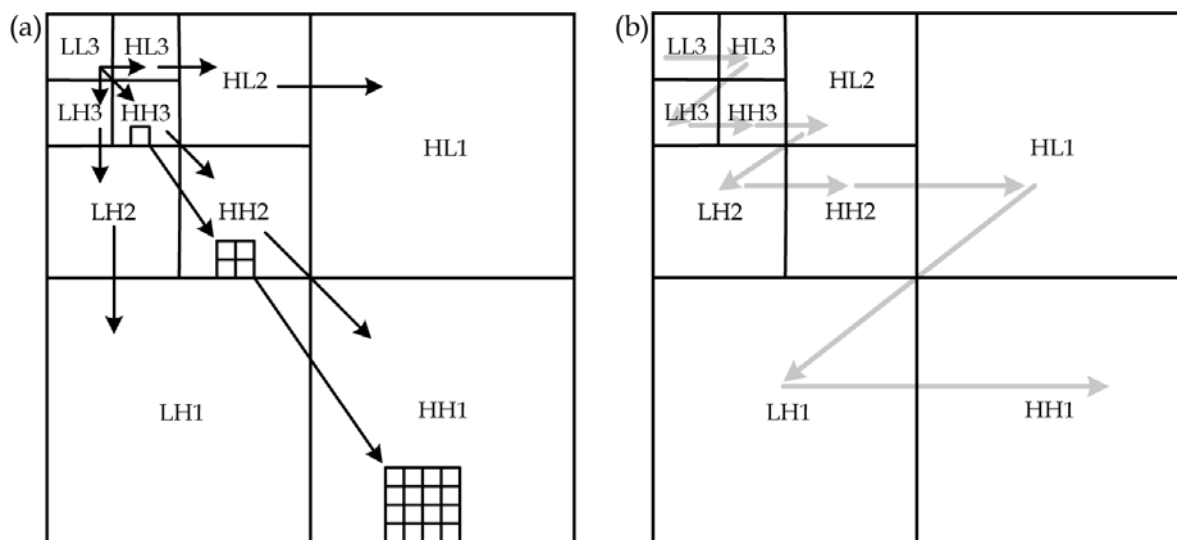


Figura 3.7 – Método EZW: (a) estrutura de dependências da árvore; (b) ordem de codificação dos coeficientes.

Algoritmos modernos de codificação de imagem e de vídeo são baseados em abordagens no domínio de transformadas. Por exemplo, o algoritmo JPEG2000 (Skodras, 2001; Taubman e Marcellin, 2002; Adams, 2002; Acharya e Tsai, 2004) é um codificador de imagens que utiliza codificadores em bloco com partição ótima (EBCOT, do inglês *Embedded Block Coding with Optimal Truncation*) (Taubman, 2000) nas amostras das sub-bandas da transformada discreta de *wavelets* da imagem (Unser e Blu, 2003).

O codificador H.264/AVC (Wiegand *et al.*, 2003; Sullivan *et al.*, 2004; Richardson, 2010) é um dos mais modernos padrões para compressão de vídeo e utiliza uma transformada discreta de cossenos inteiros de baixa complexidade, assim como o recém estabelecido HEVC (do inglês, *High Efficiency Video Coding*) (ITU-T, 2013; Rao *et al.*, 2014). A seguir, serão apresentadas mais informações sobre esses codificadores.

### 3.2.3 – Codificador de imagens JPEG2000

O JPEG2000 é um padrão internacional de compressão de imagens bem estabelecido (ISO/IEC, 2000; Christopoulos, 2000; Skodras, 2001; Adams, 2002; Acharya e Tsai, 2004, Taubman, 2005). A base de seu funcionamento reside na aplicação de métodos de codificação dos coeficientes da transformada de *wavelets* bidimensional (Usevitch, 2001).

É esperado que este seja o substituto do padrão JPEG em diversas aplicações. Além de obter o desempenho do estado da arte para compressão de imagens, este codificador apresenta um variado número de funcionalidades, entre elas:

- Transmissão progressiva por qualidade, resolução ou localização espacial;
- Compressão com ou sem perdas;
- Acesso (espacial) aleatório ao fluxo de bits;
- *Pan* e *zoom* (com descompressão de apenas um subconjunto dos dados comprimidos);
- Processamento no domínio comprimido; e
- Codificação progressiva de uma região de interesse.

O primeiro passo do JPEG2000 é dividir a imagem de entrada em retângulos não-sobrepostos, ou seja, “ladrilhar” a imagem (do inglês, *tiling*), como é mais conhecido este procedimento. O tamanho do ladrilho pode ser selecionado durante a execução do codificador e uma imagem inteira pode ser comprimida como um ladrilho apenas. Se a imagem possui múltiplos componentes de cor, uma transformação que descorrelaciona os componentes pode ser adotada. Cada componente de cor dentro de determinado ladrilho é transformado individualmente utilizando uma DWT bidimensional.

Os coeficientes quantizados de cada sub-banda da transformada discreta de *wavelets*, divididos em blocos de código retangulares, são comprimidos usando um codificador por planos de bits. As técnicas de codificação adotadas pelo JPEG2000 são baseadas no EBCOT (do inglês, *Embedded Block Coding with Optimal Truncation*) (Taubman, 2000; Taubman *et al.*, 2002;). Os fluxos de bits dos blocos de código individuais são então agrupados para formar o fluxo de código do JPEG2000.

### 3.2.4 – Codificador de imagens H.264/AVC

O H.264/MPEG-4 é um padrão para compressão de vídeo publicado em 2003 pelo *Joint Video Team (JVT)*, um grupo formado pelo *ISO/IEC Joint Technical Committee 1, Subcommittee 29, Working Group 11* ou *Motion Picture Experts Group (MPEG)* e pelo *ITU Study Group 16, Question 6, Working Party 3* ou *Video Coding Experts Group (VCEG)*. Foi publicado sob a denominação *H.264* pela ITU-T e *MPEG-4 Part 10* pela ISO/IEC, mas também é chamado de *Advanced Video Coding (AVC)* (Richardson, 2010).

O padrão H.264/AVC utiliza a transformada DCT de tamanho  $4 \times 4$ , e seu *High Profile* permite utilizar ainda uma transformada de  $8 \times 8$  pixels. Já a unidade de codificação do H.264/AVC é o macrobloco, que contém  $16 \times 16$  pixels de luminância. Os elementos comuns à maioria dos padrões de codificação de vídeo estão presentes no H.264/AVC:

- Quadros processados em blocos;
- Cada bloco é composto por sinais de luminância e crominância;
- Estimativa e compensação de movimento;
- Transformada realizada em blocos;
- Quantização escalar; e
- Codificação de entropia.

Uma dos fatores que contribuem para o desempenho do H.264/AVC é a predição *intra*, que provê nove modos para blocos de luminância com tamanho  $4 \times 4$  pixels, nove modos para blocos de luminância com tamanho  $8 \times 8$  pixels, quatro modos para blocos de luminância com tamanho  $16 \times 16$  pixels e quatro modos para blocos de crominância com  $8 \times 8$  pixels.

De maneira geral, a predição *intra* reduz a redundância espacial aproveitando-se da correlação espacial existente entre macroblocos (blocos de  $16 \times 16$  pixels) adjacentes. Outra característica incorporada ao H.264/AVC é a Codificação Aritmética Binária Adaptativa baseada em Contexto, CABAC (do inglês, *Context-Adaptive Binary Arithmetic Coding*), que possibilita uma melhor codificação de entropia. Se o H.264/AVC for ajustado para codificar apenas um único quadro de vídeo, ele irá operar exclusivamente no modo *intra*, comportando-se como um codificador de imagens estáticas.

Apesar de não ter sido concebido para esse fim, o H.264/AVC é capaz de superar outros padrões considerados como o estado-da-arte em compressão de imagens, a exemplo do JPEG2000 (Queiroz *et al.*, 2006). Os avanços incorporados ao H.264/AVC possivelmente influenciarão no desenvolvimento de futuros padrões de codificação de imagens estáticas.

### 3.2.5 – Codificador de imagens HEVC

Sucessor do H.264/MPEG-4 *Advanced Video Coding* (AVC), o codificador de vídeo HEVC (do inglês, *High Efficiency Video Coding*) foi aprovado como padrão da *International Telecommunication Union* (ITU) em 13 de Abril de 2013 (ITU-T, 2013). Este padrão está sendo desenvolvido em conjunto pelo ITU-T *Video Coding Experts Group* (VCEG) e o ISO/IEC *Moving Picture Experts Group* (MPEG). De forma similar ao seu predecessor, o HEVC foi projetado para ser um padrão de codificação de vídeo de uso geral, dando liberdade para os desenvolvedores personalizarem suas implementações e adaptarem o codificador para uma variedade de arquiteturas e aplicações, com a imposição de manterem a interoperabilidade (Ohm *et al.*, 2012).

O HEVC possui uma camada de codificação de vídeo e uma camada de abstração de rede. A camada de codificação de vídeo do HEVC é baseada na arquitetura que combina a DCT (*Discrete Cosine Transform*) e a DPCM (*Differential Pulse Code Modulation*), usada na ampla maioria dos padrões de codificação de vídeo desde o H.261 (Ohm e Sullivan, 2013; Rao *et al.*, 2014). A seguir, uma breve descrição de algumas características do HEVC.

- *Codificação em unidades e em blocos com estrutura de árvore*: A unidade de codificação do H.264/AVC é o macrobloco, contendo  $16 \times 16$  *pixels* de luminância. O HEVC, por sua vez, utiliza a unidade de codificação (CU, do inglês, *coding unit*) de tamanho  $L \times L$  amostras, onde  $L = 16, 32$  ou  $64$ . Uma determinada CU pode ser particionada de forma simétrica até atingir o tamanho de  $8 \times 8$  amostras (Sullivan *et al.*, 2012). Cada uma das CUs é formada por dois blocos de codificação (CB, do inglês *coding blocks*): o CB de luminância e o CB de crominância.
- *Unidades de codificação e blocos de predição*: A decisão de codificar um sinal utilizando predição inter ou intra-quadro é realizada no âmbito das CUs individuais. Como mencionado anteriormente, a CU pode ser subdivida de forma simétrica.



Porém, cada uma das CUs, ou partições das CUs, podem ser dividida novamente durante a predição (Sullivan *et al.*, 2012). Esta divisão pode ser feita de forma simétrica ou assimétrica até o nível de unidades de predição (PU, do inglês, *prediction units*) de tamanho  $4 \times 4$ , conforme mostra a Figura 3.8. De forma análoga, a PU possui dois blocos de predição (PB, do inglês, *prediction blocks*), um para luminância e outro para crominância, respectivamente.

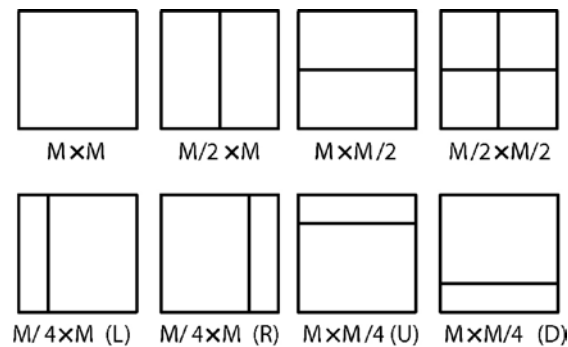


Figura 3.8 – Divisão das Unidades de Predição (PUs) (modificado – Sullivan *et al.*, 2012)

- *Unidades e blocos de transformação*: Semelhante ao H.264/AVC, que faz uso de uma transformada discreta de cossenos de tamanho  $4 \times 4$  (o *High Profile* permite utilizar também a transformada de  $8 \times 8$  pixels), no HEVC a DCT utilizada pode ser de  $4 \times 4$ ,  $8 \times 8$ ,  $16 \times 16$  ou  $32 \times 32$  pixels. Entretanto, alguns destes tamanhos estão disponíveis apenas para determinados tipos de PUs. Além disso, na codificação intra-quadro existe uma transformada de senos discreta (DST, do inglês, *Discrete Sine Transform*) alternativa, de tamanho  $4 \times 4$  pixels.
- *Controle de quantização*: o HEVC utiliza a reconstrução baseada em quantização uniforme, por meio de matrizes de escala para os diferentes tamanhos de transformada.
- *Predição intra-quadro*: A predição intra-quadro, na qual amostras previamente codificadas nas bordas da CU são utilizadas para a predição DPCM, possui 33 direções (em contraste às 8 direções do H.264/AVC) (Sullivan *et al.*, 2012), além da predição planar e da predição DC. Durante a codificação, os modos mais prováveis são testados primeiro, baseados nos modos das CUs vizinhas previamente codificados (Lainema *et al.*, 2012). Os diferentes modos possíveis e um exemplo da direção n° 29 podem ser vistos na Figura 3.9.

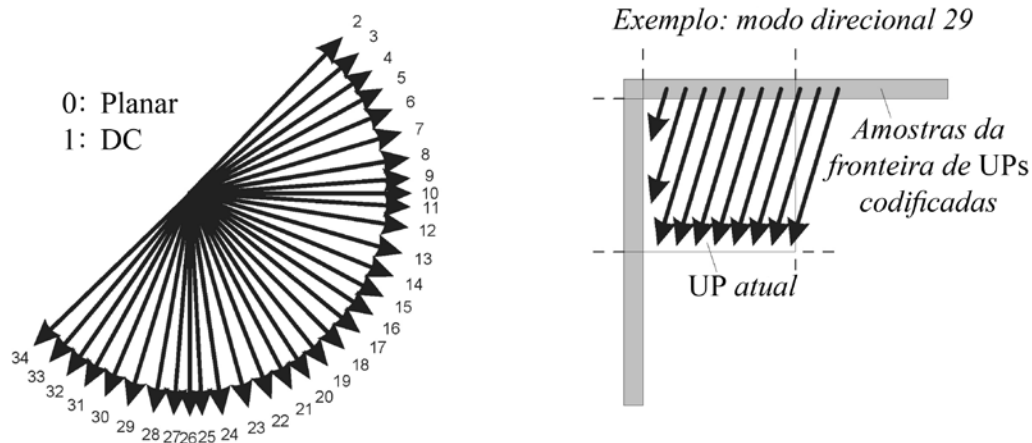


Figura 3.9 – Direções dos modos do HEVC-*intra* (modificado – Sullivan *et al.*, 2012)

- *Predição inter-quadro*: Na predição inter-quadro, o HEVC possui o novo modo *merge*, com o objetivo de reduzir a quantidade de vetores de movimento a serem transmitidos em regiões onde vários PUs possuem movimento similar (Sullivan *et al.*, 2012).
- *Codificador de entropia*: o HEVC possui exclusivamente um codificador de entropia, baseado em codificação aritmética (Sullivan *et al.*, 2012), o CABAC (do inglês, *Context-Adaptive Binary Arithmetic Coding*), que é similar ao codificador de mesmo nome presente no H.264/AVC.

Em termos de desempenho objetivo, mediante cálculo de PSNR (do inglês, *Peak Signal-to-Noise Ratio*), foi mostrado que o HEVC pode alcançar uma redução na taxa de transmissão de até 40,3% comparado ao H.264/AVC *High Profile* (Ohm *et al.*, 2012).

No capítulo corrente, foram apresentados os conceitos mais relevantes da codificação de sinais no que diz respeito a este trabalho. Nos capítulos seguintes serão apresentadas as metodologias desenvolvidas para o cálculo da correlação de sinais de eletromiografia de superfície organizados em matrizes bidimensionais e para a compressão desses sinais usando os codificadores de imagem apresentados na seção anterior.

## 4 – MODELAGEM BIDIMENSIONAL DE SINAIS DE S-EMG

Neste capítulo serão apresentadas as metodologias utilizadas na avaliação da correlação bidimensional de sinais de eletromiografia de superfície e no algoritmo de maximização da correlação bidimensional pelo reordenamento dos segmentos a partir de sua similaridade.

Para compreender o modelamento da representação em duas dimensões aplicado às amostras do sinal de S-EMG, será apresentada uma analogia com base na representação estatística de imagens digitais. Neste caso, cada elemento (chamado de *pixel* nas imagens digitais) é tratado como uma variável aleatória, de tal modo que uma imagem em particular pode ser considerada uma amostra de uma coleção de imagens. Se for correto considerar cada amostra de uma sequência bidimensional como uma variável aleatória, tem-se um campo aleatório discreto (Vanmarcke, 1983; Lindgren, 2012; Lindgren *et al.*, 2013).

É possível, na prática, especificar adequadamente as características dessas coleções de imagens por meio de seus momentos de primeira e segunda ordem, isto é, média e autocovariância. Além disso, uma hipótese frequentemente elencada na literatura é de que esses campos aleatórios que modelam imagens digitais sejam markovianos e, portanto, a análise pode ser realizada considerando apenas uma vizinhança finita de *pixels* (Jain, 1989).

Aplicações desse modelamento têm sido utilizadas para a implementação de diversas técnicas no escopo do processamento digital de imagens (Lim, 1989; Pratt, 2007), como análise (Won e Gray, 2004), classificação de textura e segmentação (Chellappa e Jain, 1993), ou em aplicações específicas, como no contexto de imagens médicas (Jan, 2005).

Sinais de S-EMG em protocolos experimentais são usualmente modelados como processos estocásticos de características passa-baixas, ou seja, com determinada facilidade de predição. Uma típica função de autocorrelação associada aos sinais de S-EMG deve apresentar essa característica de dependência estatística entre as amostras vizinhas.

A concepção bidimensional para o tratamento do sinal de S-EMG envolve a segmentação em janelas de tamanho fixo seguida de sua justaposição. Assim, o sinal de S-EMG é

segmentado em  $M$  janelas de comprimento  $N$  amostras e arranjado em uma matriz  $N \times M$ , como ilustrado na Figura 4.1.

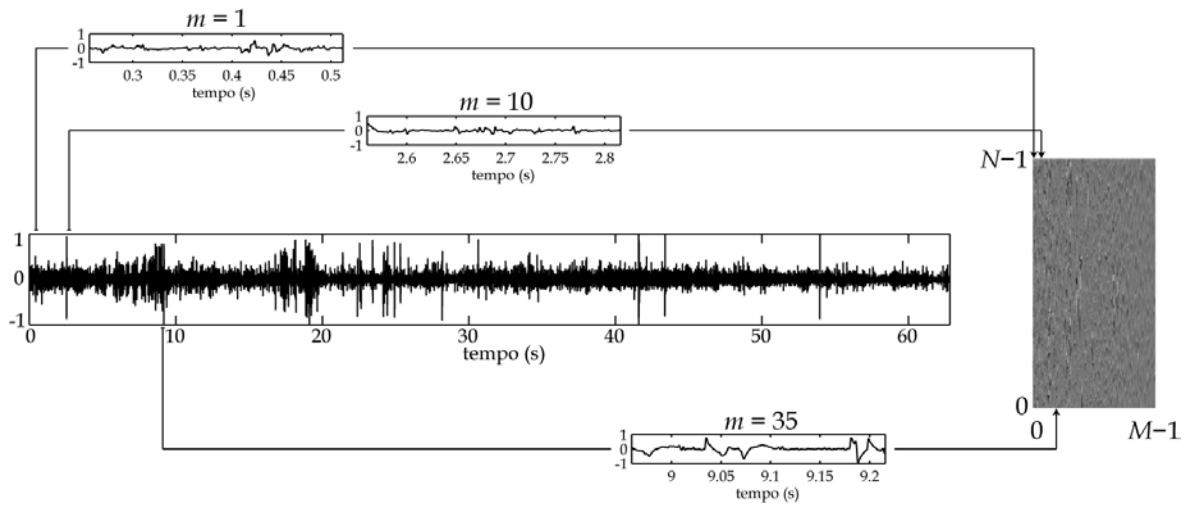


Figura 4.1 – Sinal de S-EMG unidimensional rearranjado em uma matriz bidimensional.

#### 4.1 – SINAIS DE S-EMG 2D COMO CAMPOS ALEATÓRIOS HOMOGENEOS

A aplicação a um sinal de S-EMG unidimensional do processo de segmentação descrito na seção anterior produz um campo aleatório real bidimensional,  $x_s[n, m]$ , onde:  $n = 0, 1, \dots, N-1$ ;  $m = 0, 1, \dots, M-1$ ;  $s \in \Omega$ ; e  $\Omega = \{1, 2, \dots\}$  é o espaço amostral.

No método empregado neste trabalho, partimos da premissa que na matriz bidimensional construída haverá uma direção (no caso,  $n$ ) que corresponde à amostragem temporal linear do sinal, ao longo da qual as amostras estão fortemente correlacionadas, e outra direção (a saber,  $m$ ) associada à sequência de janelas contíguas de sinal, que apresenta uma correlação notavelmente menor.

A matriz 2D associada a cada possível realização corresponde a um rearranjo bidimensional diferente do sinal de S-EMG. Os dados arranjados bidimensionalmente podem ser vistos como um campo aleatório homogêneo, porque presume-se que o sinal de S-EMG unidimensional seja um processo estocástico estacionário (González-Cueto e Erim, 2005). A Figura 4.2 mostra um conjunto de matrizes bidimensionais construído a partir de sinais de S-EMG unidimensionais.

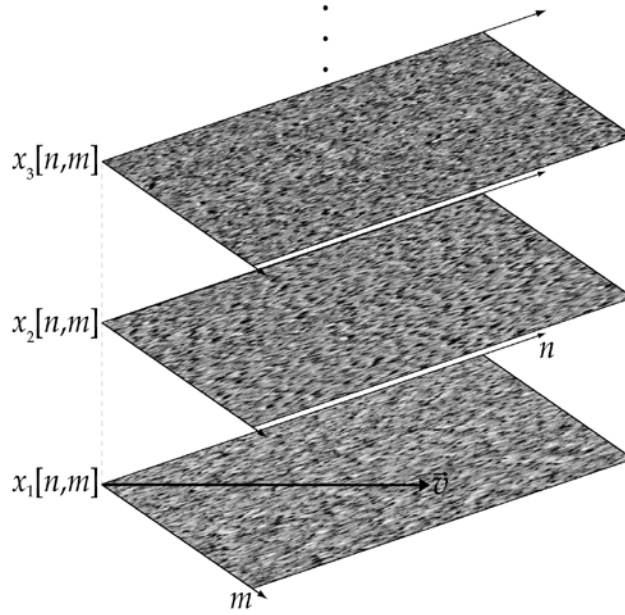


Figura 4.2 – Campo aleatório bidimensional,  $x_s [n,m]$ , mostrando múltiplas realizações de arranjos bidimensionais.

Um campo aleatório é dito homogêneo se o valor esperado (ou expectância) de  $x[n,m]$ ,  $\mu_x$ , é independente da posição  $\vec{v}$ , i.e.,  $\mu_x(\vec{v}) = \mu_x$ . Para sinais rearranjados de S-EMG, pode-se verificar que  $\mu_x = 0$ .

Campos aleatórios homogêneos apresentam funções de autocorrelação invariantes ao deslocamento, ou seja, funções que dependem apenas da diferença das posições analisadas

$$R_x(\vec{v}_1, \vec{v}_2) = R_x\{x(\vec{v}_1)x(\vec{v}_2)\} \equiv R_x(\vec{v}_1 - \vec{v}_2) \equiv R_x(\vec{v}_2 - \vec{v}_1) . \quad (4.1)$$

Se a posição dos vetores  $\vec{v}_1$  a  $\vec{v}_2$  for representada pelos seus respectivos pares de coordenadas discretas  $m, n$  e  $j, i$ , então a função de autocorrelação pode ser expressa como

$$R_x(n, m, i, j) = R_x[n - i, m - j] = R_x[i - n, j - m] . \quad (4.2)$$

Se utilizadas as variáveis discretas  $k$  e  $r$  para denotar as diferenças entre as coordenadas  $n-i$  e  $m-j$ , respectivamente, a equação anterior pode ser reescrita como

$$R_x(n, m, i, j) = R_x[k, r] = R_x[-k, -r] . \quad (4.3)$$

Em geral, a função de correlação de um campo aleatório é uma função de quatro variáveis. Entretanto, usando a relação estabelecida em (4.3), a função de correlação de um campo aleatório homogêneo (por exemplo, o sinal de S-EMG em representação bidimensional) é uma função de apenas duas variáveis,  $k$  e  $r$ :

$$R_x[k, r] = E \{ x[n, m] x[n+k, m+r] \} = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x[n, m] x[n+k, m+r]. \quad (4.4)$$

A função de autocovariância,  $C_x[k, r]$ , é definida como

$$C_x[k, r] = E \{ x[n, m] x[n+k, m+r] - \mu_x^2 \} = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} (x[n, m] x[n+k, m+r] - \mu_x^2). \quad (4.5)$$

Considerando-se que a classe dos sinais de S-EMG rearranjados forma um campo aleatório homogêneo, pode-se assumir que a função de autocorrelação,  $R_x[k, r]$ , tenha a seguinte forma:

$$R_x[k, r] = (R_x[0, 0] - \mu_x^2) e^{-\alpha|k| - \beta|r|} + \mu_x^2, \quad (4.6)$$

onde  $\alpha$  e  $\beta$  são constantes reais positivas (Rosenfeld e Kak, 1982), e onde, por definição,

$$R_x[0, 0] = E \{ (x[n, m])^2 \} = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x[n, m]^2, \text{ e} \quad (4.7)$$

$$\mu_x = E \{ x[n, m] \} = \frac{1}{NM} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x[n, m]. \quad (4.8)$$

Para os sinais de S-EMG rearranjados bidimensionalmente,  $\mu_x = 0$ , e a função de autocorrelação é reduzida a

$$R_x[k, r] = R_x[0, 0] e^{-\alpha|k| - \beta|r|} = C_x[k, r] \quad (4.9)$$

As constantes  $\alpha$  e  $\beta$  podem ser distintas, devido à natureza dos sinais de S-EMG 2D reordenados. Isso significa que a função de autocorrelação pode ser utilizada para modelar

dados bidimensionais com diferentes graus de correlação nas direções horizontal e vertical pela especificação dos valores de  $\alpha$  e  $\beta$ . Além disso, a correlação ao longo das direções das janelas pode ser aumentada usando um reordenamento das colunas baseado na estimativa da similaridade entre cada par de colunas, como será apresentado adiante.

A Figura 4.3a apresenta a função de autocorrelação teórica, calculada usando a equação (4.9), com  $\alpha=0.215$  e  $\beta=0.95$ . A Figura 4.3b mostra a função de autocorrelação associada ao sinal de S-EMG real mostrado na Figura 4.1, após um reordenamento de colunas. Esses resultados demonstram que sinais de S-EMG arranjados bidimensionalmente apresentam de fato uma correlação bidirecional e, por esta razão, também redundância bidimensional.

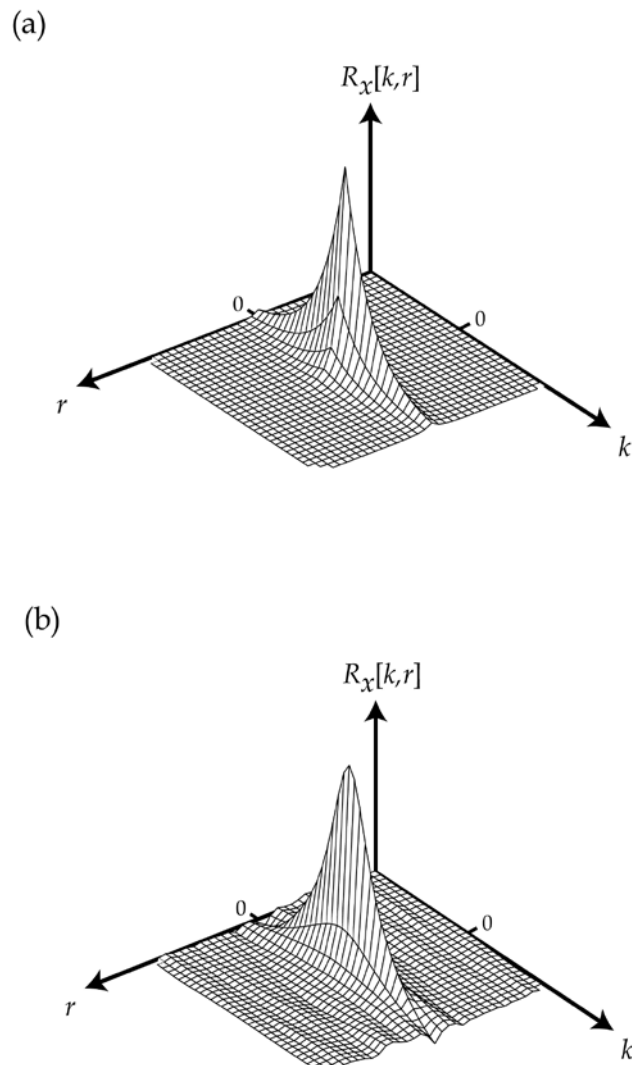


Figura 4.3 – Funções de autocorrelação: (a) computada pelo modelo teórico, usando  $\alpha=0.215$  e  $\beta=0.95$ ; (b) computada a partir do sinal bidimensional real da Figura 4.1.

A Figura 4.3b mostra que o sinal real de S-EMG apresenta uma função de autocorrelação similar ao modelo adotado para caracterizar o processo (Figura 4.3a). Como desfecho, pode-se mostrar que o modelo estocástico adotado é coerente e atende às premissas da proposta.

A correlação observada em ambas as direções na Figura 4.3b justifica a utilização de uma técnica codificação para minimização de redundância bidimensional. O método aplicado ao sinal de S-EMG para maximizar a correlação 2D é apresentado a seguir.

## 4.2 – REORDENAMENTO DO S-EMG 2D USANDO CORRELAÇÃO CRUZADA

Amostras adjacentes de sinais de S-EMG apresentam tipicamente correlação apenas moderada. Quando um sinal de S-EMG é arranjado em uma matriz 2D, esta característica é preservada ao longo da dimensão vertical (percorrendo cada coluna, cujo conteúdo é um conjunto de amostras temporais de um segmento do sinal 1D). Entretanto, tal correlação é geralmente perdida se considerada a dimensão horizontal (percorrendo as linhas, ou seja, na direção entre colunas, que correspondem a segmentos distintos do sinal).

A fim de aumentar a eficiência de compressão 2D, surge a necessidade de intensificar a correlação entre as colunas adjacentes, rearranjando-as com base em sua similaridade. Para estimar essa similitude, foram computados os coeficientes de correlação entre cada par de colunas distintas da matriz. A matriz dos coeficientes de correlação cruzada entre colunas ( $R$ ) é computada a partir da matriz de covariâncias,  $C$ , como se segue:

$$R(u, w) = \frac{C(u, w)}{\sqrt{C(u, u) \cdot C(w, w)}} \quad (4.10)$$

onde  $u$  e  $w$  são duas colunas quaisquer da representação 2D do sinal de S-EMG.

A partir deste cômputo, o par de colunas que apresentar a maior correlação cruzada é reposicionado como o primeiro par de colunas na nova matriz. A coluna que apresentar a maior correlação cruzada com a segunda coluna da nova matriz deve ser posicionada contiguamente como a terceira coluna da nova matriz, e assim sucessivamente.



Deste modo, cria-se uma lista com a ordem das posições das colunas na matriz reordenada para que se possa mais adiante reconstruir o sinal unidimensional. Este procedimento de ordenamento é similar ao aplicado por Filho *et al.* (2008b) para o reordenamento de segmentos de sinais de ECG em representação bidimensional, mas a métrica de similaridade entre segmentos utilizada naquele estudo foi o erro quadrático médio (MSE, do inglês, *mean squared error*). A Figura 4.4 ilustra o resultado do método proposto, denominado reordenamento por correlação (*r.p.c.*), e que, conforme exposto, baseia-se na correlação cruzada entre colunas do sinal de S-EMG representado bidimensionalmente.

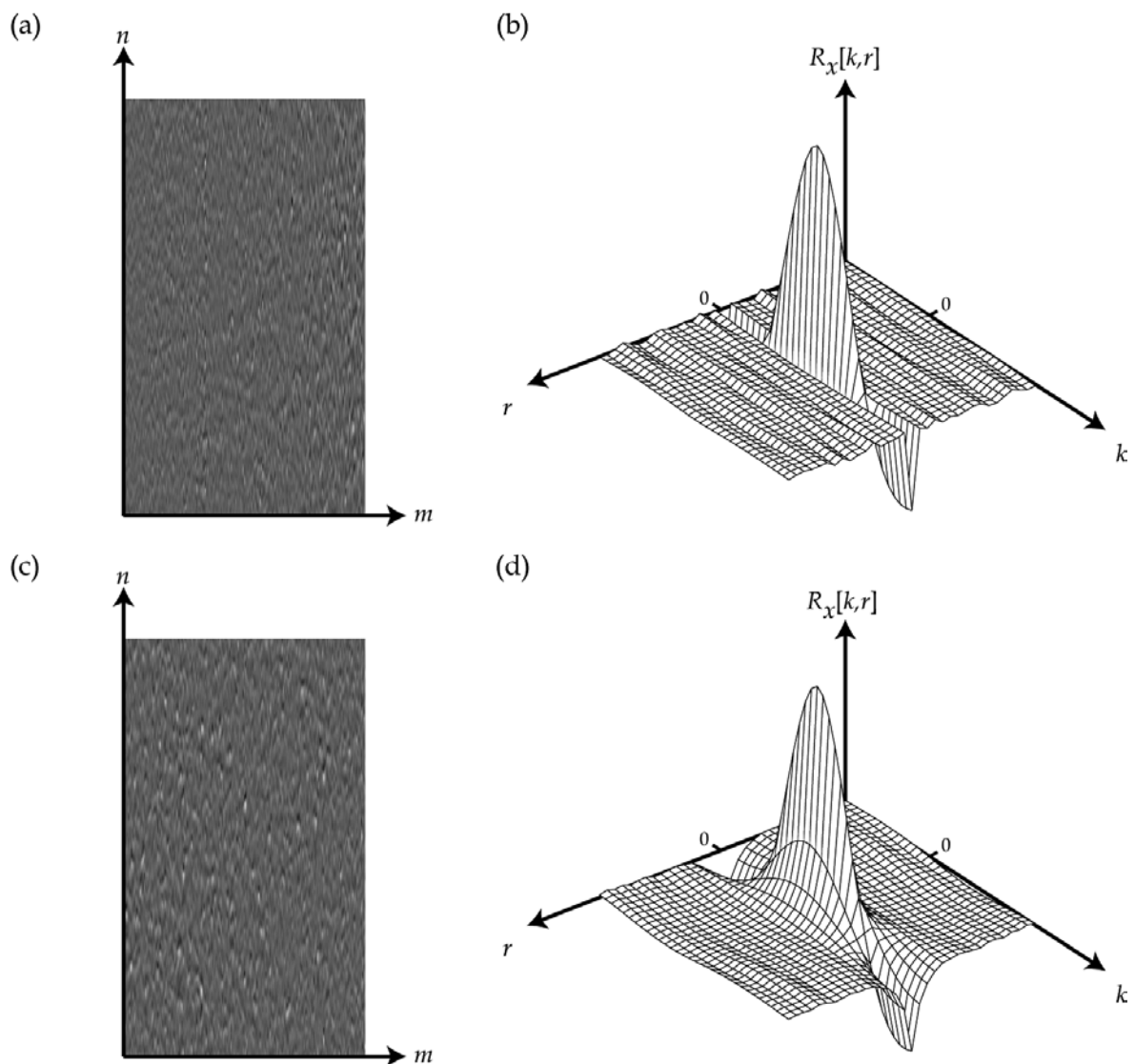


Figura 4.4 – Efeito do reordenamento de colunas no aumento da correlação bidimensional: (a) sinal de S-EMG 2D antes da aplicação do reordenamento; (b) função de autocorrelação do sinal em (a); (c) sinal de EMG-S 2D após a aplicação do reordenamento; (d) função de autocorrelação do sinal em (c).

A partir do estabelecimento de um algoritmo que é capaz de maximizar a correlação 2D dos sinais, a próxima etapa é a investigação de métodos de compressão de dados aplicados a sinais de S-EMG por meio de técnicas estabelecidas como padrões de codificação de sinais bidimensionais.

Nesse capítulo foi apresentado um modelo matemático que permite descrever os sinais de S-EMG como campos aleatórios e estudou-se a função de autocorrelação deste modelo. Construiu-se então um algoritmo de permite aumentar a correlação bidimensional por meio do reordenamento das janelas do sinal segmentado, dispostas em colunas de uma matriz bidimensional.

O capítulo seguinte mostra a aplicação dos codificadores de imagem apresentados no capítulo anterior e os resultados destes algoritmos de codificação 2D na compressão de sinais de S-EMG reais coletados em ambiente experimental.

## **5 – METODOLOGIA**

No presente capítulo serão descritos os protocolos de coleta de sinais de S-EMG em esforços isométricos e em esforços dinâmicos utilizados nesse trabalho, além de apresentar-se o detalhamento dos algoritmos de codificação e de decodificação implementados.

### **5.1 – PROTOCOLOS DE COLETA DOS SINAIS DE S-EMG**

Os sinais utilizados neste trabalho são provenientes de pesquisas precedentes realizadas no escopo do Grupo de Processamento Digital de Sinais (GPDS) do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade de Brasília. Para detalhes mais aprofundados, pode-se reportar à Andrade (2000), no caso dos sinais isométricos, e Andrade (2006) para o caso dos sinais dinâmicos.

#### **5.1.1 – Sinais de contrações isométricas**

Para obter a avaliação inicial do desempenho dos codificadores de imagem na compressão de sinais eletromiográficos, foram utilizados primeiramente sinais de S-EMG obtidos em contração isométrica. Quatro sujeitos participaram do estudo, todos gozando de saúde músculo-articular. A idade média dos sujeitos submetidos aos testes foi de 28,3 anos e desvio-padrão de 9,5 anos. A altura média dos sujeitos era  $1,75 \pm 0,04$  m (média  $\pm$  desvio padrão), e seu peso médio era  $690,90 \pm 64,26$  N (média  $\pm$  desvio padrão).

O músculo em estudo foi o bíceps braquial do braço direito, do qual se coletaram sinais eletromiográficos e sinais de contrações musculares submáximas a 60% da máxima contração voluntária (MCV). A coleta dos sinais foi realizada em três dias, com intervalo de 48 horas entre os testes. Sempre se manteve a mesma posição dos eletrodos e o mesmo procedimento nos três dias de teste.

O sistema de aquisição consistiu de um eletromiógrafo (Delsys, modelo Bagnoli-2, Boston, Estados Unidos) e de um sistema de digitalização de sinais com 12 bits e com frequência de amostragem programada para 2 kHz, da National Instruments. O sistema foi usado para

aquisição tanto do sinal eletromiográfico de um único canal como da contração voluntária dos sujeitos em teste.

Antes de iniciar-se a coleta do sinal eletromiográfico, no primeiro dia da aplicação do protocolo de aquisição, foi estabelecida, para cada sujeito, a máxima contração voluntária (MCV). Após isso, foi ajustada uma liga elástica que induzisse uma força igual a 60% da MCV quando submetido à tração isométrica pelo sujeito. Os sinais foram coletados de forma que cada sujeito gerasse uma força igual a 60% da MCV na posição em pé e com ângulo interno de 90° no cotovelo do braço direito.

A posição de coleta foi a mesma em que foram obtidos os sinais de MCV. Após a limpeza da pele do indivíduo com algodão e álcool, a distância entre a fossa bicipital e o acrômio do braço direito do sujeito foi verificada. O local para a fixação dos eletrodos foi marcado a um terço desta distância (a partir da fossa).

Por fim, foram simultaneamente registrados, para cada sujeito, a força e o sinal eletromiográfico. O indivíduo foi submetido a uma carga de 60% da MCV até que se evidenciasse o ponto de falha, ou seja, ocorresse alteração do desempenho mecânico.

### **5.1.2 – Sinais de contrações dinâmicas**

Para a coleta de sinais em contrações dinâmicas, participaram do estudo nove voluntários, sendo seis do gênero masculino e três do gênero feminino, todos jovens e saudáveis, realizando movimentos em um cicloergômetro. A média das idades dos voluntários foi de  $24,4 \pm 4,3$  anos (média  $\pm$  desvio padrão) e todos apresentavam o índice de massa corporal (massa/altura<sup>2</sup>) definido como normal.

No posicionamento dos eletrodos, foram medidas as distâncias entre a porção lateral externa (PLE) da patela e a cabeça do fêmur (CFE), e entre a porção lateral interna (PLI) da patela e a CFE da coxa direita. Após tricotomia, realizou-se limpeza e abrasão da pele com álcool. Em posições a um quinto da distância PLE e CFE e a um quarto da distância PLI e CFE, a partir do joelho, os eletrodos ativos foram então colocados, respectivamente, para os músculos vasto lateral e vasto medial.

A coleta dos sinais eletromiográficos foi efetuada por meio de um eletromiógrafo (Delsys, modelo Bagnoli-2, Boston, Estados Unidos). Este equipamento apresenta eletrodos com pré-amplificação de 10 V/V e filtro passa-faixa de 20 Hz a 450 Hz. O ganho total aplicado ao sinal foi de 1000 V/V, sendo 10 V/V nos eletrodos ativos e 100V/V no eletromiógrafo. Os eletrodos possuem dois contatos (Ag 99,9%), distanciados de 1 cm, que fazem interface direta com a pele por meio de uma área retangular de 1,0 cm x 0,1 cm em cada contato. As informações obtidas pelo eletromiógrafo foram transferidas em tempo real para um computador, utilizando-se um sistema de digitalização de sinais de 12 bits (National Instruments, modelo PCI 6024E, Austin, Estados Unidos), com frequência de amostragem ajustada para 2 kHz em todos os sinais.

Três protocolos de coleta de sinais eletromiográficos foram aplicados aos nove sujeitos em avaliação, possibilitando a construção de um banco com o total de 54 sinais, com 27 amostras do músculo vasto lateral e 27 amostras do vasto medial. Para os testes do algoritmo de compressão, foram usados sinais de EMG do 3º protocolo. Assim, 18 sinais foram utilizados, um do músculo vasto lateral e um do vasto medial de cada sujeito. No primeiro protocolo usou-se velocidade constante e potência crescente, no segundo protocolo usou-se potência constante e velocidade crescente e no terceiro protocolo, potência e velocidade constantes. Cada sujeito realizou os experimentos em três dias distintos, com intervalos de 48 horas entre os protocolos.

O início do primeiro protocolo foi um período de aquecimento não superior a 4 minutos, com velocidade de 30 km/h e potência de 30 W. Em seguida, foi mantida velocidade fixa de 30 km/h e estabelecida uma potência inicial de 150W, suportada com pouco esforço pelos sujeitos e que foi programada diretamente na instrumentação da bicicleta ergométrica. No decorrer do experimento, ocorreu a elevação progressiva de 50 W na potência, em períodos de 30s, até a desistência do sujeito devido à fadiga.

Para o segundo protocolo, foi inicialmente adotado o procedimento de aquecimento conforme o primeiro experimento, e estabelecida uma potência para cada sujeito igual a 70% da maior potência atingida no primeiro protocolo. O protocolo foi iniciado com velocidade 30 km/h e, a cada 30 s, os sujeitos foram orientados a elevar em 3 km/h a velocidade aplicada, até a desistência.

No terceiro, após aquecimento, foi adotada a potência igual a 70% da maior potência atingida no primeiro dia de teste para cada sujeito, e velocidade fixa igual a 70% da maior velocidade atingida no segundo protocolo. Assim, definiu-se um protocolo de aquisição com potência e velocidade constantes e de alta intensidade, que terminou quando os sujeitos não conseguiam mais manter o desempenho físico estabelecido.

## 5.2 – ALGORITMO IMPLEMENTADO

O primeiro passo do algoritmo de compressão bidimensional é segmentar o sinal de eletromiografia de superfície em janelas de mesmo número  $N$  de amostras e arranjá-las de forma adjacente para formar matrizes bidimensionais. Estes segmentos são justapostos em  $M$  colunas de uma matriz bidimensional; tal que  $M$  seja a quantidade de janelas que compõe cada matriz bidimensional sem descartar amostras.

Assim, se a quantidade de amostras  $K$  da última janela é tal que  $K < N$ , completa-se com  $N - K$  amostras de valor nulo o segmento final do sinal de S-EMG (caso necessário). O método foi implementado com segmentos de  $N = 512$  amostras, escolhido arbitrariamente, para que, dados os sinais em estudo,  $N$  e  $M$  apresentassem valores da mesma ordem de grandeza. Cada sinal, quantizado a 12 bits na aquisição, teve suas amostras escalonadas para a faixa de representação em 8 bits (0 a 255) para a utilização dos codificadores de imagem, como mostra a Figura 5.1.

Para avaliar a influência do rearranjo dos segmentos na compressão 2D, i.e., o efeito do reordenamento das diferentes colunas da matriz pela aplicação do *r.p.c.*, optou-se por tornar facultativo o uso do pré-processamento logo à entrada do codificador bidimensional. A lista com a posição original das colunas é codificada aritmeticamente. Parâmetros de escala (valores de máximo e de mínimo da amplitude do sinal) e número de amostras são também armazenados (descomprimidos).

O sinal de S-EMG bidimensional, pré-processado ou não, está apto a ser comprimido por quaisquer dos algoritmos 2D desejados. A matriz é codificada usando um dos codificadores de imagem mencionados anteriormente. Cabe ressaltar que nesse trabalho são utilizados e comparados três codificadores de imagem do estado da arte para efetivar a etapa de compressão bidimensional: JPEG2000, H.264/AVC-*intra* e HEVC-*intra*.

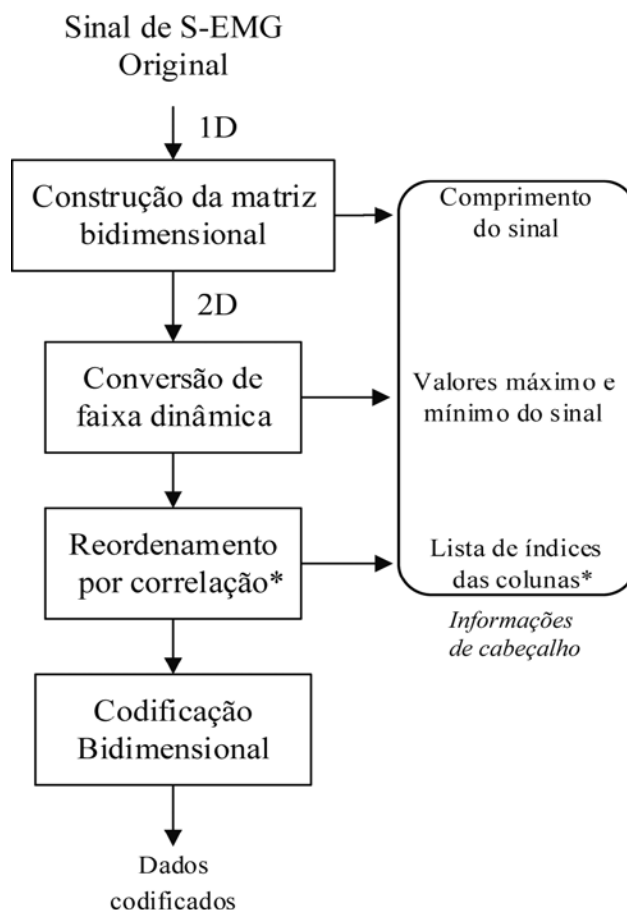


Figura 5.1 – Diagrama de blocos codificador proposto. O passo de reordenamento por correlação (*r.p.c.*, que produz a informação de cabeçalho adicional sobre a lista de índices das colunas) é opcional.

A Figura 5.2 ilustra o resultado da aplicação do reordenamento por correlação a um exemplo de sinal de S-EMG em representação 2D. Percebe-se que o pré-processamento conduz à formação de áreas mais homogêneas (tanto claras quanto escuras) em várias regiões da imagem na Figura 5.2b.

Os dados codificados são recuperados usando o decodificador de imagem apropriado, e então, a partir da matriz 2D, o sinal de S-EMG decodificado é reconstruído trazendo-o à sua faixa dinâmica original e rearranjando as colunas da matriz de volta em um vetor unidimensional. Este procedimento está ilustrado na Figura 5.3.

O sinal de S-EMG unidimensional é recomposto para que seja possível calcular índices de avaliação quantitativa do algoritmo de compressão, comparando objetivamente a forma de onda deste sinal reconstruído com o sinal original, ambos na faixa dinâmica de 12 bits.

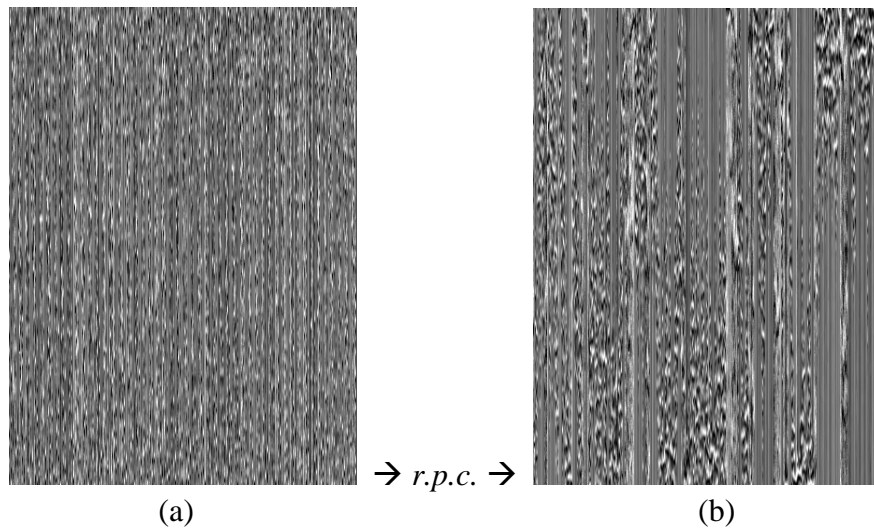


Figura 5.2 – Efeito do reordenamento dos segmentos do sinal de S-EMG em representação 2D: (a) matriz obtida por justaposição direta das janelas do sinal em colunas; (b) matriz processada pelo método de reordenamento por correlação (*r.p.c.*).

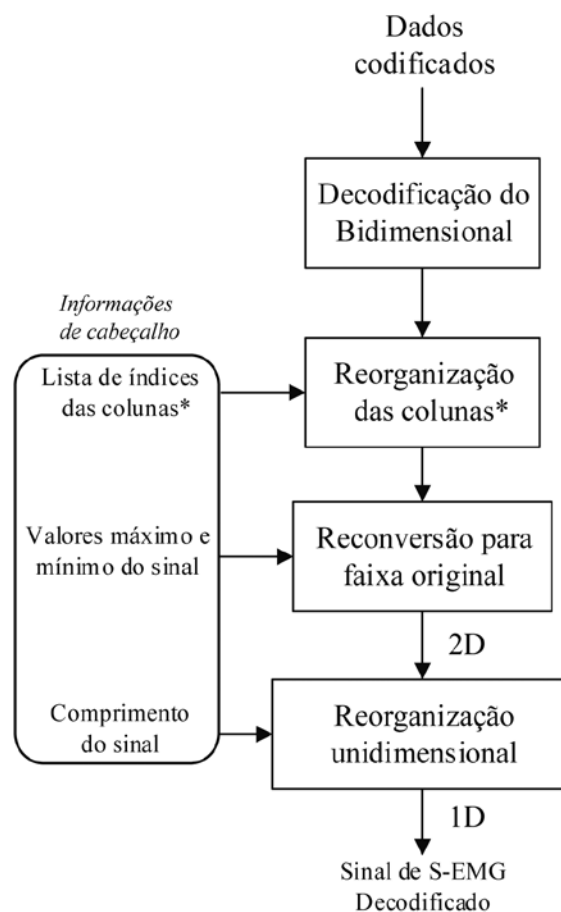


Figura 5.3 – Diagrama de blocos do decodificador proposto. O passo de reorganização de colunas (associado à informação de cabeçalho sobre a lista de índices das colunas) é necessário apenas caso opte-se pelo *r.p.c.*



Neste capítulo foi apresentada a metodologia empregada para a compressão bidimensional de sinais de S-EMG reais, cujos protocolos de aquisição foram descritos. Detalhes do algoritmo proposto estão presentes.

No próximo capítulo é realizada a avaliação da qualidade dos sinais descompactados, usando métricas objetivas para aferir a influência do reordenamento por correlação sobre cada codificador.

## 6 – RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo são apresentados os parâmetros usados nos codificadores de imagem, bem como os resultados dos procedimentos adotados na pesquisa. Realiza-se uma avaliação objetiva dos resultados destes algoritmos de codificação 2D, além de comparações de desempenho.

Os resultados obtidos pelos diversos codificadores bidimensionais são comparados tanto entre si quanto em relação a outros trabalhos da literatura. Avalia-se, enfim, a influência do algoritmo de pré-processamento na curva de qualidade *versus* quantidade de bits da representação.

O algoritmo JPEG2000 foi utilizado com taxas de compressão a partir de 0,03125 até 8 bits por *pixel*. Os codificadores H.264/AVC e HEVC foram utilizados no modo intra-quadros (ou seja, atuando sobre apenas uma imagem estática). O H264/AVC teve o parâmetro de quantização variando de 51 a 1 e o HEVC parâmetro de quantização variando de 42 a 2.

### 6.1 – CRITÉRIOS OBJETIVOS DE AVALIAÇÃO

A qualidade da compressão foi avaliada pela comparação do sinal reconstruído com o sinal original. O desempenho do algoritmo de compressão dos sinais de S-EMG foi mensurado objetivamente usando dois critérios quantitativos: o fator de compressão, CF (do inglês, *compression factor*) e a raiz da diferença média quadrática percentual, PRD (do inglês, *percentage root mean difference*). Esses dois critérios são amplamente utilizados para a avaliação da compressão de sinais de S-EMG (Berger *et al.*, 2007).

O fator de compressão é definido como:

$$CF(\%) = \frac{O_s - C_s}{O_s} \times 100\% , \quad (6.1)$$

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 raiz da diferença média quadrática percentual, PRD, é definida como:

$$PRD(\%) = \sqrt{\frac{\sum_{n=0}^{N-1} (x[n] - \hat{x}[n])^2}{\sum_{n=0}^{N-1} x^2[n]}} \times 100\% , \quad (6.2)$$

no qual  $x$  é o sinal original,  $\hat{x}$  é o sinal reconstruído e  $N$  é o comprimento do sinal.

## 6.2 – RESULTADOS QUANTITATIVOS

A Figura 6.1 mostra a PRD média (em função de CF) medida para o conjunto de sinais de S-EMG isométricos, usando os algoritmos de compressão JPEG2000, H.264/AVC-*intra* e HEVC-*intra*, sem e com o uso do método de reordenamento das colunas.

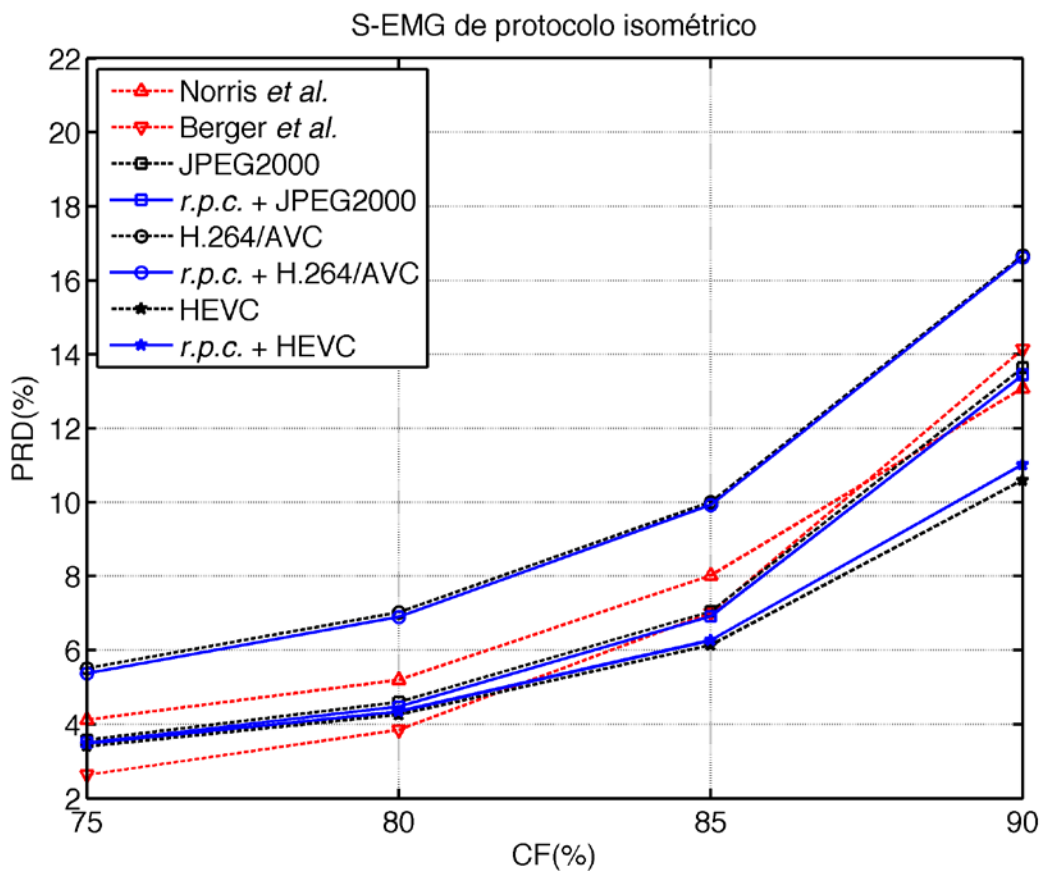


Figura 6.1 – Comparação de desempenho da compressão (CF x PRD) para sinais isométricos entre os codificadores de imagem JPEG2000, H.264/AVC-*intra*, e HEVC-*intra* com e sem o estágio de reordenamento por correlação – *r.p.c.*

As curvas de CF *versus* PRD aferidas para todo o banco de sinais de S-EMG isométricos constam do Apêndice A. Na Tabela 6.1 estão os valores médios de PRD medidos usando diferentes algoritmos de compressão para sinais de contração isométrica.

Tabela 6.1 – Resultados (PRD média, em %) para S-EMG em atividades isométricas.

| CF(%)                     | 75   | 80   | 85    | 90    |
|---------------------------|------|------|-------|-------|
| Norris <i>et al.</i>      | 4,12 | 5,20 | 8,02  | 13,08 |
| Berger <i>et al.</i>      | 2,63 | 3,85 | 7,01  | 14,14 |
| JPEG2000                  | 3,58 | 4,60 | 7,05  | 13,63 |
| <i>r.p.c.</i> + JPEG2000  | 3,50 | 4,48 | 6,92  | 13,44 |
| H.264/AVC                 | 5,51 | 7,03 | 10,01 | 16,68 |
| <i>r.p.c.</i> + H.264/AVC | 5,37 | 6,90 | 9,93  | 16,62 |
| HEVC                      | 3,41 | 4,26 | 6,14  | 10,60 |
| <i>r.p.c.</i> + HEVC      | 3,48 | 4,35 | 6,27  | 11,02 |

A Figura 6.2 mostra a influência do reordenamento por correlação nas curvas de compressão para sinais isométricos (diferença entre a curva usando o *r.p.c.* e a curva obtida sem pré-processamento).

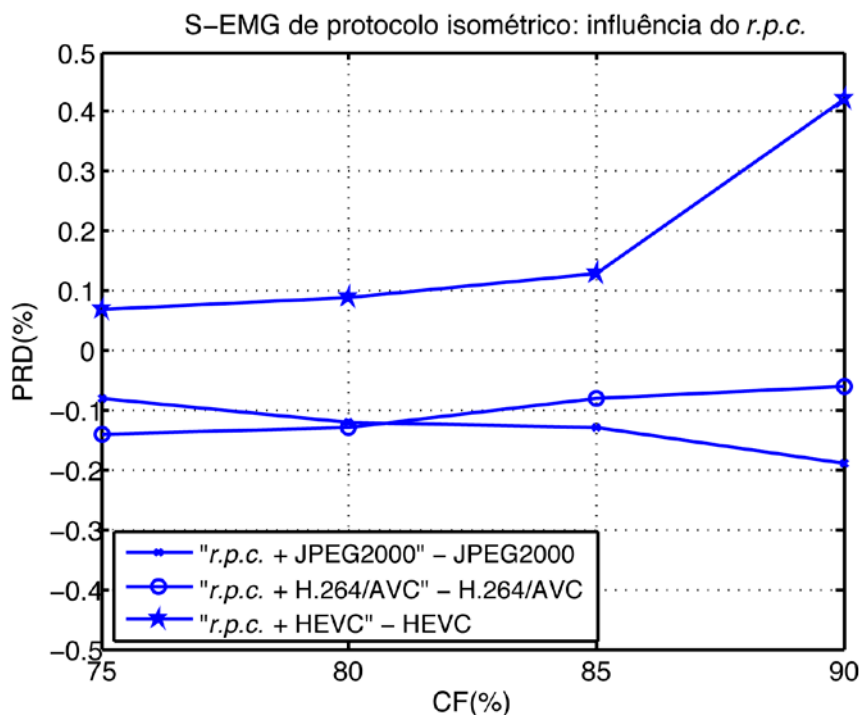


Figura 6.2 – Influência da etapa de pré-processamento (*r.p.c.*) na compressão de sinais de S-EMG em contrações isométricas.

As Figuras 6.3 e 6.4 exibem as diferenças (para sinais isométricos) entre os codificadores de imagem e os algoritmos apresentados por Norris *et al.* e Berger *et al.*, respectivamente.

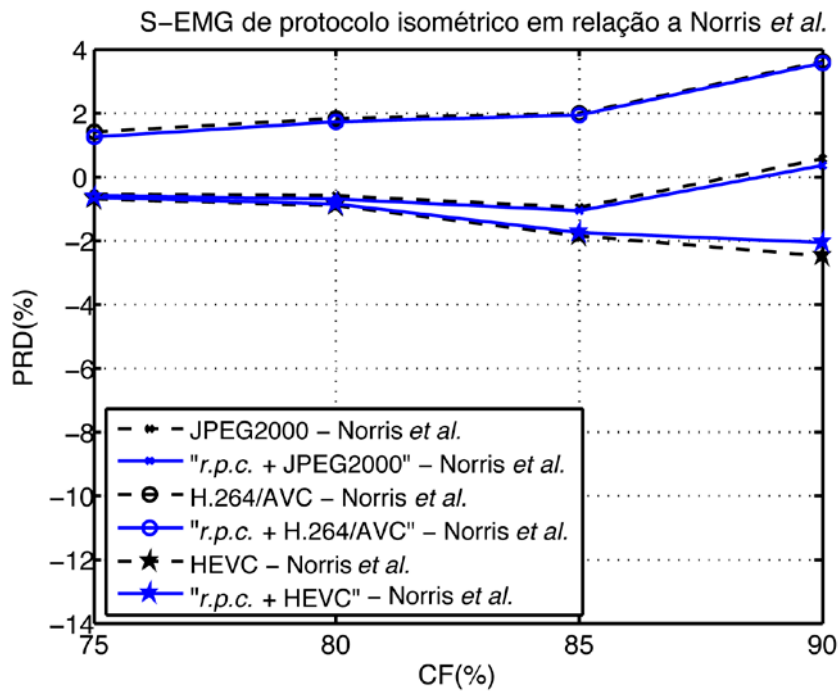


Figura 6.3 – Diferença de desempenho de compressão dos codificadores de imagem para sinais de S-EMG em contrações isométricas em relação a Norris *et al.* (2001).

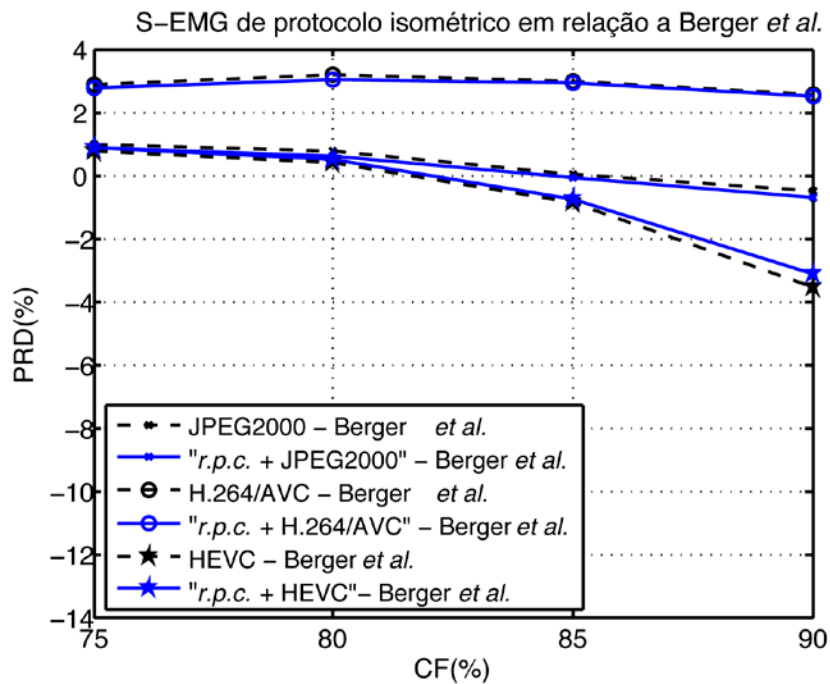


Figura 6.4 – Diferença de desempenho de compressão dos codificadores de imagem para sinais de S-EMG em contrações isométricas em relação a Berger *et al.* (2006).

Na Figura 6.2, valores negativos significam que a aplicação do *r.p.c.* contribuiu para a redução da quantidade de bits necessária para representar o sinal codificado. Neste sentido, o pré-processamento proposto (reordenamento por correlação) foi capaz de melhorar o desempenho da compressão baseada tanto em JPEG2000 quanto em H.264/AVC. Entretanto, os valores maiores que zero observados para o HEVC significam a informação lateral de cabeçalho oriunda do *r.p.c.* acarretou resultados piores ao desempenho geral da implementação que a versão sem pré-processamento. Isso é verdadeiro para fatores de compressão em toda a faixa de CF analisada.

Apesar do pré-processamento de *r.p.c.* ter sido bem sucedido em reduzir o volume de dados final produzido pelo método com H.264/AVC, este codificador obteve resultados gerais significativamente inferiores (maior PRD) em relação aos demais métodos.

Percebe-se, pela Figura 6.3, que o método com JPEG2000 proporcionou uma qualidade de reconstrução superior (menor PRD) que o método com algoritmo EZW, descrito por Norris *et al.* (2001) para fatores de compressão entre 75% e 85%. A utilização do HEVC produz resultados melhores que a EZW para fatores de compressão desde 70% até 90%, ou seja, para toda a faixa de CF considerada.

Comparado ao método proposto por Berger *et al.* (2006), o JPEG2000 obteve um resultado moderadamente inferior para a fatores de compressão  $\leq 85\%$ . Neste caso, o pré-processamento mostrou-se eficiente a ponto de tornar o resultado do JPEG2000 melhor (diminuir a PRD) que o de Berger *et al.* a partir de 85%.

É importante notar que o HEVC mostrou-se o melhor método para compressão de sinais de S-EMG em atividades isométricas dentre todos os testados para CF compreendidos entre 85% e 90%, uma vez que apresentou os menores valores de PRD nessa faixa de fator de compressão.

A Figura 6.5 mostra a PRD média (em função de CF) medida para o conjunto de sinais de S-EMG dinâmicos, usando os algoritmos de compressão JPEG2000, H.264/AVC-*intra* e HEVC-*intra*, com e sem uso do método de reordenamento das colunas. As curvas de CF *versus* PRD aferidas para cada um dos sinais de S-EMG dinâmicos em particular constam do Apêndice B.

Na Tabela 6.2 encontram-se os valores médios de PRD medidos usando diferentes algoritmos de compressão para sinais de contração isométrica.

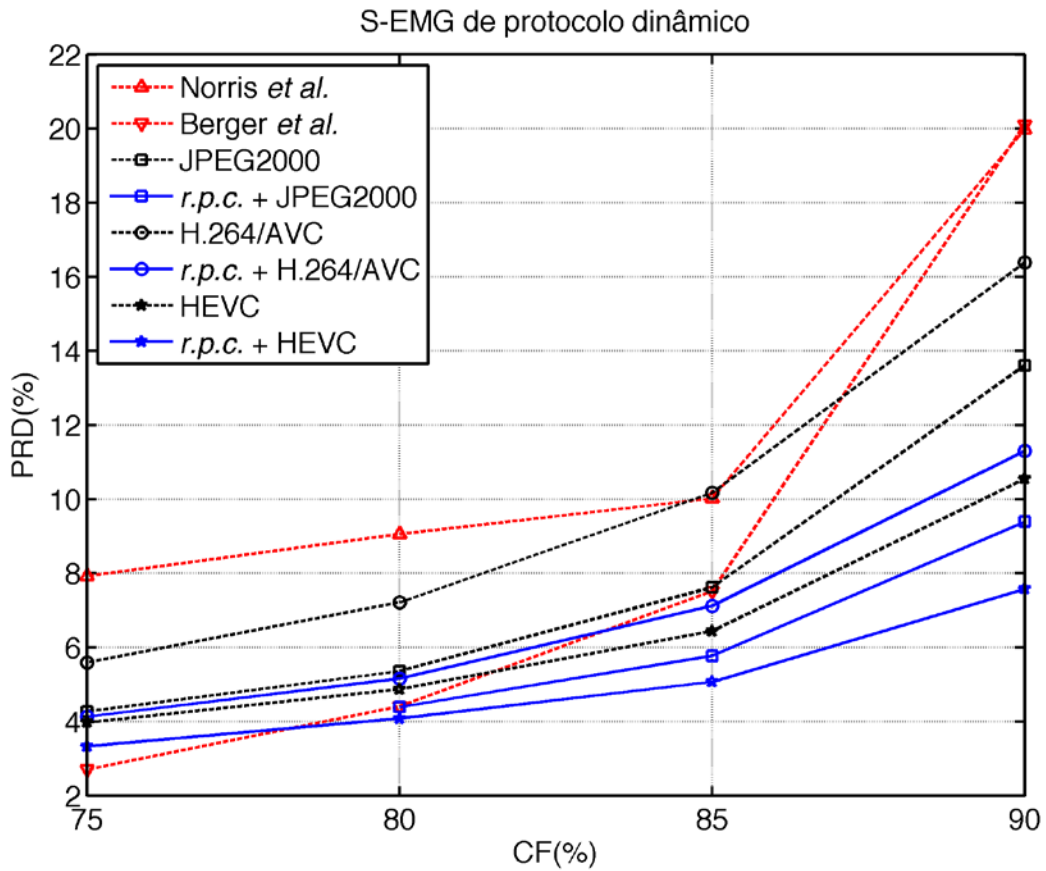


Figura 6.5 – Comparação com do desempenho da compressão (CF x PRD) para sinais dinâmicos entre os codificadores de imagem JPEG2000, H.264/AVC-*intra* e HEVC- *intra* sem e com o estágio de reordenamento por correlação – *r.p.c.*

Tabela 6.2 – Resultados (PRD média, em %) para S-EMG em atividades dinâmicas.

| CF(%)                     | 75   | 80   | 85    | 90    |
|---------------------------|------|------|-------|-------|
| Norris <i>et al.</i>      | 7,93 | 9,06 | 10,02 | 19,98 |
| Berger <i>et al.</i>      | 2,70 | 4,41 | 7,52  | 20,10 |
| JPEG2000                  | 4,27 | 5,36 | 7,62  | 13,61 |
| <i>r.p.c.</i> + JPEG2000  | –    | 4,39 | 5,77  | 9,39  |
| H.264/AVC                 | 5,59 | 7,21 | 10,17 | 16,39 |
| <i>r.p.c.</i> + H.264/AVC | 4,13 | 5,16 | 7,12  | 11,30 |
| HEVC                      | 3,98 | 4,87 | 6,44  | 10,55 |
| <i>r.p.c.</i> + HEVC      | 3,33 | 4,08 | 5,07  | 7,58  |

A Figura 6.6 mostra a influência do reordenamento por correlação nas curvas de compressão alcançadas para sinais de contrações dinâmicas. O gráfico é a diferença entre a curva obtida usando o *r.p.c.* e a curva obtida sem o uso do pré-processamento.

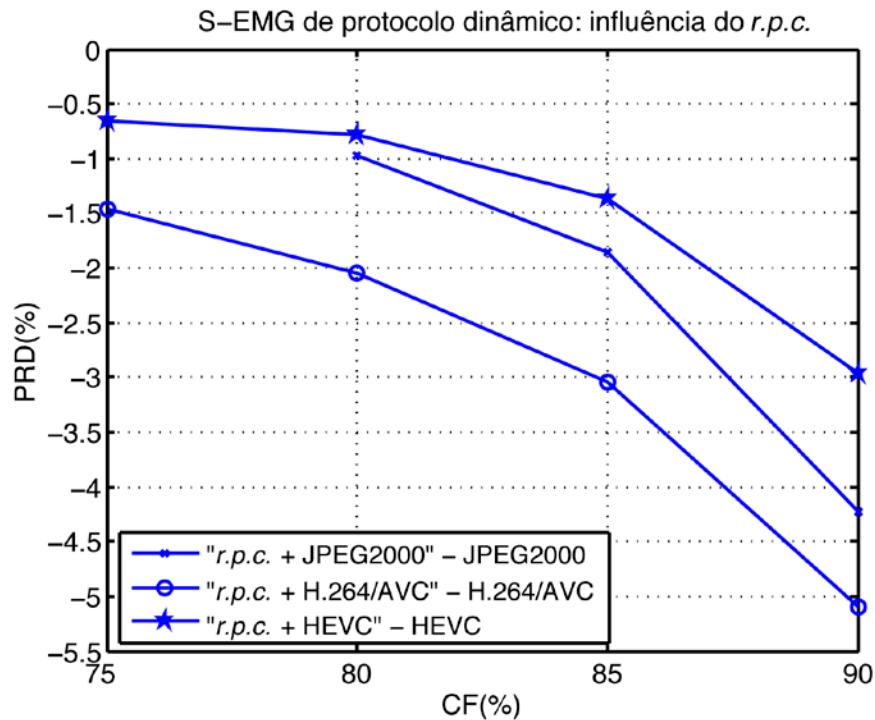


Figura 6.6 – Influência da etapa de pré-processamento de *r.p.c.* na compressão de sinais de S-EMG em contrações dinâmicas.

De modo análogo ao caso para sinais isométricos, os valores negativos na Figura 6.6 significam que a aplicação do *r.p.c.* conseguiu contribuir para a redução da quantidade de bits do sinal de S-EMG dinâmico codificado. Fica claro que o pré-processamento de reordenamento por correlação foi eficiente em proporcionar melhorias no desempenho da compressão para os três codificadores de imagem testados: JPEG2000, H.264/AVC-*intra* e HEVC-*intra*. Deste modo, percebe-se que a informação lateral de cabeçalho adicional produzida pelo *r.p.c.* teve sua influência mitigada pelo aperfeiçoamento do resultado de codificação por ele proporcionado, o que se observa para toda a faixa de fatores de compressão analisada.

Além disso, nota-se que essa melhoria (ou seja, a redução de PRD) atingida pelo estágio de *r.p.c.* foi tanto mais modesta quanto menor o resultado de PRD produzido sem o pré-processamento, ou seja, para o codificador de imagem mais eficiente, o HEVC-*intra*.



As Figuras 6.7 e 6.8 exibem as diferenças (para sinais dinâmicos) entre os codificadores de imagem e os algoritmos apresentados por Norris *et al.* e Berger *et al.*, respectivamente.

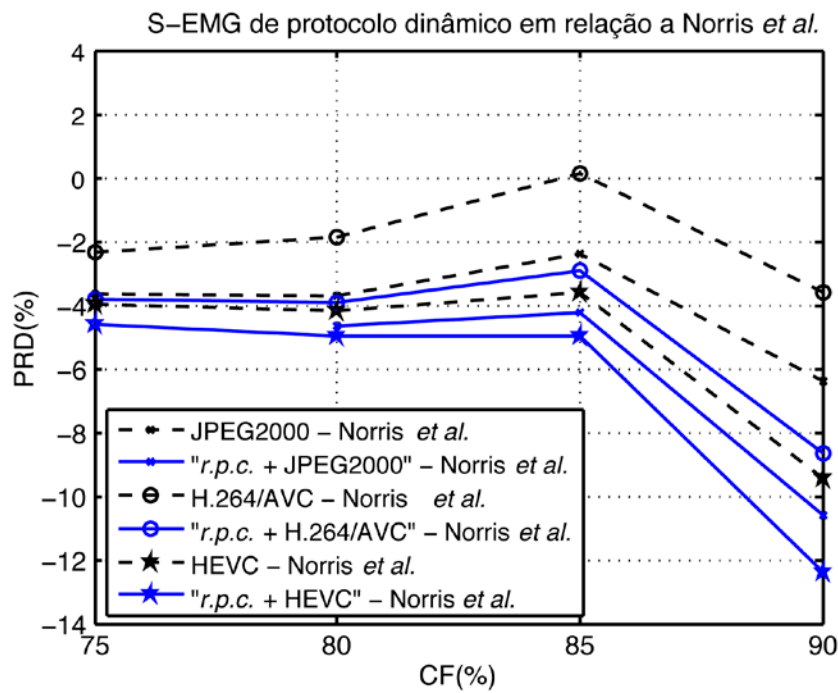


Figura 6.7 – Diferença de desempenho de compressão dos codificadores de imagem para sinais de S-EMG em contrações dinâmicas em relação a Norris *et al.* (2001).

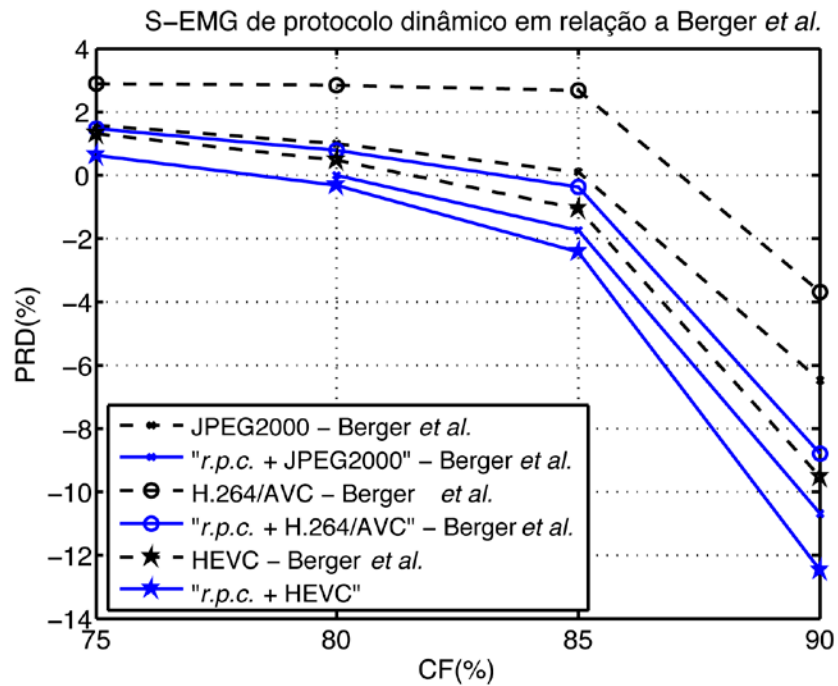


Figura 6.8 – Diferença de desempenho de compressão dos codificadores de imagem para sinais de S-EMG em contrações dinâmicas em relação a Berger *et al.* (2006).

A comparação da PRD média entre os resultados do algoritmo proposto e o trabalho de Norris *et al.*, na Figura 6.7, demonstra que para a compressão de S-EMG de atividades dinâmicas os resultados obtidos a partir da abordagem baseada em H264/AVC-*intra* são melhores (PRD mais baixa) para os valores de fator de compressão iguais a 90% e entre 75% e 80%. A exceção fica por conta do fator de compressão de 85%, para o qual o H264/AVC-*intra* excede em PRD o algoritmo da EZW por apenas 0,15%. Ao ser usado o reordenamento por correlação, a redução conseguida pelo H264/AVC-*intra* é de, pelo menos, 2% de PRD em relação a Norris *et al.*

Os codificadores JPEG2000 e HEVC superam o algoritmo de Norris *et al.* (menor PRD) para toda a faixa de fatores de compressão considerada. Ao ser utilizado o reordenamento por correlação, o decréscimo de PRD se comparado a Norris *et al.* fica em 4,25% no pior caso (*r.p.s.* + JPEG2000 em CF=85% na Figura 6.7). Ao observar a Figura 6.8, se comparado ao algoritmo proposto por Berger *et al.* (2006), os métodos baseados em H264/AVC-*intra* e JPEG 2000 apresentam melhores resultados para fatores de compressão altos ( $\geq 90\%$ ). Com a aplicação do reordenamento por correlação, ambas as técnicas conseguem superar Berger *et al.* para a faixa de CF entre 85% e 90%.

A aplicação do HEVC-*intra* consegue resultados superiores ao algoritmo de Berger *et al.* para fatores de compressão entre 85% e 90%, e sobretudo para o fim desta faixa, no qual atinge quase a metade do valor de PRD (10,55% contra 20,10% de Berger *et al.*). Ao ser usado o reordenamento por correlação, o HEVC-*intra* dilata a faixa na qual é melhor que Berger *et al.*, que passa a se iniciar em 80% de PRD e se estende até os 90% nesse caso.

### **6.3 – ANÁLISE DE RECONSTRUÇÕES 1D DO SINAL DE S-EMG**

A Figura 6.2 ilustra a qualidade de compressão para um sinal de S-EMG medido durante atividade muscular isométrica. As 2500 amostras centrais do sinal original, do reconstruído e do erro de reconstrução são evidenciadas. Nesse exemplo, o reordenamento por correlação (*r.p.c.*) foi usado e observou-se 85% de fator de compressão. A PRD mensurada foi de 5,68%, de 6,95% e de 8,75% para as abordagens com HEVC-*intra*, JPEG2000 e H.264/AVC-*intra*, respectivamente. O ruído observado para as três abordagens é um caso típico do que foi obtido durante os testes e ilustra adequadamente os resultados, haja vista os valores muito semelhantes à PRD média encontrada na Tabela 6.1.

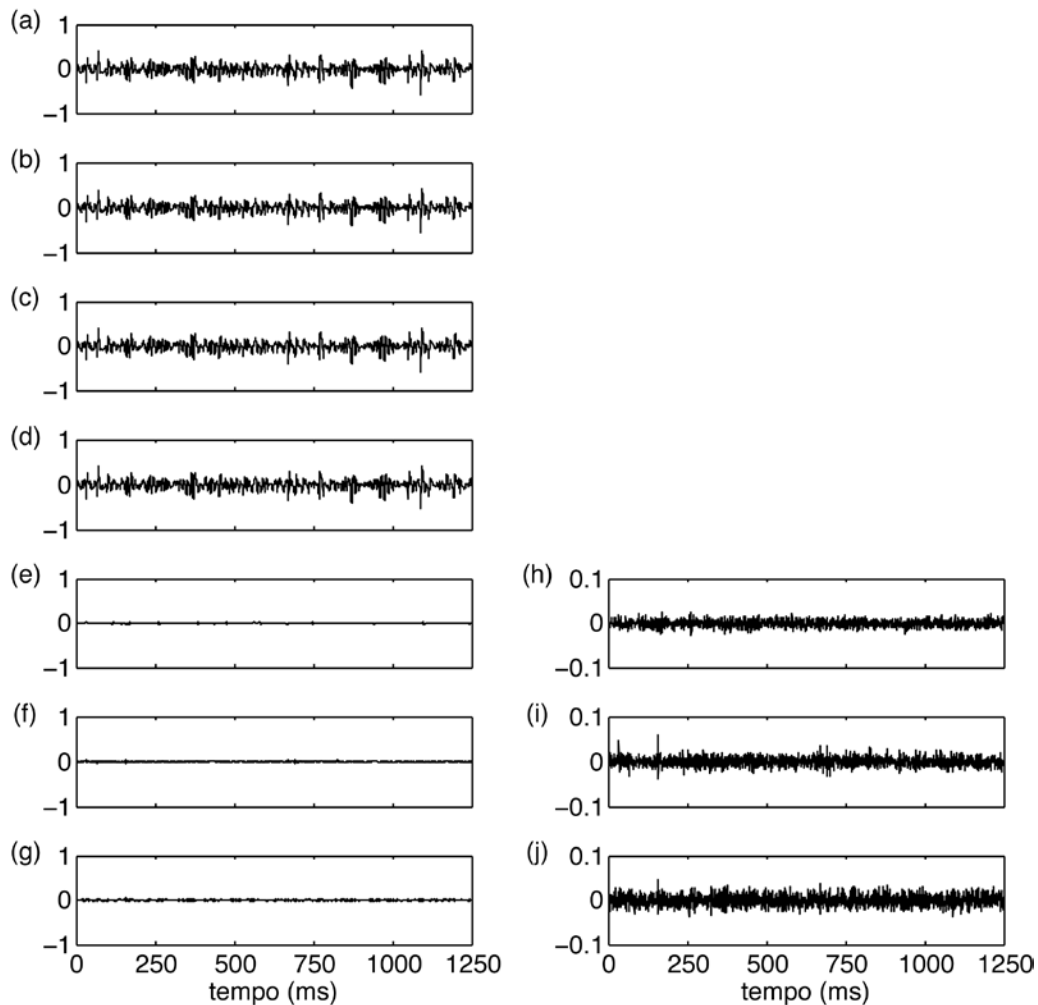


Figura 6.9 – Resultados representativos para um segmento de sinal de S-EMG isométrico de 1250 ms (CF=85%): (a) não comprimido; (b) *r.p.c.* + HEVC-*intra*; (c) *r.p.c.* + JPEG2000; (d) *r.p.c.* + H.264/AVC-*intra*; (e) Erro de reconstrução do HEVC-*intra*; (f) Erro de reconstrução do JPEG2000; (g) Erro de reconstrução do H.264/AVC-*intra*. Em (h), (i) e (j), os respectivos erros de reconstrução foram magnificados em 10 vezes. O erro de reconstrução do HEVC é notoriamente menor que os erros JPEG2000 e do H.264/AVC-*intra*.

A Figura 6.10 ilustra o resultado da qualidade da compressão para um sinal de S-EMG captado durante contração muscular dinâmica. São mostradas novamente as 2500 amostras dos sinais original, reconstruído e de erro. Neste caso também foi usado o reordenamento por correlação e as PRDs foram, respectivamente, 4,81%, 5,52% e 6,98% para os codificadores HEVC-*intra*, JPEG2000 e H.264/AVC-*intra*, todos com 85% de fator de compressão. O ruído de reconstrução é perceptivelmente maior para o H264/AVC em comparação aos outros dois métodos.

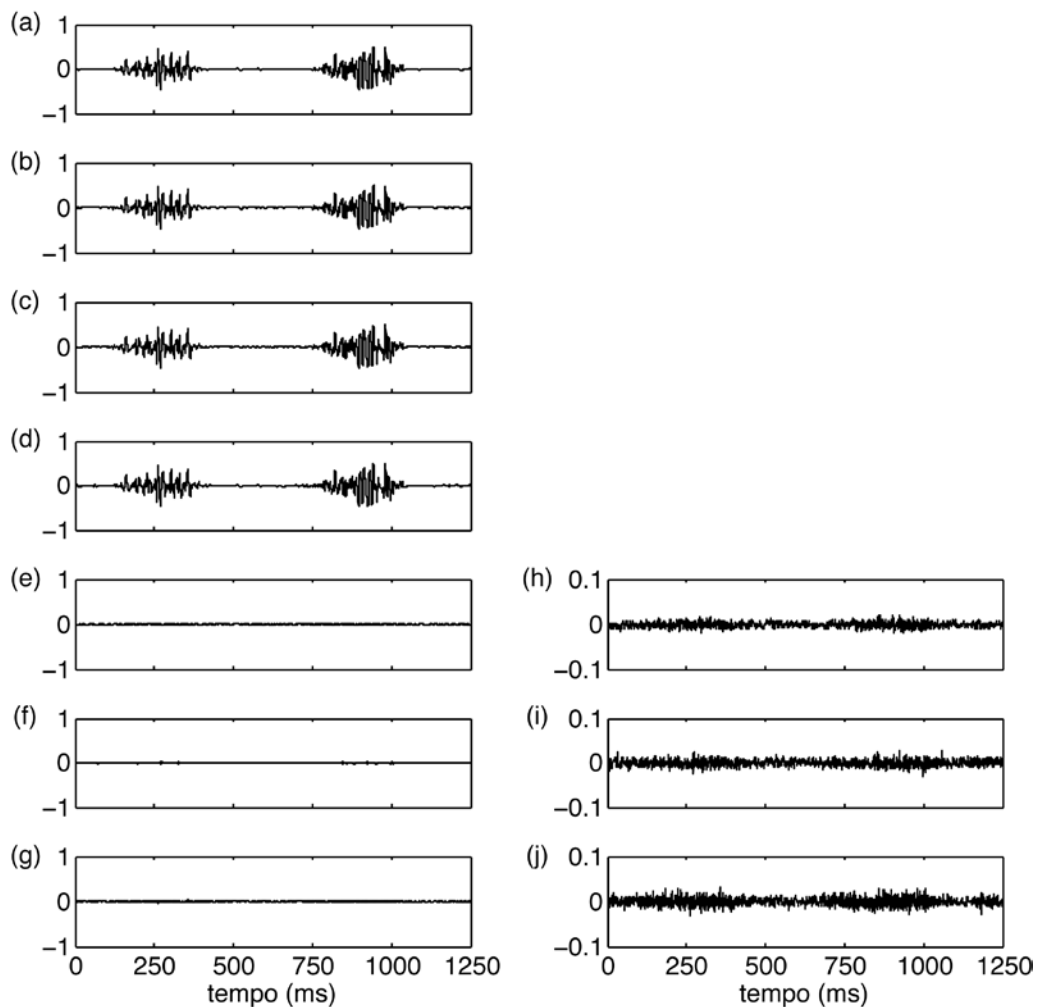


Figura 6.10 – Resultados representativos para um segmento de sinal de S-EMG dinâmico de 1250 ms (CF=85%): (a) não comprimido; (b) *r.p.c.* + HEVC-*intra*; (c) *r.p.c.* + JPEG2000; (d) *r.p.c.* + H.264/AVC-*intra*; (e) Erro de reconstrução do HEVC-*intra*; (f) Erro de reconstrução do JPEG2000; (g) Erro de reconstrução do H.264/AVC-*intra*. Em (h), (i) e (j), os respectivos erros de reconstrução foram magnificados em 10 vezes. O erro de reconstrução do HEVC é notoriamente menor que os erros JPEG2000 e do H.264/AVC-*intra*.

Em relação aos sinais de S-EMG isométricos testados, deve-se ressaltar que os trabalhos de Norris *et al.* (2001) e de Berger *et al.* (2006) utilizaram protocolos muito semelhantes aos desta pesquisa, o que torna a comparação direta extremamente fidedigna. Os três trabalhos foram baseados em sinais de EMG de superfície, com resolução de 12 bits e taxa de amostragem de 2 kHz. Além disso, os três trabalhos usaram sinais isométricos adquiridos no músculo bíceps braquial.

No entanto, no que diz respeito aos sinais dinâmicos, tanto o trabalho de Norris *et al.* quanto o de Berger *et al.* utilizaram apenas sinais adquiridos no músculo vasto lateral, enquanto nesta pesquisa foram usados sinais tanto do músculo vasto lateral quanto do músculo vasto medial. Portanto, deve-se tomar cuidado ao comparar esses resultados. Além do mais, o protocolo de aquisição usado por Norris *et al.* não foi descrito. Assim, é possível que o nível de contração tenha sido diferente do utilizado neste trabalho, o que poderia resultar em um conjunto de sinais com características diferentes.

Em relação ao pré-processamento proposto, demonstrou-se que o reordenamento por correlação aplicado às colunas do sinal em modo 2D aumenta a eficiência da compressão, o que se consegue por meio do aumento da correlação bidimensional. No entanto, a adição das informações de cabeçalho para a reconstrução do sinal unidimensional aumenta o tamanho total dos dados (ainda que o *r.p.c.* seja codificado aritmeticamente). O resultado, no caso isométrico, são valores de PRD bastante similares aos conseguidos mesmo sem o pré-processamento, e inclusive ultrapassando as PRDs do modo não processado, caso considere-se o HEVC-*intra*. Melhores resultados são conseguidos no contexto das contrações dinâmicas, nas quais a redundância de informação é eliminada com maior eficiência e a compressão obtida é mais pronunciada.

Além disso, cabe destacar que os padrões de codificação de imagem usados nesse trabalho são amplamente utilizados e estão bem estabelecidos e padronizados por comitês internacionais. Portanto, consegue-se fazer uso de implementações rápidas e confiáveis em diversos sistemas computacionais por meio das adaptações sugeridas. Estes são aspectos importantes a serem considerados ao se adotar uma técnica de compressão para aplicações biomédicas específicas, uma vez que ajudam a minimizar a dificuldade de implementação prática de métodos de compressão de sinais e demonstram, com isso, o aspecto promissor da abordagem proposta.

## 7 – CONCLUSÕES

Esse trabalho apresentou um método para a compressão de sinais de eletromiografia de superfície utilizando algoritmos de compressão de sinais bidimensionais. Três dos mais recentes e modernos codificadores de imagens foram avaliados nesta pesquisa: JPEG2000, H.264/AVC-*intra* e HEVC-*intra*.

Mostrou-se que os sinais de eletromiografia arrançados bidimensionalmente podem ser modelados como campos aleatórios com propriedades de autocorrelação bem definidas. Um estágio de pré-processamento foi proposto para aumentar a correlação entre colunas e otimizar a eficiência de compressão 2D levada a cabo pelos codificadores. O método proposto foi avaliado em sinais de eletromiografia reais, mensurados durante contrações tanto isométricas e quanto dinâmicas.

Observou-se que os algoritmos disponíveis para codificação de imagens podem ser efetivamente utilizados para compressão de sinais eletromiográficos, com um desempenho comparável ou melhor que outros algoritmos de compressão de S-EMG descritos na literatura por Norris *et al.* Berger *et al.* Mostrou-se também que a proposta de pré-processamento usando reordenamento por correlação (*r.p.c.*) entre colunas do sinal bidimensional pode potencializar o desempenho do método em diversos casos.

Como possibilidades de desenvolvimentos futuros deste trabalho estão a pesquisa e a utilização de outros codificadores de sinais bidimensionais que possam melhorar o desempenho da codificação, a aplicação de outros estágios de pré-processamento, a fim de obter matrizes de sinal bidimensional com ainda maior correlação e a extensão da aplicação de um único canal de sinal de eletromiografia tanto para arranjos lineares de sensores quanto para matrizes bidimensionais de alta densidade de captação do sinal eletromiográfico (Merletti e Parker, 2004).

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ACHARYA, T. E TSAI, P-S. (2004) *JPEG2000 Standard for Image Compression: Concepts, Algorithms and VLSI Architectures*. John Wiley e Sons, ISBN 9780471484226, Hoboken, NJ, USA.
- ADAMS, M. D. (2002) *The JPEG-2000 still image compression standard (Last Revised: 2002-12-25)*. ISO/IEC JTC1/SC29/WG1, Doc. No N2412, 2002.
- AIRES, M. M. (2012) *Fisiologia, 4 ed.*, Guanabara Koogan, ISBN 9788527721004, Rio de Janeiro, RJ.
- ALENCAR, M. S. (2008) *Probabilidade e Processos Estocásticos*. Ed. Érica, ISBN 9788536502168, São Paulo, SP.
- ANDRADE, M. M. (2000) *Análise Digital Eletromiográfica para Esforços Isométricos*. Dissertação de mestrado em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília.
- ANDRADE, M. M. (2006) *Análise Tempo-Frequência de Sinais Eletromiográficos de Superfície para a Avaliação de Fadiga Muscular em Cicloergômetro*. Tese de doutorado em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília.
- ANTONIOL, G.; TONELLA, P. (1997) “EEG data compression techniques”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 44, no. 2, pp. 105–114.
- BASMAJIAN, J. V.; DE LUCA, C. J. (1985) *Muscles Alive: Their Functions Revealed by Electromyography*. Lippincott Williams e Wilkins, ISBN 9780683004144, Baltimore, MD, USA.

- BERGER, P. A. (2002) *Compressão de Sinais de EMG Usando Transformada Wavelet Discreta*. Dissertação de mestrado em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília.
- BERGER, P. A. (2006) *Otimização de Desempenho de Algoritmos de Compressão de Sinais Biológicos Utilizando Redes Neurais Artificiais*. Tese de doutorado em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília.
- BERGER, P. A.; NASCIMENTO, F. A. O.; CARMO, J. C.; DA ROCHA, A. F.; DOS SANTOS, I. (2003) ‘Algorithm for compression of EMG signals’. In: *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol. 2, pp. 1299–1302.
- BERGER, P. A.; NASCIMENTO, F. A. O.; DA ROCHA, A. F.; CARVALHO, J. L. A. (2007) ‘A new wavelet-based algorithm for compression of EMG signals’. In: *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 1554–1557.
- BERGER, P. A.; NASCIMENTO, F. A. O.; DO CARMO, J. C.; DA ROCHA, A. F. (2006) “Compression of EMG signals with wavelet transform and artificial neural networks”. In: *Physiological Measurement*, vol. 27, no. 6, pp. 457–465.
- BILGIN, A.; MARCELLIN, M. W.; ALTBACH, M. I. (2003) “Compression of electrocardiogram signals using JPEG2000”. In: *IEEE Transactions on Consumer Electronics*. vol. 49, no. 4, pp. 833–840.
- BILGIN, A.; MARCELLIN, M. W.; ALTBACH, M. I. (2004) ‘Wavelet compression of ECG signals by JPEG2000’. In: *Proceedings of 2004 Data Compression Conference (DCC '04)*, p. 527.
- BRECHET, L.; LUCAS, M.-F.; DONCARLI, C.; FARINA, D. (2007) “Compression of biomedical signals with mother wavelet optimization and best-basis wavelet packet selection”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 54, no. 12, pp. 2186–2192.



- BROWN, W. F. (1985) *The Physiological and Technical Basis of Electromyography*. Butterworth-Heinemann, ISBN 9780409950427, Stoneham, MA, USA.
- BRUCE, E. N. (2000) *Biomedical Signal Processing and Signal Modeling*. Wiley-Interscience, ISBN 9780471345404, New York, NY, USA.
- CAROTTI, E. S. G.; DE MARTIN, J. C.; MERLETTI, R.; FARINA, D. (2006) ‘Compression of surface EMG signals with algebraic code excited linear prediction’. In: *Proceedings of 2006 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP ‘06)*, vol. 3, pp. 1148–1151.
- CAROTTI, E. S. G.; DE MARTIN, J. C.; FARINA, D.; MERLETTI, R. (2005) ‘Linear predictive coding of myoelectric signals’. In: *Proceedings of 2005 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP ‘05)*, vol. 5, pp. 629–632.
- CAROTTI, E. S. G.; DE MARTIN, J. C.; MERLETTI, R.; FARINA, D. (2007) ‘ACELP-based compression of multi-channel surface EMG signals’. In: *Proceedings of 2007 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP ‘07)*, vol. 2, pp. 361–364.
- CAROTTI, E.S.G.; DE MARTIN, J.C.; MERLETTI, R.; FARINA, D. (2008) ‘Matrix-based linear predictive compression of multi-channel surface EMG signals’. In: *Proceedings of 2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP ‘08)*, pp. 493–496.
- CAROTTI, E. S. G.; DE MARTIN, J. C.; MERLETTI, R.; FARINA, D. (2009) “Compression of multidimensional biomedical signals with spatial and temporal codebook-excited linear prediction”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 56, no. 11, pp. 2604–2610.
- CAVALCANTE, J. H. DE A. C.; DA SILVA, L. C. (2009) ‘Modificações em Codificador de Voz 3G para Compressão de Sinais de Eletromiografia’. In: *Anais do XXVII Simpósio Brasileiro de Telecomunicações (SBrT 2009)*, pp. 1–6.

- CHAN, A. D. (2011) ‘Compression of surface myoelectric signals using MP3 encoding’. In: *Proceedings of the 33rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC 2011)*, pp. 5012–5015.
- CHELLAPPA, R.; JAIN, A. K. (1993) *Markov random fields: theory and application*, Academic Press, ISBN 9780121706081, San Diego, USA.
- CHOU, H-H.; CHEN, Y-J.; SHIAU, Y-C.; KUO, T-S. (2006) “An effective and efficient compression algorithm for ECG signals with irregular periods”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 53, no. 6, pp. 1198–1205.
- CHRISTOPOULOS, C.; SKODRAS, A.; EBRAHIMI, T. (2000) “The JPEG-2000 still image coding system: an overview”. In: *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 46, no. 4, pp. 1103–1127.
- DAUBECHIES, I. (1988) “Orthogonal bases of compactly supported wavelets”. In: *Communications on Pure and Applied Mathematics*. vol. 41, no. 7, pp. 909–996.
- DAVIES, M. R.; REISMAN, S. S. (1994) ‘Time frequency analysis of the electromyogram during fatigue’. In: *Proceedings of the 20th Annual Northeast Bioengineering Conference*, pp. 93–95.
- DE LUCA, C. J. (1997), “The use of surface electromyography in biomechanics”, In: *Journal of Applied Biomechanics*, vol. 13, no. 2, pp. 135–163. Disponível em: <[http://www.delsys.com/Attachments\\_pdf/WP\\_Biomechanics.pdf](http://www.delsys.com/Attachments_pdf/WP_Biomechanics.pdf)>. Acesso em 29/01/2014.
- DE LUCA, C. J. (2002), “Surface electromyography: detection and recording”. Disponível em: <[https://www.delsys.com/Attachments\\_pdf/WP\\_SEMGintro.pdf](https://www.delsys.com/Attachments_pdf/WP_SEMGintro.pdf)>. Acesso em 29/01/2014.
- DINIZ, P. S. R.; SILVA, E. A. B. DA; NETTO, S. L. (2014) *Processamento Digital de Sinais: Projeto e Análise de Sistemas, 2 ed.* Bookman, ISBN 9788582601235, Porto Alegre, RS.

- DIXON, A. M. R.; ALLSTOT, E. G.; GANGOPADHYAY, D.; ALLSTOT, D. J. (2012) “Compressed sensing system considerations for ECG and EMG wireless biosensors”, In: *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, vol. 6, no. 2, pp. 156–166.
- FILHO, E. B. L.; DA SILVA, E. A. B.; DE CARVALHO, M. B. (2008a) “On EMG signal compression with recurrent patterns”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 55, no. 7, pp. 1920–1923.
- FILHO, E. B. L.; RODRIGUES, N. M. M.; DA SILVA, E. A. B.; DE FARIA, S. M. M.; DA SILVA, V. M. M.; DE CARVALHO, M. B. (2008b) “ECG signal compression based on DC equalization and complexity sorting”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 55, no. 7, pp. 1923–1926.
- FRANCISCO, N. C.; RODRIGUES, N. M. M.; DA SILVA, E. A. B.; DE CARVALHO, M. B. (2011) ‘Computational complexity reduction methods for multiscale recurrent pattern algorithms’. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer as a Tool (EUROCON 2011)*, pp. 1–4.
- GERSHO, A.; GRAY, R. (1992) *Vector Quantization and Signal Compression*. Kluwer Academic Publishers, ISBN 0792391810, Norwell, MA, USA.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. (2010) *Processamento Digital de Imagens, 3 ed.*, Pearson Prentice Hall, ISBN 9788576054016, São Paulo, SP.
- GONZÁLEZ-CUETO, J. A.; ERIM, Z. (2005) “The Contribution of Motor Unit Pairs to the Correlation Functions Computed From Surface Myoelectric Signals”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 52, no. 11, pp. 1846–1850.
- GOYAL, V. K. (2001) “Theoretical foundations of transform coding”. In: *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 18, no. 5 pp. 09–21.

- GRONFORS, T. K.; PÄIVINEN, N. S. (2005) ‘Comparison of vector quantization methods for medical fidelity preserving lossy compression of EMG signals’. In: *International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation*, vol. 1, pp. 1107–1113.
- GRONFORS, T. K.; PÄIVINEN, N. S. (2006) ‘The effect of vector length and gain quantization level on medical parameters of EMG signals on lossy compression’. In: *IET 3rd International Conference on Advances in Medical, Signal and Information Processing (MEDSIP 2006)*, pp. 1–4.
- GUERRERO, A. P.; MAILHES, C. (1997) ‘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*, vol. 4, pp. 1558–1561.
- GUYTON, A. C.; HALL, J. E. (2006) *Textbook of Medical Physiology, 11th ed.*, Elsevier Saunders, ISBN 9780721602400, Philadelphia, PA, USA.
- HILTON, M. L. (1997) “Wavelet and wavelet packet compression of electrocardiograms”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 44, no. 5, pp. 394–402.
- HUFFMAN, D. A. (1952) “A method for the construction of minimum-redundancy codes”. In: *Proceedings of the Institute of Radio Engineers*, vol. 40, no. 9, pp. 1098–1101.
- ISO/IEC (2000) *JPEG2000 Part 1 Final Draft International Standard*, JTC1/SC29/WG1, Doc. No N1855, 2000.
- ITU-T (2013) “ITU-T Home: Study groups: ITU-T Recommendations: ITU-T H.265 (04/2013)”, *ITU. 2013-04-13*.
- JAIN, A. K. (1989) *Fundamentals of Digital Image Processing*, Person Education Inc., ISBN 9788120309296, Upper Saddle River, NJ, USA.
- JAN, J (2005) *Medical Image Processing, Reconstruction and Restoration: Concepts and Methods*, CRC Press, ISBN 9780824758493, Boca Raton, FL, USA.

- JAYANT, N. S.; NOLL, P. (1984) *Digital coding of waveforms – Principles and Application to Speech and Video*. Prentice Hall, Inc., ISBN 9780132119139, Englewood Cliffs, NJ, USA.
- KONRAD, P. (2005) *The ABC of EMG: A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography*. Disponível em: < <http://www.noraxon.com/docs/education/abc-of-emg.pdf>>. Acesso em 26/01/2014.
- LAINEMA, J.; BOSSEN, F.; HAN, W.-J.; MIN, J.; UGUR, K. (2012) “Intra Coding of the HEVC Standard,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 22, no. 12, pp. 1792–1801.
- LIM, J. S. (1989) *Two-Dimensional Signal and Image Processing*, Prentice Hall PTR, ISBN 9780139353222, Upper Saddle River, NJ, USA.
- LINDGREN, G (2012) *Stationary Stochastic Processes: Theory and Applications*, CRC Press, ISBN 9781466557796, Boca Raton, FL, USA.
- LINDGREN, G.; ROOTZEN, H.; SANDSTEN, M. (2013) *Stationary Stochastic Processes for Scientists and Engineers*, CRC Press, ISBN 9781466586185, Boca Raton, FL, USA.
- LU, Z.; KIM, D. Y.; PEARLMAN, W. A. (2000) “Wavelet compression of ECG signals by the set partitioning in hierarchical trees algorithm”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. vol. 47, no. 7, pp. 849–856.
- MALLAT, S. (2008) *A Wavelet Tour of Signal Processing: The Sparse Way, 3rd ed.*, Academic Press, ISBN 9780123743701, San Diego, CA, USA.
- MALLAT, S. G. (1989) “A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation”. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. vol. 11, no. 7, pp. 674–693.

- MARCELLIN, M. W.; GORMISH, M. J.; BILGIN, A.; BOLICK, M. P. (2000) ‘An overview of JPEG-2000’. In: *Proceedings of IEEE Data Compression Conference (DCC 2000)*, pp. 523–541.
- MARIEB, E. N.; HOEHN, K. (2013) *Human Anatomy e Physiology, 9th ed.*, Pearson, ISBN 9780321743268, USA.
- MELO, W. C.; FILHO, E. B. L; JÚNIOR, W. S. S. (2012a) ‘Compressão de Sinais Eletromiográficos Baseada em Técnicas de Pré-processamento’. In: *Anais do XXX Simpósio Brasileiro De Telecomunicações - Sbrt’12*. pp. 1–5. Disponível em: <[http://sbrt.org.br/sbrt2012/publicacoes/98077\\_1.pdf](http://sbrt.org.br/sbrt2012/publicacoes/98077_1.pdf)>. Acesso em 22/01/2014.
- MELO, W. C.; FILHO, E. B. L; JÚNIOR, W. S. S. (2012b) ‘Electromyographic Signal Compression Based On Preprocessing Techniques’. In: *Proceedings of the 34th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC’12)*, pp. 5404–5407.
- MERLETTI, R.; PARKER, P. (2004) *Electromyography: Physiology, Engineering and Noninvasive Applications*, John Wiley e Sons – IEEE Press, ISBN 9780471675808, Hoboken, NJ, USA.
- MIAOU, S.; CHAO, S. (2005) “Wavelet-based lossy-to-lossless ECG compression in a unified vector quantization framework”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. vol. 52, no. 3, pp. 539–543.
- MOAZAMI-GOUDARZI, M.; MORADI, M. H.; ABBASABADI, S. (2005) ‘High performance method for electrocardiogram compression using two dimensional multiwavelet transform’. In: *IEEE 7th Workshop on Multimedia Signal Processing*, pp. 1–5.
- NAÏT-ALI, A.; CAVARO-MÉNARD, C. (2008) *Compression of Biomedical Images and Signals*, ISTE - John Wiley e Sons, ISBN 9781848210288, London, UK – Hoboken, NJ, USA.

- NICOLELIS, M. (2011) *Muito Além do Nosso Eu: a nova neurociência que une cérebro e máquinas - e como ela pode mudar nossas vidas*. Companhia das Letras, ISBN 9788535918731, São Paulo, SP.
- NIELSEN, M.; KAMAVUAKO, E. N.; ANDERSEN, M. M.; LUCAS, M-F.; FARINA, D. (2006a) ‘Biomedical signal compression with optimized wavelets’. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP’ 2006)*, vol. 02, pp. II.1044–II.1047.
- NIELSEN, M.; KAMAVUAKO, E. N.; ANDERSEN, M. M.; LUCAS, M-F.; FARINA, D. (2006b) “Optimal wavelets for biomedical signal compression”. In: *Medical e Biological Engineering e Computing*, vol. 44, no. 7, pp. 561–568.
- NORRIS, J. A.; ENGLEHART, K. B.; LOVELY, D. F. (2003) “Myoelectric signal compression using zero-trees of wavelet coefficients”. In: *Medical Engineering e Physics*, vol. 25, no. 9, pp. 739–746.
- NORRIS, J. A.; ENGLEHART, K.; LOVELY, D. (2001) ‘Steady-state and dynamic myoelectric signal compression using embedded zero-tree wavelets’. *Proceedings of 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine Biology Society*, pp. 1879–1882.
- NORRIS, J. F.; LOVELY, D. F. (1995) “Real-time compression of myoelectric data utilizing adaptive differential pulse code modulation”. In: *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 33, no. 5, pp. 629–635.
- OHM, J.-R.; SULLIVAN, G. J.; SCHWARZ, H.; TAN, T. K.; WIEGAND, T. (2012) “Comparison of the Coding Efficiency of Video Coding Standards - Including High Efficiency Video Coding (HEVC),” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 22, no. 12, pp. 1669–1684.
- OHM, J.; SULLIVAN, G. J. (2013) “High efficiency video coding: the next frontier in video compression [Standards in a Nutshell],” In: *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 30, no. 1, pp. 152–158.

- PAIVA, J. P. L. M.; KELENCZ, C. A.; PAIVA, H. M.; GALVÃO, R. K. H. E MAGINI, M. (2008) “Adaptive wavelet EMG compression based on local optimization of filter banks”. *Physiological Measurement*, vol. 29, no. 7, pp. 843–856.
- PASCAL, N. E.; ELE, P.; DIEUDONNÉ, S. Z.; TONYE, E. (2013a) “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.
- PASCAL, N. E.; ELE, P.; BASILE, K. I. (2013b) “Compression Approach of EMG Signal Using 2D Discrete Wavelet and Cosine Transforms”. In: *American Journal of Signal Processing*, vol. 3, no. 1. pp. 10–16.
- PASCAL, N. E.; LIONEL, M.; ELE, P.; BASILE, K. I. (2013c) “EMG Signal Compression Using 2D Fractal”. In: *International Journal of Advanced Technology e Engineering Research (IJATER)*, vol. 3, no. 3, May, pp. 58–89.
- PEARLMAN, W. A.; SAID, A. (2011) *Digital Signal Compression: Principles and Practice*, ISBN 9780521899826, Cambridge University Press, Cambridge, UK.
- PERCIVAL, D. B.; WALDEN, A.T. (2000) *Wavelet Methods for Time Series Analysis*, Cambridge University ISBN 9780521640688Press, Cambridge, UK.
- PEREIRA, F. (editor) (2009) *Comunicações Audiovisuais: Tecnologias, Normas E Aplicações*, IST Press, ISBN 9789728469818, Lisboa, PT.
- POOYAN, M.; MOAZAMI-GOUDARZI, M.; SABOORI, I. (2004) “Wavelet compression of ECG signals using SPIHT algorithm”. *IEEE International Journal of Signal Processing*, vol. 2, no. 4, pp. 219–225.
- PRATT, W. K. (2007) *Digital Image Processing: PIKS Scientific Inside, 4th ed.*, John Wiley e Sons, ISBN 9780471767770, Hoboken, USA.
- QUEIROZ R. L., ORTIS R. S., ZAGHETTO A., FONSECA T. A. (2006) Fringe benefits of the H.264/AVC, *Proc. of Intl. Telecommunications Symposium*, pp. 208–212.



- REAZ, M. B. I.; HUSSAIN, M. S.; MOHD-YASIN, F. (2006) “Techniques of EMG signal analysis: Detection, processing, classification and Applications”. In: *Biological Procedures Online*, vol. 8, no. 1, pp 11–35.
- REZAZADEH, I. M.; MORADI, M. H. E NASRABADI, A. M. (2005) ‘Implementing of SPIHT and sub-band energy compression (SEC) method on two-dimensional ECG compression: a novel approach’. In: *Proceedings of the 27th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 3763–3766. ISBN 0780387414, Shanghai, 17-18 Jan. 2006.
- RICHARDSON, I. E. (2010) *The H.264 Advanced Video Compression Standard, 2nd ed.* Wiley, ISBN 9780470516928, UK.
- ROSENFELD, A.; KAK, A. C. (1982) *Digital picture Processing (Volume 1): 2nd Ed.* Academic Press. Inc, ISBN 0125973012, San Diego, CA, USA.
- SAID, A.; PEARLMAN, W. A. (1996) “A new, fast, and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees”. In: *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 6, no. 3, pp. 243–250.
- SALMAN, A. *et al.* (2011) ‘Compressive sampling of EMG bio-signals’. In: *Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, pp. 2095–2098.
- SALOMON, D. (2006) *Data Compression: The Complete Reference, 4th ed.*, Springer, ISBN 9781846286025, London, UK.
- RAO, K. R.; KIM, D. N.; HWANG, J. J. (2014) *Video Coding Standards: AVS China, H.264/MPEG-4 PART 10, HEVC, VP6, DIRAC and VC-1.* Springer, ISBN 9789400767416, Dordrecht, Netherlands.
- SAYOOD, K. (2012) *Introduction to Data Compression, 4th ed.*, Morgan Kaufmann Publishers, ISBN 9780124157965, Waltham, MA, USA.

- SHANNON, C. E. (1948) “A mathematical theory of communication”. In: *Bell System Technical Journal*, vol. 27, July and October, pp. 379–423 e 623–656.
- SHANNON, C. E. (1951) “Prediction and entropy of printed English”. In: *Bell System Technical Journal*, vol. 30, no. 1, pp. 50–64.
- SHAPIRO, J. M. (1993) “Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients”. In: *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 41, no. 12, pp. 3445–3462.
- SHARIFAHMADIAN, E. (2006) “Wavelet compression of multichannel ECG data by enhanced set partitioning in hierarchical trees algorithm”. In: *Proceedings of the 28th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 5238–5243.
- SHI, Y. Q.; SUN, H. (2008) *Image and video compression for multimedia engineering: fundamentals, algorithms, and standards, 2nd ed.*, CRC Press, ISBN 9780849373640 , Boca Raton, FL, USA
- SHIER *et al.* (2010) *Hole's Human Anatomy and Physiology, 12th ed.*, Mcgraw-Hill College, ISBN 9780077276188, USA.
- SKODRAS, A.; CHRISTOPOULOS, C.; EBRAHIMI, T. (2001) “The JPEG 2000 still image compression standard”. In: *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 18, no. 9, pp. 36–58.
- SÖRNMO, L.; LAGUNA, P. (2005) *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications*, Academic Press, ISBN 9780124375529, Burlington, USA.
- SÖRNMO, L.; LAGUNA, P. (2006) *Electrocardiogram (ECG) signal processing*. In: *Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering (Vol. 2)*, Metin Akay (Ed.), John Wiley e Sons, ISBN 9780471249672. pp. 1298–1313

- STRANG, G.; NGUYEN, T. (1996) *Wavelets and Filter Banks*. Wellesley-Cambridge Press, ISBN 0961408871, Wellesley, MA, USA.
- SULLIVAN, G.; TOPIWALA, P.; LUTHRA, A. (2004) “The H.264/AVC advanced video coding standard: Overview and introduction to the fidelity range extensions”. In: *Proceedings of SPIE Conference on Applications of Digital Image Processing XXVII, Special Session on Advances in the New Emerging Standard: H.264/AVC*, vol. 5558, no 2, pp. 454–474.
- SULLIVAN, G. J.; OHM, J.-R.; HAN, W.-J.; WIEGAND, T. (2012) “Overview of the High Efficiency Video Coding (HEVC) Standard”. In: *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 22, no. 12, pp. 1649–1668.
- TAI, S-C.; SUN C-C.; YAN, W-C. (2005) A 2-D ECG compression method based on wavelet transform and modified SPIHT”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 52, no. 6, pp. 999–1008.
- TAUBMAN, D. S. (2000) “High performance scalable image compression with EBCOT”. In: *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 9, no. 7, pp. 1158–1170.
- TAUBMAN, D. S. (2005) *Kakadu survey documentation (last updated for version 5.0)* Disponível em: <<http://www.kakadusoftware.com/Kakadu.pdf>>. Acesso em 11/01/2008.
- TAUBMAN, D. S.; ORDENTLICH, E.; WEINBERGER, M.; SEROUSSI, G. (2002) “Embedded block coding in JPEG 2000”. In: *Signal Processing Image Communication*, vol 17, no. 1, pp 49–72.
- TAUBMAN, D. S.; MARCELLIN, M. W. (2002) *JPEG2000: Image Compression Fundamentals, Standards and Practice*, Springer, ISBN 9781461507994, Boston, USA.
- UNSER, M.; BLU, T. (2003) “Mathematical properties of the JPEG2000 wavelet filters”. In: *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 12, no. 9, pp. 1080–1090.

- USEVITCH, B. E. (2001) “A tutorial on modern lossy wavelet image compression: foundations of JPEG 2000”. In: *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 18, no. 9, pp. 22–35.
- VANMARCKE, E. (1983) *Random Fields: Analysis and Synthesis*, ISBN 9780262720458, MIT Press, Cambridge, MA, USA.
- VENEZIANO, W. H. (2006) *Estudo do Comportamento do Sinal Eletromiográfico de Superfície em Atividades Subaquáticas*. Tese de doutorado em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília.
- VETTERLI, M. (2001) “Wavelets, approximation, and compression”. In: *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 18, no. 9, pp. 59–73.
- VETTERLI, M.; KOVAČEVIĆ, J. (1995) *Wavelets and Subband Coding*, Prentice-Hall, ISBN 0130970808, Englewood Cliffs, NJ, USA.
- WELLIG, P.; ZHENLAN, C.; SEMLING, M.; MOSCHYTZ G. S. (1998) ‘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*, vol. 3, pp. 1303–1306.
- WIDMAIER *et al.* (2008) *Vander's Human Physiology: The Mechanisms of Body Function, 11th ed.*, McGraw-Hill Higher Education, ISBN 9780073049625, USA.
- WIEGAND, T.; SULLIVAN, G. J.; BJONTEGAARD, G.; LUTHRA, A. (2003) “Overview of the H.264/AVC video coding standard”. In: *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 13, no. 7, pp. 560–576.
- WITTEN, I.; NEAL, R.; CLEARY, J. (1987) “Arithmetic coding for data compression”. In: *Communications of the ACM*, vol. 30, no. 6, pp. 520–540.
- WON, C. S.; GRAY, R. M. (2004) *Stochastic Image Processing*, Kluwer Academic-Springer, ISBN 9780306481925, New York, USA.

WOODS, J. W. (2011) *Multidimensional Signal, Image, and Video Processing and Coding*,  
2nd ed., Academic Press; ISBN 9780123814203, Oxford, UK.

## **APÊNDICES**

**A – RESULTADOS DA COMPRESSÃO BIDIMENSIONAL DO BANCO DE SINAIS DE S-EMG ISOMÉTRICOS SEM E COM *o r.p.c.***

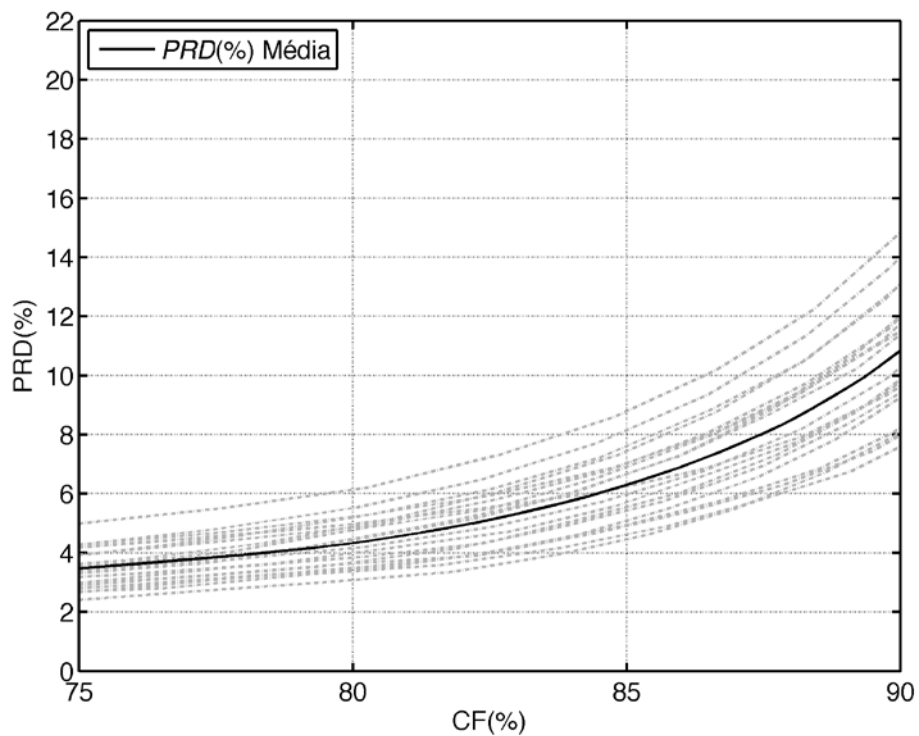


Figura A.1 – Sinais de S-EMG em contrações isométricas: resultado da compressão usando o codificador HEVC-*intra*.

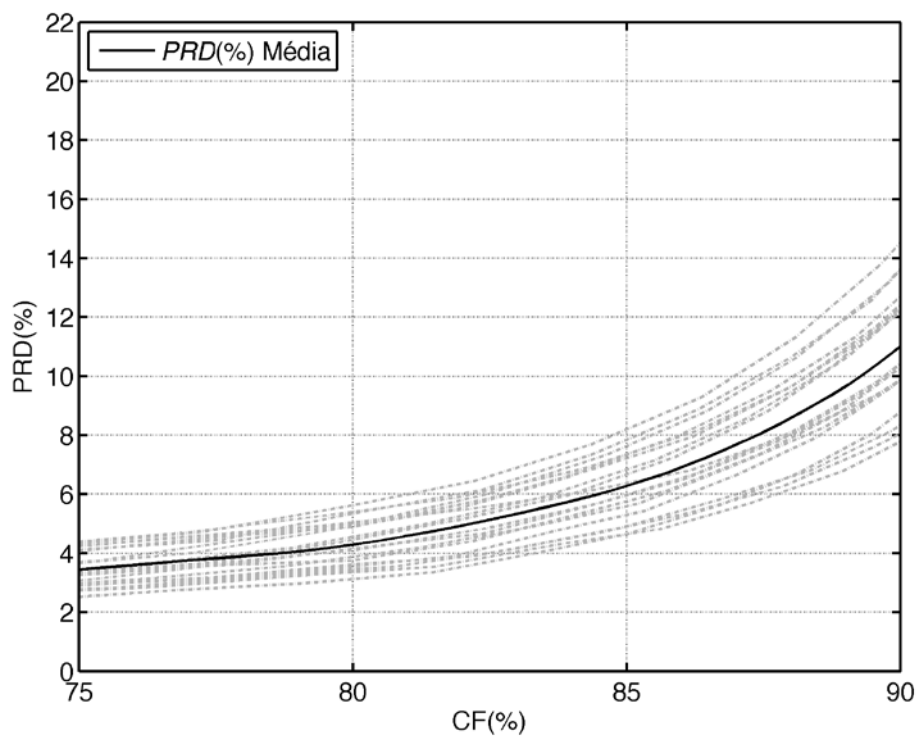


Figura A.2 – Sinais de S-EMG em contrações isométricas: resultado da compressão usando *r.p.c.* + codificador HEVC-*intra*.

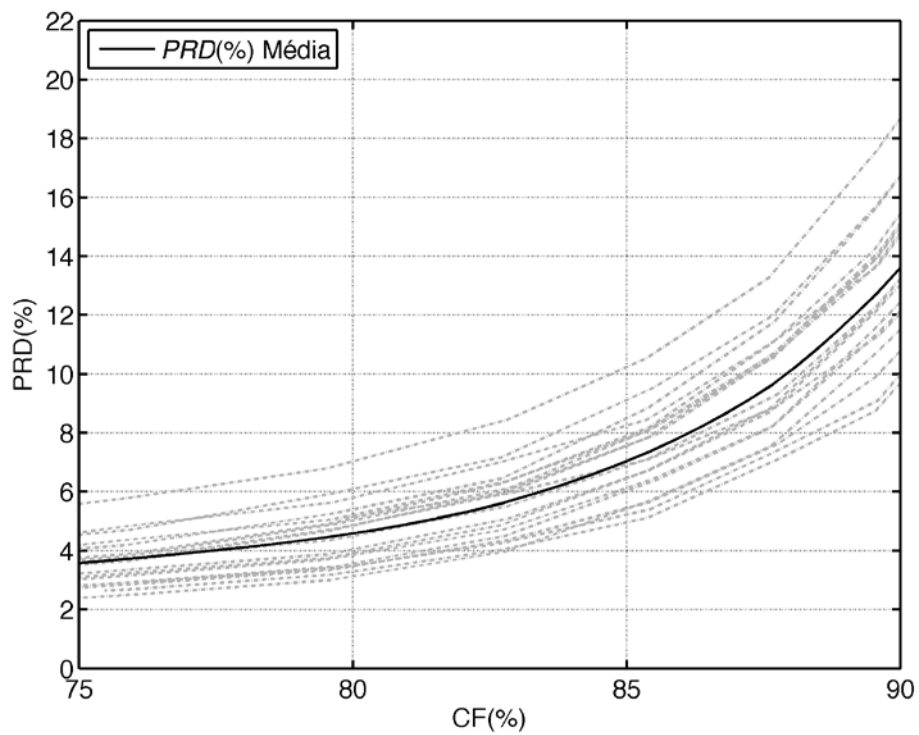


Figura A.3 – Sinais de S-EMG em contrações isométricas: resultado da compressão usando o codificador JPEG2000.

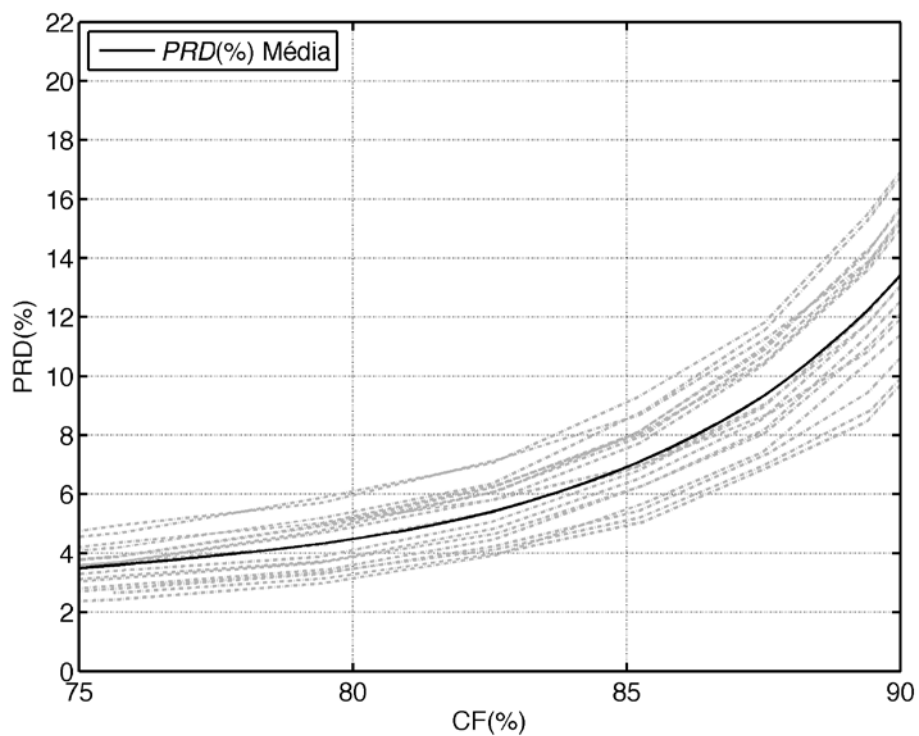


Figura A.4 – Sinais de S-EMG em contrações isométricas: resultado da compressão usando *r.p.c.* + codificador JPEG2000.



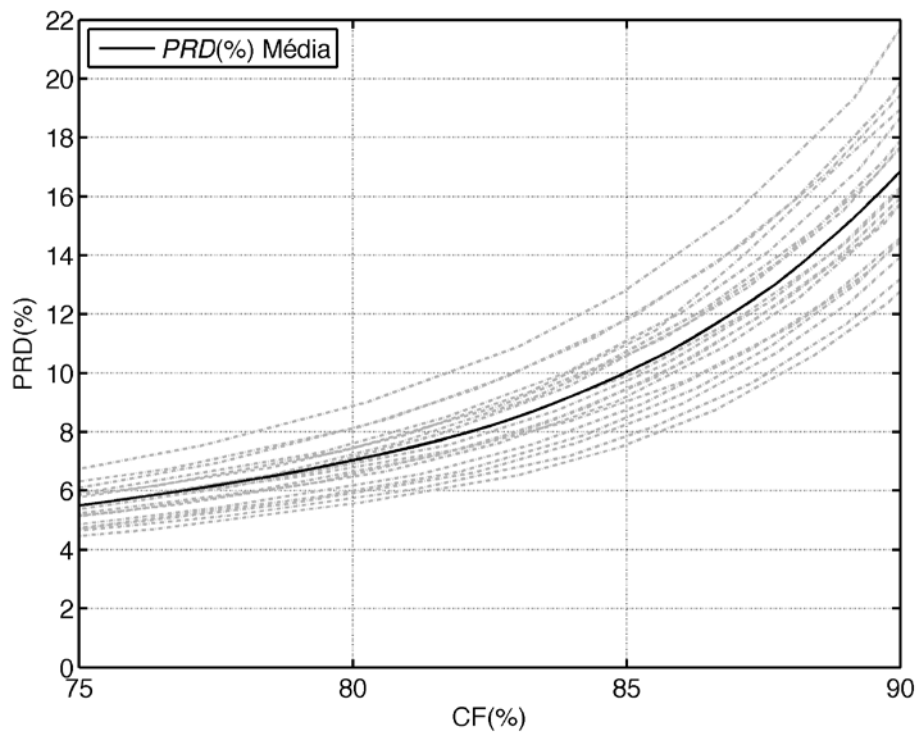


Figura A.5 – Sinais de S-EMG em contrações isométricas: resultado da compressão usando o codificador H264/AVC-*intra*.

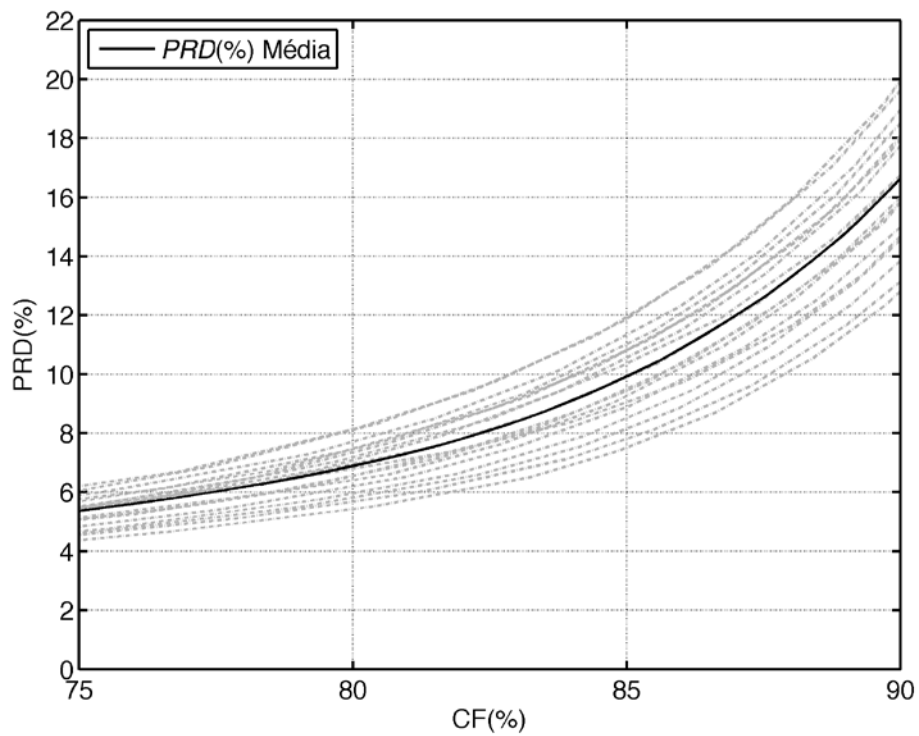


Figura A.6 – Sinais de S-EMG em contrações isométricas: resultado da compressão usando *r.p.c.* + codificador H264/AVC-*intra*.

**B – RESULTADOS DA COMPRESSÃO BIDIMENSIONAL DO BANCO DE SINAIS DE S-EMG DINÂMICOS SEM E COM *o r.p.c.***

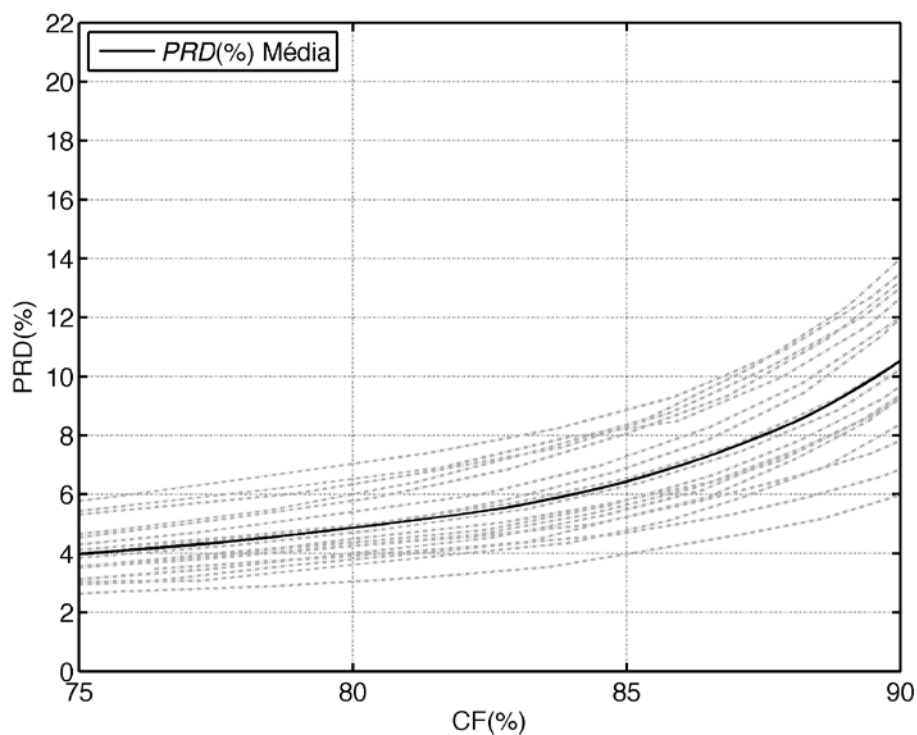


Figura B.1 – Sinais de S-EMG em contrações dinâmicas: resultado da compressão usando o codificador HEVC-*intra*.

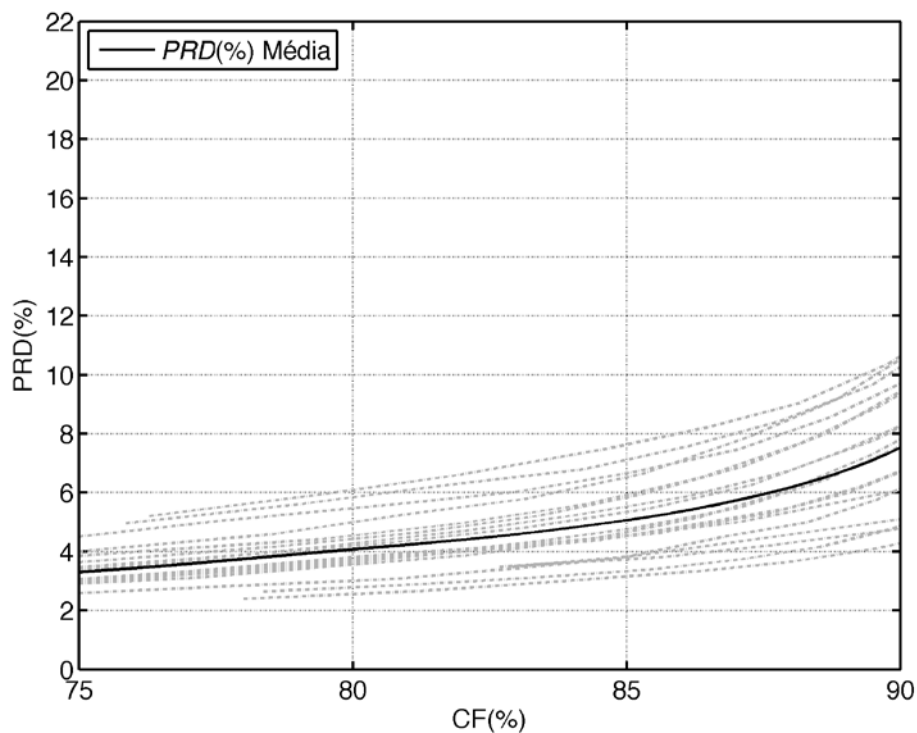


Figura B.2 – Sinais de S-EMG em contrações dinâmicas: resultado da compressão usando *r.p.c.* + codificador HEVC-*intra*.

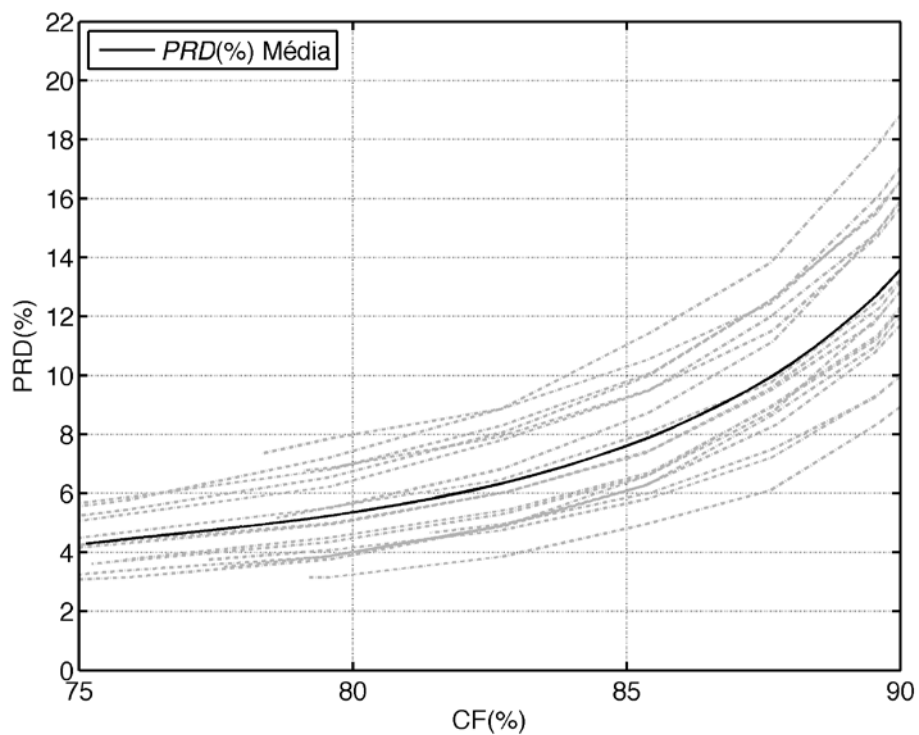


Figura B.3 – Sinais de S-EMG em contrações dinâmicas: resultado da compressão usando o codificador JEG2000.

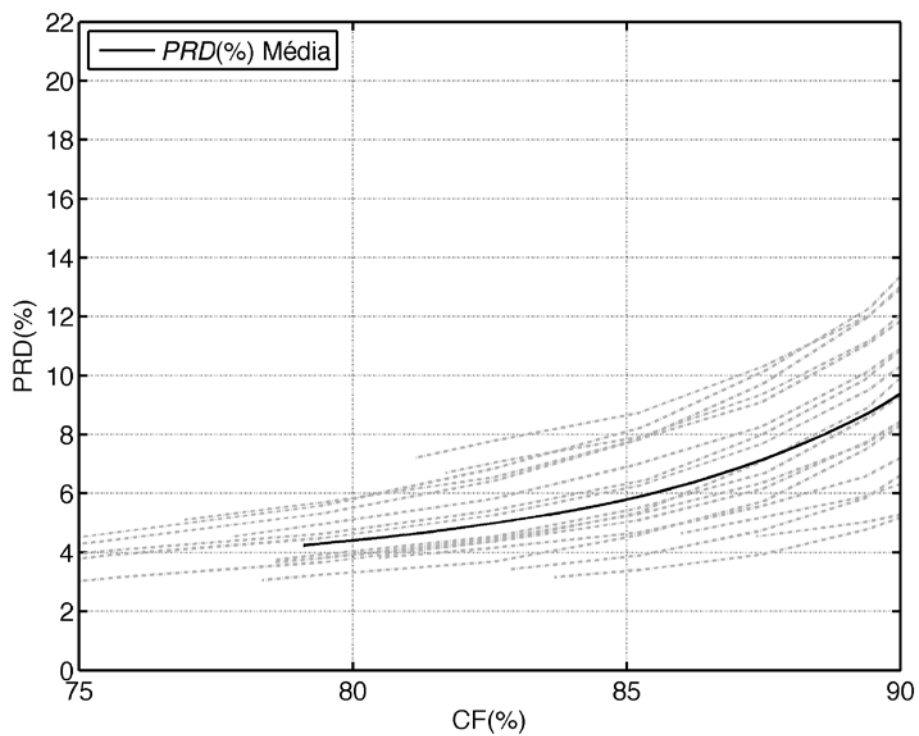


Figura B.4 – Sinais de S-EMG em contrações dinâmicas: resultado da compressão usando *r.p.c.* + codificador JPEG2000.

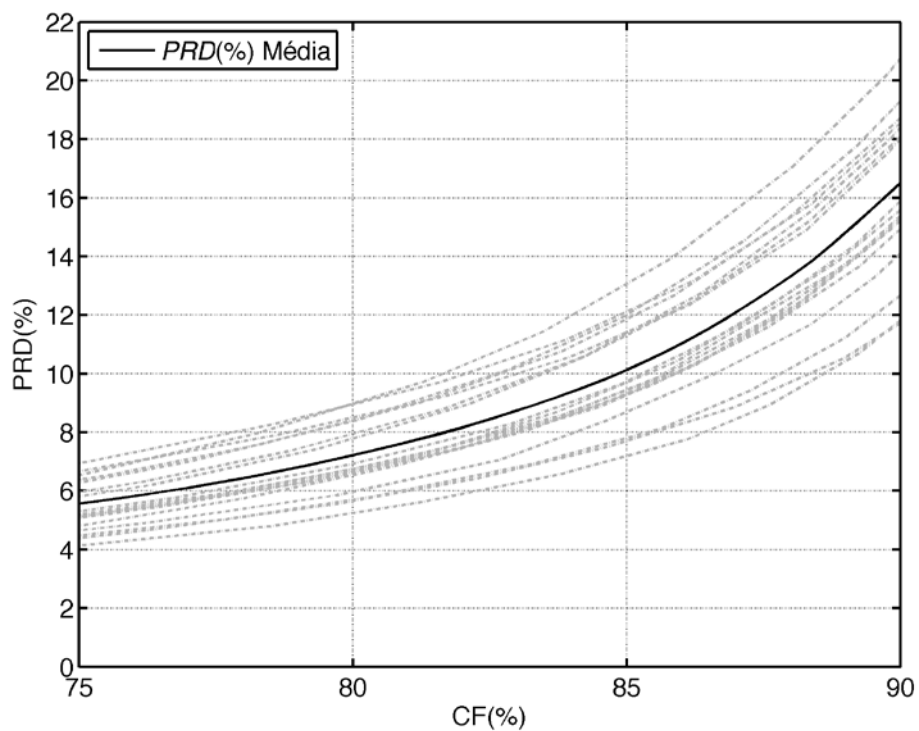


Figura B.5 – Sinais de S-EMG em contrações dinâmicas: resultado da compressão usando o codificador H264/AVC-*intra*.

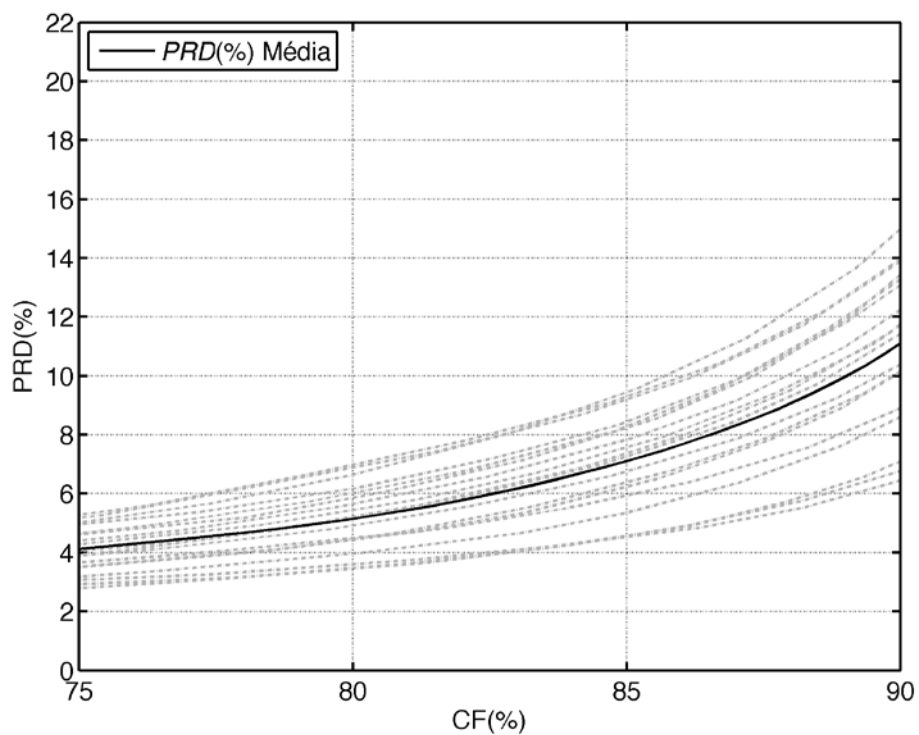


Figura B.6 – Sinais de S-EMG em contrações dinâmicas: resultado da compressão usando *r.p.c.* + codificador H264/AVC-*intra*.

## C – PUBLICAÇÕES

Durante o desenvolvimento desta tese, foi possível desenvolver e submeter diversos artigos para publicações com corpo de revisores, sejam diretamente relacionadas ao escopo desta pesquisa, sejam em aplicações de temas correlatos.

A seguir, lista-se tanto os artigos já publicados quanto aqueles aceitos para publicação.

### C.1 – Capítulo de livro publicado

1. **Costa, M.V.C.**; Carvalho, J.L.A.; Berger, P.A.; da Rocha, A.F.; Nascimento, F.A.O. (2009). “Compression of Surface Electromyographic Signals Using Two-Dimensional Techniques”, Recent Advances in Biomedical Engineering. Ch. 2, Editor: Ganesh R. Naik, ISBN 9789533070049, Editora InTech (Viena, Áustria).

*Nota:*

*A respeito deste capítulo de livro, cabe mencionar que há também a versão digital disponível para acesso livre e gratuito no sítio eletrônico da editora. O número de downloads acumulados desde a data da publicação até a data de defesa desta tese de doutorado ultrapassava os 4000 (quatro mil), distribuídos por diversos países, como pode ser verificado por meio do endereço eletrônico a seguir.*

<http://www.intechopen.com/books/recent-advances-in-biomedical-engineering/compression-of-surface-electromyographic-signals-using-two-dimensional-techniques>

### C.2 – Trabalho publicado em periódico internacional

2. Trabuco, M.H.; **Costa, M.V.C.**; Nascimento F.A.O. (2014) “S-EMG Signal Compression Based on Domain Transformation and Spectral Shape Dynamic Bit Allocation”. doi:10.1186/1475-925X-13-22, BioMedical Engineering OnLine 2014, 13:22

### **C.3 – Trabalho aceito para publicação em congresso internacional com corpo de revisores**

3. Trabuco, M.H.; **Costa, M.V.C.**; Nascimento, F.A.O. (2014) “*Efeito da Quantidade de Sub-bandas no Desempenho de Codificador de Sinais de S-EMG Dinâmicos Baseado em Transformada Wavelet Discreta*”, IX Pan American Health Care Exchanges Conference (PAHCE 2014).

### **C.4 – Trabalhos completos publicados em anais de congressos internacionais com corpo de revisores**

4. Trabuco, M.H.; **Costa, M.V.C.**; Schwartz, F.P.; Nascimento, F.A.O. (2013) ‘*Compressão de Sinais de S-EMG por Transformadas e Perfil Espectral para Alocação de Bits*’, VII Pan American Health Care Exchanges Conference (PAHCE 2013).

5. Ferreira Filho, A.L.; Cormane, J.A.A.; Garcia, D.C.; **Costa, M.V.C.**; Oliveira, M.A.G.; do Nascimento, F.A.O. (2010) ‘*Analysis of the complex voltage unbalance factor behavior resulting from the variation of voltage magnitudes and angles*’, 14th International Conference on Harmonics and Quality of Power.

6. **Costa, M.V.C.**; Carvalho, J.L.A.; Berger, P.A.; Zagheto, A.; da Rocha, A.F.; Nascimento, F.A.O. (2009). ‘*Two-dimensional compression of surface electromyographic signals using column-correlation sorting and image encoders*’, Proceedings 31th International Conference, IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.

7. Schwartz, F. P.; Nascimento, F.A.O.; Pereira, M.C.C.; **Costa, M.V.C.**; Soares, F.A. (2009) ‘*Algorithm for identification of pedaling Cycles from surface EMG signals*’, 30th Iberian-Latin-American Congress on Computational Methods in Engineering.

8. **Costa, M.V.C.**; Berger, P.A.; da Rocha, A.F.; Carvalho, J.L.A.; Nascimento, F.A.O. (2008) ‘*Compression of electromyographic signals using image compression techniques*’, Proceedings 30th International Conference, IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 2948–2951.

## **C.5 – Trabalhos completos publicados em anais de congressos brasileiros com corpo de revisores**

9. Trabuco, M.H.; **Costa, M.V.C.**; Schwartz, F.P.; Nascimento, F.A.O. (2013) '*Compressão de S-EMG em Protocolos Dinâmicos Usando TWD e Alocação de Bits por Sub-bandas*'. XXXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações (SBrT 2013 - [www.sbrt.org.br/sbrt2013](http://www.sbrt.org.br/sbrt2013))
10. Angarita, J.C.; **Costa, M.V.C.**; Nascimento, F.A.O. (2013) '*Alocação Inteligente de Bits para Compressão de Sinais de Distúrbios Elétricos em Smart Grid*'. XXXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações (SBrT 2013 - [www.sbrt.org.br/sbrt2013](http://www.sbrt.org.br/sbrt2013))
11. Angarita, J.C.; Valadares, T.C.; Ferreira Filho, A.L.; **Costa, M.V.C.** (2009). '*Influência da forma de tratamento do sinal na quantificação do desequilíbrio de tensão*', IX Conferência Brasileira Sobre Qualidade da Energia Elétrica.
12. **Costa, M.V.C.**; Zaghetto, A.; Berger, P.A.; Carvalho, J.L.A.; da Rocha, A.F.; Nascimento, F.A.O. (2008) '*Compressão de sinais de eletromiografia de superfície usando H.264/AVC*', XI Congresso Brasileiro de Informática em Saúde, #523.
13. **Costa, M.V.C.**; Berger, P.A.; Carvalho, J.L.A.; da Rocha, A.F.; Nascimento, F.A.O. (2008) '*Novo Método para compressão de sinais de EMG usando JPEG2000*', XXI Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, #1221, pp. 1755–1759.

## **C.6 – Publicações prévias**

Além das publicações desenvolvidas durante o período que compreende esta pesquisa, apresenta-se adiante a listagem das publicações em período anterior a esta tese, que englobam trabalhos completos publicados em anais de congressos com corpo de revisores, tanto internacionais quanto brasileiros.

### **Congresso internacional**

14. **Costa, M.V.C.**; Berger, P.A.; Nascimento, F.A.O.; da Rocha, A.F. (2007). *‘Compressão de Sinais de EMG isométricos utilizando JPEG2000’*, IV Latin American Congress on Biomedical Engineering, #290, pp. 211–214.

### **Congressos brasileiros**

15. **Costa, M.V.C.**; Ferreira Filho, A.L.; Nascimento, F.A.O. (2007). *‘Análise do Comportamento do Fator K Complexo e das Componentes Simétricas com a Variação dos Fasores de Tensão’*, VII Conferência Brasileira Sobre Qualidade da Energia Elétrica.
16. **Costa, M.V.C.**; de Andrade, M.M.; Nascimento, F.A.O.; Veneziano, W.H.; da Rocha, A.F.; do Carmo, J.C. (2005). *‘Análise de Fourier e de Wavelets para o sinal eletromiográfico em ambiente subaquático e aéreo’*, XI Congresso Brasileiro de Biomecânica.