



**COMPRESSÃO DE SINAIS DE ELETROMIOGRAFIA
EXPLORANDO CORRELAÇÃO BIDIMENSIONAL**

MARCUS VINÍCIUS CHAFFIM COSTA

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

**FACULDADE DE TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA**

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

**COMPRESSÃO DE SINAIS DE ELETROMIOGRAFIA
EXPLORANDO CORRELAÇÃO BIDIMENSIONAL**

MARCUS VINÍCIUS CHAFFIM COSTA

**ORIENTADOR: FRANCISCO ASSIS DE OLIVEIRA NASCIMENTO
CO-ORIENTADOR: PEDRO DE AZEVEDO BERGER**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**PUBLICAÇÃO: PPGENE.DM – 333 A/08
BRASÍLIA/DF: MARÇO – 2008**

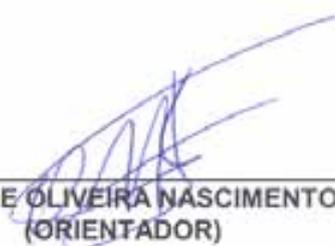
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

COMPRESSÃO DE SINAIS DE ELETROMIOGRAFIA EXPLORANDO
CORRELAÇÃO BIDIMENSIONAL

MARCUS VINÍCIUS CHAFFIM COSTA

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO ACADÊMICO 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 MESTRE.

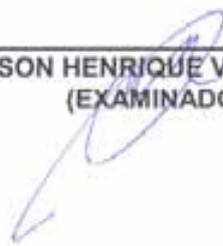
APROVADA POR:



FRANCISCO ASSIS DE OLIVEIRA NASCIMENTO, Dr, ENE/UNB
(ORIENTADOR)



ADSON FERREIRA DA ROCHA, Dr., ENE/UNB
(EXAMINADOR INTERNO)



WILSON HENRIQUE VENEZIANO, Dr., UTFPR
(EXAMINADOR EXTERNO)

BRASÍLIA, 07 DE MARÇO DE 2008.

FICHA CATALOGRÁFICA

COSTA, MARCUS VINÍCIUS CHAFFIM

Compressão de Sinais de Eletromiografia Explorando Correlação Bidimensional [Distrito Federal] 2008.

xvii, 82p., 210 x 297 mm (ENE/FT/UnB, Mestre, Dissertação de Mestrado – Universidade de Brasília, Engenharia Elétrica, 2008).

Dissertação de Mestrado – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia. Departamento de Engenharia Elétrica.

- | | |
|------------------------------------|------------------------------------|
| 1. Eletromiografia de superfície | 2. Compressão de sinais |
| 3. Processamento digital de sinais | 4. Transformada de <i>wavelets</i> |
| 5. Correlação bidimensional | 6. EMG-S |
| I. ENE/FT/UnB | II. Título (série) |

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

COSTA, M. V. C. (2008). Compressão de Sinais de Eletromiografia Explorando Correlação Bidimensional. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica. Publicação PPGENE.DM 333 A/08, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 82p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Marcus Vinícius Chaffim Costa.

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO DE MESTRADO: Compressão de Sinais de Eletromiografia Explorando Correlação Bidimensional.

GRAU: Mestre ANO: 2008

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

Marcus Vinícius Chaffim Costa
QNL 09, Conjunto F, Casa 18, Taguatinga.
72.151-006 Brasília – DF – Brasil.

DEDICATÓRIA

À minha mãe, Regina;
Ao meu pai, José Carlos;
Aos meus irmãos, Pedro e Carla;
À Marília, muito amada.

ODE

*For the hour that is left us, Fair Harvard, with thee,
Ere we face the importunate years,
In thy shadow we wait, while thy presence dispels
Our vain hesitations and fears.
And we turn as thy sons ever turn, in the strength
Of the hopes that thy blessings bestow,
From the hopes and ambitions that sprang at thy feet
To the thoughts of the past as we go.*

*Yet for all of these years that to-morrow has lost
We are still the less able to grieve,
With so much that of Harvard we carry away
In the place of the life that we leave.
And only the years that efface and destroy
Give us also the vision to see
What we owe for the future, the present, and past,
Fair Harvard, to thine and to thee.*

T.S. ELIOT

AGRADECIMENTOS

Tenho muito a agradecer ao meu orientador, o professor Francisco Assis de Oliveira Nascimento, por todo o incentivo, confiança e amizade.

Agradeço também ao meu co-orientador e grande estímulo deste trabalho, Pedro de Azevedo Berger, sobretudo por sua perspicácia e paciência.

Sou extremamente grato ao Marcelino Monteiro de Andrade, exemplo de determinação e serenidade, cujo reiterado apoio torna sua importância para este trabalho incontestável.

Ao professor Jake Carvalho do Carmo, por sua recepção nas instalações do Laboratório de Biomecânica e por ter gentilmente cedido os sinais utilizados em sua tese, devo expressar minha gratidão.

Aos professores do Departamento de Engenharia Elétrica, em especial ao Adson Ferreira e ao Ricardo de Queiroz, por transmitirem seus conhecimentos e pelos esclarecimentos e discussões profícuas, ficam registrados meus agradecimentos.

Àqueles que, direta ou indiretamente, contribuíram para este trabalho, sobretudo ao Alexandre Zaghetto, pelo apoio substancial, e ao Vinícius, por sua amizade (e presteza nos momentos desesperadores), muito obrigado.

A todos os amigos do Grupo de Processamento Digital de Sinais, pelas discussões profícuas e pelos momentos de descontração, em especial ao Diogo e ao Eumann, aqui vai um grande abraço.

RESUMO

COMPRESSÃO DE SINAIS DE ELETROMIGRAFIA EXPLORANDO CORRELAÇÃO BIDIMENSIONAL

Autor: Marcus Vinícius Chaffim Costa

Orientador: Francisco Assis de Oliveira Nascimento

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

Brasília, março de 2008

Nesta pesquisa é apresentada uma análise da correlação bidimensional de sinais eletromiográficos de superfície obtidos a partir de esforços isométricos e isotônicos. Para tanto, cada sinal foi segmentado em janelas contíguas e estas então concatenadas a fim de produzir uma matriz bidimensional. O tamanho dessas janelas foi variado para que se pudesse avaliar a sua influência no cálculo do coeficiente de correlação entre um sub-bloco contendo a maior parte do sinal, deslocado ao longo das amostras e ao longo das janelas, e a própria matriz bidimensional. Observada uma correlação bidimensional nas matrizes assim construídas, foi implementado um algoritmo de compressão de sinais de eletromiografia de superfície baseado em um método bastante eficiente para compressão de sinais bidimensionais, o JPEG2000. Apesar do JPEG2000 ser desenvolvido para comprimir imagens, observou-se que também pode ser usado para comprimir sinais eletromiográficos, tanto de contrações isométricas quanto de contrações isotônicas. Para sinais de eletromiografia de superfície obtidos durante contrações isométricas, o algoritmo proposto conseguiu fatores de compressão que vão de 75 a 90%, com uma raiz da diferença média percentual média na faixa de 3,75% to 13,7%. Para sinais de eletromiografia de superfície adquiridos de contrações isotônicas, o algoritmo produziu fatores de compressão de 75 a 90% com uma raiz da diferença média percentual média entre 3,4 e 7%. Os resultados da compressão usando JPEG2000 foram comparados com outros algoritmos baseados em transformada de *wavelets*. Este trabalho mostrou que a compressão pelo método proposto apresenta resultado compatível com os algoritmos apresentados na literatura, e, no caso de sinais isotônicos, para fatores de compressão acima de 80%, o seu resultado foi superior àqueles com os quais foi comparado.

ABSTRACT

ELECTROMYOGRAPHIC SIGNAL COMPRESSION EXPLORING TWO-DIMENSIONAL CORRELATION

Author: Marcus Vinícius Chaffim Costa

Supervisor: Francisco Assis de Oliveira Nascimento

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

Brasília, March, 2008

In this research we present the analysis of two-dimensional correlation of surface electromyographic signals obtained from isometric and isotonic efforts. Thus, we split each signal in contiguous windows and organize them to produce a two-dimensional matrix. The size of these windows was varied so that it could assess its influence in the calculation of the coefficient of correlation between a sub-block, moved along the samples and along the windows, containing most of the signal, and the image itself. Shown a correlation in these two-dimensional matrices well built, has been implemented an algorithm for compression of electromyographic signals based on a method that is very effective for the compression of still images, the JPEG2000 algorithm. Although the JPEG2000 codec is designed to compress images, was illustrated that it can also be used to compress surface electromyographic signals for both isotonic and isometric contractions. For surface electromyographic signals acquired during isometric contractions, the proposed algorithm provided compression factors ranging from 75 to 90%, with an average percentage root mean difference ranging from 3,75% to 13,7%. For the isotonic surface electromyographic signals, the algorithm provided compression factors ranging from 75 to 90%, with an average percentage root mean difference ranging from 3,4% to 7%. The compression results using the JPEG2000 algorithm were compared to other algorithms based on the wavelet transform. This work has shown that the compression method proposed presents results compatible with the algorithms in the literature, and in the case of isotonic signals, for compression factors above 80%, the result was better than those compared with.

SUMÁRIO

1 – INTRODUÇÃO	1
1.1 – OBJETIVOS.....	3
1.2 – ESTRUTURA DO TRABALHO	3
2 – ELETROMIOGRAFIA DE SUPERFÍCIE	5
2.1 – BREVE HISTÓRICO.....	5
2.2 – ELETROMIOGRAFIA INTRAMUSCULAR E DE SUPERFÍCIE	6
2.3 – TEMAS DE ANATOMIA E FISIOLOGIA PARA ELETROMIOGRAFIA	7
2.3.1 – Unidade motora e potenciais de ação	10
2.4 – CAPTAÇÃO DO ELETROMIOGRAMA DE SUPERFÍCIE.....	11
2.4.1 – Eletrodos.....	12
2.5 – CORRELAÇÃO BIDIMENSIONAL DE SINAIS DE EMG-S	13
2.6 – CONSIDERAÇÕES FINAIS	18
3 – COMPRESSÃO DE SINAIS BIDIMENSIONAIS BASEADA NA TRANSFORMADA DE <i>WAVELETS</i> DISCRETA	19
3.1 – TRANSFORMADA DE FOURIER DE CURTA DURAÇÃO	20
3.2 – ANÁLISE DE <i>WAVELETS</i>	22
3.2.1 – Transformada contínua de <i>wavelets</i>	25
3.2.2 – Principais propriedades da CWT	27
3.2.3 – Amostragem da CWT	27
3.3 – TRANSFORMADA DE <i>WAVELETS</i> DISCRETA.....	30
3.3.1 – Análise em multirresolução	30
3.3.2 – Funções <i>wavelet</i>	32
3.4 – COMPRESSÃO UTILIZANDO A TRANSFORMADA DA <i>WAVELETS</i> DISCRETA BIDIMENSIONAL.....	34
3.4.1 – Codificador de imagens JPEG2000.....	35
3.5 – CONSIDERAÇÕES FINAIS	37
4 – METODOLOGIA.....	38
4.1 – PROTOCOLOS DE COLETA DOS SINAIS DE EMG-S UTILIZADOS	38

4.1.1 – Sinais de contrações isométricas	38
4.1.2 – Sinais de contrações isotônicas	39
4.2 – CÁLCULO DA CORRELAÇÃO DE SINAIS DE EMG-S BIDIMENSIONAIS.	41
4.3 – ALGORITMO DE COMPRESSÃO DE SINAIS DE EMG-S	41
4.4 – CONSIDERAÇÕES FINAIS	42
5 – RESULTADOS E DISCUSSÕES	43
5.1 – Resultados do cálculo da correlação bidimensional	43
5.2 – Resultados do procedimento de compressão bidimensional de EMG-S	44
6 – CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	49
6.1 – CONCLUSÕES GERAIS	49
6.2 – PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS.....	51
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	52
APÊNDICES	61
A – MÉDIAS DOS VALORES ABSOLUTOS DO COEFICIENTE DE CORRELAÇÃO BIDIMENSIONAL DOS SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS.....	62
B – RESULTADOS DA ANÁLISE DE CORRELAÇÃO BIDIMENSIONAL DOS SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS PARA JANELAS DE 512 AMOSTRAS	64

LISTA DE TABELAS

Tabela 5.1 – Correlação bidimensional para deslocamento = 2 (amostras ou janelas).....	43
Tabela 5.2 – Correlação bidimensional para deslocamento = 4 (amostras ou janelas).....	43
Tabela 5.3 – Correlação bidimensional para deslocamento = 8 (amostras ou janelas).....	44
Tabela 5.4 – Correlação bidimensional para deslocamento = 16 (amostras ou janelas).....	44
Tabela 5.5 – Comparação entre os resultados alcançados pelo algoritmo proposto e os resultados apresentados na literatura, para a compressão de sinais eletromiográficos mensurados durante atividades musculares isométricas.....	47
Tabela 5.6 – Comparação entre os resultados alcançados pelo algoritmo proposto e os resultados apresentados na literatura, para a compressão de sinais eletromiográficos mensurados durante atividades musculares isotônicas.....	47

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Tipos de músculos do corpo humano. (modificado - Guizzo, 1995).....	7
Figura 2.2 – Músculos esqueléticos superficiais. (modificado - Guizzo, 1995)	8
Figura 2.3 – Fibra típica de músculo esquelético. (modificado - Guizzo, 1995)	9
Figura 2.4 – Contração de um músculo esquelético. Observa-se a sobreposição dos segmentos de actina e de miosina no estado contraído. (modificado - Guizzo, 1995).....	9
Figura 2.5 – Unidade motora. (modificado - REDE SARAH DE HOSPITAIS, 2005)	10
Figura 2.6 – Propagação do potencial de ação no axônio amielínico. (modificado - Aires, 1999).....	11
Figura 2.7 – Esquema da geração de um MUAP. (modificado - Basmajian e DeLuca, 1985)	11
Figura 2.8 – Eletrodo diferencial de superfície ativo. (modificado - DELSYS INCORPORATED, 2005)	12
Figura 2.9 – Alterações no sinal de EMG-S de acordo com o posicionamento do eletrodo sobre o músculo. (modificado - DELSYS INCORPORATED, 2005).....	13
Figura 2.10 – Imagem <i>Lena</i>	13
Figura 2.11 – Ruído branco gaussiano.	14
Figura 2.12 – Coeficientes de correlação do ruído branco gaussiano.	15
Figura 2.13 – Coeficientes de correlação da imagem <i>Lena</i>	15
Figura 2.14 – Sinal de eletromiografia em sua representação unidimensional.	16
Figura 2.15 – Sinal de eletromiografia em sua representação bidimensional.	16
Figura 2.16 – Coeficientes de correlação do arranjo bidimensional do sinal de eletromiografia de superfície.	17
Figura 2.17 – Sinal de eletromiografia em sua representação bidimensional	17
Figura 3.1 – Funções de base da STFT.	21
Figura 3.2 – Diferentes tipos de janelamento usados na STFT.	21
Figura 3.3 – (a) Modulações e deslocamentos de uma janela da STFT. (b) Recorte do plano tempo-frequência (modificado - Vetterli e Kovačević, 1995).....	22
Figura 3.4 – (a) Escalas e deslocamentos de uma <i>wavelet</i> . (b) Recorte do plano tempo- frequência (modificado - Vetterli e Kovačević, 1995).	22
Figura 3.5 – Três <i>wavelets</i> -mãe tipo <i>Daubechies</i> , com diferentes graus de liberdade.....	23

Figura 3.6 – Mudanças de escala da <i>wavelet</i> -mãe.....	24
Figura 3.7 – Funções de base da transformada contínua de <i>wavelets</i>	25
Figura 3.8 – Transformada contínua de <i>wavelets</i>	26
Figura 3.9 – Sinal eletromiográfico e sua transformada contínua de <i>wavelets</i>	26
Figura 3.10 – Discretização dos valores de s e τ (com $s_0=2$ e $T=1$) (modificado - Vetterli e Kovačević, 1995).....	29
Figura 3.11 – (a) Árvore de análise da transformada de <i>wavelets</i> discreta. (b) Árvore de síntese da transformada de <i>wavelets</i> discreta. (modificado – Mallat, 1998)	33
Figura 3.12 – (a) Árvore de análise da transformada de <i>wavelets</i> discreta bidimensional. (b) Árvore de síntese da transformada de <i>wavelets</i> discreta bidimensional. (modificado – Mallat, 1998).....	34
Figura 3.13 – Seqüência da transformada de <i>wavelets</i> discreta bidimensional.....	34
Figura 3.14 – (a) Imagem original. (b) 1 estágio da DWT. (c) 2 estágios da DWT. (d) 3 estágios da DWT. (modificado – Skodras, 2001).....	35
Figura 3.15 – Diagrama de blocos do fluxo de dados do codificador JPEG2000 (modificado – Acharya e Tsai, 2004)	36
Figura 4.1 – Diagrama de blocos do algoritmo proposto	42
Figura 5.1 – CF <i>versus</i> PRD para os sinais eletromiográficos mensurados durante contrações isométricas	45
Figura 5.2 – CF <i>versus</i> PRD para os sinais eletromiográficos mensurados durante contrações isotônicas	46
Figura 5.3 – (a) Trecho de sinal de EMG isométrico original (b) Trecho de sinal de EMG isométrico reconstruído após compressão com CF de 75% (c) Diferença entre o trecho de sinal original e o reconstruído.....	48
Figura A.1 – Médias do valor absoluto do coeficientes de correlação bidimensional dos sinais eletromiográficos obtidos pelo deslocamento de 2 amostras por 2 janelas	62
Figura A.2 – Médias do valor absoluto do coeficientes de correlação bidimensional dos sinais eletromiográficos obtidos pelo deslocamento de 4 amostras por 4 janelas	62
Figura A.3 – Médias do valor absoluto do coeficientes de correlação bidimensional dos sinais eletromiográficos obtidos pelo deslocamento de 8 amostras por 8 janelas	63

Figura A.4 – Médias do valor absoluto do coeficientes de correlação bidimensional dos sinais eletromiográficos obtidos pelo deslocamento de 16 amostras por 16 janelas	63
Figura B.1 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s1	64
Figura B.2 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s2	65
Figura B.3 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s3	65
Figura B.4 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s4	66
Figura B.5 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s5	66
Figura B.6 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s6	67
Figura B.7 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s7	67
Figura B.8 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s8	68
Figura B.9 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s9	68
Figura B.10 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s10	69
Figura B.11 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s11	69
Figura B.12 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s12	70
Figura B.13 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s13	70
Figura B.14 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s14	71
Figura B.15 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s15	71
Figura B.16 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s16	72
Figura B.17 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s17	72
Figura B.18 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s18	73
Figura B.19 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s19	73
Figura B.20 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s1	74
Figura B.21 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s2	74
Figura B.22 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s3	75
Figura B.23 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s4	75
Figura B.24 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s5	76
Figura B.25 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s6	76
Figura B.26 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s7	77
Figura B.27 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s8	77
Figura B.28 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s9	78
Figura B.29 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s10	78
Figura B.30 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s11	79
Figura B.31 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s12	79

Figura B.32 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s13	80
Figura B.33 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s14	80
Figura B.34 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s15	81
Figura B.35 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s16	81
Figura B.36 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s17	82
Figura B.37 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s18	82

LISTA DE ABREVIATURAS E SÍMBOLOS

ACELP	<i>Algebraic Code Excited Linear Prediction</i>
ADPCM	<i>Adaptive Differential Pulse Code Modulation</i>
CF	<i>Compression Factor</i> (fator de compressão)
CFE	Cabeça do fêmur
CWT	<i>Continuous wavelet transform</i> (transformada de <i>wavelets</i> contínua)
CV	Contração voluntária
DFT	<i>Discrete Fourier transform</i> (transformada discreta de Fourier)
DTFT	<i>Discrete-time Fourier transform</i> (transformada de Fourier em tempo discreto)
DWPT	<i>Discrete Wavelet Packet Transform</i>
DWT	<i>Discrete wavelet transform</i> (transformada de <i>wavelets</i> discreta)
EBCOT	<i>Embedded Block Coding with Optimized Truncation</i>
ECG	Eletrocardiografia; Elecardiograma
EEG	Eletroencefalograma; Eletroencefalograma
EMG	Eletromiografia; Eletromiograma
EMG-S	Eletromiografia de superfície; Eletromiograma de superfície
EZW	<i>Embedded Zero-Tree Wavelet</i>
FFT	<i>Fast Fourier transform</i> (transformada rápida de Fourier)
FT	<i>Fourier transform</i> (transformada de Fourier)
GPDS	Grupo de Processamento Digital de Sinais
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>

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 potencial de ação da unidade motora)
Pixel	<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 percentual)
SPIHT	<i>Set Partitioning in Hierarchical Trees</i>
STFT	<i>Short-time Fourier transform</i> (transformada de Fourier de curta duração)
WSE	<i>Wavelet Series Expansion</i> (Expansão em séries de <i>wavelets</i>)

1 – INTRODUÇÃO

Os sinais de eletromiografia (EMG) são de grande importância para o estudo da musculatura humana e para o diagnóstico de diversas patologias neuro-musculares (Merletti e Parker, 2004; Basmajian e De Luca, 1985). Entretanto, o armazenamento e a transmissão desses sinais em aplicações de telemedicina ainda são um desafio, uma vez que a quantidade de dados a serem transmitidos ou armazenados cresce com a taxa de amostragem, a precisão por amostra, a quantidade de canais, o número de indivíduos, dentre outros fatores. Neste contexto, torna-se extremamente importante utilizar técnicas de compressão aplicadas aos sinais de eletromiografia.

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 boa qualidade do sinal reconstruído, mesmo que isso implique em conseguir menores taxas de compressão. Várias pesquisas têm sido feitas sobre a compressão de outros tipos de sinais biomédicos, como o eletrocardiograma (ECG) (Miaou e Chao, 2005; Lu *et al.*, 2000; Hilton, 1997) e o eletroencefalograma (EEG) (Antoniol e Tonella, 1997), porém uma quantidade relativamente pequena trabalhos abordava o problema da compressão de sinais de EMG-S (eletromiografia de superfície) até há pouco tempo.

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 Maihes (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 na compressão de sinais de EMG por Wellig *et al.* (1998) e 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 isotônicos em sua análise.

Após estes 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. Carotti *et al.* (2007) repetiram experimentos semelhantes para o caso de sinais eletromiográficos multicanal.

Todavia, a transformada de *wavelets* discreta, ou DWT (do inglês, *Discrete Wavelet Transform*), aplicada à codificação de sinais de EMG ainda desperta grande interesse. Berger *et al.* (2006 e 2007) propuseram um algoritmo de compressão de sinais de EMG utilizando a transformada de *wavelets* discreta e um esquema de alocação dinâmica de bits de seus coeficientes por meio de redes neurais, no caso, um mapa auto-organizável de Kohonen. Nielsen *et al.* (2006a, b) 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, b), mas substituíram a transformada de *wavelets* discreta por uma abordagem baseada na DWPT (do inglês, *Discrete Wavelet Packet Transform*).

Por outro lado, nenhum dos trabalhos citados procurou explorar a possível correlação bidimensional presente nos sinais de eletromiografia. 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. Várias 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 de *wavelets* discreta seguida do algoritmo SPIHT (do inglês, *Set Partitioning in Hierarchical Trees*).

Uma das técnicas mais bem sucedidas na compressão de imagens, o JPEG2000, também tem se mostrado eficiente na compressão sinais de ECG em estudos recentes (Bilgin *et al.*, 2003 e 2004; Chou *et al.*, 2004). Não obstante, tal codificador ainda não havia sido testado na compressão de sinais de EMG até o trabalho de Costa *et al.* (2007), o qual apresentou os resultados da compressão de sinais de eletromiografia em esforços isométricos. O JPEG2000 é o mais recente padrão internacional de compressão de imagens (ISO/IEC, 2000; Taubman e Marcellin, 2001; Adams, 2002 e 2003). É esperado que este seja o substituto do bem sucedido e largamente difundido JPEG em muitas aplicações, pois, além de obter a performance de estado da arte para compressão de imagens, o JPEG2000 apresenta um variado número de funcionalidades.

1.1 – OBJETIVOS

O trabalho em questão visa ao estabelecimento de métodos que avaliem o índice de correlação de sinais de EMG dispostos em arranjos bidimensionais e à aplicação de técnicas de codificação de imagens baseadas na transformada de *wavelets* discreta à compressão de sinais eletromiografia de superfície.

Mais especificamente, é calculado o coeficiente de correlação do sinal de EMG-S organizado em forma bidimensional. Faz-se isso ao longo de translações de um bloco de análise tanto ao longo das amostras de uma mesma janela quanto entre as janelas do sinal segmentado. Além disso, pretende-se implementar um codificador baseado no padrão JPEG2000 que seja capaz de comprimir eficientemente sinais de EMG-S captados em contrações isométricas ou isotônicas.

1.2 – ESTRUTURA DO TRABALHO

O texto tem início com este capítulo introdutório, seguido de uma breve explanação, no Capítulo 2, sobre a eletromiografia de superfície e seu histórico, determinação das diferenças entre a eletromiografia de agulha e a de superfície, 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. Além disso, discute-se a

aplicabilidade da avaliação da correlação bidimensional para sinais de eletromiografia de superfície.

O Capítulo 3 cobre alguns tópicos sobre compressão de sinais bidimensionais baseados na transformada de *wavelets* discreta. São expostos os conceitos de transformada de *wavelets* contínua, desde sua motivação, como alternativa à transformada de Fourier de curta duração, até a formulação da transformada de *wavelets* discreta e sua aplicação na compressão de sinais bidimensionais, e, por fim, uma explanação sobre o padrão JPEG2000.

Em seguida, o Capítulo 4 trata dos protocolos dos sinais utilizados neste trabalho, da metodologia de processamento dos sinais para o cálculo do coeficiente de correlação no caso bidimensional e do algoritmo de compressão implementado. Adiante, o Capítulo 5 apresenta os resultados obtidos por meio dos algoritmos implementados, assim como discussões e comparações dos resultados deste trabalho com os de trabalhos correlatos.

As conclusões, no Capítulo 6, dão destaque aos aspectos mais relevantes da dissertação e sugerem-se propostas para trabalhos futuros. Por último, são listadas as referências bibliográficas e nos apêndices constam alguns resultados que exemplificam o processamento do cálculo da correlação bidimensional dos sinais eletromiográficos estudados neste trabalho.

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 revigoração 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 faz ser considerado o pai da anatomia moderna (Basmajian e DeLuca, 1985).

Durante os anos seguintes, uma série de cientistas trouxe de volta 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 que o choque da arraia tinha origens musculares. O primeiro a observar a relação entre contração muscular e eletricidade, no ano de 1791, foi 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, Alessandro Volta, em 1793, questionou tais experimentos, após ter provado que diferentes metais em contato com um eletrólito (como aqueles os encontrados nos tecidos musculares) são capazes de gerar corrente elétrica (Basmajian e DeLuca, 1985).

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 DeLuca, 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 DeLuca, 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 (Basmajian e DeLuca, 1985), quando a eletromiografia de superfície foi aplicada em técnicas de relaxamento, análise de movimentos e pesquisas de patologias neuromusculares. 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, ou MUAPTs (do inglês, *motor unit action potential trains*). O uso de computadores também permitiu o desenvolvimento de modelos e simulações no estudo do sinal de EMG (Merletti e Parker, 2004), 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.

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 colocados diretamente no interior do músculo (daí ser chamada de invasiva), é mais adequada e largamente aceita para aplicações clínicas, 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 se deve ao

fato de que a EMG-S permite o acesso freqüente e indolor às funções neuromusculares. A extração de parâmetros de relevância clínica a partir do sinal de EMG-S 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

Compreender o sinal de EMG implica no entendimento dos músculos e na maneira como estes geram sinais bioelétricos. No corpo humano, existem três tipos de músculos (Figura 2.1): músculo cardíaco (que é o tecido especializado do coração, cujas características lhe são bastante peculiares); músculo esquelético (também chamado de músculo voluntário, por sua capacidade de ser conscientemente controlado) e músculo liso (conhecido por músculo involuntário, pois não se encontra sob controle consciente). Estes últimos revestem as paredes de órgãos internos e executam funções como forçar a passagem do bolo alimentar na deglutição ou controlar o fluxo sanguíneo para os diversos tecidos (Guizzo, 1995).



Figura 2.1 – Tipos de músculos do corpo humano. (modificado - Guizzo, 1995)

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 (Guizzo, 1995). 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, 1999).

Os seres humanos possuem centenas de músculos esqueléticos, alguns destes (os superficiais) representados na Figura 2.2, que diferem em forma e tamanho, de acordo com a tarefa que desempenham (Aires, 1999). A estrutura básica do músculo é denominada sarcômero. No interior dos músculos há o deslizamento de compartimentos que contêm fibras musculares (Figura 2.3), as quais são constituídas por miofibrilas.



Figura 2.2 – Músculos esqueléticos superficiais. (modificado - Guizzo, 1995)

As miofibrilas são aglomerados muito bem organizados de actina e miosina, entre outras proteínas, 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.

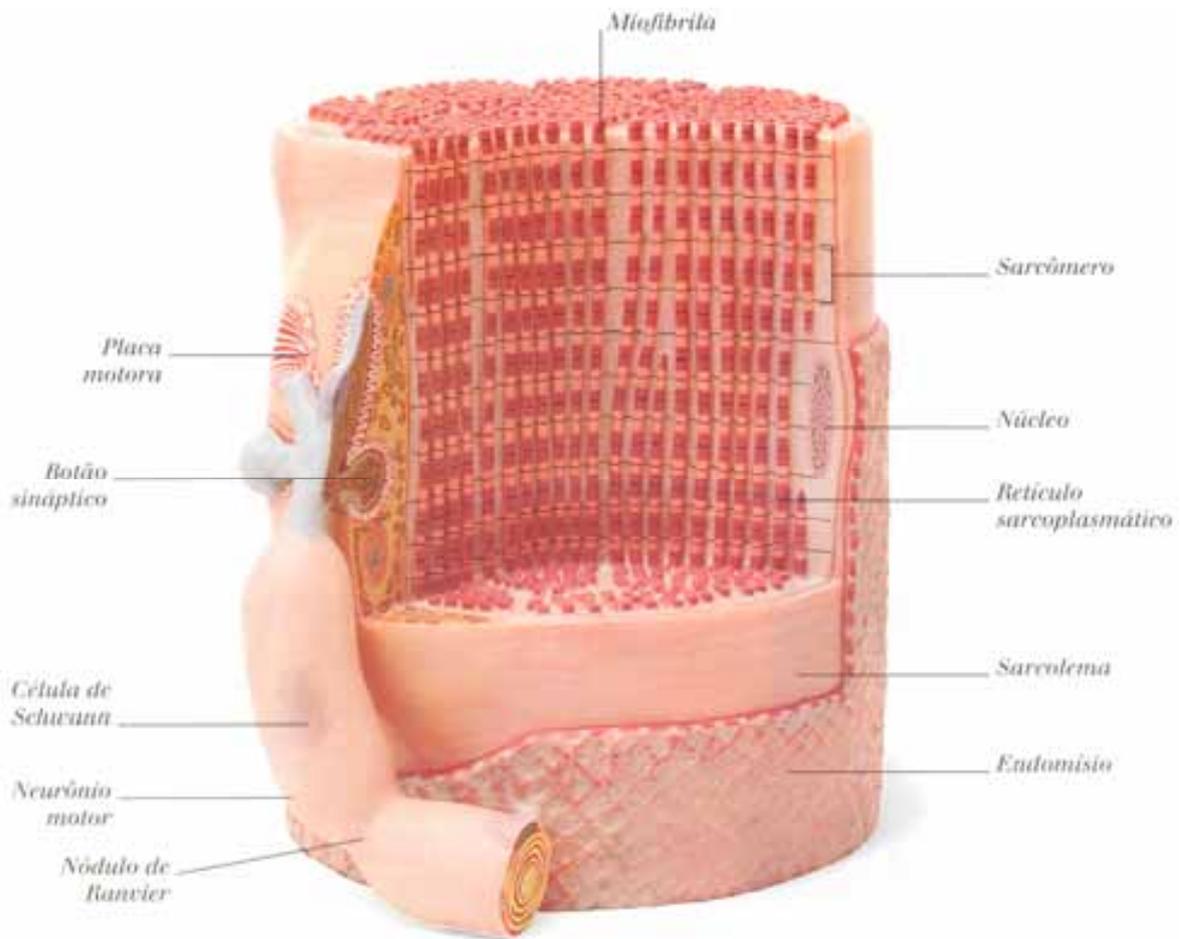


Figura 2.3 – Fibra típica de músculo esquelético. (modificado - Guizzo, 1995)

O arranjo dos filamentos de actina e miosina na fibra faz com que o músculo esquelético apresente estrias, por este motivo este músculo também é chamado de estriado (Ortolan, 2002). 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.

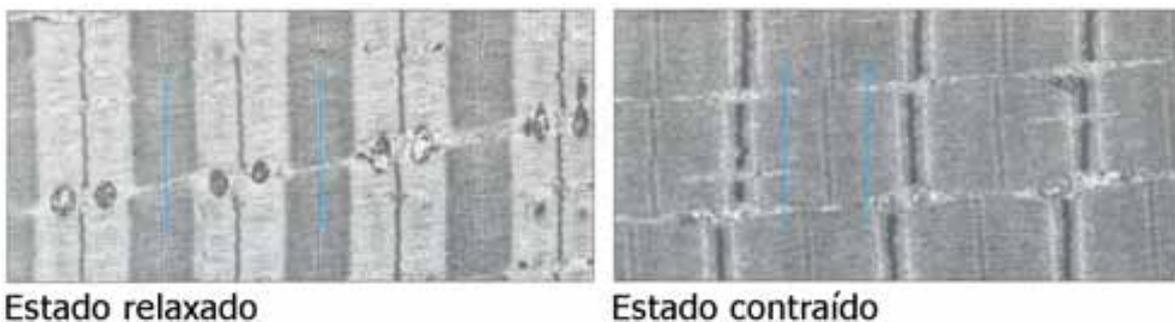


Figura 2.4 – Contração de um músculo esquelético. Observa-se a sobreposição dos segmentos de actina e de miosina no estado contraído. (modificado - Guizzo, 1995)

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 DeLuca, 1985). Uma unidade motora, como na Figura 2.5, é constituída por um neurônio motor, suas junções neuromusculares e as fibras musculares enervadas por este neurônio (Ortolan, 2002). Assim, a unidade motora é a menor unidade funcional do músculo estriado (Basmajian e DeLuca, 1985).

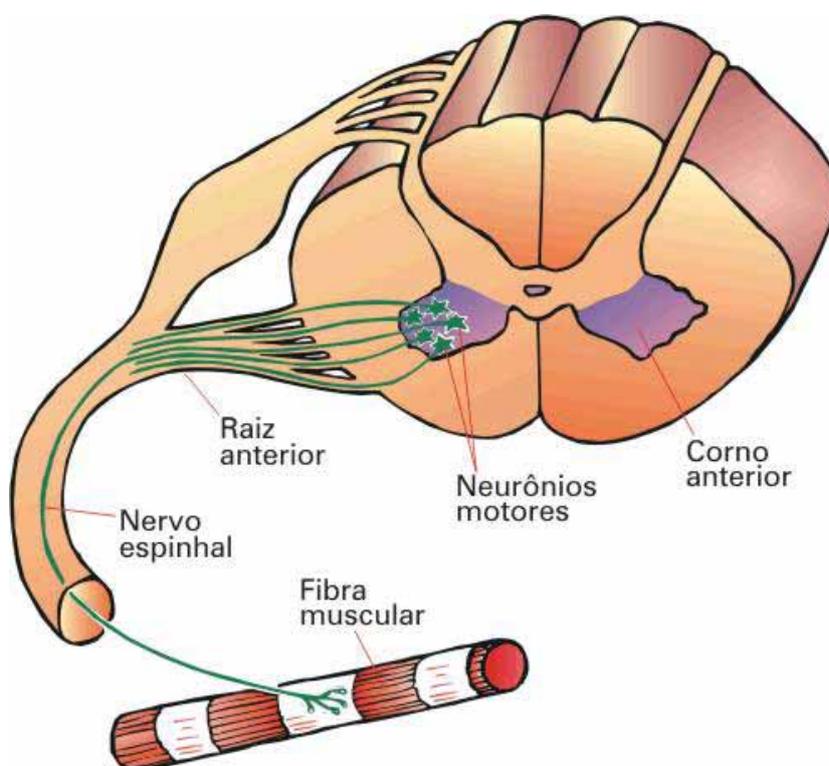


Figura 2.5 – Unidade motora. (modificado - REDE SARAH DE HOSPITAIS, 2005)

Ao impulso que tem origem no neurônio motor e se propaga ao longo do axônio do nervo espinhal (Figura 2.6), chegando até a fibra muscular chamamos potencial de ação motor, que é o responsável por iniciar o processo de contração muscular. Este impulso, ao chegar às fibras musculares, acaba gerando o potencial de ação muscular (Aires, 1999). 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 tanto no sentido da zona de inervação para a inserção tendinosa quanto ao contrário (Basmajian e DeLuca, 1985).

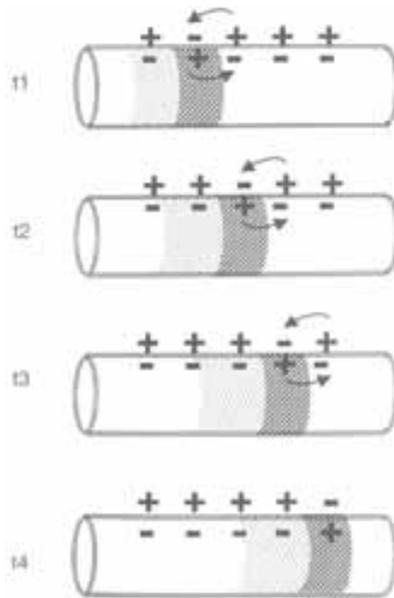


Figura 2.6 – Propagação do potencial de ação no axônio amielínico. (modificado - Aires, 1999)

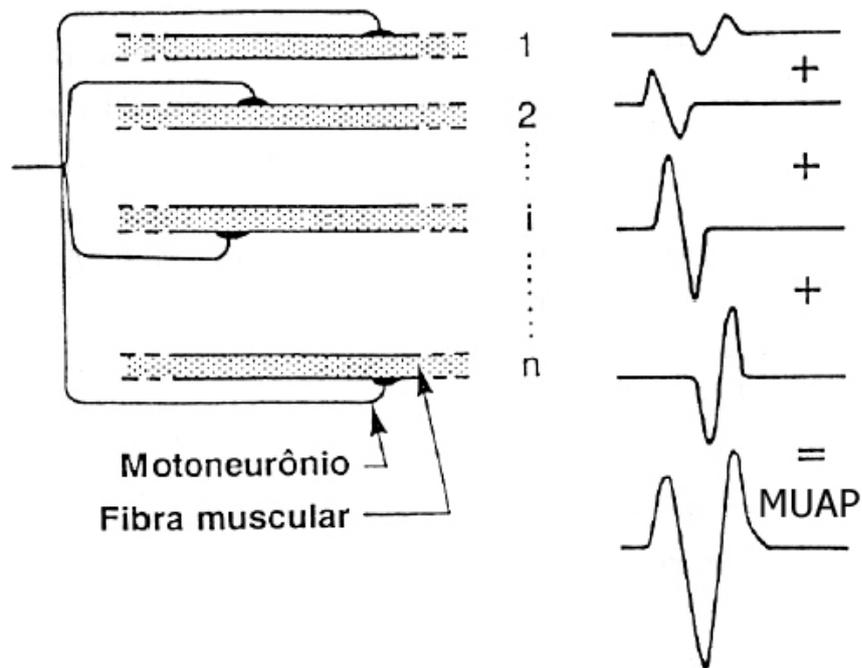


Figura 2.7 – Esquema da geração de um MUAP. (modificado - Basmajian e DeLuca, 1985)

2.4 – CAPTAÇÃO DO ELETROMIOGRAMA DE SUPERFÍCIE

A eletromiografia está baseada justamente na captação extracelular dos fenômenos descritos na seção anterior. No caso específico da EMG-S, o sinal captado será o registro do somatório de um grande número de MUAPs, que, por serem acionadas assincronamente, constituem um sinal estocástico de alta complexidade.

2.4.1 – Eletrodos

A captação do EMG-S 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 de 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, como o da Figura 2.8, 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.



Figura 2.8 – Eletrodo diferencial de superfície ativo. (modificado - DELSYS INCORPORATED, 2005)

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 2.9.

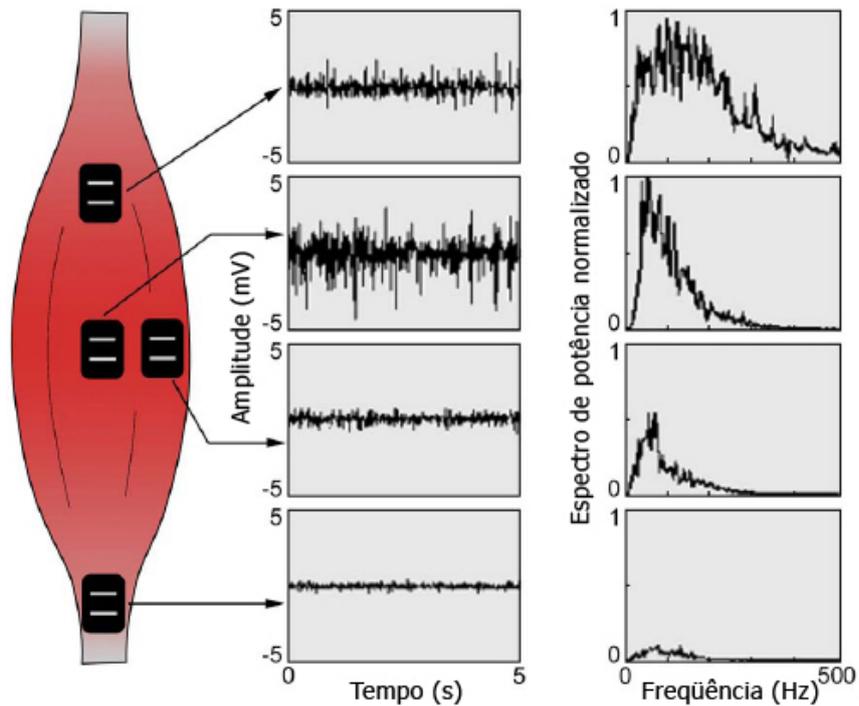


Figura 2.9 – Alterações no sinal de EMG-S de acordo com o posicionamento do eletrodo sobre o músculo. (modificado - DELSYS INCORPORATED, 2005)

2.5 – CORRELAÇÃO BIDIMENSIONAL DE SINAIS DE EMG-S

Uma vez conhecidos os principais aspectos a respeito da geração e captação do sinal de eletromiografia de superfície, pode-se avaliar a possibilidade de quantificar a correlação bidimensional em que se baseia este trabalho. Contudo, considere a imagem *Lena*, mostrada na Figura 2.10. Embora carregue uma grande quantidade de informação, há áreas adjacentes que possuem níveis de cinza bastante próximos.



Figura 2.10 – Imagem *Lena*.

A semelhança entre áreas contíguas na figura pode ser explorada para reduzir a quantidade de dados que necessitam ser transmitidos ou armazenados para representar de forma acurada a imagem. Tomando como exemplo extremo, considere uma imagem na qual cada *pixel* tem os mesmos tons de cinza. A fim de representar completamente esta figura, seria necessário apenas informar o nível de cinza do primeiro *pixel* e as dimensões da imagem. A informação acerca desse primeiro *pixel* é suficiente para permitir a correta reconstrução dos valores dos demais *pixels*.

Por outro lado, considere agora uma imagem composta por ruído branco gaussiano (ou seja, distribuição normal com média nula e variância unitária), como a da Figura 2.11. Neste caso, o valor de cada *pixel* necessita ser individualmente especificado, porque o conhecimento acerca do valor de um determinado *pixel* não nos dá nenhuma informação acerca dos *pixels* ao lado.

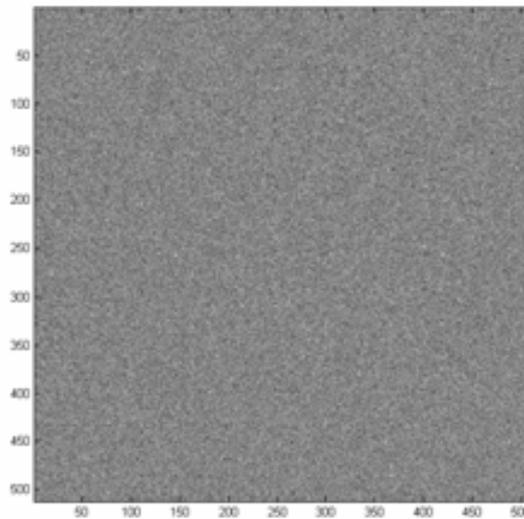


Figura 2.11 – Ruído branco gaussiano.

Matematicamente, a semelhança intrínseca à figura é mensurada pela função de autocorrelação. Esta função mede como a similitude entre os *pixels* varia em função da distância entre os mesmos. O coeficiente de correlação r entre dois blocos de *pixels* $A(i,j)$ e $B(i,j)$, no qual i e j são as posições do *pixels* em cada bloco, é definido pela equação

$$r = \frac{\sum_i \sum_j (A(i,j) - \mu_A)(B(i,j) - \mu_B)}{\sqrt{\sum_i \sum_j (A(i,j) - \mu_A)^2 \sum_i \sum_j (B(i,j) - \mu_B)^2}} \quad (2.1)$$

na qual μ_A e μ_B são os valores médios de $A(i,j)$ e $B(i,j)$, respectivamente.

Para dois blocos que sejam idênticos (por exemplo, quaisquer blocos extraídos da imagem em que cada *pixel* apresenta o mesmo valor), o coeficiente de correlação é um. Para blocos em que não há correlação (por exemplo, quaisquer dois blocos distintos extraídos de uma imagem constituída por ruído branco gaussiano), a correlação será zero, como mostra a Figura 2.12. De fato, o coeficiente de correlação pode assumir valores na faixa de -1 a 1, correspondendo aos casos nos quais $A(i,j) = -B(i,j)$ e $A(i,j) = B(i,j)$, respectivamente.

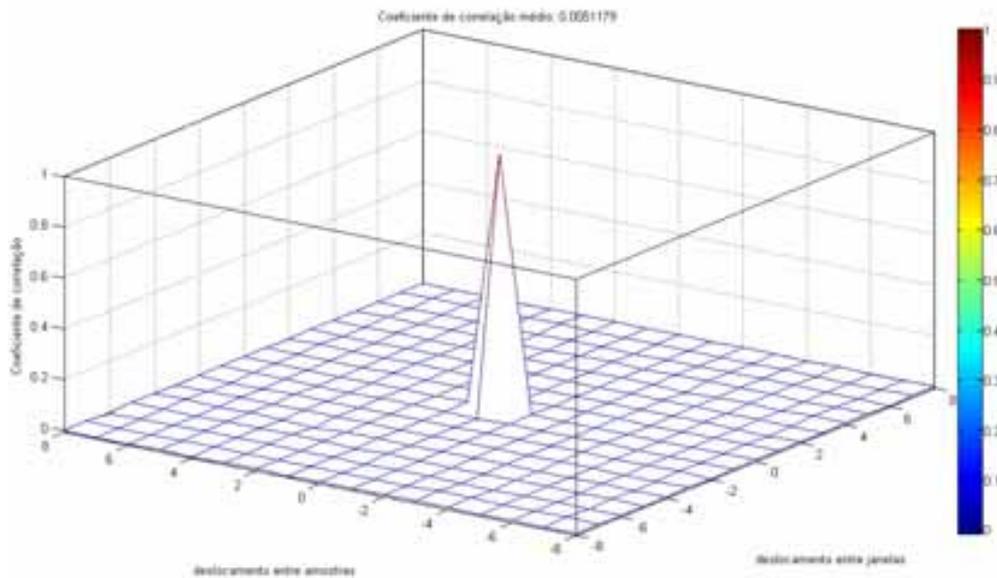


Figura 2.12 – Coeficientes de correlação do ruído branco gaussiano.

Para o caso da imagem *Lena*, em que há uma alta dependência entre *pixels* vizinhos, o cálculo do coeficiente de correlação com o deslocamento de um sub-bloco contendo a parte central da imagem ao longo das quatro direções toda ela toma a forma da Figura 2.13.

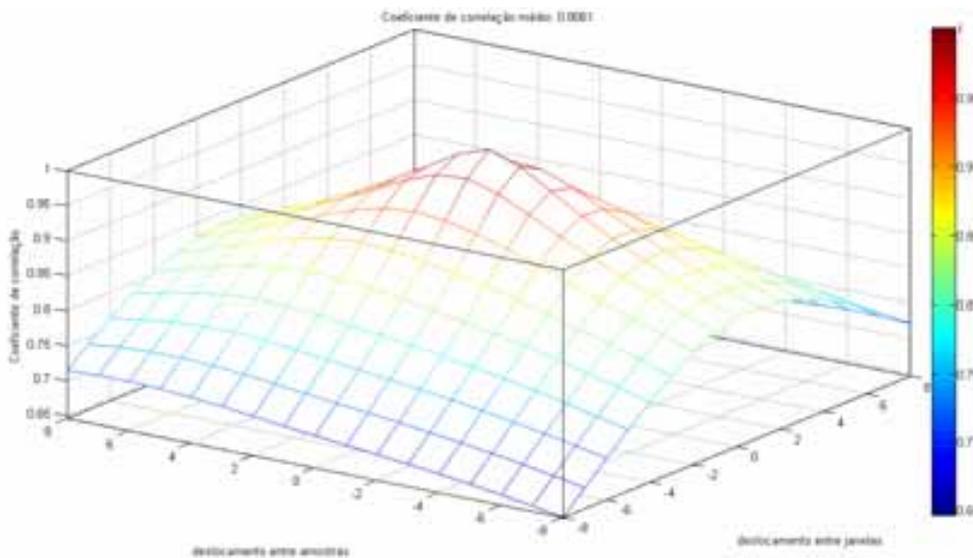


Figura 2.13 – Coeficientes de correlação da imagem *Lena*.

Para aplicarmos esta análise a sinais de eletromiografia de superfície, como o da Figura 2.14, primeiro temos que segmentar o sinal em janelas de mesmo comprimento e construir uma matriz bidimensional com estas janelas justapostas, como na Figura 2.15.

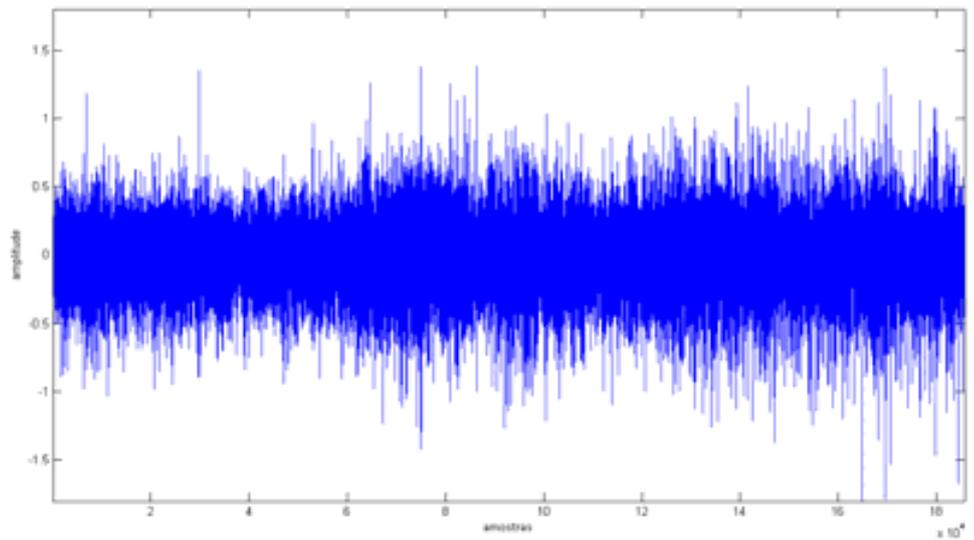


Figura 2.14 – Sinal de eletromiografia em sua representação unidimensional.

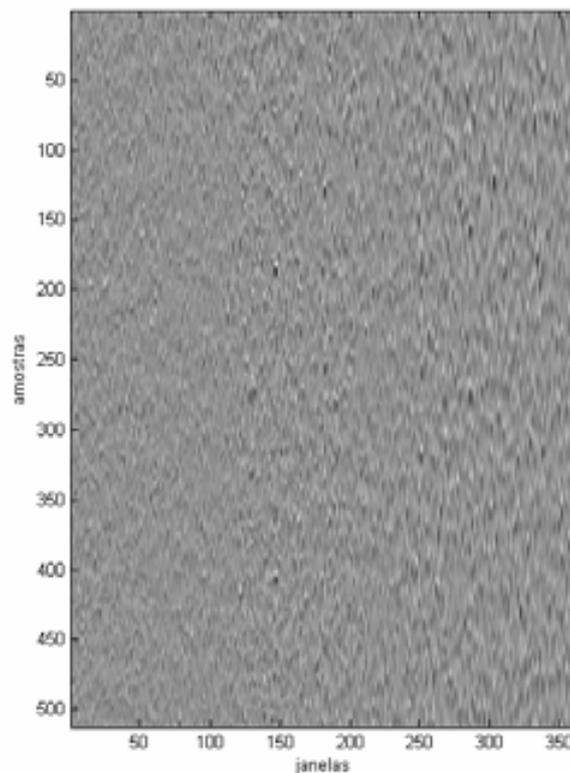


Figura 2.15 – Sinal de eletromiografia em sua representação bidimensional.

Com este arranjo, é possível computar o coeficiente de correlação do sinal de EMG para deslocamentos do sub-bloco de análise tanto ao longo das amostras quanto entre as janelas.

O resultado deste cálculo para o sinal de EMG-S apresentado na forma de matriz bidimensional mostrado anteriormente está apresentado na Figura 2.16.

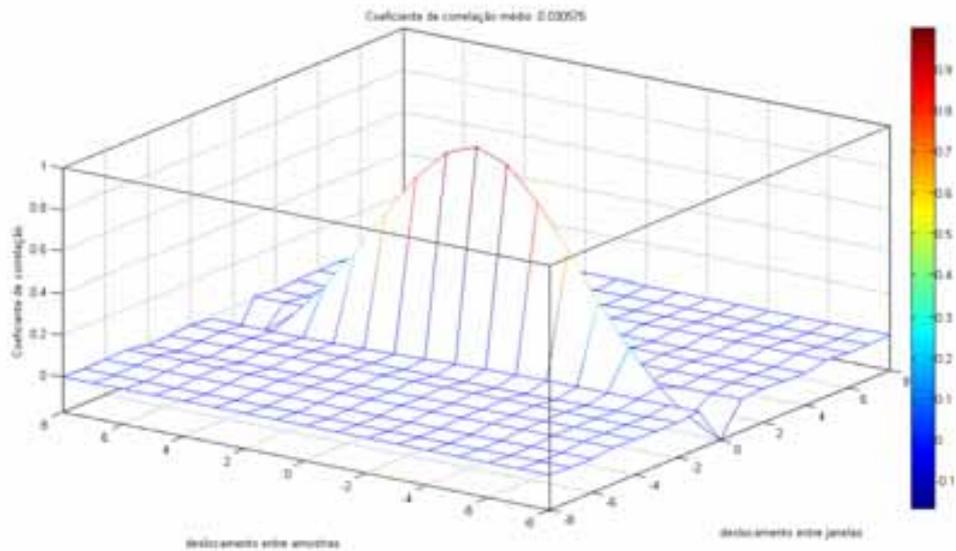


Figura 2.16 – Coeficientes de correlação do arranjo bidimensional do sinal de eletromiografia de superfície.

O resultado da correlação dada pelo deslocamento ao longo das amostras de uma mesma janela é representado pela linha mais destacada, ao centro do gráfico. Deste modo, torna-se difícil perceber a correlação ao ser computada a análise entre as janelas. Essa correlação pode ser percebida mais adequadamente caso os elementos fora desta linha central sejam exibidos em detalhe. Deste modo, obtemos a Figura 2.17, que demonstra claramente a correlação entre as janelas adjacentes do sinal segmentado.

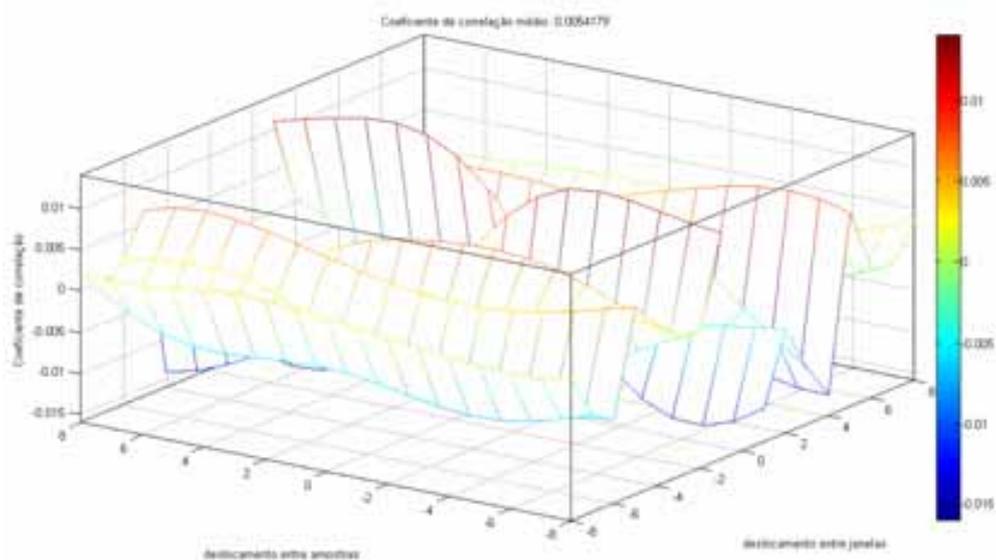


Figura 2.17 – Sinal de eletromiografia em sua representação bidimensional

2.6 – CONSIDERAÇÕES FINAIS

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 e algumas de suas aplicações atuais. Também se pôde evidenciar a existência de determinado grau de correlação para sinais de eletromiografia de superfície ao serem rearranjados em matrizes bidimensionais.

Com base nessa demonstração, o próximo capítulo versará sobre a compressão de sinais bidimensionais baseados na transformada de *wavelets* discreta e sua aplicação na compressão de sinais de EMG-S bidimensionais.

3 – COMPRESSÃO DE SINAIS BIDIMENSIONAIS BASEADA NA TRANSFORMADA DE *WAVELETS* DISCRETA

Neste capítulo são apresentados conceitos relativos à compressão de sinais bidimensionais baseada na transformada de *wavelets* discreta. Como foi visto ao fim do capítulo anterior, existe certa correlação bidimensional em sinais de eletromiografia de superfície que pode ser levada em consideração ao realizar a compressão destes sinais. Deste modo, são apresentados no presente capítulo conceitos relativos à transformada de *wavelets* e sua aplicação na compressão de sinais bidimensionais.

A presença cada vez mais constante de equipamentos eletrônicos no cotidiano capazes de gerar e tornar disponível conteúdo digital é um indício da importância que as comunicações, sobretudo as móveis, têm desempenhado atualmente. Há limites bastante objetivos tanto para o armazenamento da informação – espaço em disco – quanto para a transmissão – largura de banda –, e por isso a compressão torna-se imprescindível para viabilizar a telecomunicação moderna e o arquivamento de dados em meio digital.

Técnicas de compressão de sinais são procedimentos realizados para representar a informação armazenada em meio digital de forma o menos redundante possível. As técnicas de compressão podem ser divididas basicamente em duas grandes classes: compressão sem perdas (ou livre de erro) e com perdas (ou com erro).

Com técnicas de compressão livre de erro é possível reconstruir exatamente o sinal original a partir dos dados codificados, mas esses métodos, além de geralmente apresentarem ganhos de compressão relativamente baixos, requerem que se conheçam características muito particulares da fonte geradora dos dados. Um exemplo de aplicação é a compressão de arquivos de texto.

Métodos de compressão com perdas, por sua vez, permitem alcançar ganhos de compressão muito maiores do que aqueles conseguidos na compressão sem perdas. Caso a reconstrução perfeita do sinal não seja um requisito fundamental da aplicação, como no caso de sinais de áudio, por exemplo, métodos desta classe são geralmente mais indicados.

A codificação por transformadas é um dos mais importantes métodos de compressão com perdas, e, dentre as transformadas, a transformada de *wavelets* tem conseguido se estabelecer uma das mais importantes. Porém, os princípios da transformada de *wavelets* são mais bem compreendidos a partir da sua relação com a transformada de Fourier de curta duração.

3.1 – TRANSFORMADA DE FOURIER DE CURTA DURAÇÃO

As técnicas de processamento de sinais no domínio da transformada de Fourier têm amplo uso em diversos campos das ciências aplicadas. A idéia subjacente à análise de Fourier é aproximar funções pela combinação de um conjunto de senos e co-senos de diferentes frequências, amplitudes e fases.

Apesar de podermos obter facilmente o conteúdo freqüencial do sinal $x(t)$ por meio da transformada de Fourier, a única relação com o domínio do tempo que podemos extrair da transformada de Fourier é a fase associada a cada componente de frequência, devido ao fato de supor-se que as senóides estendem-se indefinidamente ao longo do tempo. Esta premissa da transformada de Fourier é responsável por tornar indistinguíveis os intervalos de tempo em que ocorrem os componentes de frequência do sinal, o que pode levar a conclusões inadequadas quando analisamos sinais não-estacionários, isto é, aqueles cujas características alteram-se no decorrer do tempo.

Para conseguir uma representação temporalmente localizada, podemos multiplicar cada senóide por uma janela $h(t)$ que seja nula em quase todo o tempo, menos no intervalo de duração sob análise, como na Figura 3.1. Com isso, é definida a transformada de Fourier de curta duração (STFT, do inglês *Short-Time Fourier Transform*) (Vetterli e Kovačević, 1995).

O formato desta janela pode ser determinado por diversas funções $h(t)$, como na Figura 3.2, o que permite conseguir diferentes propriedades no domínio da frequência, como maior ou menor largura de banda passante e melhor ou pior atenuação dos componentes fora desta faixa de frequência.

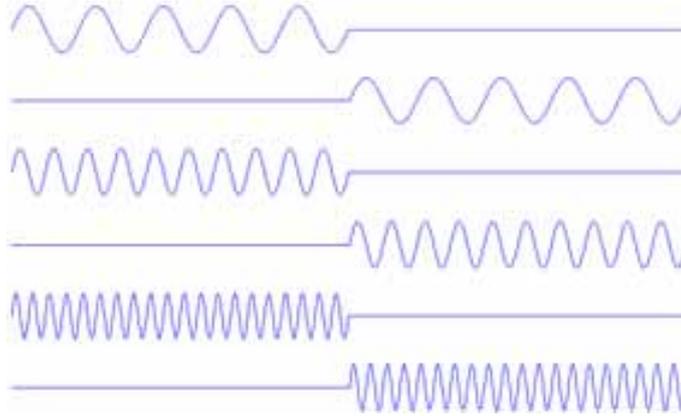


Figura 3.1 – Funções de base da STFT.

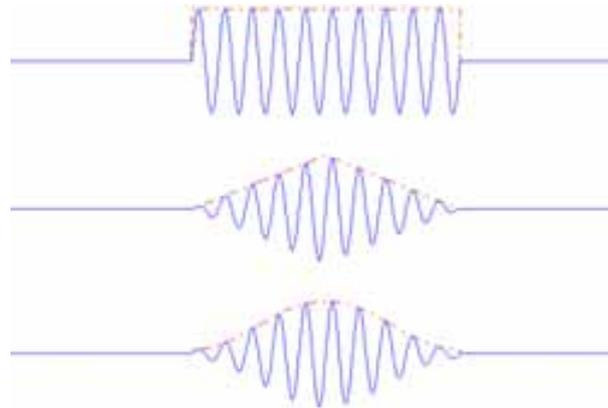


Figura 3.2 – Diferentes tipos de janelamento usados na STFT.

Formalmente, dizemos que a STFT (Equação 3.1) de um sinal $x(t)$ é uma função do tempo t e da frequência f dependente de uma janela $h(t)$, o que corresponde à mudança de base do sinal $x(t)$ para $g_{f,\tau}(t) = h(t - \tau) e^{j2\pi ft}$.

$$STFT_{h,x}(f, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} h^*(t - \tau) x(t) e^{-j2\pi ft} dt = \langle g_{f,\tau}(t), x(t) \rangle \quad (3.1)$$

Esta representação propicia uma noção localizada no tempo de análise τ dos componentes de frequência de um sinal não-estacionário, uma vez que o sinal é primeiro multiplicado por uma janela (ou função de janelamento) $h(t - \tau)$ e então a FT_x é calculada. Deste modo, podemos supor que, sob cada janela de análise, o sinal seja localmente estacionário.

Dado um sinal de energia finita e uma janela $h(t)$ normalizada, isto é, $\int_{-\infty}^{+\infty} |h(t)|^2 dt = 1$, o teorema de Parseval pode ser facilmente estendido à $STFT_{h,x}$ (Equação 3.2).

$$E_x = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |STFT_{h,x}(f, \tau)|^2 d\tau df \quad (3.2)$$

3.2 – ANÁLISE DE *WAVELETS*

Considerando a $STFT_{h,x}$, parece que a resolução tempo-freqüencial depende somente do tamanho da janela: uma janela curta leva a uma alta resolução no tempo, mas uma baixa resolução na freqüência (as resoluções do tempo e da freqüência são dependentes).

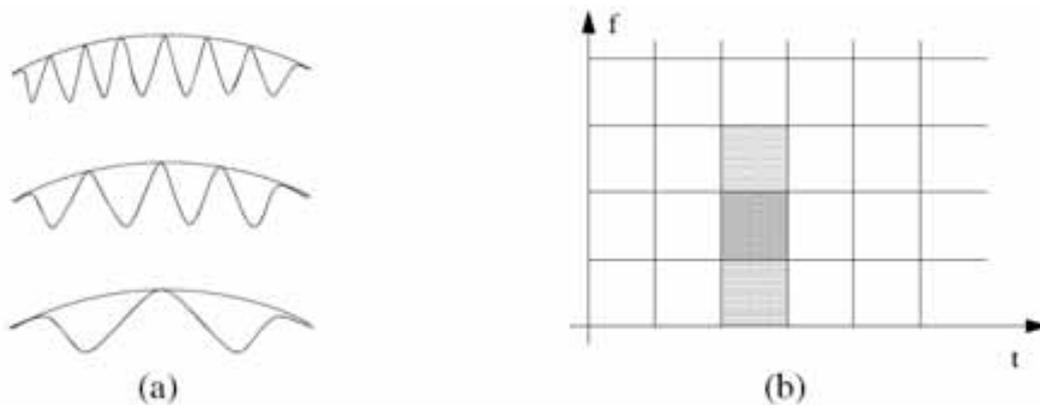


Figura 3.3 – (a) Modulações e deslocamentos de uma janela da STFT. (b) Recorte do plano tempo-freqüência (modificado - Vetterli e Kovačević, 1995).

Esse problema de resolução sugere que deva ser utilizado um comprimento variável nas janelas de análise: pequenas janelas para altas freqüências e longas janelas para baixas freqüências. Essa escolha corresponde à transformada de *wavelets* e sua análise tempo-escala (Merletti e Parker, 2004).

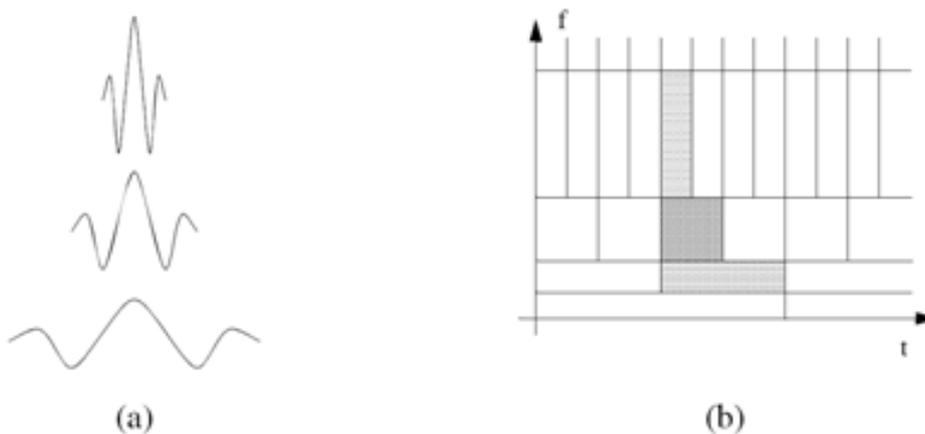


Figura 3.4 – (a) Escalas e deslocamentos de uma *wavelet*. (b) Recorte do plano tempo-freqüência (modificado - Vetterli e Kovačević, 1995).

A transformada de *wavelets* (WT, do inglês *Wavelet Transform*) usa funções de base que têm comprimentos adaptados a cada banda de frequência. Uma *wavelet* é uma função suave e oscilatória com boa localização tanto no tempo quanto na frequência. Uma família de *wavelets* consiste em membros $\psi_{s,\tau}$ (Equação 3.3) obtidos por dilatações (mudanças de escala) e translações (deslocamentos no tempo) de um único protótipo, ou *wavelet*-mãe, $\psi(t)$.

$$\psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (3.3)$$

As *wavelets*-mãe podem ser obtidas por meio de equações funcionais cuja solução é geralmente numérica; poucas delas possuem expressões analíticas explícitas. A Figura 3.5 apresenta algumas *wavelets*-mãe do tipo *Daubechies*.

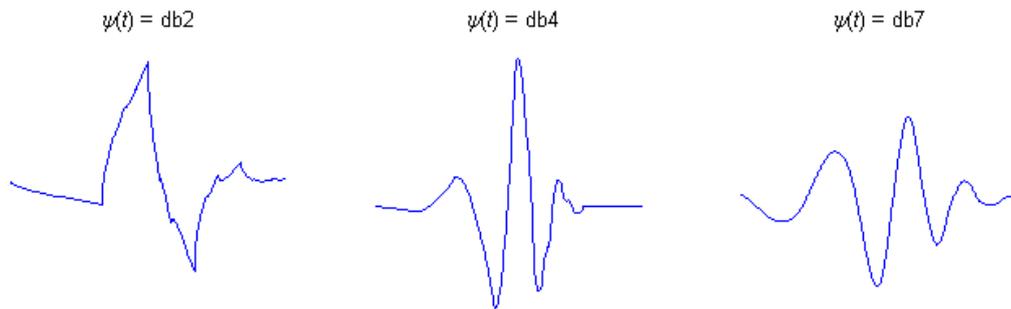


Figura 3.5 – Três *wavelets*-mãe tipo *Daubechies*, com diferentes graus de liberdade.

Podemos ainda notar nas *wavelets* da Figura 3.5 que uma característica comum a todas é o suporte compacto, ou seja, sua amplitude é diferente de zero somente num intervalo restrito. A alteração do suporte da *wavelet* de acordo com a escala é uma diferença marcante entre as *wavelets* e a STFT.

O parâmetro $s \in \mathbb{R}^+$ representa a mudança de escala, o parâmetro $\tau \in \mathbb{R}$ representa a translação e o fator $1/\sqrt{s}$ é usado para conservar a norma (Equação 3.4), ou seja, garantir a preservação da energia entre as *wavelets* de diferentes escalas.

$$\|\psi_{s,\tau}(t)\| = \|\psi(t)\| \quad (3.4)$$

Para analisar componentes em uma escala com mais detalhes usa-se uma versão comprimida da função de base, isto é, fazemos $\psi_{s,\tau}$ com s pequeno, o que enfatiza as altas frequências, enquanto componentes em uma escala com menos detalhes são analisados com uma versão dilatada da *wavelet*-mãe, ou seja, o parâmetro s de $\psi_{s,\tau}$ torna-se grande e há uma ênfase nas baixas frequências. Contudo, o formato da função de base permanece inalterado, como mostrado na Figura 3.6 (Merletti e Parker, 2004; Carvalho, 2003).



Figura 3.6 – Mudanças de escala da *wavelet*-mãe.

Um pressuposto que deve ser satisfeito para garantir a inversão da $CWT_{\psi,x}$ é a condição de admissibilidade:

$$C_{\psi}(s, \tau) = \int_0^{+\infty} \frac{|\Psi(f)|^2}{f} df < +\infty \quad (3.5)$$

no qual $\Psi(f)$ é a transformada de Fourier de $\psi(t)$. Na prática, $\Psi(f)$ sempre decairá suficientemente rápido e então a condição de admissibilidade será reduzida ao requisito de $\Psi(0) = 0$, ou seja

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (3.6)$$

A Equação 3.6 significa que $|\Psi(f)|$ deve ir a zero mais rápido que $1/\sqrt{f}$ quando f tende a $+\infty$. Devido ao fato que a transformada de Fourier é zero na origem e o espectro decai em altas frequências, a *wavelet* apresenta um comportamento passa-banda.

3.2.1 – Transformada contínua de *wavelets*

Como a função de base tem suporte compacto, é preciso deslocar a *wavelet* em instantes consecutivos para conseguir a análise ao longo de todo o sinal $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$, como fica claro na Figura 3.5.

Deste modo, as diferentes correlações entre as *wavelets* e o sinal permitem definir a transformada contínua de *wavelets* (CWT, do inglês *Continuous Wavelet Transform*), de acordo com a Equação 3.7 (Figura 3.7).

$$CWT_{\psi,x}(s, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi_{s,\tau}^*(t)x(t)dt = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right)x(t)dt \quad (3.7)$$

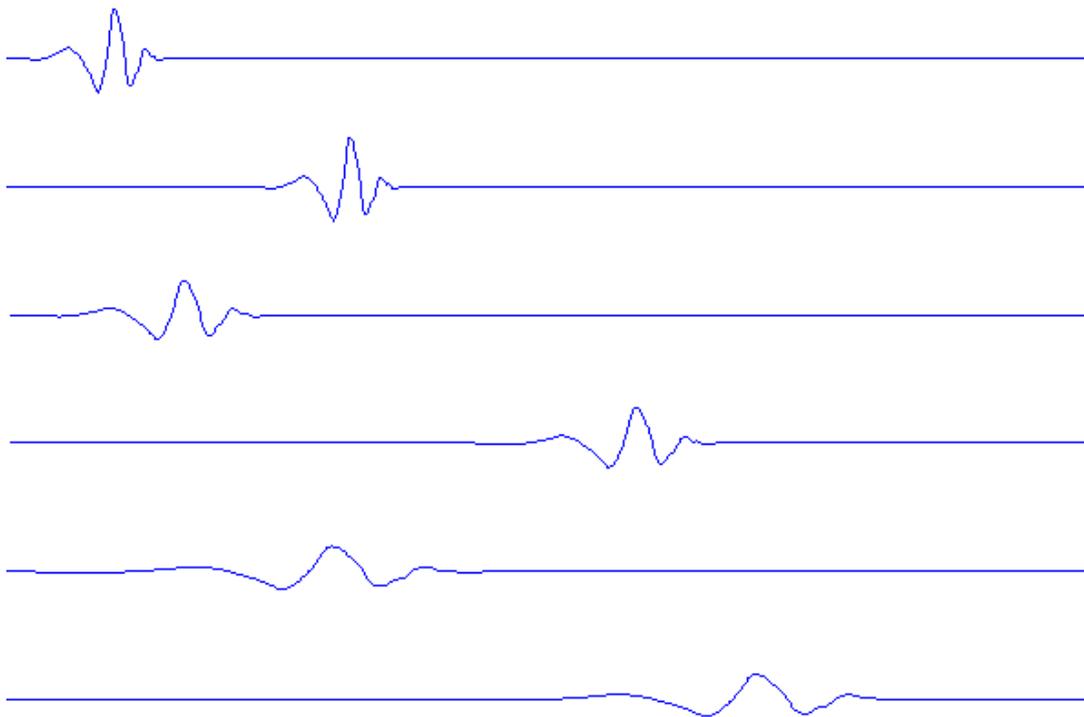


Figura 3.7 – Funções de base da transformada contínua de *wavelets*.

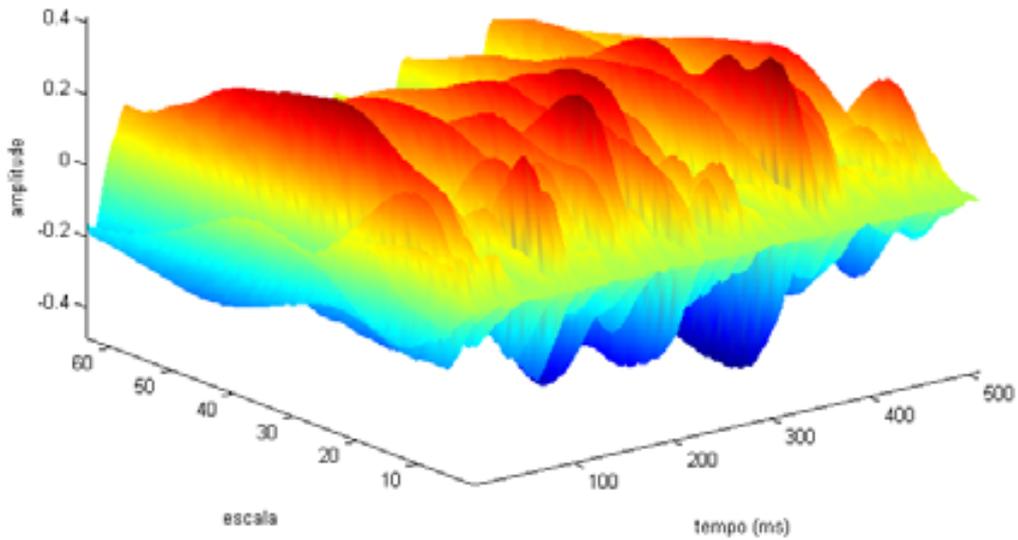


Figura 3.8 – Transformada contínua de *wavelets*.

Com isso medimos a similaridade entre o sinal $x(t)$ e os deslocamentos das versões dilatadas de uma função elementar $\psi(t)$, o que corresponde a calcular o produto interno entre $\psi_{s,\tau}(t)$ e $x(t)$ (Equação 3.8).

$$CWT_{\psi,x}(s, \tau) = \langle \psi_{s,\tau}(t), x(t) \rangle \quad (3.8)$$

A Figura 3.9 ilustra a aplicação da $CWT_{\psi,x}$ a um sinal eletromiográfico de superfície.

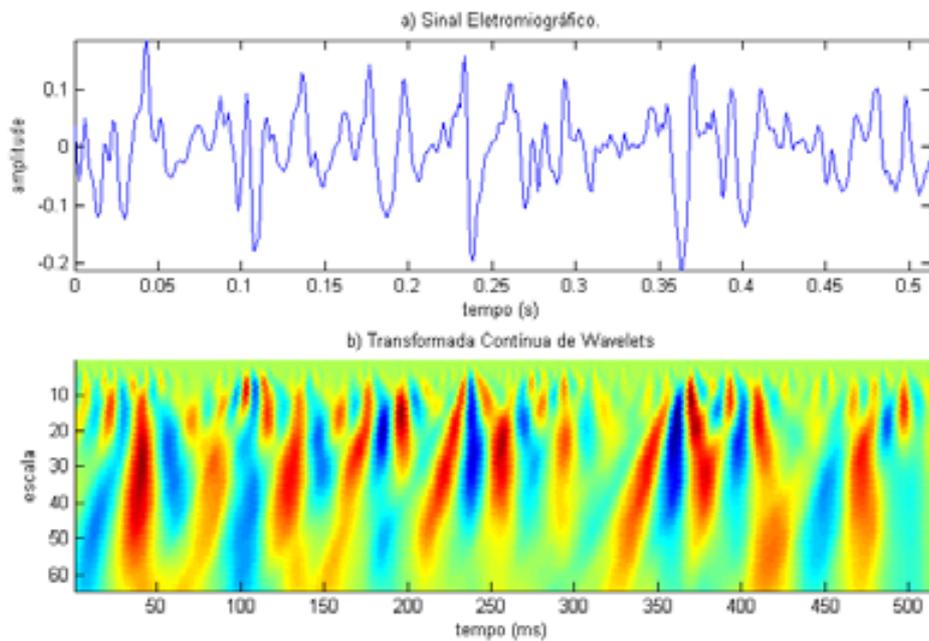


Figura 3.9 – Sinal eletromiográfico e sua transformada contínua de *wavelets*

3.2.2 – Principais propriedades da CWT

Suponha que seja satisfeita a condição de admissibilidade, Equação 3.4. Então:

a) Para uma versão transladada e escalonada do sinal $x(t)$, digamos, $y(t)$, a CWT produz

$$y(t) = \frac{1}{\sqrt{s_0}} x\left(\frac{t - \tau_0}{s_0}\right) \Rightarrow CWT_{\psi,y}(s, \tau) = CWT_{\psi,x}\left(\frac{s}{s_0}, \frac{t - \tau_0}{s_0}\right) \quad (3.9)$$

b) A conservação de energia também se aplica (analogamente ao Teorema de Parseval)

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt = \frac{1}{C_{\psi}} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |CWT_{\psi,x}(s, \tau)|^2 d\tau \frac{ds}{s^2} \quad (3.10)$$

Satisfeita a condição de admissibilidade, o sinal $x(t)$ pode ser reconstruído a partir de sua CWT por meio da seguinte equação

$$x(t) = \frac{1}{C_{\psi}} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} CWT_{\psi,y}(s, \tau) \psi_{s,t}^*(t) d\tau \frac{ds}{s^2} \quad (3.11)$$

3.2.3 – Amostragem da CWT

O teorema da amostragem demonstra que há uma alta redundância entre as representações contínuas dos sinais e suas transformadas. Ao mesmo tempo, qualquer processamento digital necessita de representações discretas e por isso é necessária a amostragem de sinais contínuos. No caso da CWT, existem duas variáveis contínuas que podem ser amostradas: a escala s e o deslocamento temporal τ .

O parâmetro de escala s é comumente discretizado de maneira logarítmica ($s = s_0^j$, com $j \in \mathbb{R}$ e $s_0 \neq 1$), o que permite reconstruir a função a partir de suas amostras. Já no caso do parâmetro temporal τ consideramos que, para $j=0$, discretiza-se τ tomando múltiplos inteiros de um T fixo ($T > 0$). O passo T deve ser escolhido de forma que $\psi(t - kT)$ cubra todo o eixo do tempo. Então, o tamanho do passo τ na escala s não pode ser escolhido

independentemente de j , uma vez que as funções de base são reescaladas. Portanto, para que $\psi_{s,\tau}(t)$ consiga cobrir todo o eixo em uma escala $s = s_0^j$, o deslocamento deve ser $\tau = kTs_0^j$. Assim, escolhemos a seguinte discretização:

$$s = s_0^j, \quad \tau = kTs_0^j, \quad (j, k) \in \mathbb{Z}, \quad s_0 > 1, \quad T > 0 \quad (3.12)$$

A família discretizada das funções de base *wavelet* torna-se

$$\psi_{j,k}(t) = s_0^{-j/2} \psi(s_0^{-j} t - kT), \quad (j, k) \in \mathbb{Z} \quad (3.13)$$

Se assumirmos que as funções *wavelet* são ortonormais, teremos

$$\langle \psi_{j,k}(t), \psi_{l,m}(t) \rangle \equiv \int_{-\infty}^{+\infty} \psi_{j,k}(t) \psi_{l,m}(t) dt = \begin{cases} 1, & \text{para } j = l \text{ e } k = m \\ 0, & \text{para } j \neq l \text{ e } k \neq m \end{cases} \quad (3.14)$$

Uma vez introduzido um conjunto discreto de instantes e escalas $(s_j, \tau_k)_{(j,k) \in \mathbb{Z}^2}$, a versão amostrada da transformada fica

$$CWT_{\psi,x}(s_j, \tau_k) = \int x(t) \psi_{j,k}^*(t) dt \equiv \langle x, \psi_{j,k} \rangle \quad (3.15)$$

na qual

$$\psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{s_j}} \psi\left(\frac{t - \tau_k}{s_j}\right), \quad (j, k) \in \mathbb{Z}^2 \quad (3.16)$$

Essa amostragem do plano tempo-escala deve ser suficientemente bem feita de modo a conter a mesma informação do sinal $x(t)$. Mais precisamente, é possível reconstruir o sinal (propriedade de inversão), a partir da versão amostrada da transformada, usando para isso o conjunto $\tilde{\psi}_{j,k}(t)$:

$$x(t) = \sum_{j,k} CWT_{\psi,x}(s_j, \tau_k) \tilde{\psi}_{j,k}(t) \quad (3.17)$$

Podem ser usados, caso seja atendido o requisito de biortogonalidade, dois conjuntos distintos de *wavelets*, um para análise, outro para síntese. Denotemos por $\psi_{j,k}$ o conjunto de análise e $\tilde{\psi}_{j,k}$ o conjunto de síntese; o par de equações da transformada de *wavelets* direta e sua inversa e o requisito de biortogonalidade serão

$$\begin{aligned}
 CWT_{\psi,x}(j,k) &= \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi_{j,k}(t) dt \\
 x(t) &= \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} CWT_{\psi,x}(j,k)\tilde{\psi}_{j,k}(t) \\
 \langle \psi_{j,k}(t), \tilde{\psi}_{j,k}(t) \rangle &= \begin{cases} 1, & \text{para } j=1 \text{ e } k=m \\ 0, & \text{para } j \neq 1 \text{ e } k \neq m \end{cases}
 \end{aligned} \tag{3.18}$$

A abordagem comum é amostrar o plano tempo-escala em uma grade diádica, o que significa estabelecer $s_0=2$ e assumir o período ($T=1$) como sendo o período de amostragem do sinal, e assim, $s=2^j$ e $\tau=k2^j$, o que leva à equação

$$d_{j,k} = CWT_{\psi,x}(2^j, k2^j) = \int x(t)\psi_{j,k}^*(t)dt, \quad (j,k) \in \mathbb{Z} \tag{3.19}$$

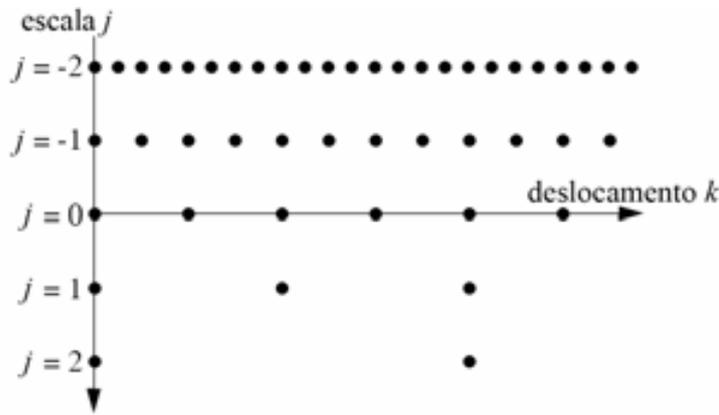


Figura 3.10 – Discretização dos valores de s e τ (com $s_0=2$ e $T=1$) (modificado - Vetterli e Kovačević, 1995).

A Equação 3.19 é conhecida como expansão em séries de *wavelets*, WSE (do inglês, *Wavelet Series Expansion*). A partir das funções *wavelet*-mãe $\psi(t)$, constroem-se as *wavelets* de análise $\psi_{j,k}(t)$ por meio da equação

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2}\psi(2^{-j}t - k), \quad (j,k) \in \mathbb{Z} \tag{3.20}$$

3.3 – TRANSFORMADA DE *WAVELETS* DISCRETA

A transformada de *wavelets* discreta, DWT (do inglês, *Discrete Wavelet Transform*) é muito semelhante à WSE. A diferença é que a DWT aplica-se somente a seqüências discretas $\{x[n], n \in \mathbb{Z}\}$, o que significa que o tempo também é um parâmetro discreto.

As *wavelets* usadas na DWT são versões discretas das *wavelets* contínuas usadas na CWT ou na WSE. A questão principal é que a discretização das *wavelets* depende parcialmente do algoritmo escolhido para efetuar a transformação. Contudo, não é necessário calcular explicitamente uma versão digitalizada da *wavelet*-mãe, $\psi(t)$, porque a transformada de *wavelets* pode ser bem aproximada por bancos de filtros digitais.

A saída de um filtro passa-baixas é uma versão suavizada do sinal de entrada, cujas componentes de alta freqüência são removidas. O filtro passa-altas remove as componentes de baixa freqüência e o resultado é um sinal que contém detalhes do sinal de entrada. O problema é que assim têm-se dois sinais com o mesmo comprimento do sinal de entrada, o que dobra o volume de informação. A solução é subamostrar (ou dizimar, operação representada pelo símbolo \downarrow) as seqüências filtradas por um fator de dois. Essa operação reduz o conteúdo de freqüência do sinal amostrado também por um fator de dois. Todavia, uma reconstrução perfeita pode ser obtida usando uma versão invertida do banco de filtros do processo de dizimação. Primeiramente sobreamostrando, e então filtrando (utilizando o banco de filtros inverso), é possível reconstruir em detalhes o sinal original.

3.3.1 – Análise em multirresolução

Do ponto de vista da análise multirresolução, MRA (do inglês, *Multiresolution Analysis*), um sinal é dividido em um conjunto de bandas de freqüência, representado pela amostragem em uma grade diádica. Essa, por sua vez, significa que o domínio da freqüência é dividido em sub-bandas.

Dado um sinal discreto $x[n]; n = 1, \dots, N$, sua DWT até um nível de J de resolução mapeia o vetor $(x[n], \dots, x[N])$ em um conjunto de N coeficientes *wavelet*, contendo $a_{J,k}, d_{J,k}; j = 1, 2, \dots, J$, da aproximação em séries de *wavelets*. Esta derivação da análise em

multirresolução torna-se mais clara se uma segunda função, chamada função de escala, é usada em conjunto às funções *wavelet*.

Uma função de escala $\varphi(t)$ produz um conjunto de aproximações do sinal como um conjunto de j níveis de resolução, a partir da projeção destes em um conjunto de subespaços V_j . Os subespaços aninhados V_j são gerados por versões dilatadas e transladadas de $\varphi(t)$. Para um dado nível j , o subconjunto V_j é abrangido pela base das funções de escala.

$$\varphi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \varphi\left(\frac{t - k2^j}{2^j}\right), \quad k \in \mathbb{Z} \quad (3.21)$$

Os coeficientes de aproximação geram

$$a_{j,k} = \langle x, \varphi_{j,k} \rangle \quad (3.22)$$

Ao estabelecer o fator de expansão igual a dois (grade diádica), $\varphi(t)$ corresponde a

$$\varphi(t) = \sqrt{2} \sum_k h[k] \varphi(2t - k) \quad (3.23)$$

na qual

$$h[n] = \left\langle \frac{1}{\sqrt{2}} \varphi(t), \varphi(2t - n) \right\rangle \quad (3.24)$$

O conjunto $h[k]$ compreende os coeficientes da função de escala. A equação 3.23 é chamada de equação de refinamento ou dilatação.

A análise em multirresolução é completamente definida pela função $\varphi(t)$ ou equivalentemente pela seqüência $h[n]$ da Equação 3.24. O sinal é decomposto por um conjunto de filtros passa-faixa em sub-bandas de freqüência, onde a função de escala

sempre define os componentes de baixa frequência do sinal. A banda de alta frequência complementar é, por sua vez, obtida pelas *wavelets*.

3.3.2 – Funções *wavelet*

A informação perdida entre duas aproximações sucessivas é chamada de “detalhe”, que é obtido pela projeção do sinal no complemento de V_j denotado por W_j , ($W_j + V_j = V_{j-1}$) e definido pelas funções *wavelet*

$$\psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi\left(\frac{t - k2^j}{2^j}\right), \quad k \in \mathbb{Z} \quad (3.25)$$

no qual $\psi(t)$ é a *wavelet*-mãe

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_k g[k] \varphi(2t - k) \quad (3.26)$$

com

$$g[n] = \left\langle \frac{1}{\sqrt{2}} \psi(t), \varphi(2t - n) \right\rangle \quad (3.27)$$

Os coeficientes de detalhe são calculados pela seguinte expressão

$$d_{j,k} = \langle x, \psi_{j,k} \rangle \quad (3.28)$$

e correspondem à transformada de *wavelets* discreta como gerada pela MRA:

$$d_{j,k} = DWT_{\psi,x}(j,k) = \langle x, \psi_{j,k} \rangle \quad (3.29)$$

Por conseguinte, a abordagem usual para este cálculo deriva dos princípios discutidos acerca da transformada de *wavelets* discreta.

O sinal pode ser reconstruído a partir de todos os coeficientes de detalhe ou a partir do J nível de aproximação e dos detalhes dos níveis inferiores.

$$x(t) = \sum_k a_{J,k} \tilde{\varphi}_{J,k}(t) + \sum_{j \leq J} \sum_k d_{j,k} \tilde{\psi}_{j,k}(t) \quad (3.30)$$

Quando os subespaços W_j e V_j são ortogonais, a MRA correspondente é chamada de MRA ortogonal, e as funções $\{\varphi_{j,k}(t)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ definem uma base ortonormal de vetores de V_j e $\{\psi_{j,k}(t)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ a base de W_j . A seqüência $h[n]$ é a resposta ao impulso de um filtro FIR (do inglês, *finite impulse response*), enquanto a seqüência $g[n]$ é definida por

$$g[n] = (-1)^{1-n} h[1-n] \quad (3.31)$$

O projeto das bases ortogonais discretas de *wavelets* é assim reduzido a escolher ou a função de escala $\varphi(t)$ ou a seqüência $h[n]$ (Figura 3.11a). O procedimento de reconstrução do sinal a partir dos coeficientes da DWT é realizado conforme a árvore de síntese da Figura 3.11b.

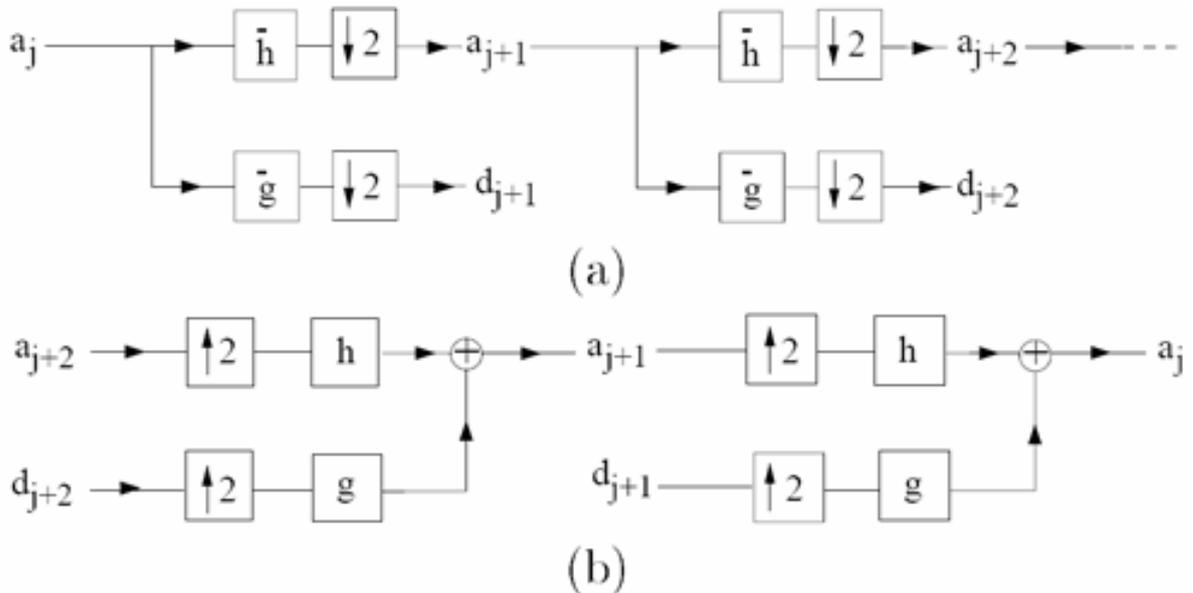


Figura 3.11 – (a) Árvore de análise da transformada de *wavelets* discreta. (b) Árvore de síntese da transformada de *wavelets* discreta. (modificado – Mallat, 1998)

3.4 – COMPRESSÃO UTILIZANDO A TRANSFORMADA DA *WAVELETS* DISCRETA BIDIMENSIONAL

O procedimento de análise aplicado a um sinal bidimensional é realizado simplesmente aplicando a transformada de *wavelets* discreta às linhas e em seguida às colunas, conforme mostra a Figura 3.12

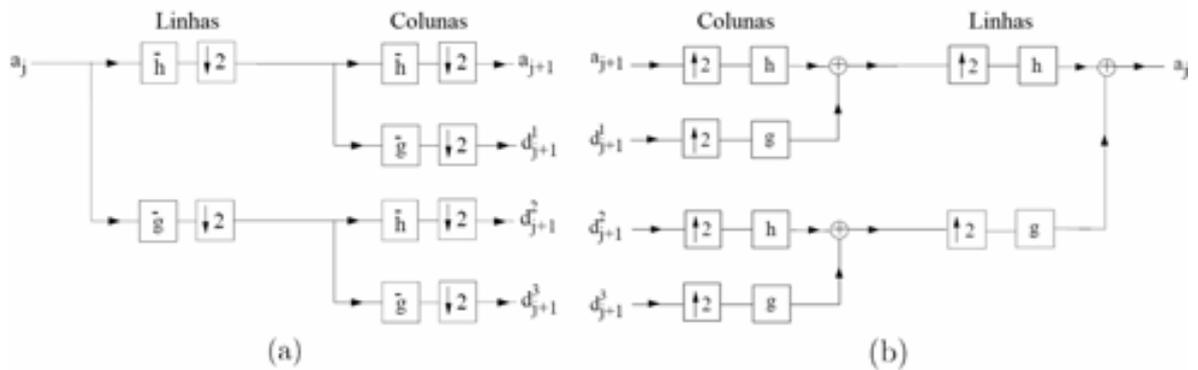


Figura 3.12 – (a) Árvore de análise da transformada de *wavelets* discreta bidimensional. (b) Árvore de síntese da transformada de *wavelets* discreta bidimensional. (modificado – Mallat, 1998)

Com esta representação, os procedimentos adotados pela transformada de *wavelets* discreta bidimensional ocorrem na seqüência mostrada na Figura 3.13, em que se representam dois estágios completos da transformada de *wavelets* discreta bidimensional.

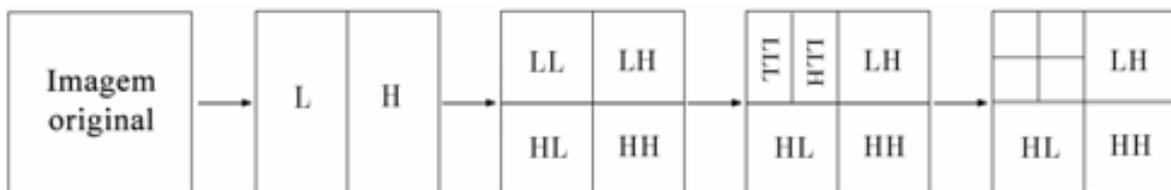


Figura 3.13 – Seqüência da transformada de *wavelets* discreta bidimensional.

Um exemplo de transformada de *wavelets* discreta bidimensional em 1, 2 e 3 estágios aplicada à imagem *Lena* está representado pela Figura 3.14.

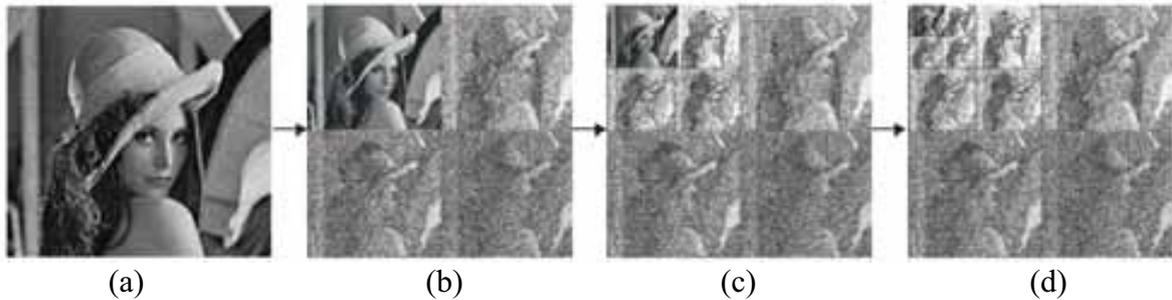


Figura 3.14 – (a) Imagem original. (b) 1 estágio da DWT. (c) 2 estágios da DWT. (d) 3 estágios da DWT. (modificado – Skodras, 2001)

3.4.1 – Codificador de imagens JPEG2000

O JPEG2000 é o mais recente padrão internacional de compressão de imagens (ISO/IEC, 2000; Taubman e Marcellin, 2001; Acharya e Tsai, 2004). A base de seu funcionamento reside na aplicação de métodos de codificação da DWT bidimensional.

É esperado que este seja o substituto do bem sucedido JPEG em muitas aplicações. Além de obter a performance 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;
- Codificação progressiva de uma região de interesse.

O primeiro passo do JPEG2000 é dividir a imagem de entrada em retângulos não-sobrepostos, ou “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 dentro de determinado ladrilho é transformado utilizando uma transformada de *wavelets* discreta bidimensional.

Os coeficientes quantizados de cada sub-banda da transformada 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 (*Embedded Block Coding with Optimal Truncation*) (Taubman *et al.*, 2002; Taubman, 2000). Os fluxos de bits dos blocos de código individuais são então agrupados para formar o fluxo de código do JPEG2000. A Figura 3.15 mostra um diagrama adaptado (Acharya e Tsai, 2004) do fluxo de dados do codificador JPEG2000.

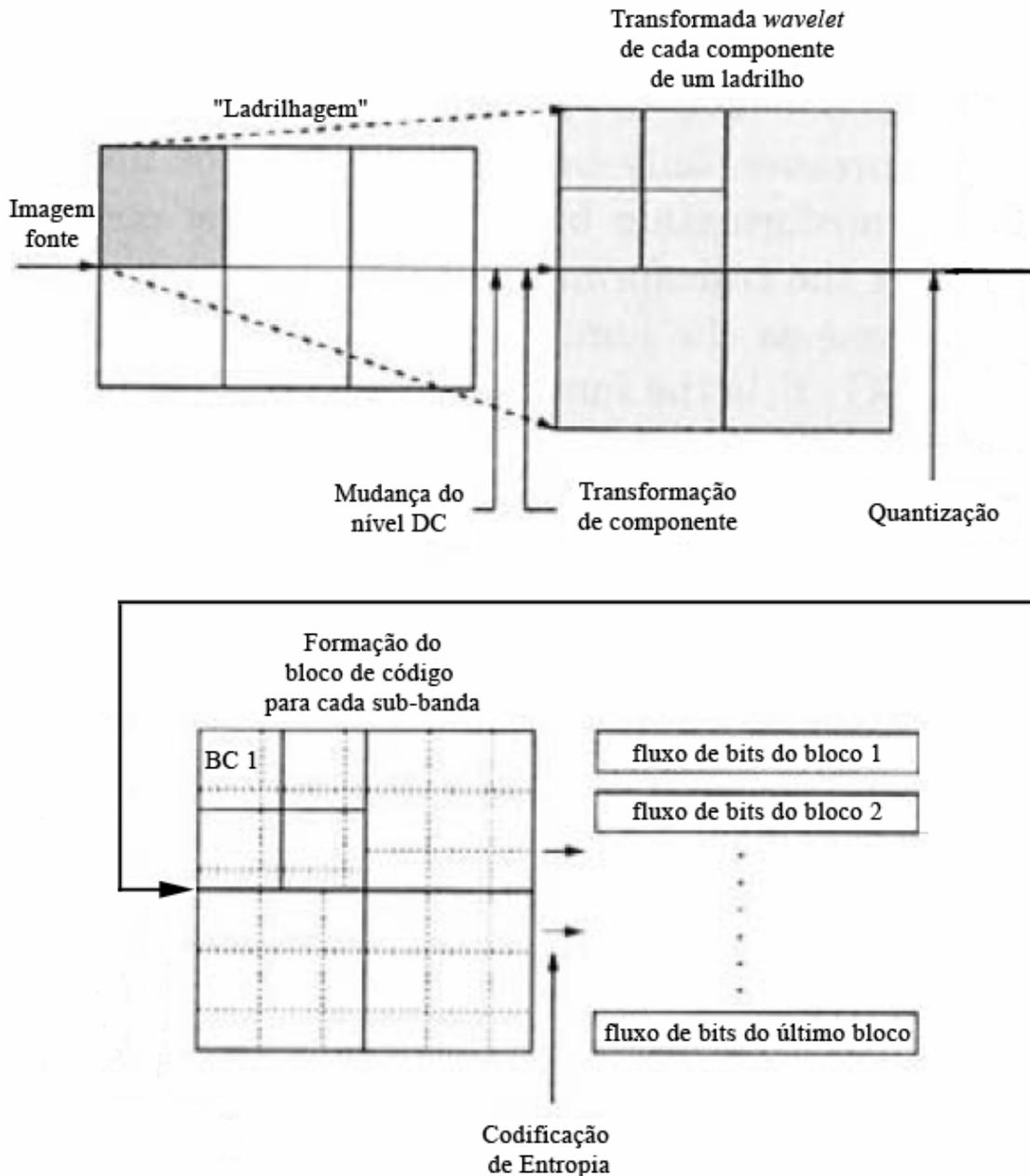


Figura 3.15 – Diagrama de blocos do fluxo de dados do codificador JPEG2000 (modificado – Acharya e Tsai, 2004).

3.5 – CONSIDERAÇÕES FINAIS

No capítulo corrente, foram apresentados os conceitos mais relevantes da análise de *wavelets*, no que diz respeito a este trabalho. No capítulo seguinte serão apresentadas as metodologias desenvolvidas para o cálculo da correlação de sinais de eletromiografia de superfície organizados em matrizes bidimensionais e para a compressão destes mesmos sinais. Os conceitos abordados neste capítulo e na penúltima seção do capítulo anterior são de fundamental importância para o entendimento dos procedimentos adotados adiante.

4 – METODOLOGIA

Neste capítulo serão apresentadas as metodologias utilizadas na avaliação da correlação bidimensional de sinais de eletromiografia de superfície e no algoritmo de compressão proposto. Serão descritos os protocolos de coleta dos sinais de EMG-S isométricos e isotônicos utilizados neste trabalho e também maiores detalhes acerca da avaliação da correlação, do codificador e do decodificador implementados.

4.1 – PROTOCOLOS DE COLETA DOS SINAIS DE EMG-S UTILIZADOS

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 isotônicos.

4.1.1 – Sinais de contrações isométricas

Para obter uma avaliação fidedigna do desempenho do padrão de JPEG2000 na compressão de sinais eletromiográficos, foram utilizados primeiramente sinais de EMG-S 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 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 CVM 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 o mesmo evidenciasse o ponto de falha, ou seja, evidenciasse alteração da performance mecânica.

4.1.2 – Sinais de contrações isotônicas

Para a coleta de sinais em contrações isotônicas, participaram do estudo nove voluntários, sendo seis do sexo masculino e três do sexo 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/altura²) 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. Então, 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 a performance física estabelecida.

4.2 – CÁLCULO DA CORRELAÇÃO DE SINAIS DE EMG-S BIDIMENSIONAIS

Para avaliar a correlação bidimensional dos sinais de EMG-S, foram aplicadas segmentações aos sinais com comprimento de janela variável (128, 256, 512 e 1024 amostras por janela). Para cada um destas janelas foi construída a matriz bidimensional correspondente. Foram realizados deslocamentos de um sub-bloco de análise ao longo de 2, 4, 8 e 16 pontos nas quatro direções (ou seja, ao longo das amostras ou das janelas), e a avaliação da correlação foi feita tomando a média do valor absoluto dos coeficientes de correlação computados.

4.3 – ALGORITMO DE COMPRESSÃO DE SINAIS DE EMG-S

Para todos os sinais, intervalos espúrios antes do início efetivo da contração, assim como aqueles ao fim da aquisição do sinal, nos quais já não mais havia atividade por parte do voluntário, são descartados antes mesmo que se execute efetivamente o algoritmo. A idéia principal do método aqui proposto é segmentar um sinal de eletromiografia de superfície em janelas de mesmo número de amostras e arranjá-las de forma adjacente para formar matrizes bidimensionais. A quantidade de janelas que compõe cada matriz bidimensional é determinada descartando-se as amostras finais do sinal de EMG que não são suficientes para completar a última janela, de modo que todas as amostras do sinal a ser codificado sejam representativas.

Cada sinal, quantizado com 12 bits, teve suas amostras convertidas para a faixa de 0 a 255 como pré-requisito para a utilização do JPEG2000. Esses sinais, organizados em matrizes duas dimensões, foram codificados a taxas que variaram de 0,03125 a 8 bits por *pixel*, que é o parâmetro de entrada do codificador. Após a reconstrução das matrizes originais a partir das imagens codificadas, o sinal de EMG isométrico unidimensional foi recomposto de forma a calcular os índices de avaliação quantitativa e qualitativa do algoritmo de compressão, comparando este sinal reconstruído com o sinal original a 12 bits (já descartados os espúrios e as amostras que sobraram na última janela). A Figura 4.1 resume em um diagrama de blocos o esquema de codificação proposto.

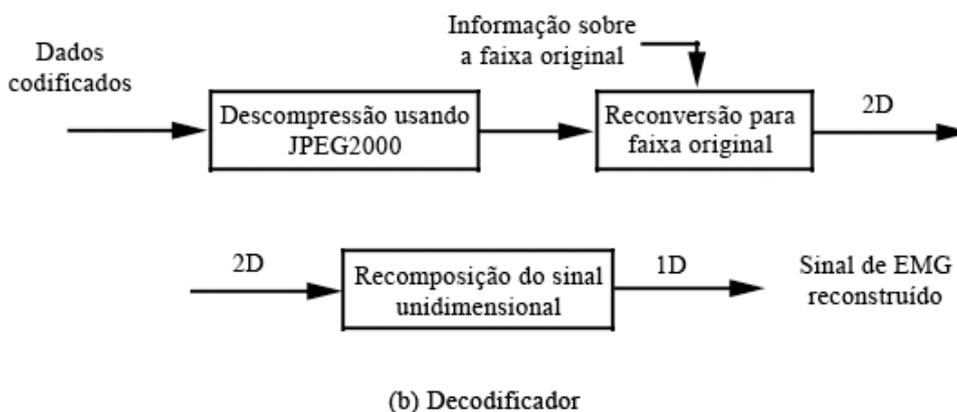
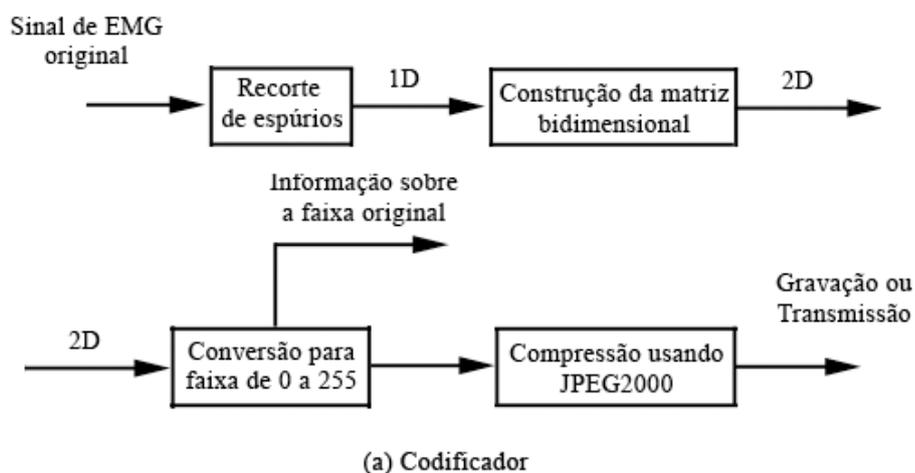


Figura 4.1 – Diagrama de blocos do algoritmo proposto.

4.4 – CONSIDERAÇÕES FINAIS

No presente capítulo descreveu-se em pormenores os protocolos de aquisição dos sinais de eletromiografia de superfície usados neste trabalho, tanto os do caso isométrico como os do caso isotônico. Foram descritos ainda os métodos adotados para a avaliação da correlação bidimensional, bem como os algoritmos de compressão e de descompressão dos sinais.

No próximo capítulo serão apresentados os resultados obtidos por meio dos algoritmos implementados, assim como as discussões pertinentes e comparações dos resultados com os de pesquisas correlatas.

5 – RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo são apresentados os resultados dos procedimentos adotados nesta pesquisa. Primeiramente, são mostrados os valores médios do cálculo da correlação bidimensional, separadamente para sinais isométricos e isotônicos, organizados em tabelas de acordo com o deslocamento realizado em cada cômputo.

Em seguida, os resultados da compressão dos sinais de eletromiografia de superfície em contrações isométricas e em contrações isotônicas são apresentados e avaliados por meio de dois critérios: o fator de compressão e a raiz da diferença média percentual. São mostradas as curvas que apresentam esses dois critérios, estimados na compressão de todos os sinais testados, e o valor médio segundo cada tipo de sinal de EMG-S.

5.1 – Resultados do cálculo da correlação bidimensional

Os resultados do cálculo da correlação bidimensional são apresentados nas Tabelas 5.1 a 5.4, de acordo com o deslocamento realizado ao longo das amostras e/ou janelas (respectivamente, 2, 4, 8 e 16 deslocamentos em cada direção a partir do centro da matriz analisada). Estes resultados também se encontram ilustrados no Apêndice A em forma de gráficos de barras para melhor visualização.

Tabela 5.1 – Correlação bidimensional para deslocamento sobre 2 (amostras ou janelas).

Janela	Isométrico	Isotônico
128	0,1890	0,1886
256	0,1886	0,1836
512	0,1881	0,1824
1024	0,1879	0,1829

Tabela 5.2 – Correlação bidimensional para deslocamento sobre 4 (amostras ou janelas).

Janela	Isométrico	Isotônico
128	0,0911	0,0871
256	0,0913	0,0846
512	0,0904	0,0849
1024	0,0900	0,0844

Tabela 5.3 – Correlação bidimensional para deslocamento sobre 8 (amostras ou janelas).

Janela	Isométrico	Isotônico
128	0,0354	0,0314
256	0,0351	0,0313
512	0,0343	0,0316
1024	0,0349	0,0317

Tabela 5.4 – Correlação bidimensional para deslocamento sobre 16 (amostras ou janelas).

Janela	Isométrico	Isotônico
128	0,0175	0,0153
256	0,0170	0,0153
512	0,0170	0,0154
1024	0,0170	0,0156

Considerando ora os sinais isométricos, ora os sinais isotônicos, pode-se perceber que, por uma análise tomando o valor médio do módulo dos coeficientes de correlação bidimensional, não há uma diferença tão significativa entre os comprimentos de janela utilizados para a segmentação do sinal que priorize um comprimento em detrimento dos outros. Por esse motivo, escolheu-se arbitrariamente as matrizes bidimensionais compostas por janelas de 512 amostras de comprimento para executar os algoritmos de compressão bidimensional.

5.2 – Resultados do procedimento de compressão bidimensional de EMG-S

O desempenho do algoritmo de compressão dos sinais de EMG-S foi mensurado objetivamente usando dois critérios: o fator de compressão (CF, do inglês, *compression factor*) e a raiz da diferença média percentual (PRD, do inglês, *percentage root mean difference*). Esses dois critérios são atualmente os mais utilizados pela comunidade científica para a avaliação da compressão de sinais de EMG-S. O fator de compressão é definido como:

$$CF = \frac{O_s - C_s}{O_s} \times 100\% \quad (5.1)$$

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 percentual, PRD, é definida como:

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{n=0}^{N-1} (x[n] - \hat{x}[n])^2}{\sum_{n=0}^{N-1} x^2[n]}} \times 100\% \quad (5.2)$$

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

Os testes foram realizados com fatores de compressão variando entre 70% e 95% e a PRD foi mensurada. A Figura 5.1 mostra o resultado do CF *versus* PRD para todos os sinais eletromiográficos isométricos testados, bem como o resultado médio. Os resultados mostraram que enquanto a qualidade diminui, o fator de compressão aumenta. Como resultado do aumento do CF, a PRD permanece quase inalterada para valores de CF inferiores a 85%. Depois deste ponto, qualquer pequena alteração no fator de compressão resulta em uma alta deterioração do sinal decodificado. Este comportamento já havia sido descrito por Berger *et al.* (2006).

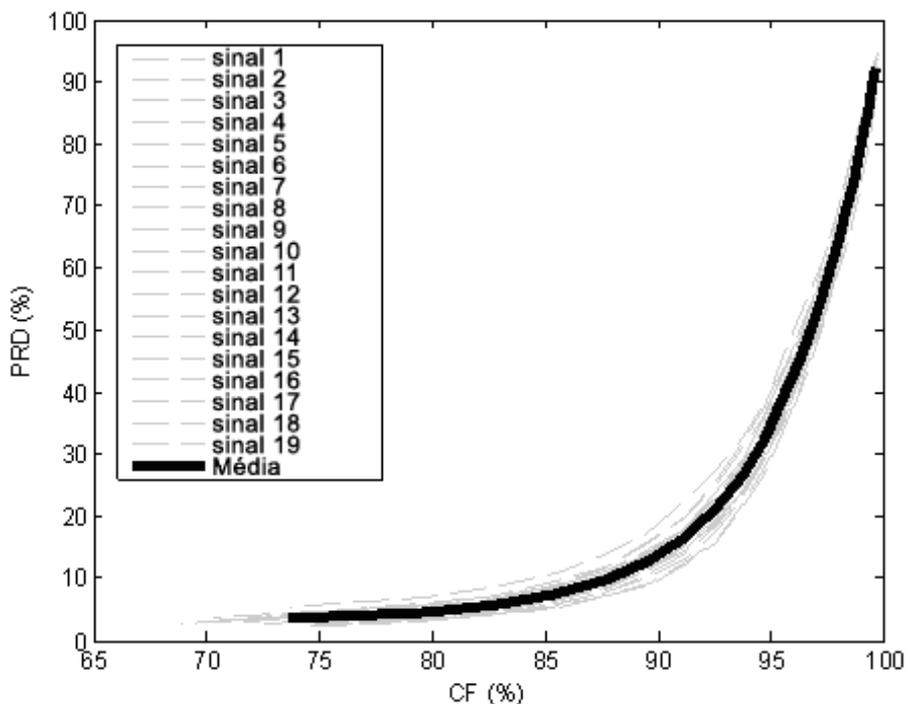


Figura 5.1 – CF *versus* PRD para os sinais eletromiográficos mensurados durante contrações isométricas.

Na Figura 5.2, foram apresentados os resultados do JPEG 2000 quando a técnica foi aplicada para a compressão de atividades isotônicas.

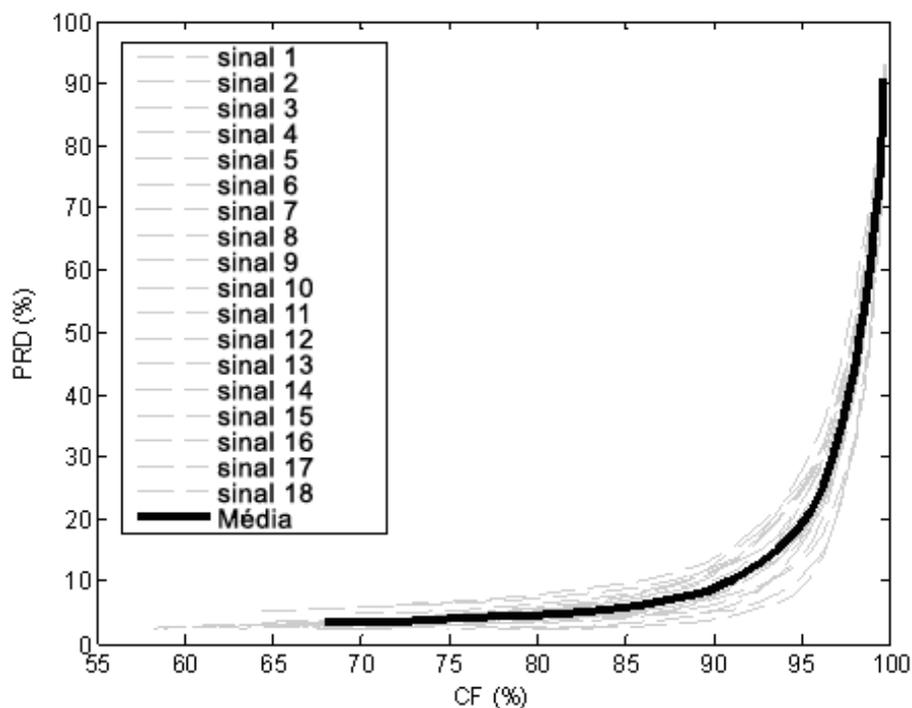


Figura 5.2 – CF *versus* PRD para os sinais eletromiográficos mensurados durante contrações isotônicas.

A Tabela 5.5 mostra uma comparação entre os resultados obtidos pelo método proposto e os resultados obtidos nos trabalhos de Norris *et al.* (2001) e Berger *et al.* (2006) para sinais isométricos, com valores de CF variando de 75% a 90%. Observou-se que para CF abaixo de 90%, os resultados do JPEG2000 foram superiores aos resultados apresentados por Norris *et al.* (2001), que utilizaram o algoritmo EZW.

O JPEG2000 teve um desempenho um pouco inferior (quando a PRD é avaliada para o mesmo CF) que o algoritmo proposto por Berger *et al.* (2006). Neste caso, seria instrutivo comparar a complexidade computacional dos dois algoritmos, a fim de avaliar com maior precisão a relação custo/benefício entre os mesmos.

A Tabela 5.6 apresenta a mesma comparação da tabela anterior, mas para sinais de EMG isotônicos. Os resultados obtidos com o JPEG2000 foram melhores que os obtidos por Norris *et al.* (2001). Além disso, para fatores de compressão acima de 80%, o desempenho do JPEG2000 também foi superior ao do algoritmo proposto por Berger *et al.* (2006).

Tabela 5.5 – Comparação entre os resultados alcançados pelo algoritmo proposto e os resultados apresentados na literatura, para a compressão de sinais eletromiográficos mensurados durante atividades musculares isométricas.

CF (%)	Norris <i>et al.</i> – PRD (%)	Berger <i>et al.</i> – PRD (%)	JPEG2000 – PRD (%)
75	3,8	2,5	3,7
80	5	3,3	4,7
85	7,8	6,5	7,2
90	13,0	13,0	13,7

Tabela 5.6 – Comparação entre os resultados alcançados pelo algoritmo proposto e os resultados apresentados na literatura, para a compressão de sinais eletromiográficos mensurados durante atividades musculares isotônicas.

CF (%)	Norris <i>et al.</i> – PRD (%)	Berger <i>et al.</i> – PRD (%)	JPEG2000 – PRD (%)
75	7,8	2,6	3,4
80	9,0	4,4	4,1
85	9,5	7,3	5,2
90	20,0	20,0	7,0

As comparações mostradas nas Tabelas 5.5 e 5.6 fornecem uma boa idéia acerca do desempenho dos algoritmos, tendo em vista que todos os trabalhos utilizaram sinais provenientes de eletromiografia superficial, com uma resolução de 12 bits por amostra e uma taxa de amostragem de 2 kHz.

A Figura 5.3 apresenta a comparação da forma de onda de um sinal de EMG isométrico original e seu correspondente reconstruído após a decodificação com CF de 75%. É interessante notar que em uma inspeção visual não é possível detectar diferenças significativas entre os dois sinais. Como nas análises de sinais de eletromiografia, assim como na análise de outros sinais eletrofisiológicos, muitas vezes é importante a preservação da forma de onda do sinal original, a compressão utilizando o JPEG2000 consegue resultados bastante adequados e seu uso pode ser efetivamente implementado por meio de adaptações de algoritmos já bem estabelecidos na compressão de imagens.

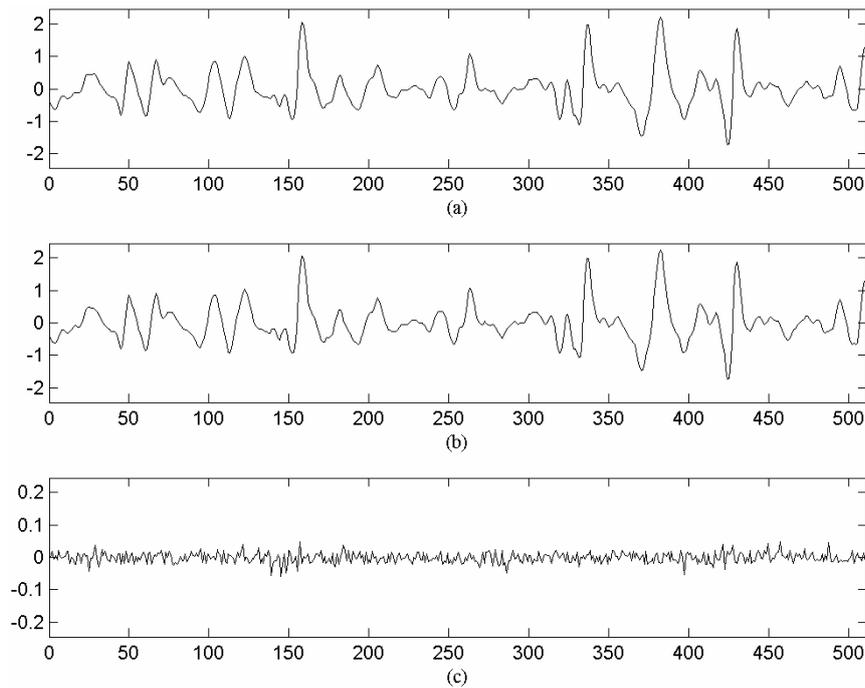


Figura 5.3 – (a) Trecho de sinal de EMG isométrico original (b) Trecho de sinal de EMG isométrico reconstruído após compressão com CF de 75% (c) Diferença entre o trecho de sinal original e o reconstruído.

Na avaliação do desempenho para sinais eletromiográficos isométricos é importante mencionar que todos os sinais foram adquiridos do músculo bíceps braquial. Para os sinais de EMG isotônicos, os trabalhos de Norris *et al.* (2001) e Berger *et al.* (2006) utilizaram sinais adquiridos do músculo vasto lateral, enquanto neste trabalho foram adquiridos a partir dos músculos vasto lateral e vasto medial.

Então, é importante ressaltar que estas comparações deveriam ser vistas com reservas, considerando que os sinais obtidos nos trabalhos de Norris *et al.* (2001) e Berger *et al.* (2006) podem ser significativamente diferentes dos usados neste trabalho. Por exemplo, no trabalho de Norris *et al.* (2001) o protocolo para a aquisição de sinais de EMG-S em contrações isométricas não foi descrito e é possível que o nível de contração tenha sido diferente do usado neste trabalho, o que resultaria em um conjunto de sinais com características diferentes.

Entretanto, uma clara vantagem da compressão utilizando o padrão JPEG2000 é que se trata de um algoritmo comumente utilizado e seria fácil adaptar os sistemas de transmissão de imagens digitais para a transmissão de sinais eletromiográficos sem a necessidade de mudanças significativas.

6 – CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

6.1 – CONCLUSÕES GERAIS

Neste trabalho foi avaliada a correlação bidimensional como pré-requisito para desenvolver uma metodologia para a compressão de sinais eletromiográficos de superfície usando um algoritmo para compressão digital de imagens que é amplamente utilizado.

Mais especificamente, foi calculado o coeficiente de correlação de sinais de EMG-S dispostos em arranjos bidimensionais por meio de blocos de análise deslocados tanto ao longo das amostras de uma mesma janela quanto entre as janelas do sinal segmentado adjacentes. Através desse procedimento pôde-se evidenciar a existência de determinado grau de correlação para sinais de eletromiografia de superfície ao serem rearranjados em matrizes bidimensionais, abordagem ainda inédita dentre a bibliografia pesquisada.

Diversos comprimentos de janela foram testados na segmentação do sinal para que se avaliasse a correlação bidimensional. Considerando os sinais isométricos e os sinais isotônicos em separado, tomando o valor médio do módulo dos coeficientes de correlação bidimensional, não foi possível verificar que quaisquer dos comprimentos de janela acarretavam em correlações significativamente mais elevadas que os demais. Por isso, escolheu-se arbitrariamente as matrizes bidimensionais compostas por janelas de 512 amostras de comprimento para serem avaliadas nos algoritmos de compressão bidimensional.

O codificador de sinais de EMG-S implementado utiliza-se de técnicas de codificação de imagens baseadas na transformada de *wavelets* discreta. No caso abordado, a compressão de sinais eletromiografia de superfície foi baseada no padrão JPEG2000. O esquema de compressão foi avaliado com 19 sinais eletromiográficos mensurados durante contrações isométricas e 18 sinais adquiridos durante contrações isotônicas. Dois critérios, o fator de compressão e a raiz da diferença média percentual (que são atualmente os mais utilizados para a avaliação da compressão de sinais de EMG-S), foram utilizados para mensurar objetivamente o desempenho do algoritmo de compressão proposto.

Para sinais de eletromiografia de superfície em contrações isométricas, foram realizados testes com fatores de compressão entre 70% e 95%, e foi mensurada a respectiva raiz da diferença média percentual. Os resultados mostraram que o aumento do fator de compressão implica em uma maior degradação do sinal (aumento da raiz da diferença média percentual).

Nos testes, a PRD permanece quase inalterada para valores de CF inferiores a 85%. A partir daí, mesmo pequenas alterações no fator de compressão resultam em deterioração significativa do sinal descomprimido. Os resultados foram comparados a outros métodos que utilizaram sinais provenientes de eletromiografia superficial, adquiridos do músculo bíceps braquial, com a mesma resolução de 12 bits por amostra e com taxa de amostragem igualmente de 2 kHz. O desempenho do JPEG2000 neste caso mostrou-se plenamente compatível com os resultados da bibliografia.

Para os sinais de EMG-S isotônicos, os trabalhos que serviram de parâmetro para comparação utilizaram sinais adquiridos do músculo vasto lateral, enquanto nesta pesquisa foram utilizados sinais provenientes dos músculos vasto lateral e vasto medial. Para testes com fatores de compressão entre 70% e 95%, o fato mais importante a ser observado no caso do desempenho do algoritmo proposto quando aplicado a sinais isotônicos é que a raiz da diferença média percentual mensurada foi muito menor que aquela apresentada pelos trabalhos de referência.

Ainda no caso dos sinais isotônicos, é impressionante notar que a qualidade de reconstrução dos sinais foi superior inclusive à conseguida para sinais isométricos (considerando os fatores de compressão correspondentes), justamente o contrário do comportamento observado nos outros métodos da literatura que também utilizam métodos baseados na transformada de *wavelets* discreta.

Ademais, a comparação da forma de onda de um sinal de EMG isométrico original com seu correspondente reconstruído após a decodificação demonstra que, em uma inspeção visual, não é possível detectar diferenças significativas entre os sinais. Como nas análises de sinais de eletromiografia, a exemplo do que ocorre na análise de outros sinais eletrofisiológicos, muitas vezes é necessário que se conserve a forma

de onda do sinal original após a decodificação, a compressão utilizando o JPEG2000 consegue resultados bastante satisfatórios neste sentido.

Embora o JPEG2000 tenha sido desenvolvido para a compressão digital de imagens, este trabalho mostrou que o método em questão é capaz de comprimir eficientemente sinais de EMG-S captados em contrações isométricas ou isotônicas e pode ser efetivamente usado para a compressão de sinais eletromiográficos com um desempenho comparável, e em alguns casos superior, a outros algoritmos apresentados pela literatura.

Uma clara vantagem da compressão utilizando o padrão JPEG2000 é que se trata de um algoritmo comumente utilizado na compressão de imagens e seria fácil adaptar os sistemas de transmissão e armazenamento de imagens digitais para lidar com sinais eletromiográficos sem a necessidade de mudanças significativas.

6.2 – PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS

Vários desdobramentos podem ser realizados a partir deste trabalho. O teste de correlação bidimensional de sinais de EMG pode ser feito com diferentes métodos estatísticos, como uma análise de ANOVA, para determinar a sua dependência em relação ao comprimento da janela de segmentação do sinal. Outros métodos de codificação de sinais bidimensionais também podem ser aplicados, e, neste sentido, são inúmeras as possibilidades.

Além disso, a eletromiografia de superfície multicanal pode ser uma via promissora de avanços na aplicação de algoritmos de codificação de sinal baseados em correlação bidimensional. Apesar das pesquisas realizadas recentemente, o desenvolvimento de tecnologias voltadas para a compressão de sinais de EMG multicanal ainda é pouco explorado. Um trabalho recente de Carotti *et al.* (2007), procura estabelecer um codificador de sinais eletromiográficos multicanal, mas pretende fazê-lo com as abordagens unidimensionais tradicionais. Deste modo, percebe-se a necessidade de empregar os últimos avanços conseguidos em um único canal de EMG para o caso multicanal.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ACHARYA, T.; TSAI, P-S. (2004) *JPEG2000 Standard for Image Compression: Concepts, Algorithms and VLSI Architectures*. John Wiley & Sons, Hoboken, New Jersey
- 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.
- ADAMS, M. D. (2003) *JasPer software reference manual (Version 1.700.0) (Last Revised: 2003-02-09)*, ISO/IEC JTC1/SC29/WG1, Doc. No N2415, 2003.
- AIRES, M. M. (1999) *Fisiologia*, Rio de Janeiro: Editora Guanabara Koogan S.A.
- ALESANCO, A.; OLMOS, S.; ISTEPANIAN, R. S. H.; GARCÍA, J. (2006) “Enhanced real-time ECG coder for packetized telecardiology applications”, In: *IEEE Transactions of information technology in biomedicine*, vol. 10, no. 2, pp. 229 –235.
- ANDRADE, M. M. (2006) *Análise Tempo-Freqüência 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.
- ANDRADE, M. M. (2000) *Análise Digital Eletromiográfica para Esforços Isométricos*. Dissertação de mestrado em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília.
- ANTONIOL, G. L.; TONELLA, P. (1997) “EEG data compression techniques”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 44, 1997, pp. 105–114
- ARNOLD, J.; FRATER, M.; PICKERING, M.; (2007) *Digital Television: technology and standards*, John Wiley & Sons, Hoboken, New Jersey.

- BASMAJIAN, J. V.; DE LUCA, C. J. (1985) *Muscles Alive: Their functions revealed by electromyography*, Baltimore, MD: Willians & Wilkins.
- 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. (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.; NASCIMENTO, F. A. O.; CARMO, J. C.; DA ROCHA, A. F. (2006) “Compression of EMG Signals with Wavelet Transform and Artificial Neural Networks”. In: *Physiological Measurement*, vol. 27, 2006, pp. 457–465
- 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: *Engineering in Medicine and Biology Society, 25th Annual International Conference of the IEEE*, 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: *Engineering in Medicine and Biology Society 29th Annual International Conference of the IEEE*, pp. 1554–1557.
- BILGIN, A.; MARCELLIN, M. W.; ALTBACH, M. I. (2004) ‘Wavelet Compression of ECG Signals by JPEG2000’. In: *Data Compression Conference (DCC '04)*, p. 527
- BILGIN, A.; MARCELLIN, M. W.; ALTBACH, M. I. (2003) “Compression of Eletrocardiogram Signals using JPEG2000”. In: *IEEE Transactions on Consumer Eletronics*. vol. 49, no. 4, 2003, pp. 833–840

- 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.
- CAROTTI, E. S. G.; MARTIN, J. C.; FARINA, D.; MERLETTI, R. (2005) 'Linear predictive coding of myoelectric signals'. In: *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 5 , no. , pp. 629 – 632.
- CAROTTI, E. S. G.; MARTIN, J. C.; MERLETTI, R.; FARINA, D. (2006) 'Compression of surface EMG signals with algebraic code excited linear prediction'. In: *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 03.
- CAROTTI, E. S. G.; MARTIN, J. C.; MERLETTI, R.; FARINA, D. (2007) 'ACELP-based compression of multi-channel surface EMG signals'. In: *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 02, pp. 361 – 364.
- CARVALHO, L. J. (2003) *Ferramenta para Análise Tempo-Freqüencial da Variação da Freqüência Cardíaca*. Dissertação de mestrado em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília.
- 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.
- COSTA, M. V. C.; BERGER, P. A.; NASCIMENTO, F. A. O.; VENEZIANO, W. H.; ROCHA, A. F. (2007) ‘Compressão de Sinais de EMG isométricos utilizando JPEG2000’. In: *Congresso Latino Americano de Engenharia Biomédica - IFMBE Proceedings 18*, pp. 211-214. CLAIB 2007, Isla de Margarita, Venezuela.

- DAVIES, M. R.; REISMAN, S. S. (1994) 'Time frequency analysis of the electromyogram during fatigue'. In: *Proceedings of the 1994, 20th Annual Northeast Bioengineering Conference*, pp. 93–95.
- DELSYS INCORPORATED. *DelSys Electromyography*. Endereço eletrônico: <http://www.delsys.com/products/products.htm>. Acesso em 22/02/2005.
- GOYAL, V. K. (2001) “Multiple description coding: compression meets the network”. In: *IEEE Signal Processing Magazine*, vol.18 , no. 9, pp. 74 –93.
- GOYAL, V. K. (2001) “Theoretical foundations of transform coding”. In: *IEEE Signal Processing Magazine*, vol.18, no. 9, 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: *Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation*, vol. 1, pp. 1107 – 1113.
- GRONFORS, T. K.; PAIVINEN, 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*, pp. 1–4.
- GUERRERO, A.; MAIHES, C. (1997) ‘On the choice of an electromyogram data compression'. In: *Proc. 19th Annual Int. Conf. IEEE Engineering in Medicine Biology Society*, 1997, vol. 4, pp. 1558–1561
- GUIZZO, J. (1995) *Atlas Visual*, São Paulo: Editora Ática.
- HILTON, M. L. (1997) “Wavelet and wavelet packet compression of electrocardiograms”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 44, 1997, pp. 394–402.
- ISO/IEC (2000) *JPEG2000 Part 1 Final Draft International Standard*, JTC1/SC29/WG1, Doc. No N1855, 2000.

- LIU, Z.; KARAM, L. J.; (2005) “Mutual information-based analysis of JPEG2000 contexts”. In: *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 14, no. 4, pp. 411–422.
- LU, Z.; KIM, Y. D.; PEARLMAN, A. W. (2000) “Wavelet compression of ECG signals by the set partitioning in hierarchical trees algorithm”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering.*, vol. 47, no. 7, 2000, pp. 849–856
- MALLAT, S. (1998) *A Wavelet Tour of Signal Processing*, San Diego, CA, Academic Press
- MARCELLIN, M. W.; GORMISH, M. J.; BILGIN, A.; BOLICK, M. P. (2000) ‘An overview of JPEG-2000’. In: *IEEE Data Compression Conference*, pp. 523-541.
- MERLETTI, R.; PARKER, P. A. (2004) *Electromyography: Physiology, Engineering and Noninvasive Applications*, Hoboken, NJ: IEEE Press.
- 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, 2005, 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*.
- MORETTIN, P. A. (1999) *Ondas e Ondaletas: da análise de Fourier à análise de ondaletas*, São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo.
- NIELSEN, M.; KAMAVUAKO, E. N.; ANDERSEN, M. M.; LUCAS, M-F.; FARINA, D.(2006) 'Biomedical signal compression with optimized wavelets'. In: *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 02.
- NIELSEN, M.; KAMAVUAKO, E. N.; ANDERSEN, M. M.; LUCAS, M-F.; FARINA, D.(2006) “Optimal wavelets for biomedical signal compression”. In: *Med Bio Eng Comput*, vol. 44, 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 & Physics*, vol. 25, pp. 739–746.
- NORRIS, J. A.; ENGLEHART, K.; LOVELY, D. F. (2001) ‘Steady-state and dynamic myoelectric signal compression using embedded zero-tree wavelets’. In: *Proc 23rd Annual. Int. Conf. IEEE Engineering in Medicine Biology Society*, 2001, pp. 1879–1882.
- NORRIS, J. F.; LOVELY, D. F. (1995) “Real-time compression of myoelectric data utilizing adaptive differential pulse code modulation”. In: *Med Biol Eng Comput*, vol. 33, 1995, pp. 629–635.
- ORTOLAN, R. L. (2002) *Estudo e Avaliação de Técnicas de Processamento do Sinal Mioelétrico para o Controle de Sistemas de Reabilitação*. Dissertação de mestrado em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos.
- POOYAN, M.; MOAZAMI-GOUDARZI, M.; SABOORI, I. (2004) “Wavelet compression of ECG signals using SPIHT algorithm”. In: *IEEE Transactions on engineering, computing and technology*, vol. 2, pp. 284–287.
- RANGAYYAN, M. R. (2002) *Biomedical Signal Analysis: A Case-Study Approach*, Piscataway, NJ: IEEE Press.
- REDE SARAH DE HOSPITAIS. *Atrofia Muscular Espinhal*. Endereço eletrônico: http://www.sarah.br/paginas/doencas/po/p_06_atrofia_muscu_espinhal.htm. Acesso em 28/01/2008.
- REZAZADEH, I.M.; MORADI, M.H.; NASRABADI, A.M. (2005) ‘Implementing of SPIHT and sub-band energy compression (SEC) method on two-dimensional ECG compression: a novel approach’. In: *27th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society, 2005. IEEE-EMBS 2005*, pp. 3763-3766.

- SAHRAEIAN, S. M. E.; FATEMIZADEH, E. (2007) ‘Wavelet-based 2-D ECG data compression method using SPIHT and VQ coding’. In: *The International Conference on "Computer as a Tool" EUROCON, 2007*, pp. 133-137.
- 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.
- SALOMON, D. (2004) *Data compression: the complete reference*, 3 ed., Springer-Verlag, New York.
- 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: *28th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS '06*, pp. 5238-5243.
- SHI, Y. Q.; SUN, H. (2000) *Image and video compression for multimedia engineering: fundamentals, algorithms, and standards*, Boca Raton, Florida, CRC Press.
- 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.
- SPRLJAN, N.; GRGIC, S.; GRGIC, M. (2005) “Modified SPIHT algorithm for wavelet packet image coding”. In: *Real-Time Imaging*, vol. 11, pp. 378–388.
- 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. (2000) “High performance scalable image compression with EBCOT”. In: *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 9, no. 7, pp. 1151–1170.
- TAUBMAN, D. (2005) *Kakadu survey documentation (last updated for version 5.0)*.
Endereço eletrônico: <http://www.kakadusoftware.com/Kakadu.pdf>. Acesso em 11/01/2008.
- TAUBMAN, D. S.; MARCELLIN, M. W. (2001) *JPEG2000: Image compression fundamentals, standards and practice*, Kluwer Academic Publishers, Boston
- 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.; ORDENTLICH, E.; WEINBERGER, M.; SEROUSSI, G. (2000) ‘Embedded block coding in JPEG2000’. In: *Proceeding of 2000 International Conference on Image Processing*, Vancouver, BC, vol. 2, pp. 33 –36.
- THOMPSON, B.; PICTON, P.; JONES, N.B. (1996) 'A comparison of neural network and traditional signal processing techniques in the classification of EMG signals'. In: *IEEE Colloquium on Artificial Intelligence Methods for Biomedical Data Processing*, pp. 8/1–8/5.
- 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.
- 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*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- WATANABE, O.; KIYA, H. (2002) 'Lossless JPEG2000 coding for lossy images and its applications'. In: *XI European Signal Processing Conference, EUSIPCO'2002*, vol. CD-ROM , no. P-302 , pp.1 –4.
- WELLIG, P.; CHENG, Z.; SEMLING, M.; MOSCHYTZ, G. S. (1998) 'Electromyogram data compression using single-tree and modified zero-tree wavelet encoding'. In: *Proc 20th Annual. Int. Conf. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol. 20, no. 3, pp. 1303 –1306.
- WHEELER, F. W.; PEARLMAN, W. A. (2000) 'SPIHT image compression without lists'. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP'00*, vol. 6, pp. 2047 – 2050.
- ZHENYAN, J.; SHANXI, D. (1998) 'A compression system of ECG data based on neural network'. In: *Proceedings of ICSP 98*, pp. 1654-1657.

APÊNDICES

A – MÉDIAS DOS VALORES ABSOLUTOS DO COEFICIENTE DE CORRELAÇÃO BIDIMENSIONAL DOS SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS

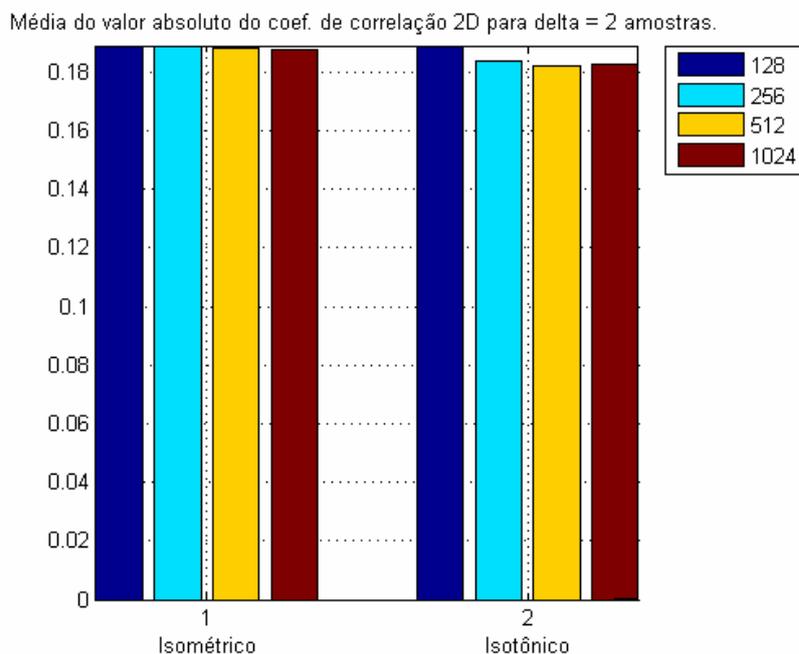


Figura A.1 – Médias do valor absoluto do coeficientes de correlação bidimensional dos sinais eletromiográficos obtidos pelo deslocamento de 2 amostras por 2 janelas

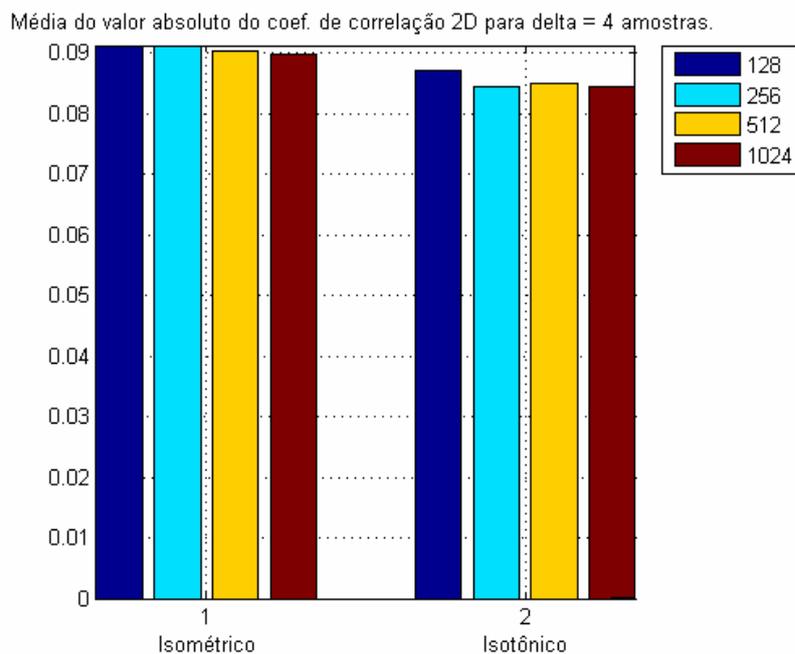


Figura A.2 – Médias do valor absoluto do coeficientes de correlação bidimensional dos sinais eletromiográficos obtidos pelo deslocamento de 4 amostras por 4 janelas

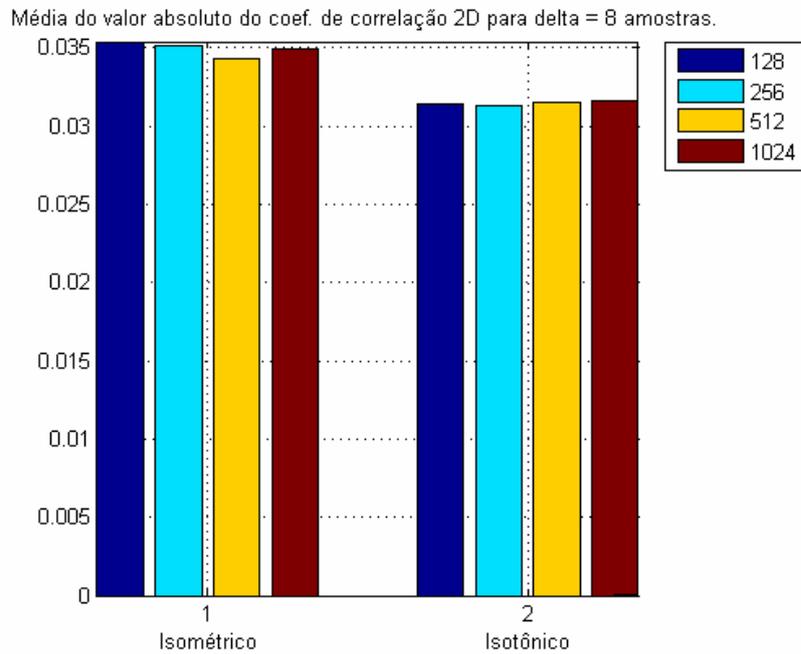


Figura A.3 – Médias do valor absoluto do coeficientes de correlação bidimensional dos sinais eletromiográficos obtidos pelo deslocamento de 8 amostras por 8 janelas

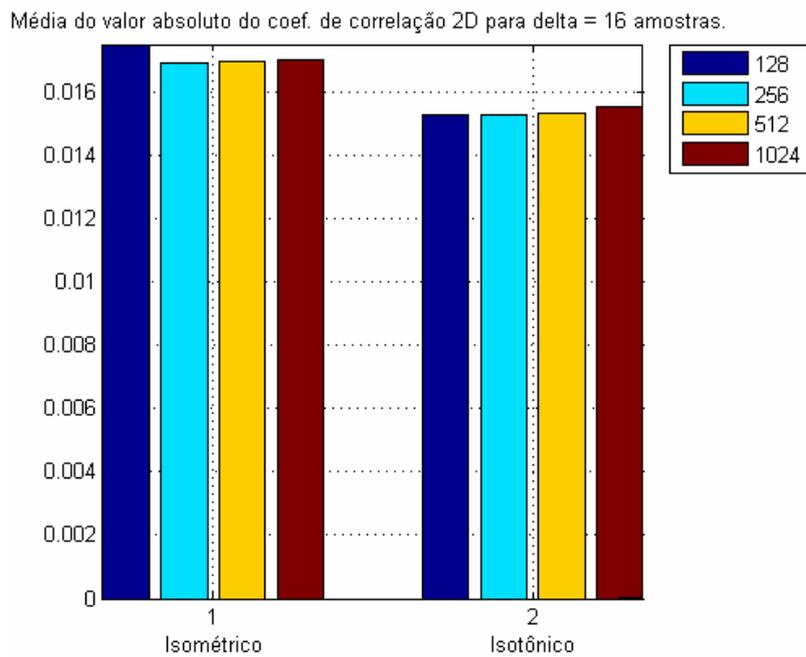


Figura A.4 – Médias do valor absoluto do coeficientes de correlação bidimensional dos sinais eletromiográficos obtidos pelo deslocamento de 16 amostras por 16 janelas

B – RESULTADOS DA ANÁLISE DE CORRELAÇÃO BIDIMENSIONAL DOS SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS PARA JANELAS DE 512 AMOSTRAS

Os resultados apresentados a seguir procuram exemplificar o procedimento de cálculo da correlação bidimensional de sinais de eletromiografia de superfície. Para que este apêndice não se tornasse demasiado extenso, optou-se por exibir apenas o procedimento para o caso em que os sinais (figura superior direita) foram segmentados em janelas de 512 amostras cada, apesar desta mesma análise ter sido feita para janelas de 128, 256 e 1024 amostras.

Estas janelas, justapostas em colunas, compõem a matriz bidimensional (figura superior esquerda) sobre a qual se calculou a correlação. Os coeficientes de correlação computados foram armazenados em uma matriz auxiliar (figura inferior esquerda). A média dos valores absolutos dos coeficientes de correlação desta matriz auxiliar foi considerada o índice de correlação associado a determinado sinal. Apenas para facilitar a visualização dos coeficientes de correlação calculados por translações ao longo das janelas, estes são mostrados em detalhe (figura inferior direita), descartada a linha central anterior.

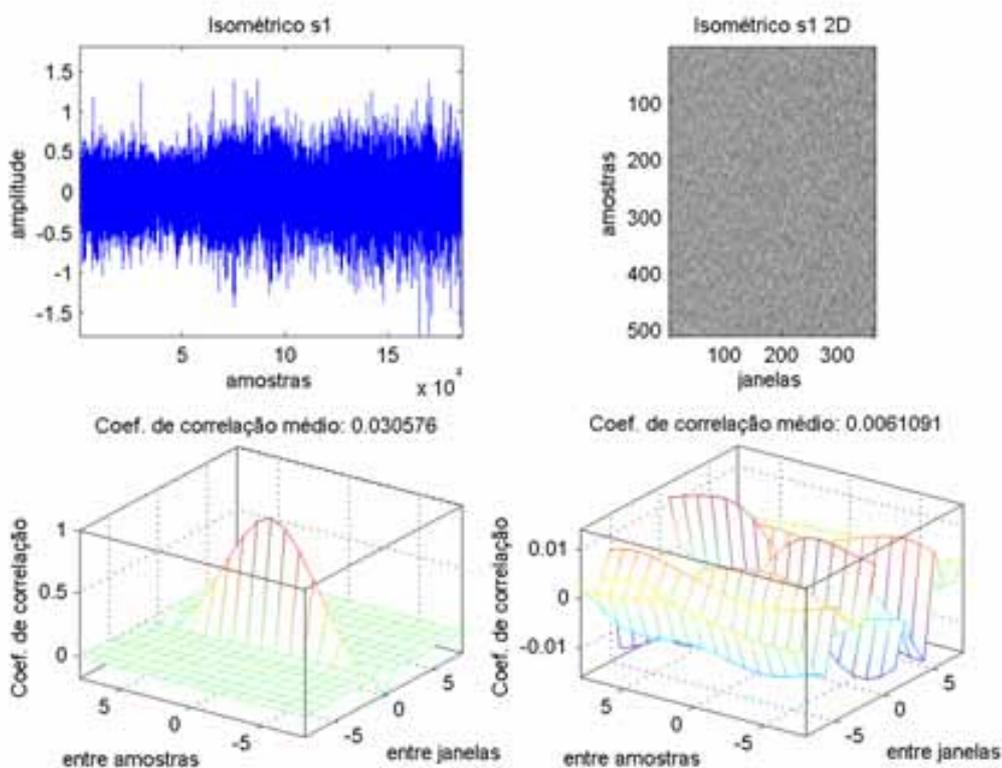


Figura B.1 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s1.

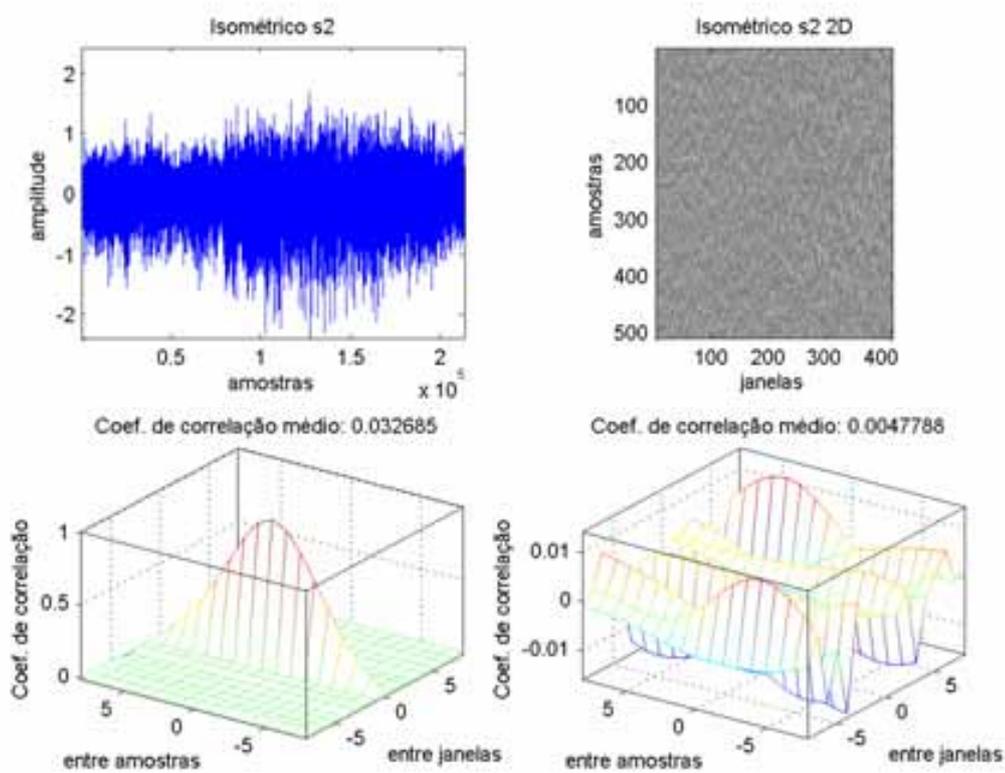


Figura B.2 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s2.

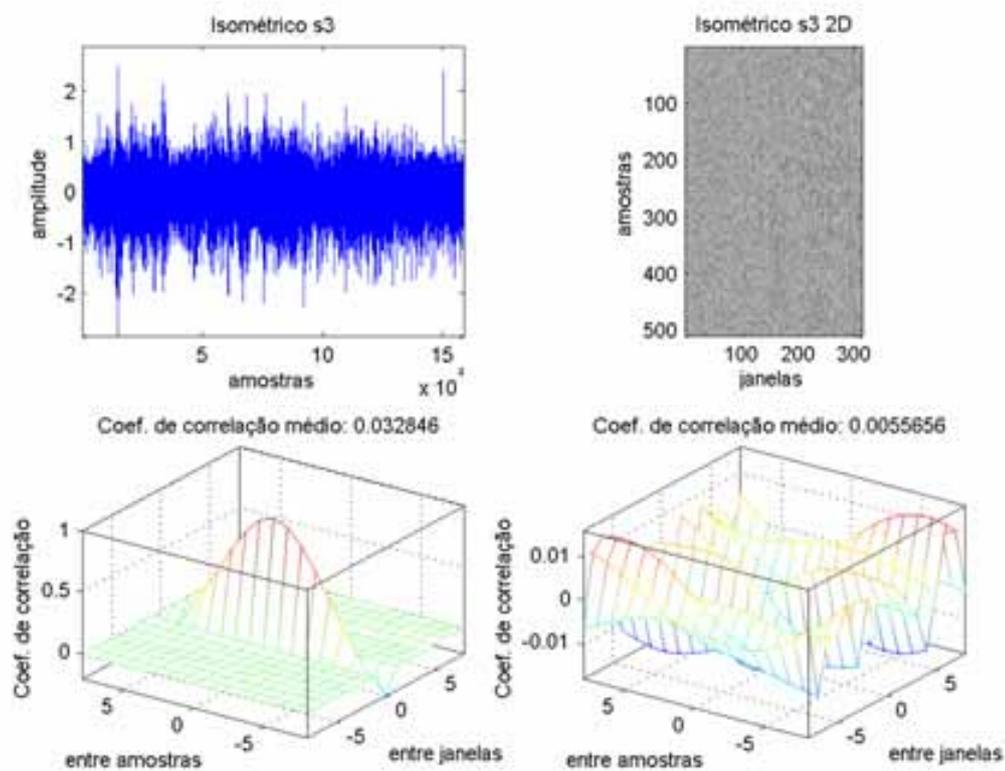


Figura B.3 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s3.

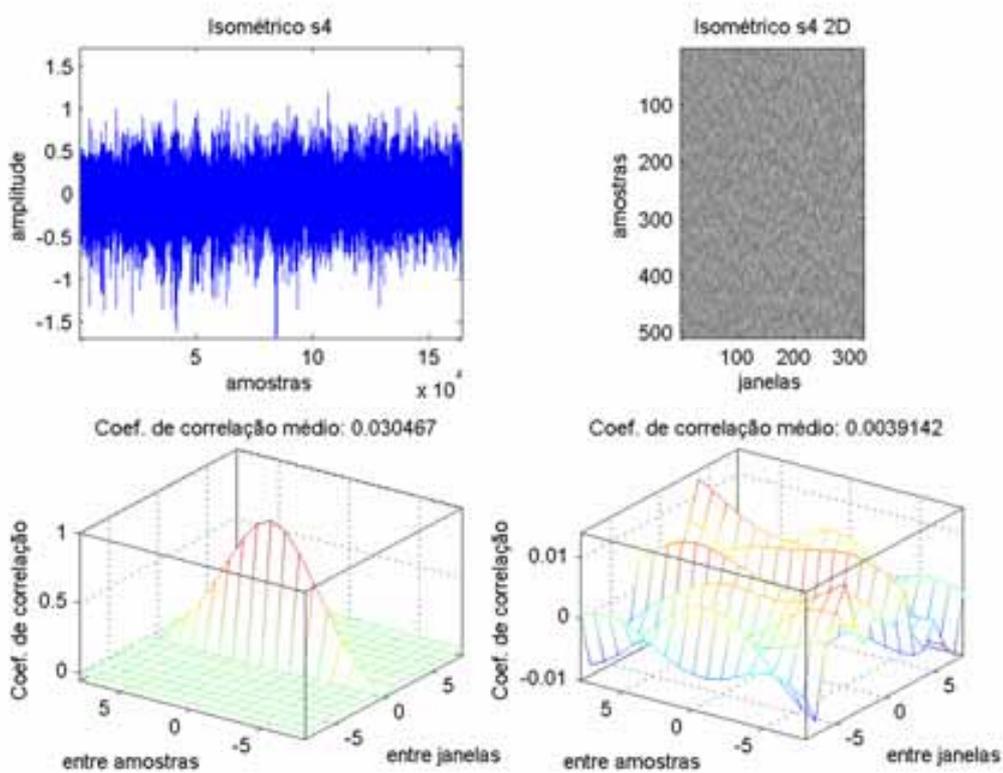


Figura B.4 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s4.

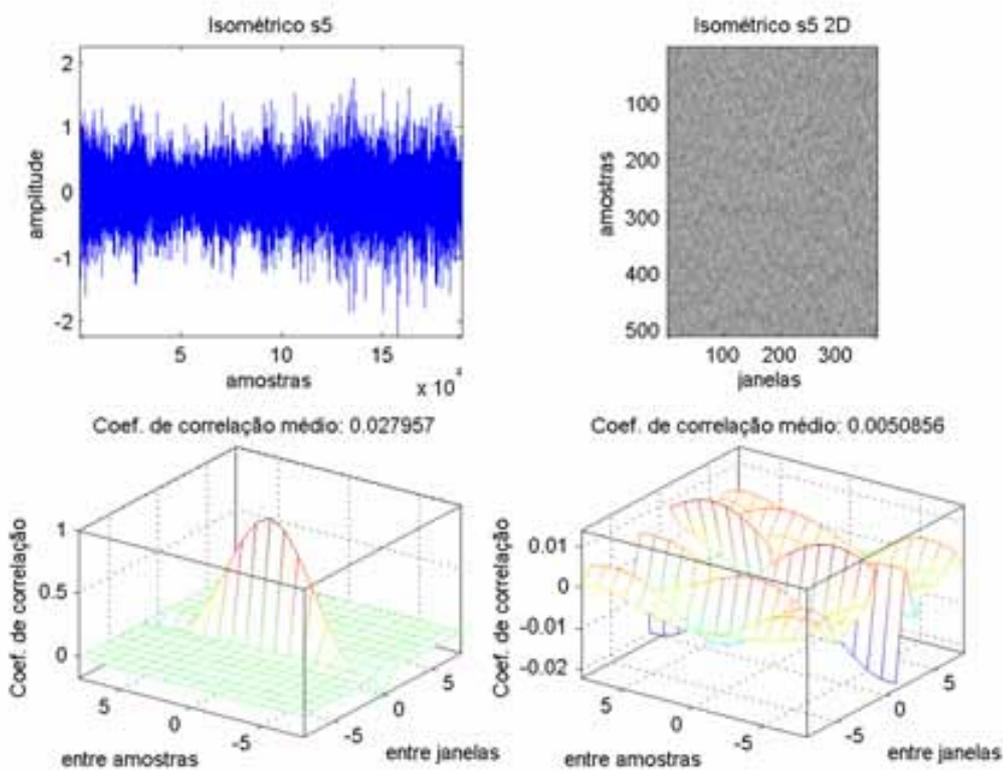


Figura B.5 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s5.

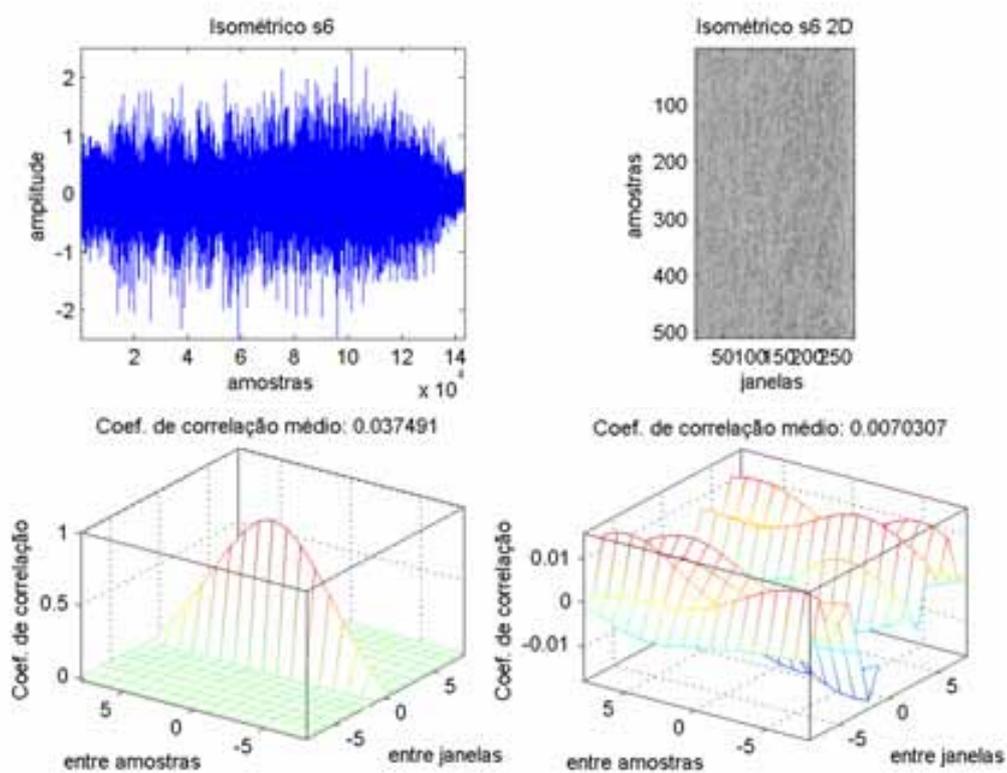


Figura B.6 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s6.

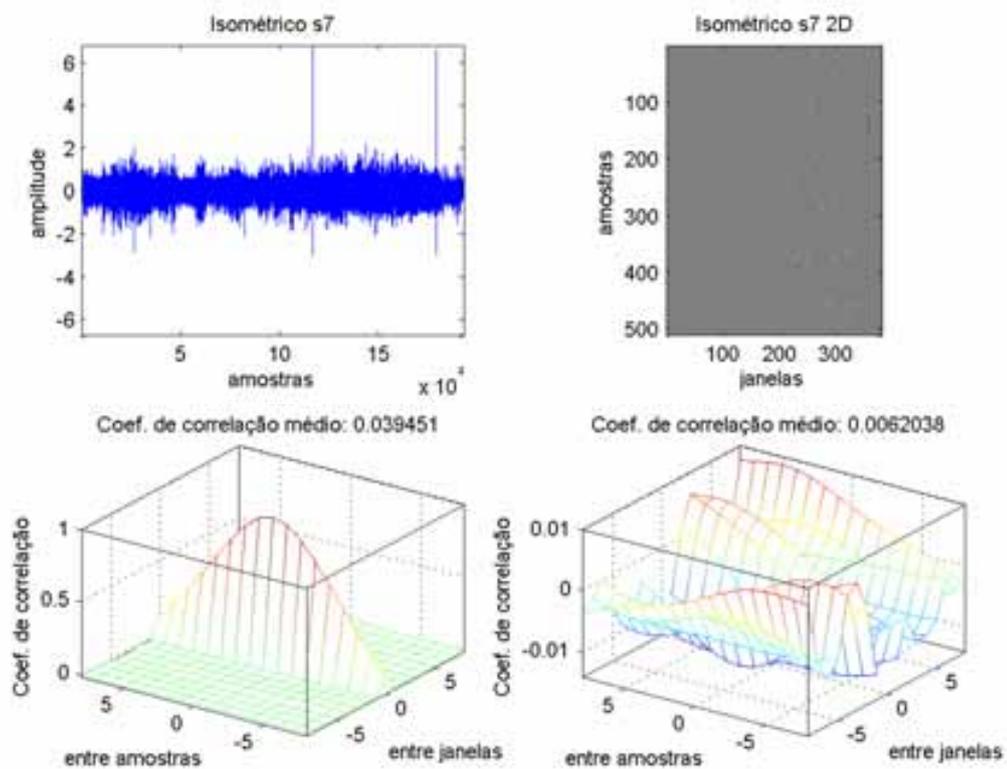


Figura B.7 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s7.

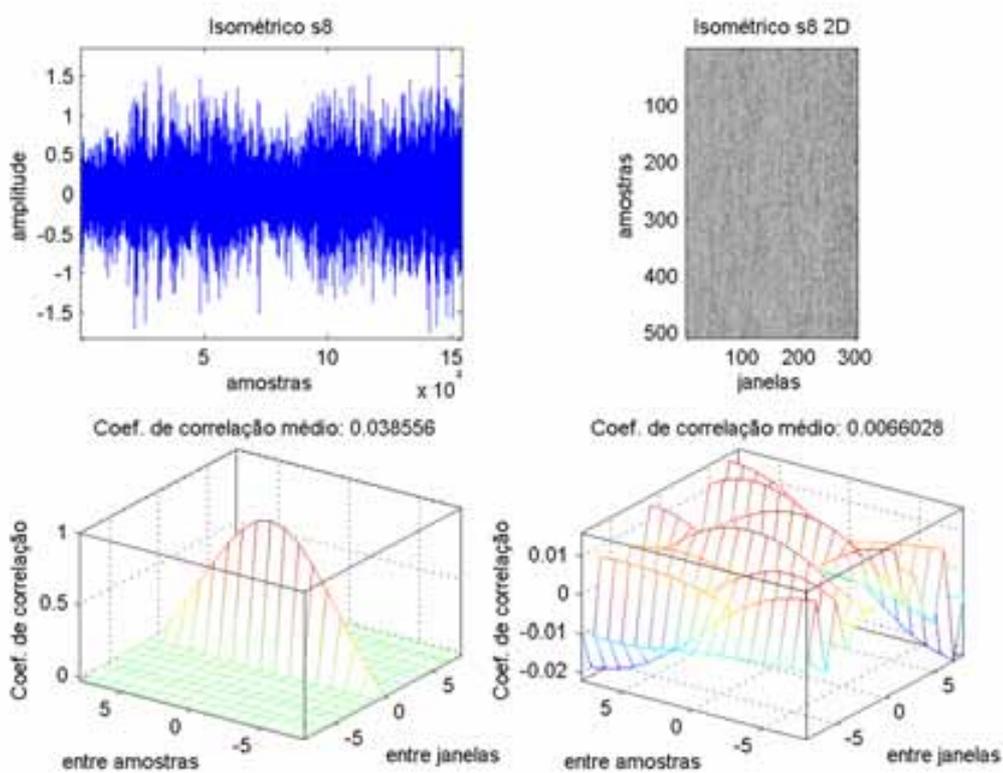


Figura B.8 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s8.

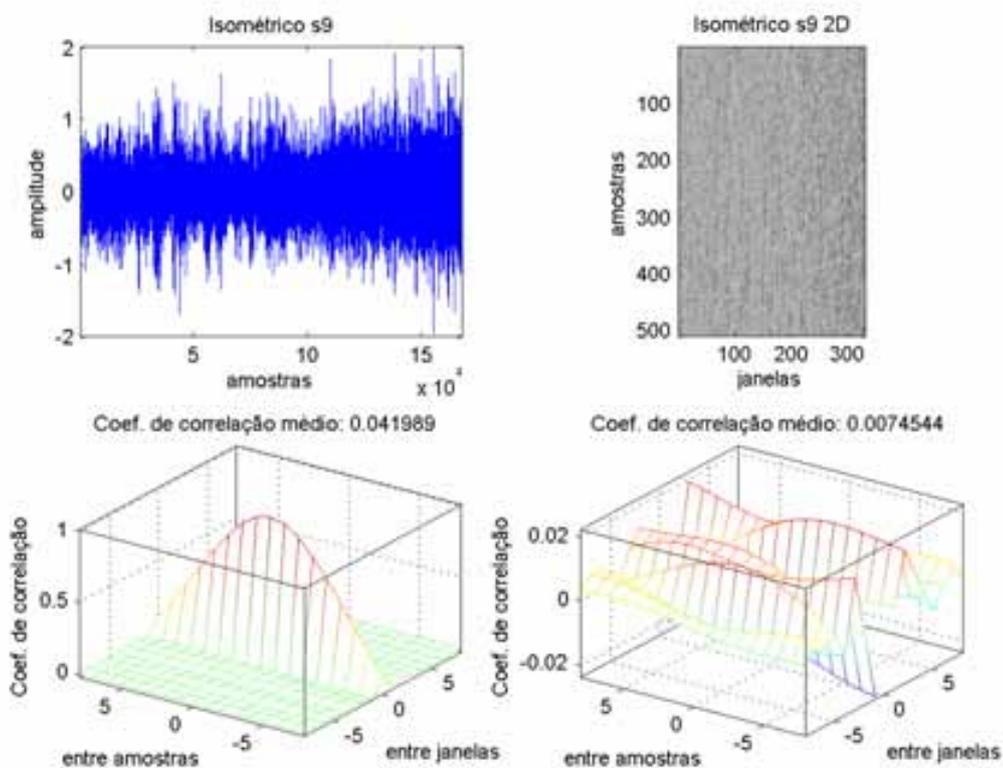


Figura B.9 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s9.

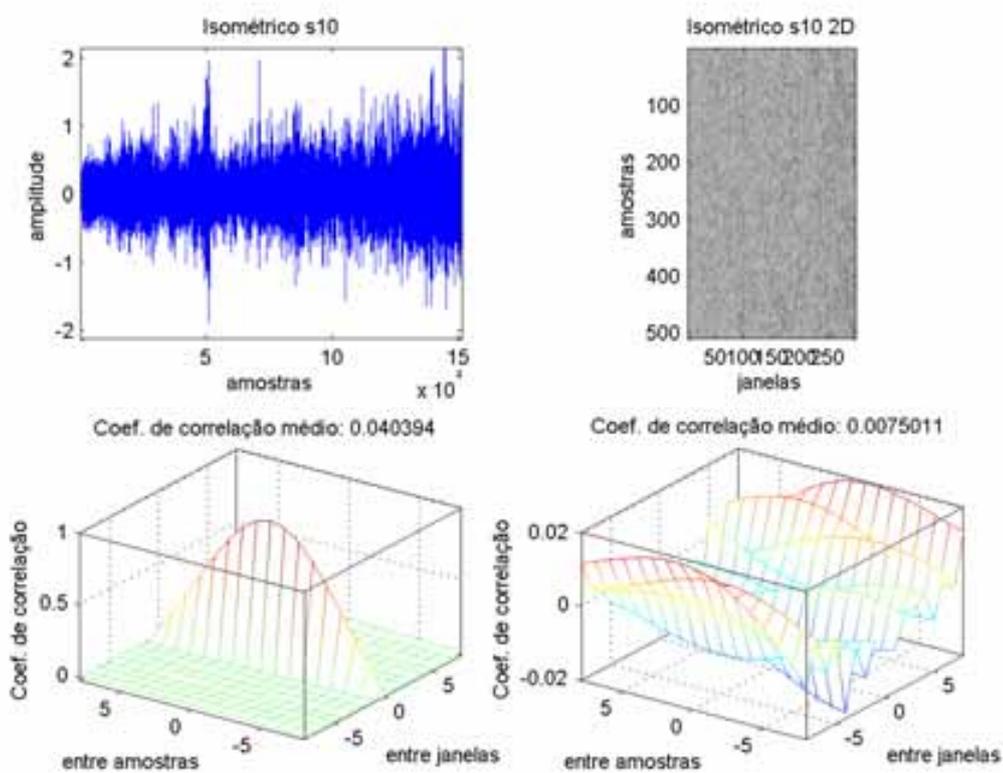


Figura B.10 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s10.

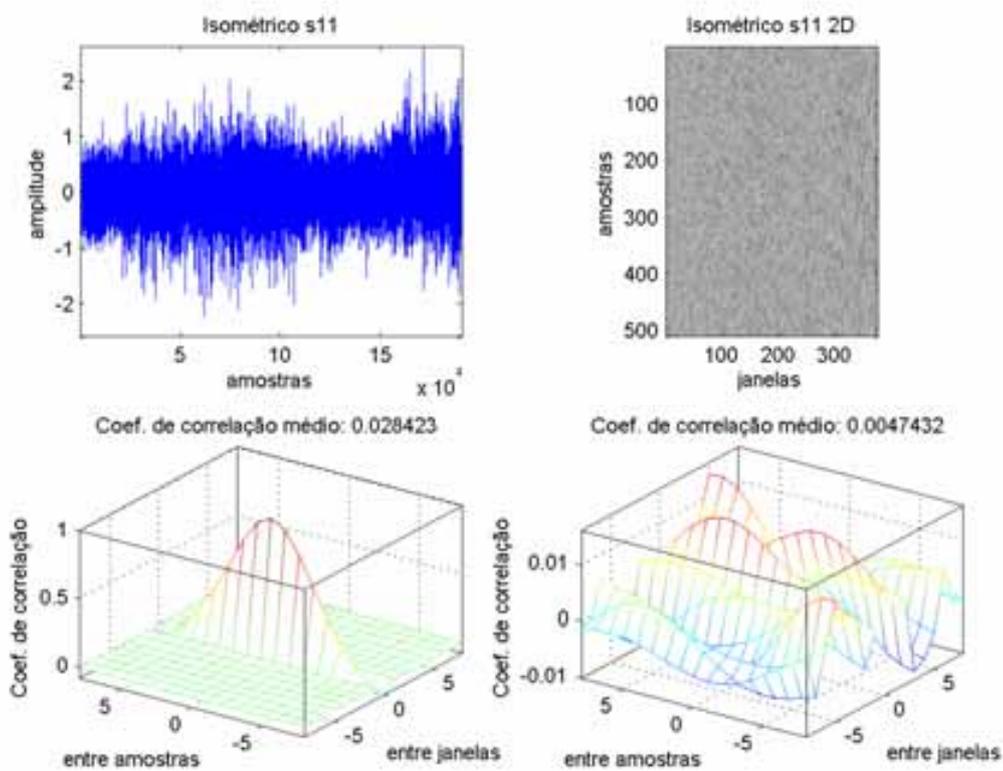


Figura B.11 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s11.

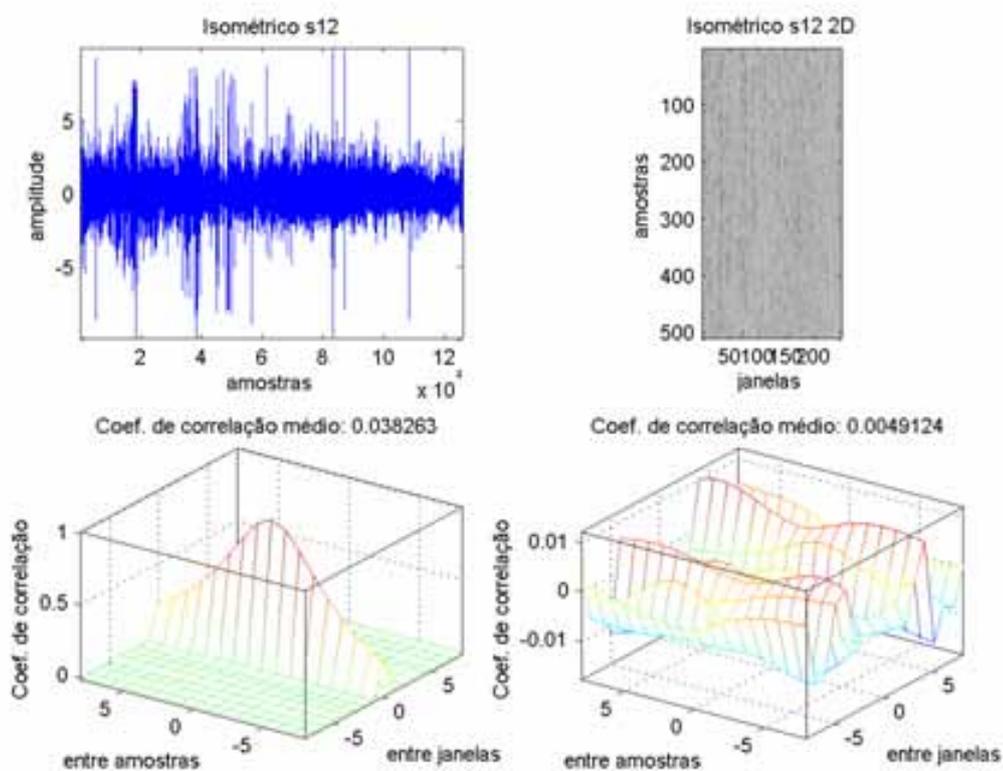


Figura B.12 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s12.

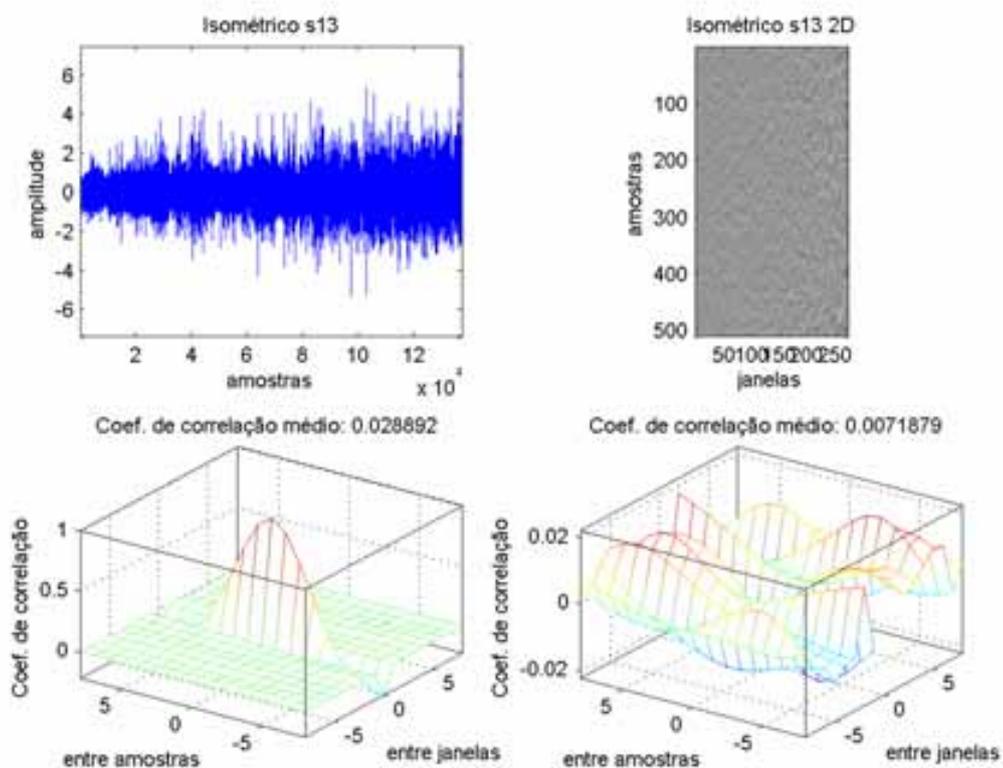


Figura B.13 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s13.

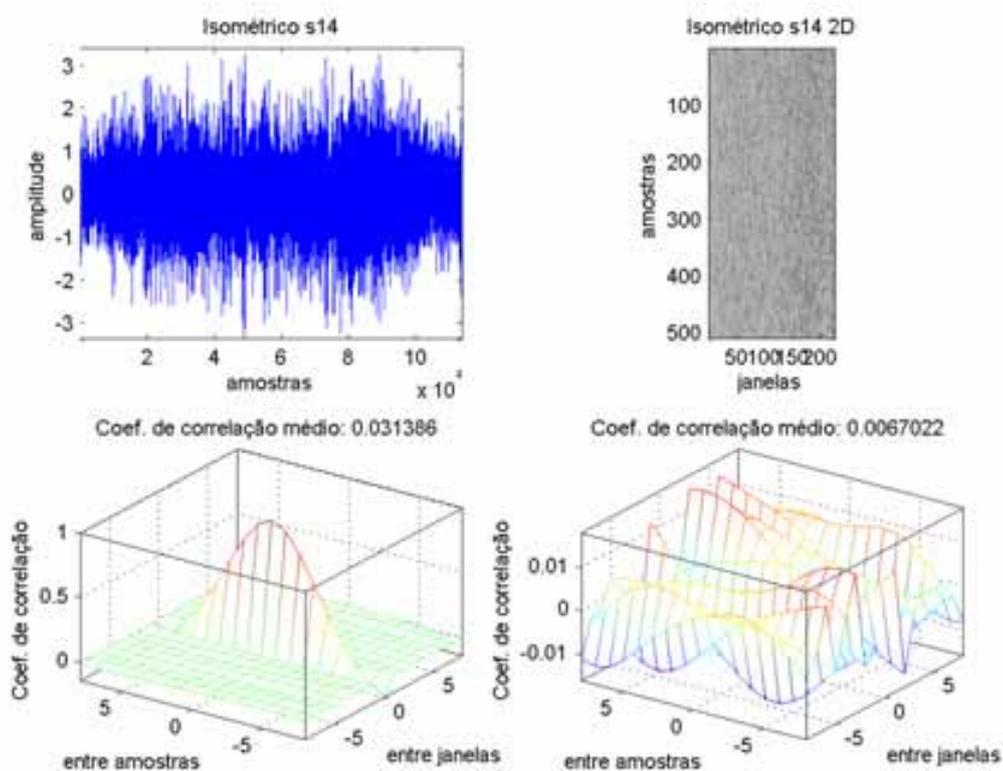


Figura B.14 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s14.

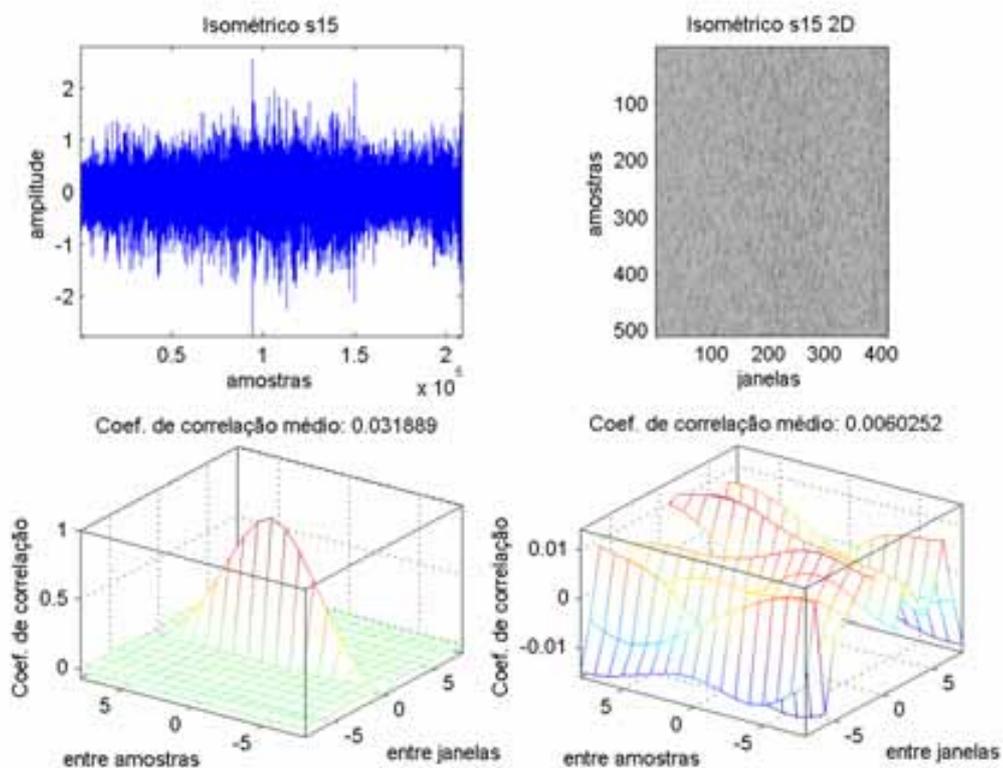


Figura B.15 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s15.

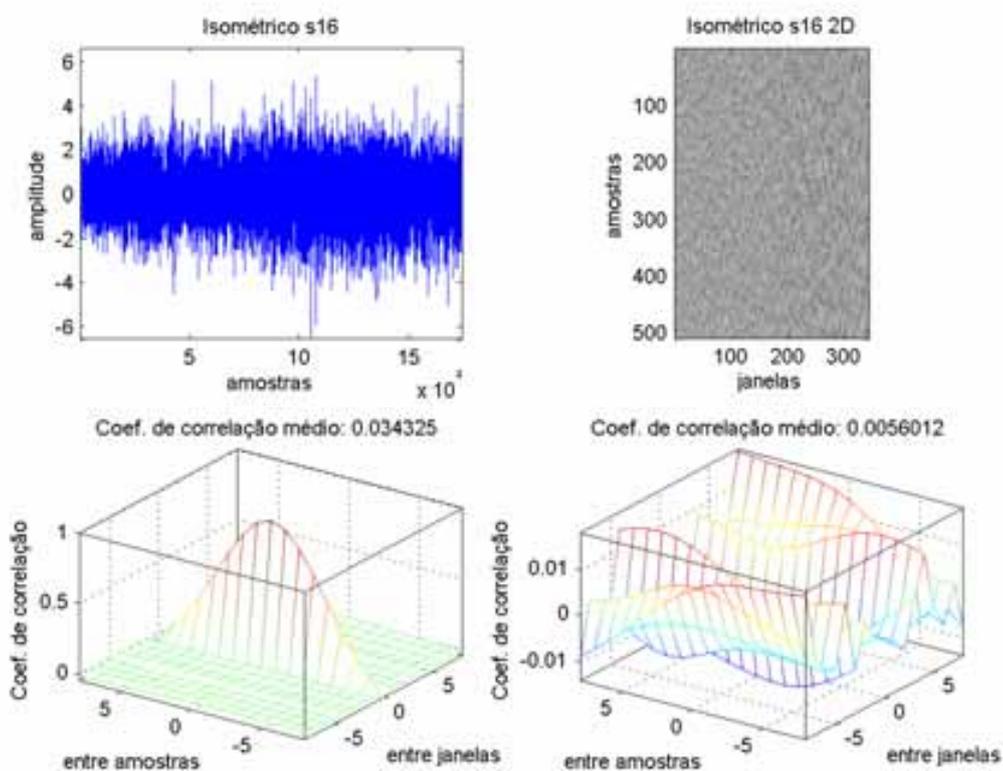


Figura B.16 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s16.

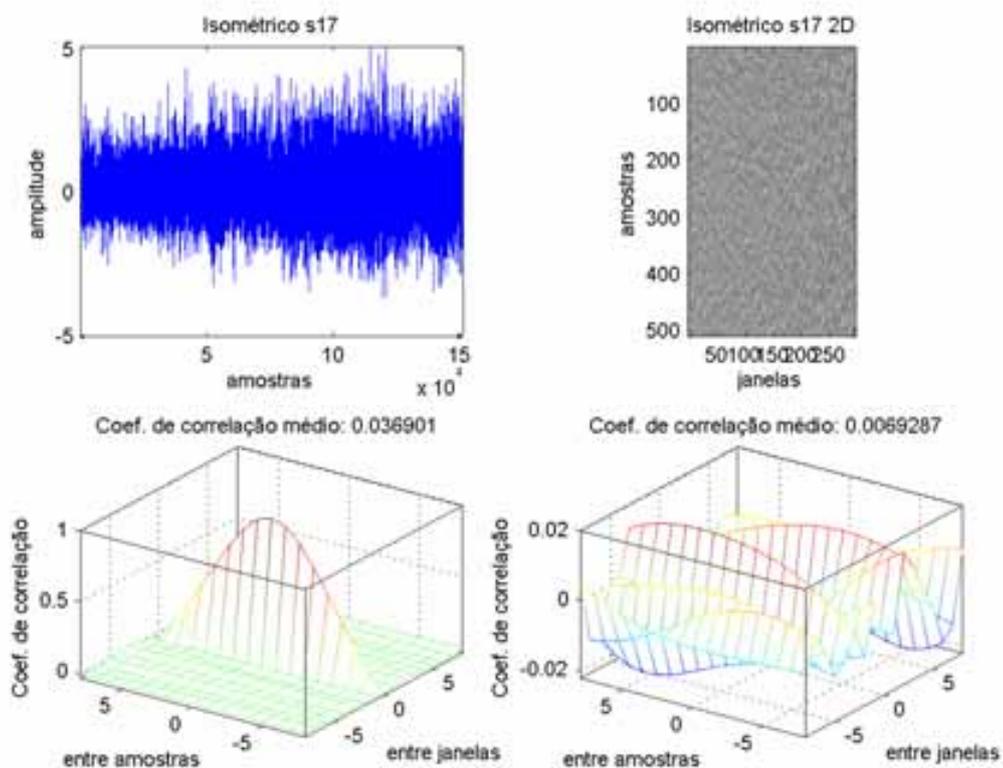


Figura B.17 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s17.

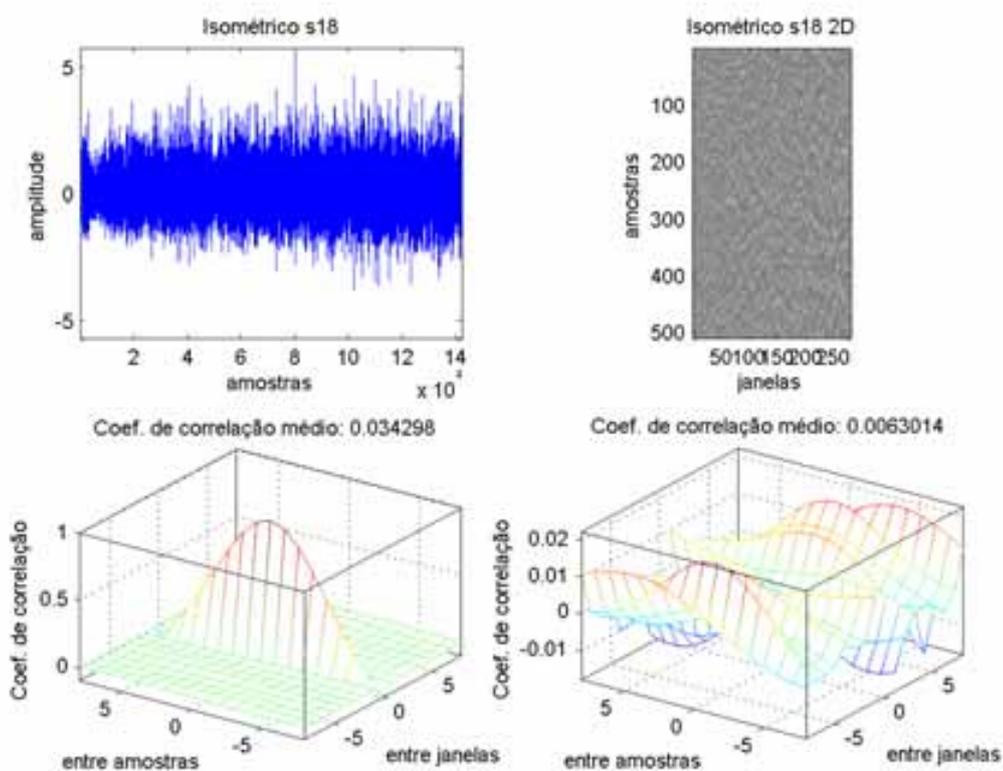


Figura B.18 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s18.

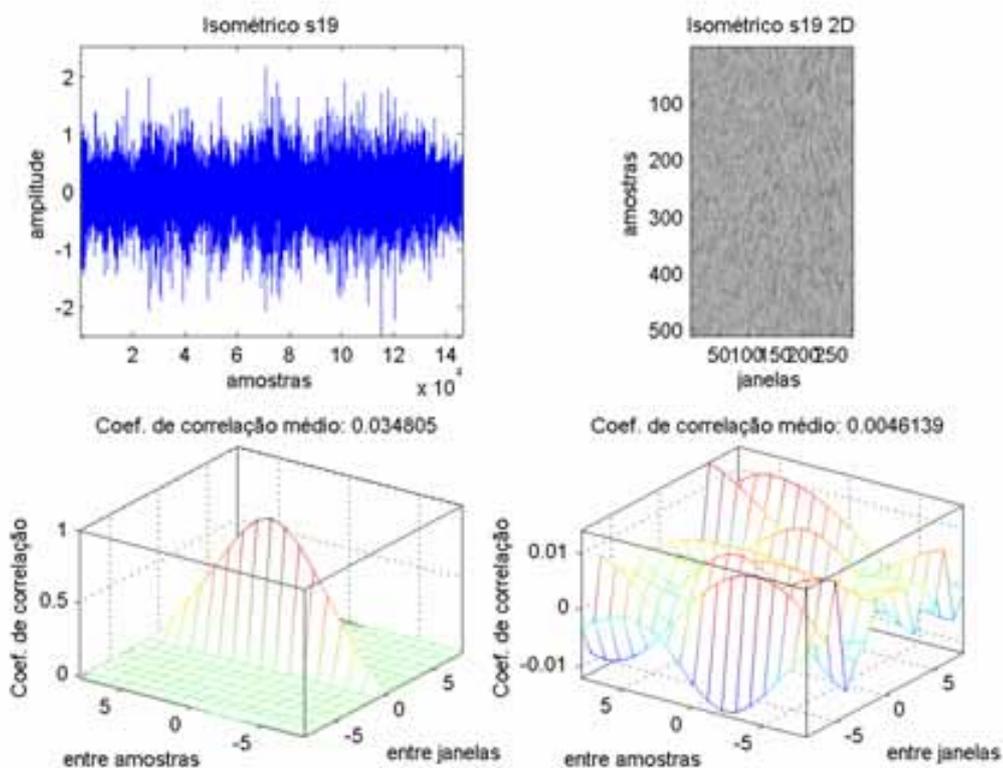


Figura B.19 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isométrico s19.

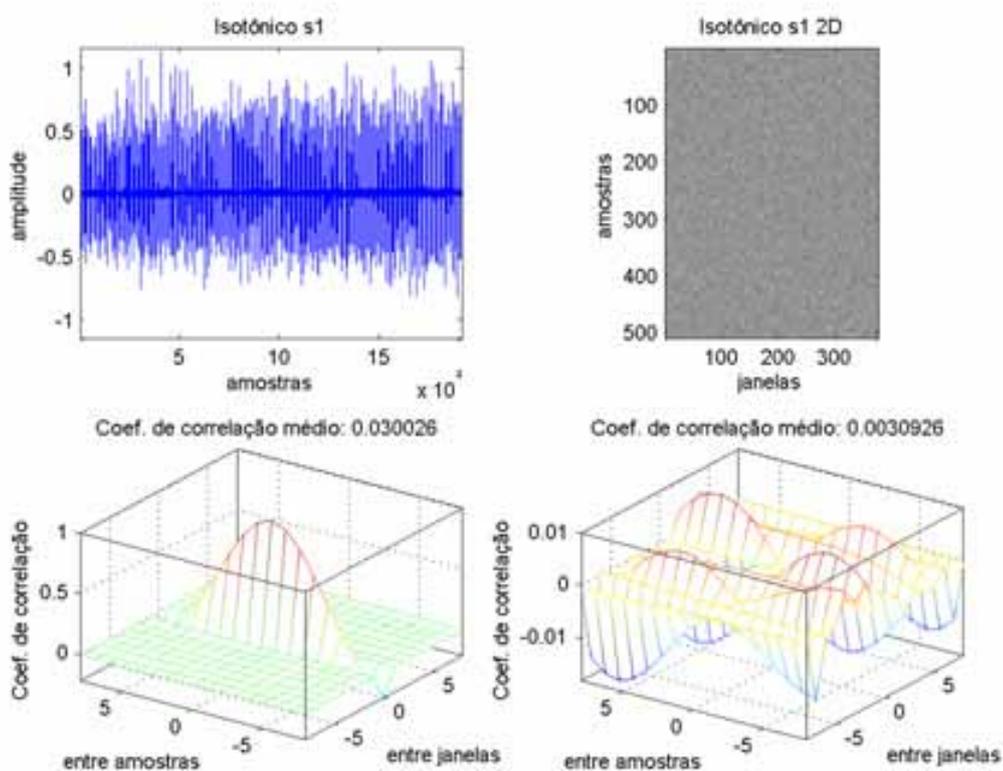


Figura B.20 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s1.

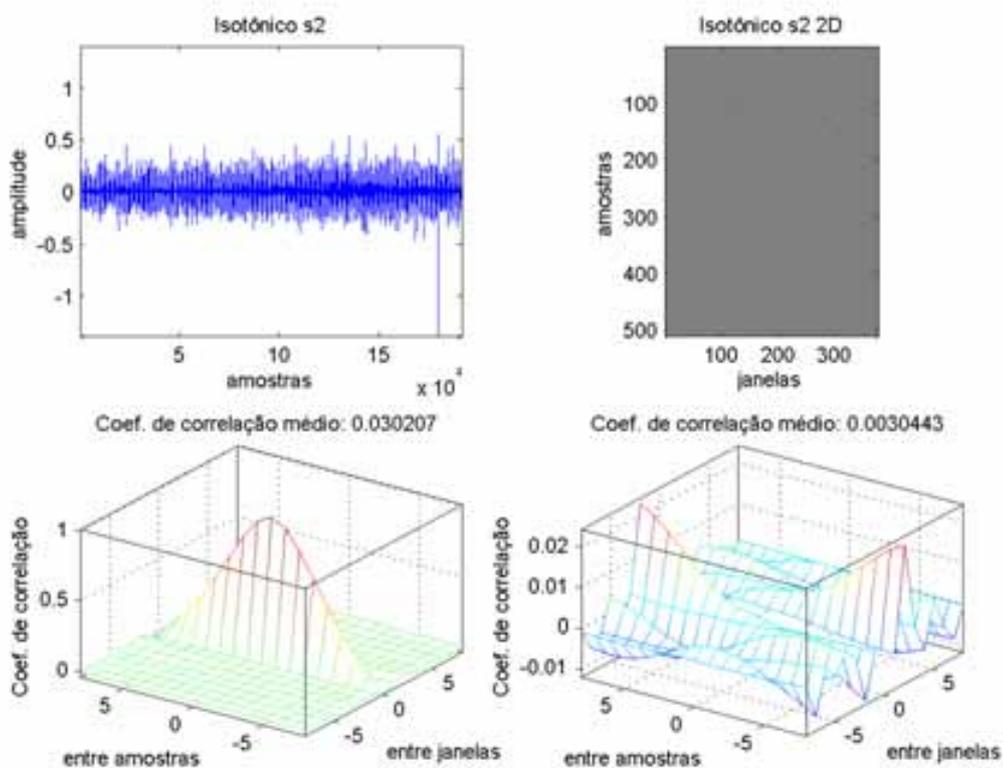


Figura B.21 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s2.

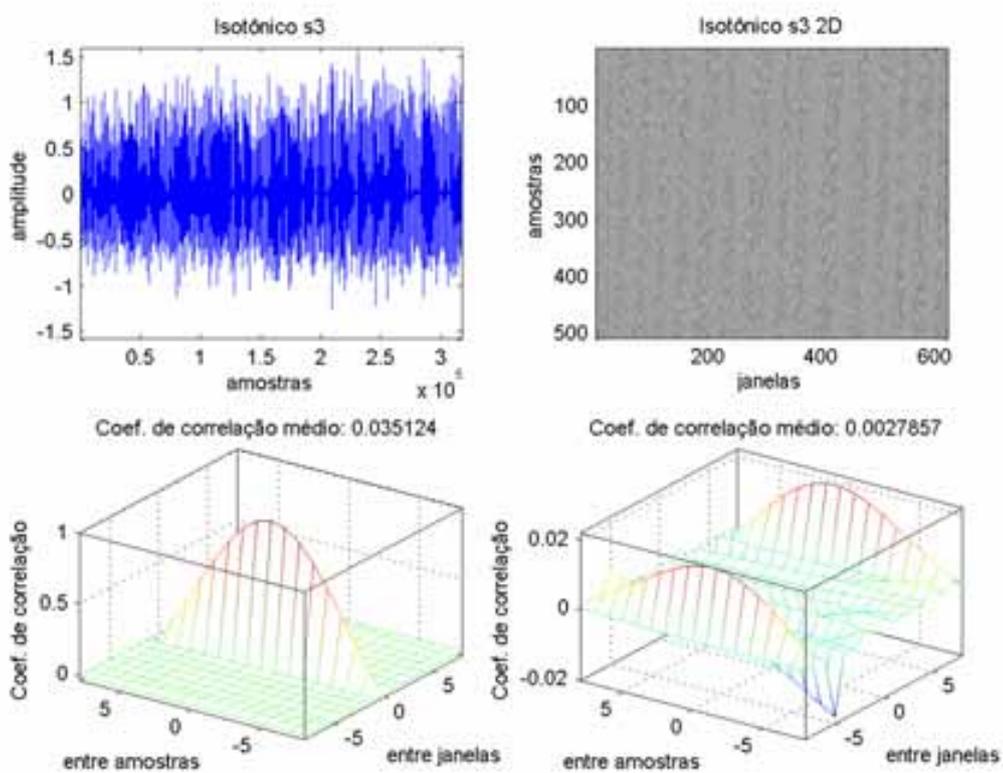


Figura B.22 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s3.

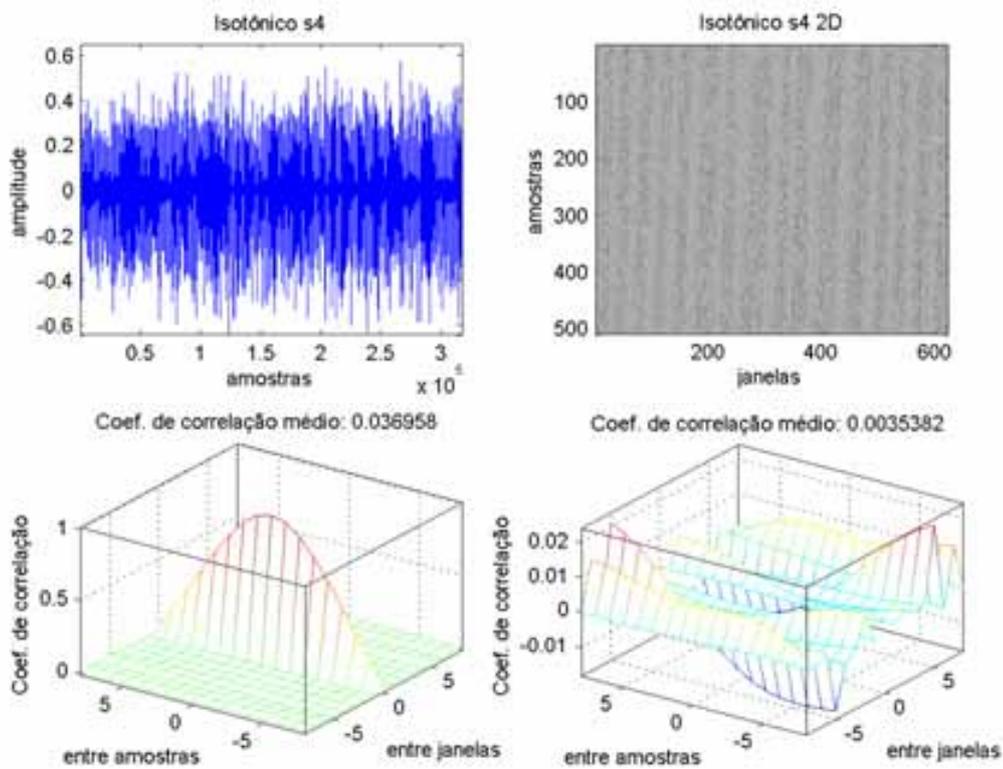


Figura B.23 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s4.

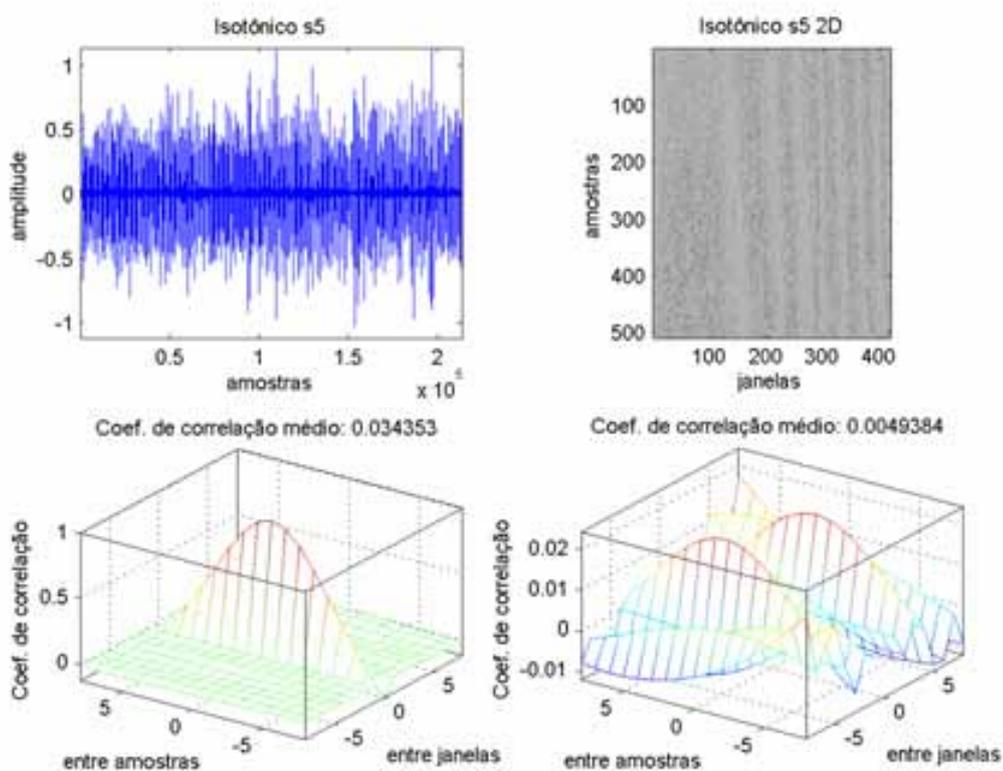


Figura B.24 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s5.

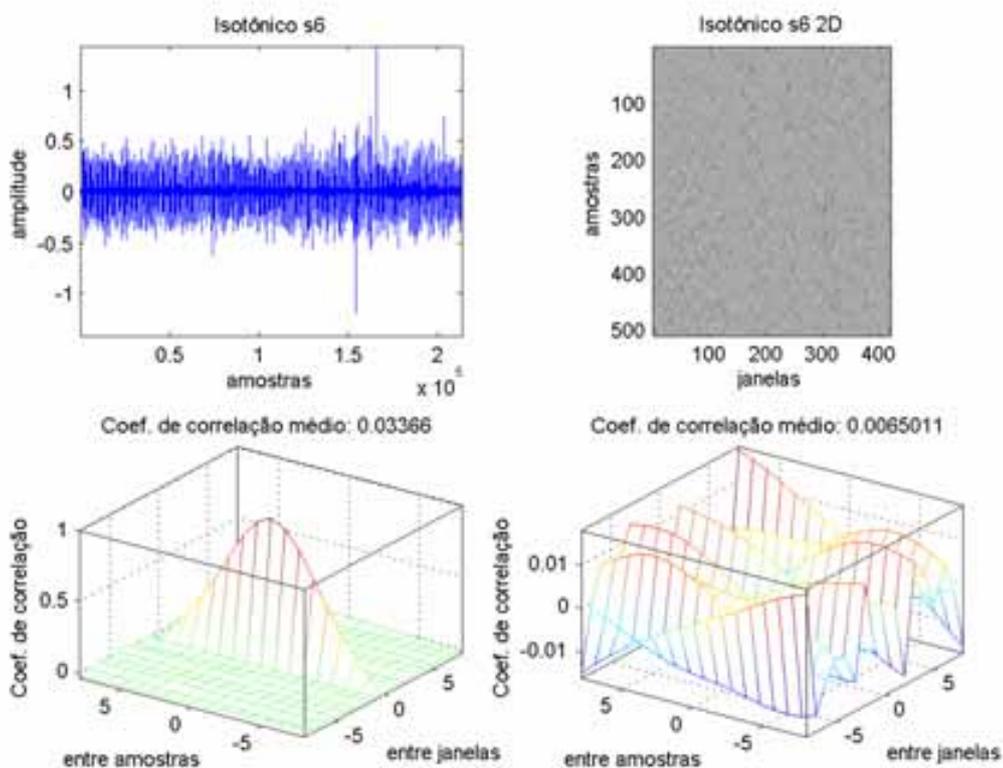


Figura B.25 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s6.

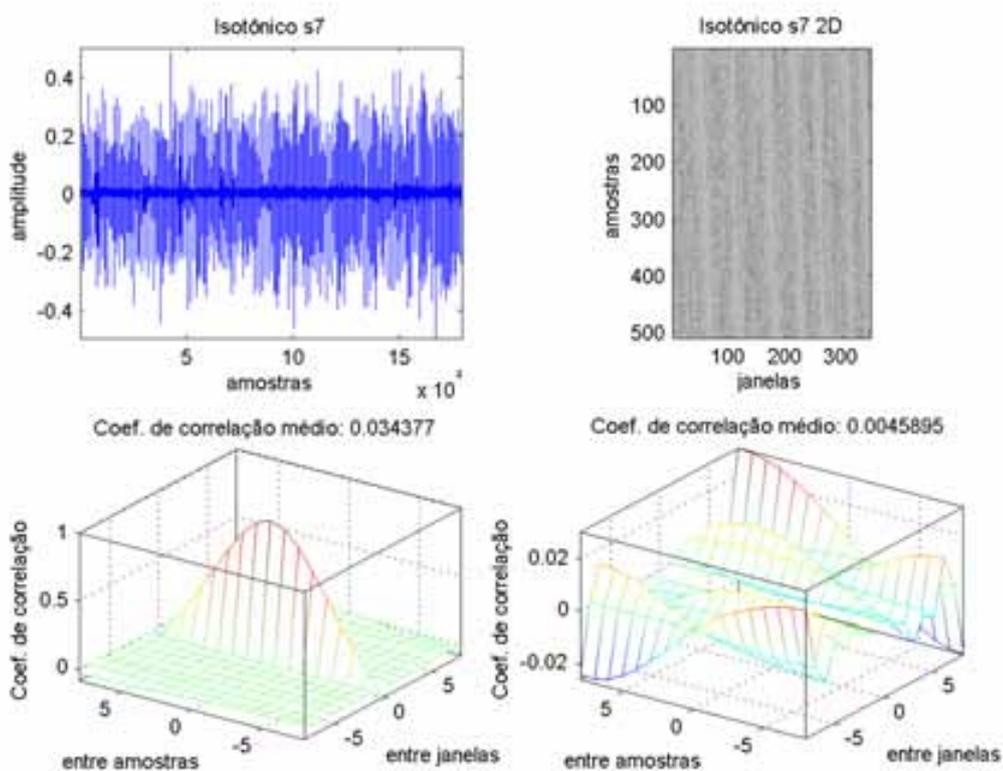


Figura B.26 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s7.

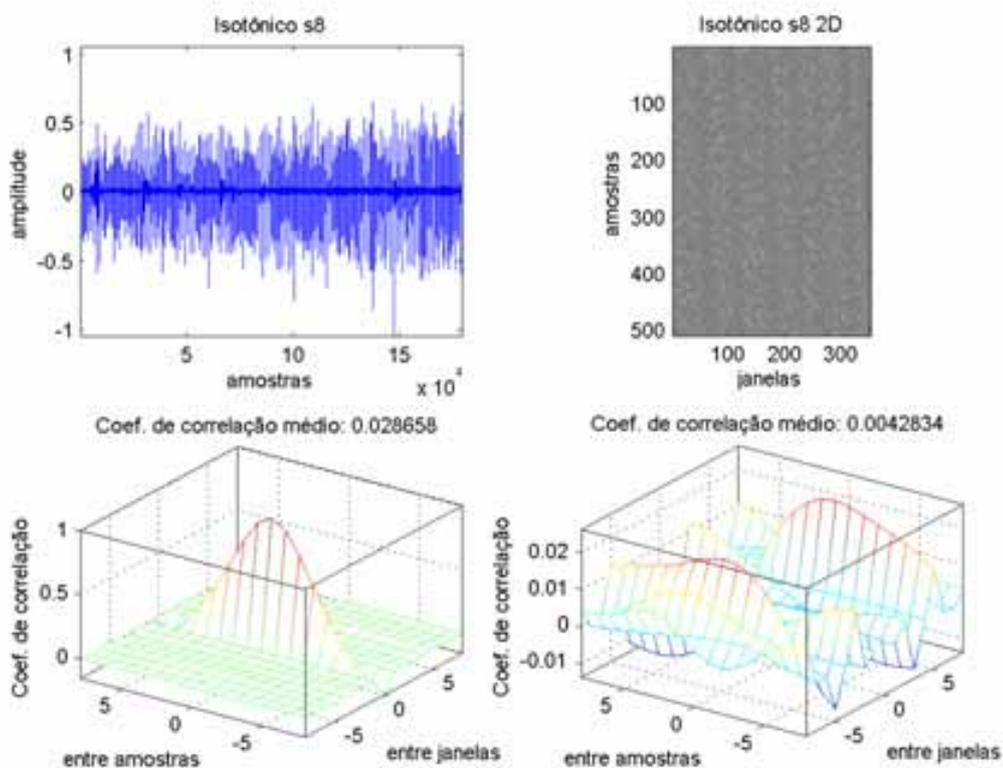


Figura B.27 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s8.

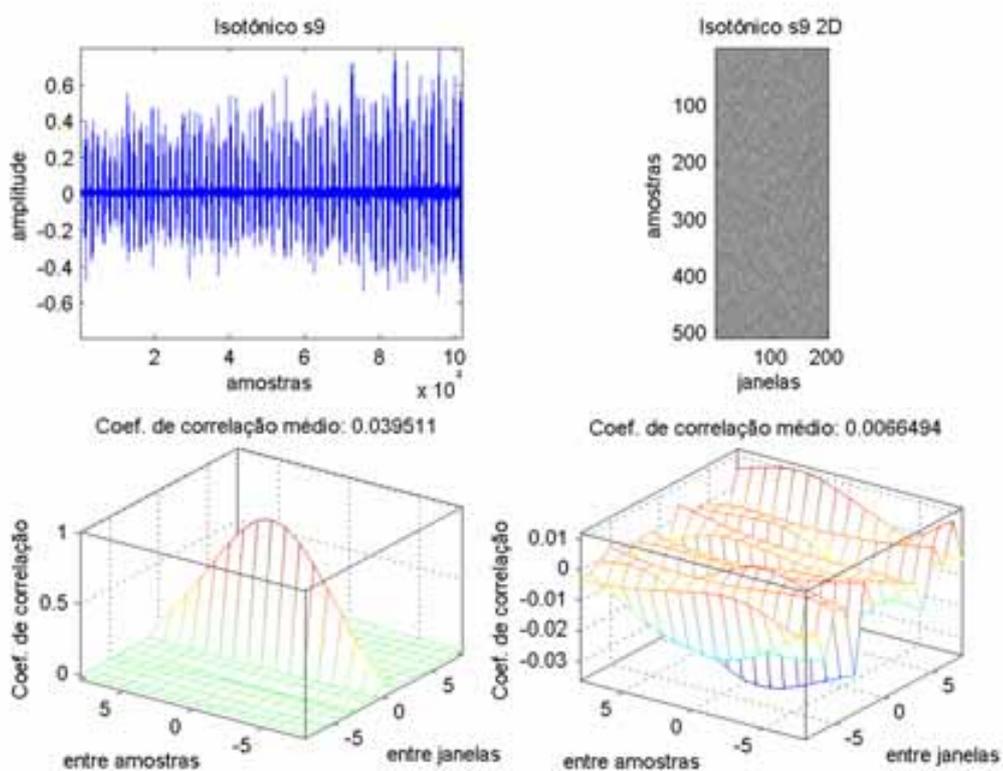


Figura B.28 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s9.

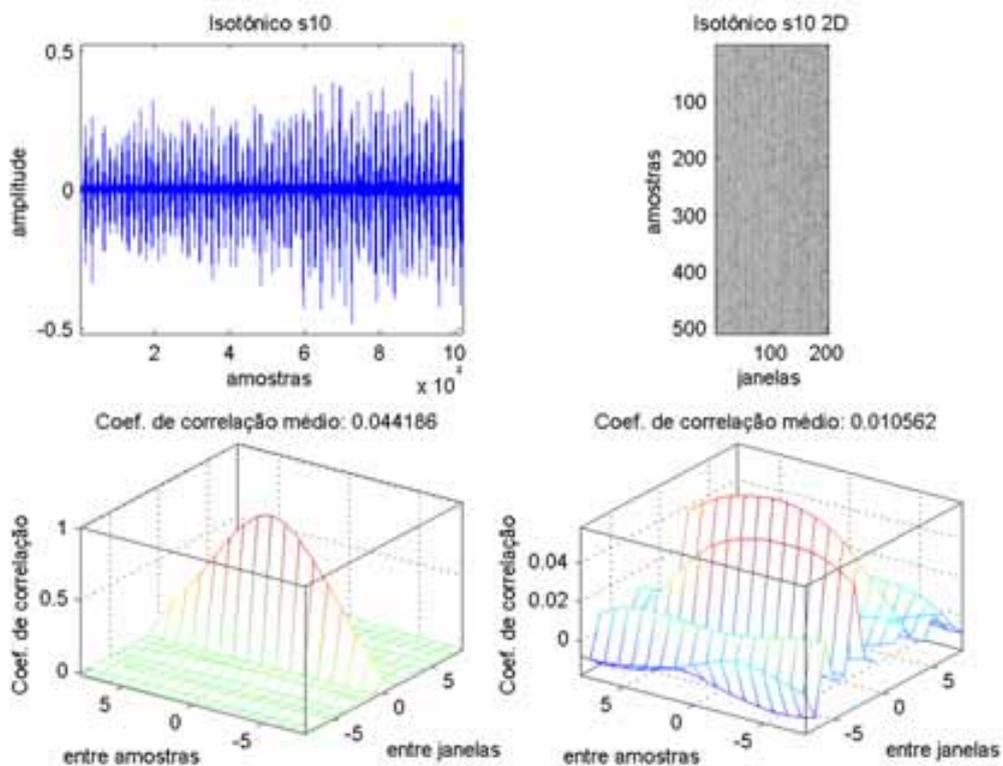


Figura B.29 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s10.

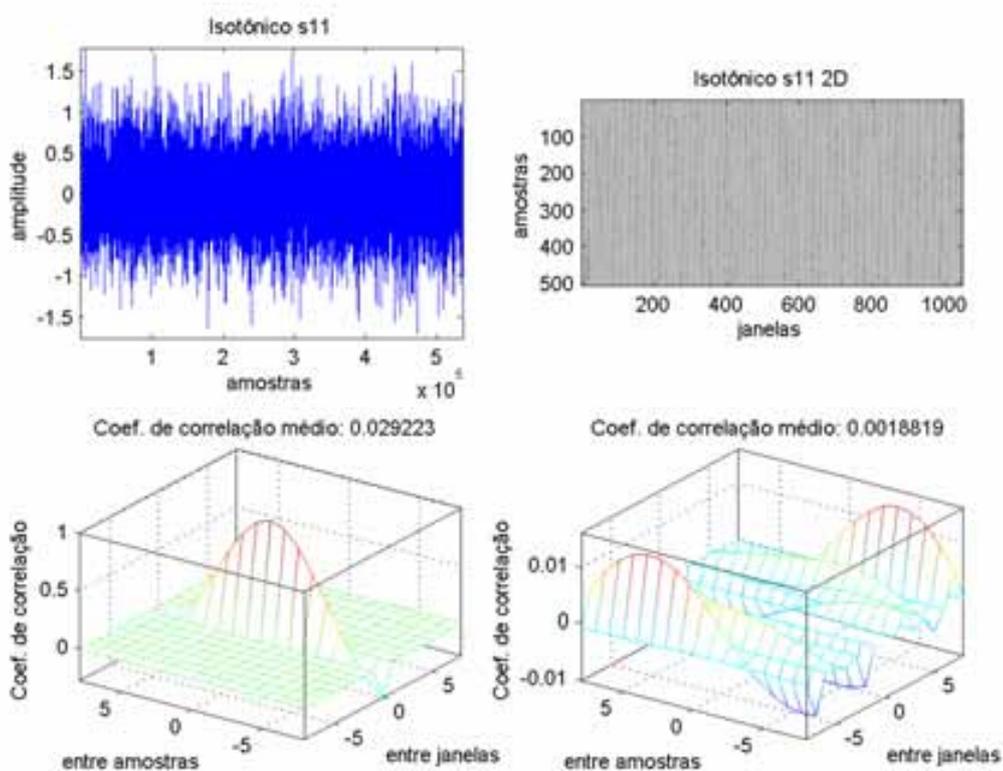


Figura B.30 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s11.

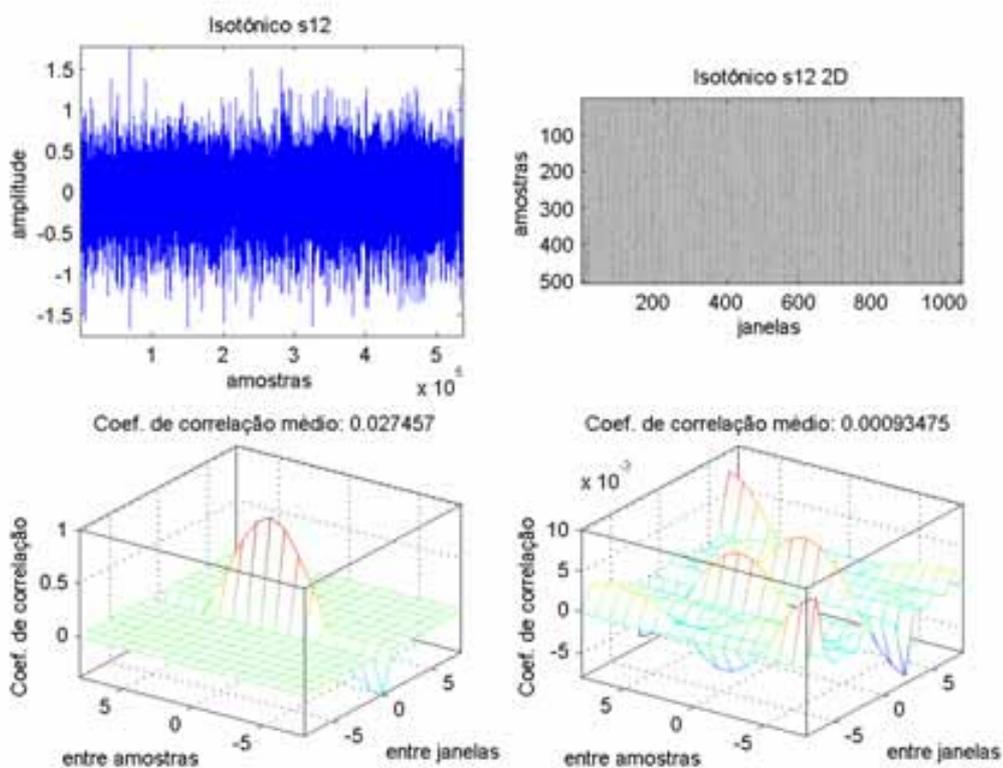


Figura B.31 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s12.

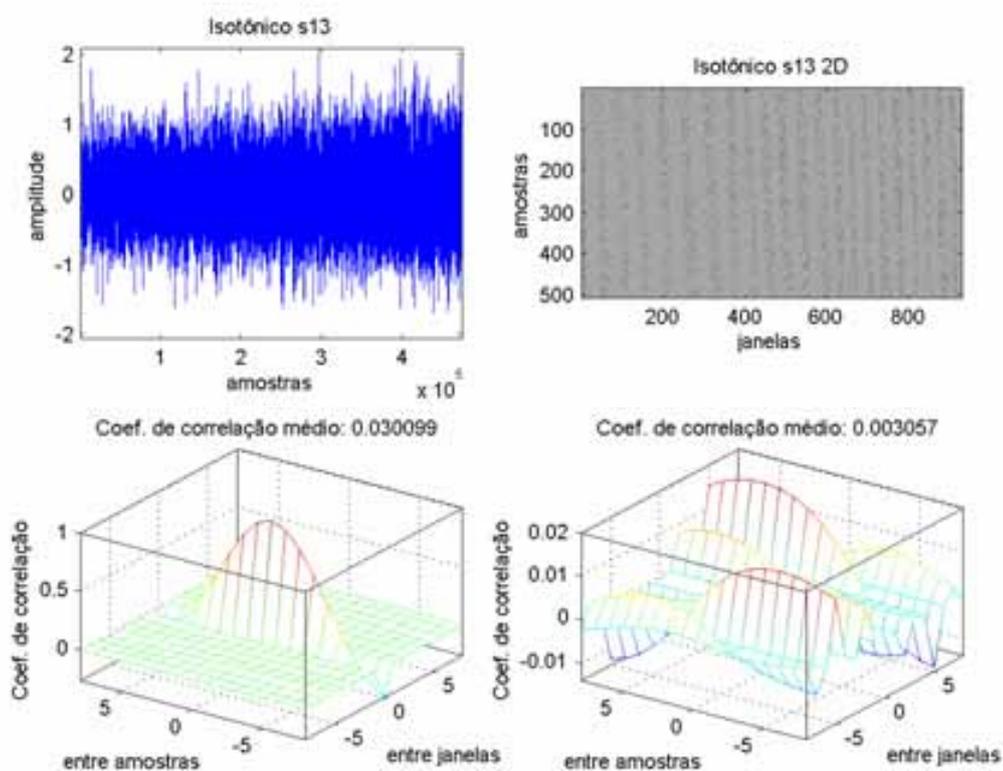


Figura B.32 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s13.

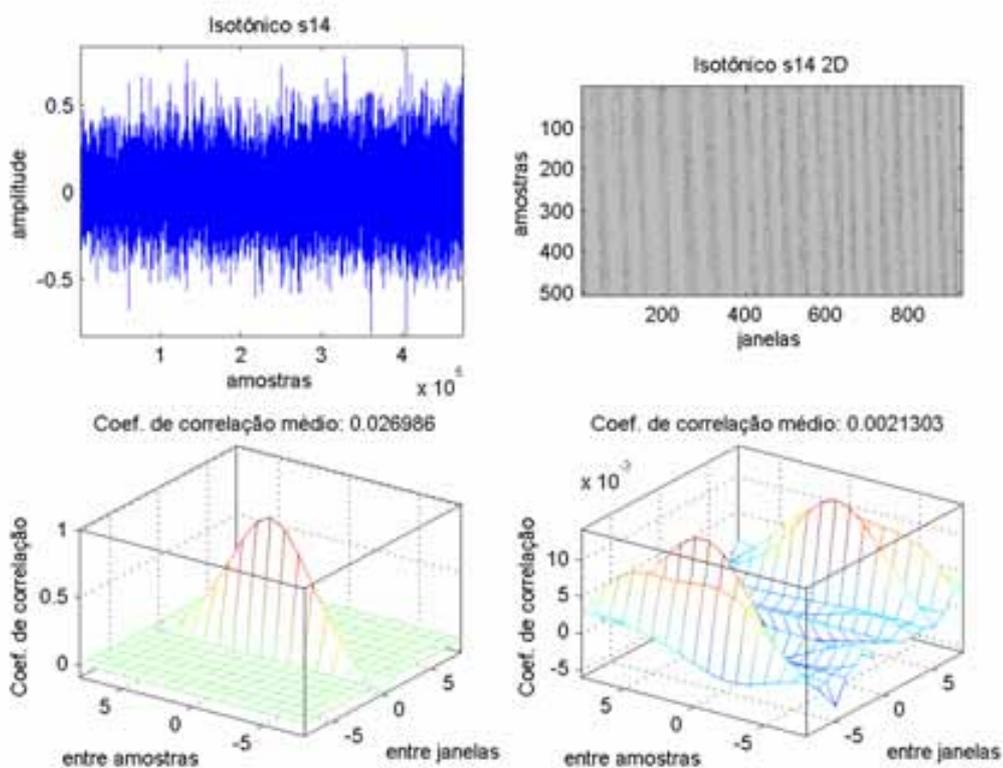


Figura B.33 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s14.

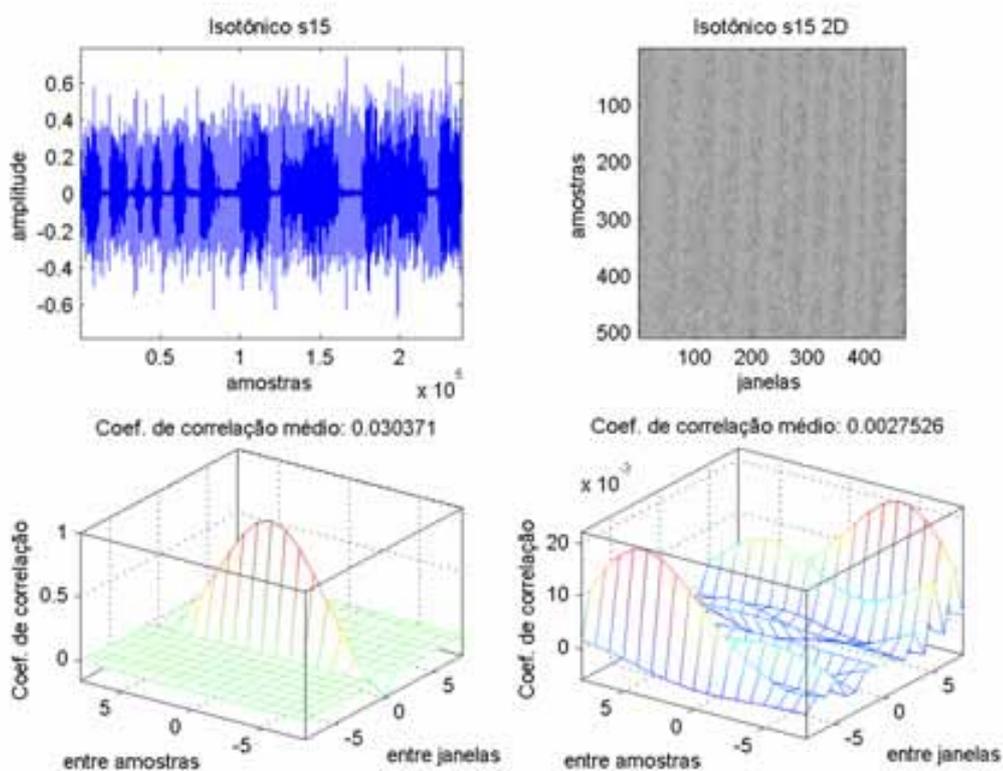


Figura B.34 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s15.

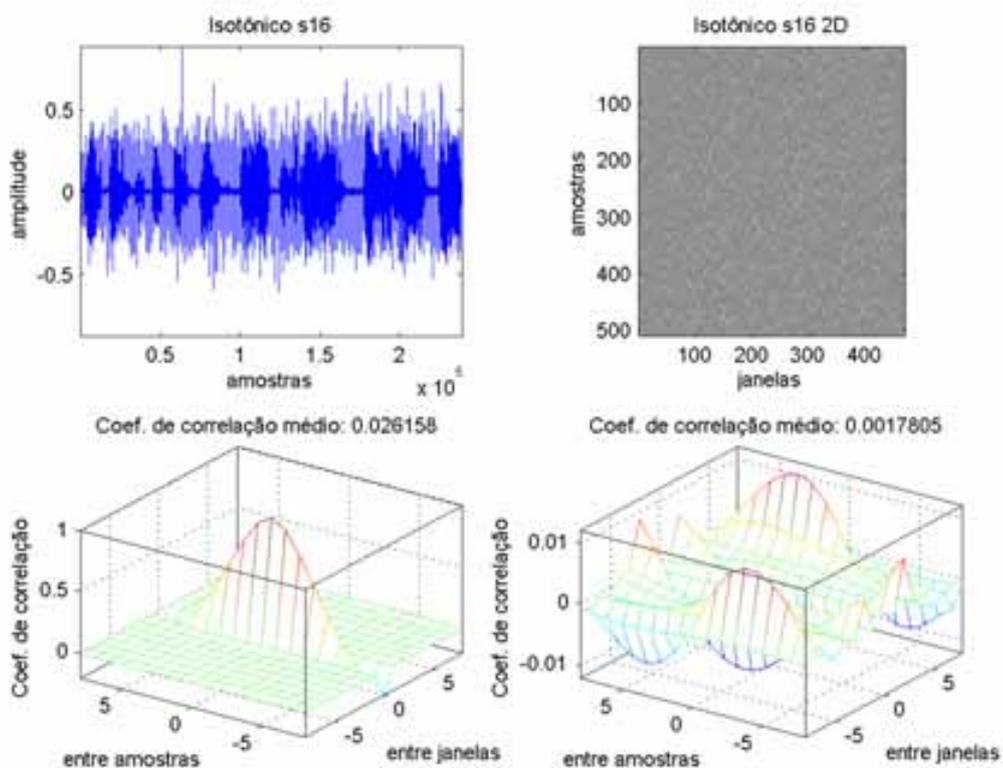


Figura B.35 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s16.

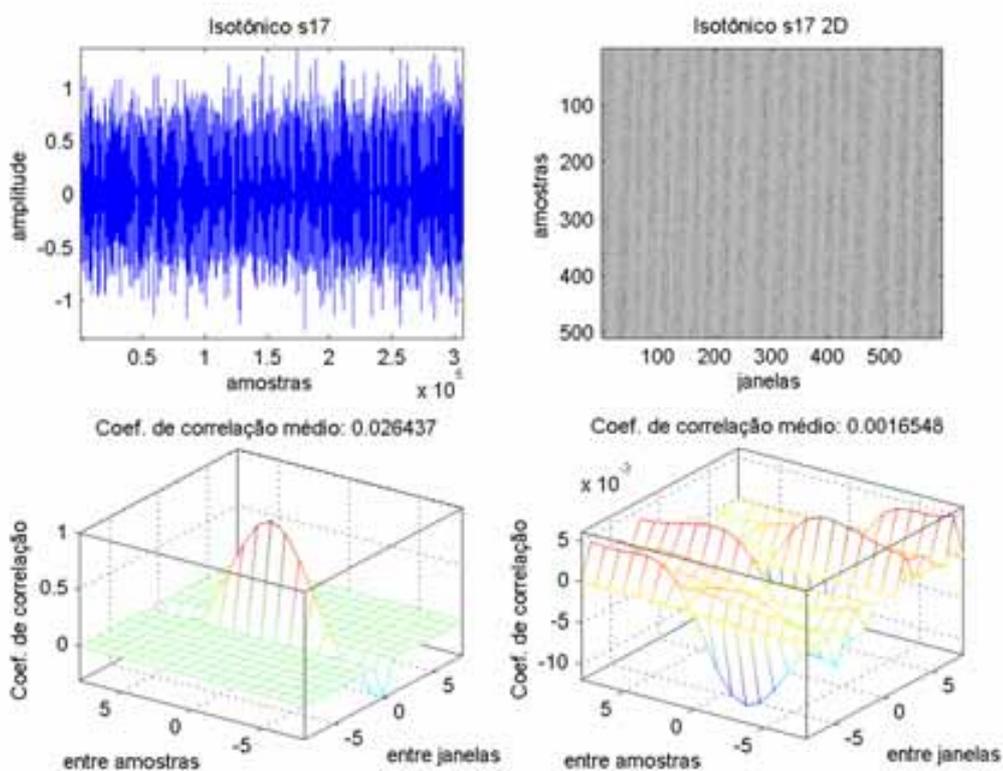


Figura B.36 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s17.

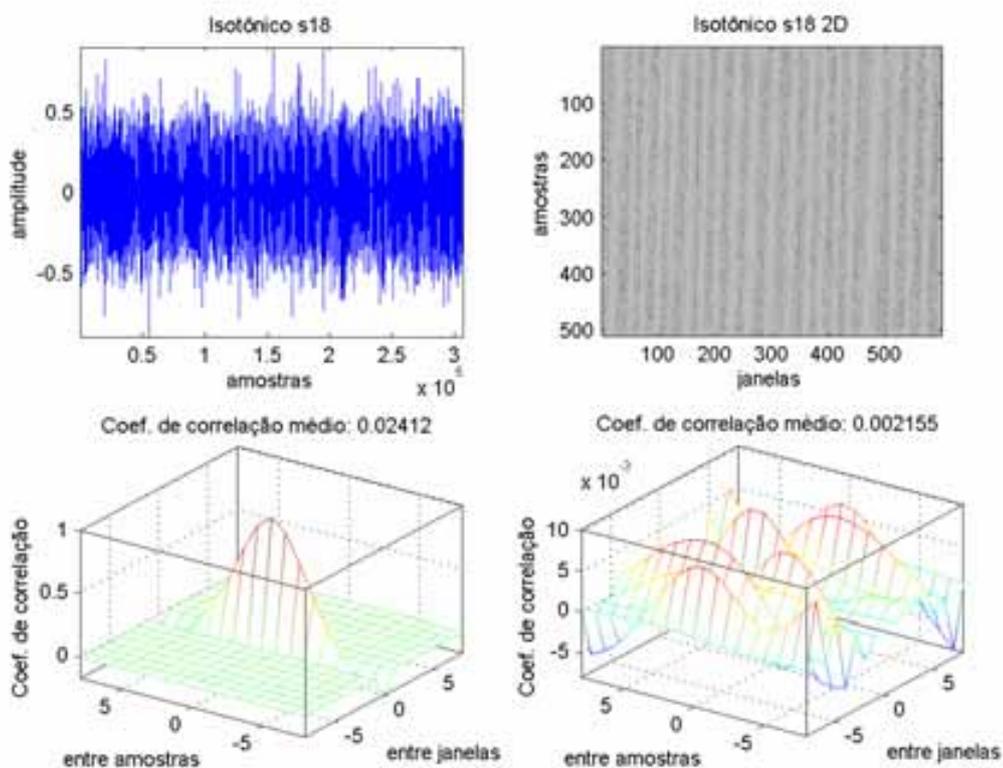


Figura B.37 – Cálculo da correlação bidimensional do sinal de EMG isotônico s18.