



COMPRESSÃO DE SINAIS DE S-EMG EM ABORDAGENS 1D E 2D

MARCEL HENRIQUE TRABUCO

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

FACULDADE DE TECNOLOGIA

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

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

**COMPRESSÃO DE SINAIS DE S-EMG EM ABORDAGENS
1D E 2D**

MARCEL HENRIQUE TRABUCO

ORIENTADOR: FRANCISCO ASSIS DE OLIVEIRA NASCIMENTO

CO-ORIENTADOR: MARCUS VINÍCIUS CHAFFIM COSTA

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

PUBLICAÇÃO: PPGEA.TD – 122/17

BRASÍLIA/DF: SETEMBRO – 2017

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

COMPRESSÃO DE SINAIS DE S-EMG EM ABORDAGENS 1D E 2D

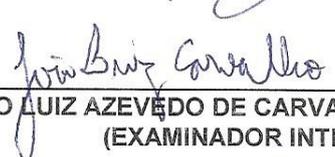
MARCEL HENRIQUE TRABUCO

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

APROVADA POR:



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



JOÃO LUIZ AZEVEDO DE CARVALHO, Dr., ENE/UNB
(EXAMINADOR INTERNO)



EDDIE BATISTA DE LIMA FILHO, Dr., UFAM
(EXAMINADOR EXTERNO)



FABIANO ARAÚJO SOARES, Dr., FGA/UNB
(EXAMINADOR EXTERNO)

Brasília, 15 de setembro de 2017.

FICHA CATALOGRÁFICA

TRABUCO, MARCEL HENRIQUE

Compressão de Sinais de S-EMG em Abordagens 1D e 2D [Distrito Federal] 2017.

xxvi, 170p., 210 x 297 mm (ENE/FT/UnB, Doutor, Engenharia de Sistemas Eletrônicos e de Automação, 2017).

TESE DE DOUTORADO – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Elétrica

1.Eletromiografia de superfície

2.Compressão de dados

3.Transformada Wavelet

4.Alocação de bits

I. ENE/FT/UnB

II. Título (série)

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

TRABUCO, M. H. (2017). Compressão de Sinais de S-EMG em Abordagens 1D e 2D. Tese de Doutorado em Engenharia de Sistemas Eletrônicos e de Automação. Publicação PPGEA.TD – 122/17, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 170p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Marcel Henrique Trabuco

TÍTULO: Compressão de Sinais de S-EMG em Abordagens 1D e 2D.

GRAU: Doutor

ANO: 2017

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

Marcel Henrique Trabuco
Rua 4C Ch. 14 Lote 30 Apto. 104
72001-195 Taguatinga – DF – Brasil.

DEDICATÓRIA

A minha amada esposa Raquel Aparecida Mourani de Melo Trabuco. Obrigado pela paciência, pelo incentivo, pela força, pelo carinho e por sua capacidade de me trazer paz nos momentos mais difíceis.

A meus pais Antônio Carlos Trabuco e Marlei Costa Trabuco que, com muito carinho e apoio, não mediram esforços para que eu chegasse até essa etapa da minha vida.

AGRADECIMENTOS

Agradeço enormemente ao meu orientador Professor Dr. Francisco Assis de Oliveira Nascimento pela oportunidade, orientação, incentivo e amizade. A sua experiência e profundo conhecimento foram fundamentais para o desenvolvimento deste trabalho.

Ao meu co-orientador Professor Dr. Marcus Vinícius Chaffim Costa por todo suporte, conhecimento e paciência ao longo de todo o trabalho.

Agradeço a minha esposa Raquel, sempre presente ao meu lado. Obrigado pelo amor, carinho, cuidado e por me fazer sorrir nos momentos mais difíceis.

Aos meus pais, pelo cuidado, amor e carinho prestados a mim durante toda minha vida. Sou muito grato por não medirem esforços para me fornecer educação de boa qualidade e por terem me apresentado o deslumbrante caminho do conhecimento.

Agradeço ao meu irmão Marcos, minha cunhada Érica e meu sobrinho Felipe, pelo carinho, apoio, amizade e momentos de descontração, fundamentais.

A todos os colegas de trabalho da Wise e da Dataprev, em especial ao Roberto Lucatelli, pela flexibilidade de horário e apoio dado, que sem dúvida foram fundamentais para conclusão deste trabalho.

Por fim, agradeço a todos os meus amigos, que me proporcionaram apoio e alegrias nos momentos de descontração.

RESUMO

COMPRESSÃO DE SINAIS DE S-EMG EM ABORDAGENS 1D E 2D

Autor: Marcel Henrique Trabuco

Orientador: Francisco Assis de Oliveira Nascimento

Co-Orientador: Marcus Vinícius Chaffim Costa

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

Brasília, Setembro de 2017

O objetivo desta tese de doutorado é o desenvolvimento de algoritmos de compressão de sinais de eletromiografia de superfície (S-EMG, do inglês *Surface Electromyography*) arrançados de forma unidimensional (1D) e bidimensional (2D). Os algoritmos 1D são baseados em Transformada de Wavelet e na alocação de bits por sub-bandas do espaço transformado 1D. Cinco perfis distintos de alocação são propostos: exponencial, linear, raiz-quadrática, tangente hiperbólica e logarítmico, todos decrescentes. Os quatro primeiros possuem comportamento fixo, o último, possui comportamento adaptativo. Os algoritmos 2D geram uma representação bidimensional do sinal de S-EMG a partir da segmentação do sinal 1D e são divididos em três grupos: 1) Contêm os algoritmos de compressão baseados em Transformada Wavelet 2D e na alocação de bits por sub-bandas do espaço transformado 2D. 2) Contêm os algoritmos de compressão baseados em Transformada Wavelet 2D, no reordenamento adaptativo do espaço transformado e na alocação de bits pelo perfil tangente hiperbólico. E por fim, 3) Composto pelos algoritmos baseados no codificador de vídeo HEVC aplicados a uma imagem do sinal de S-EMG gerada por reordenação simples ou baseada no recorte adaptativo entre duas contrações musculares consecutivas. Os algoritmos são testados com bancos de sinais reais dinâmicos e isométricos e o desempenho é avaliado por métricas objetivas. Ademais, são realizadas comparações de desempenho entre os algoritmos propostos e por outros algoritmos relatados na literatura. Os algoritmos propostos se mostram promissores por serem superiores aos outros algoritmos comparados quando o fator de compressão é menor que 90 % para protocolo isométrico e em toda faixa de fator de compressão para o protocolo dinâmico.

ABSTRACT

S-EMG SIGNAL COMPRESSION IN 1D AND 2D APPROACHES

Author: Marcel Henrique Trabuco

Advisor: Francisco Assis de Oliveira Nascimento

Second Advisor: Marcus Vinícius Chaffim Costa

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

Brasília, September 2017

The aim of this PhD thesis is the design of compression algorithms for Surface Electromyography (S-EMG) signals arranged one-dimensional (1D) and bi-dimensional mode. The 1D algorithms are based in Wavelet Transform and the bits allocation by subbands of the transformed space 1D. Five distinct allocation profiles are proposed: Exponential, linear, root-quadratic, hyperbolic and logarithmic tangent, all decreasing. The first four have static behavior, the latter has adaptive behavior. The 2D algorithms generate a bi-dimensional representation of the S-EMG signal from the 1D signal segmentation and are divided into three groups: 1) This group contains the compression algorithms based on Wavelet Transform 2D and the bits allocation by sub-bands of the transformed space 2D. 2) This group contains the compression algorithms based on Wavelet Transform 2D, on adaptive rearrangement of the transformed space and the bits allocation by the hyperbolic tangent profile. 3) This group contains the compression algorithms based on the HEVC video encoder. The S-EMG signal is properly segmented and arranged to build a two-dimensional representation. The compression algorithms are tested with real dynamic and isometric signal banks and the performance is evaluated with objective metrics. Furthermore, performance comparisons between the proposed algorithms and other algorithms reported in the literature. The designed algorithms are promising because they are superior to the other algorithms compared when the compression factor is less than 90% for the isometric protocol and in the whole compression factor range for the dynamic protocol.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
1.1. REVISÃO DA LITERATURA	2
1.2. MÉTODOS PROPOSTOS	5
1.3. ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	8
2. ELETROMIOGRAFIA	10
2.1. FUNDAMENTOS	10
2.2. AQUISIÇÃO DE SINAIS	17
2.2.1. Eletromiografia invasiva e de superfície	17
2.2.2. Instrumentação	18
2.2.3. Ruídos e interferências	23
3. COMPRESSÃO DE SINAIS E DADOS	25
3.1. TRANSFORMADA WAVELET	26
3.1.1. Transformada Wavelet Contínua	27
3.1.2. Análise em multiresolução	28
3.1.3. Transformada Wavelet Discreta	30
3.1.4. Filtros digitais e DWT	31
3.1.5. Transformada Wavelet Discreta Bidimensional.....	34
3.2. CODIFICAÇÃO POR ENTROPIA	37
3.2.1. Codificação aritmética	38
3.3. CODIFICAÇÃO DE IMAGEM E VÍDEO	42
3.3.1. HEVC/H.265	44
3.3.1.1. Estruturas de codificação	46
3.3.1.2. Predição intra e inter-quadro	48
3.3.1.3. Transformada e quantização.....	50
3.3.1.4. Codificação por entropia	51
3.3.1.5. Filtros	51
3.3.1.6. Versões e Perfis	51
4. ALGORITMOS DE CODIFICAÇÃO UNIDIMENSIONAIS – 1D.....	53
4.1. CODIFICADORES E DECODIFICADORES FIXOS 1D.....	53

4.1.1. Alocação fixa de bits 1D	57
4.1.1.1. Alocação Exponencial Decrescente (1D – AED)	58
4.1.1.2. Alocação Linear Decrescente (1D – ALD)	60
4.1.1.3. Alocação Raiz-quadrática Decrescente (1D – ARD).....	62
4.1.1.4. Alocação Tangente Hiperbólica (1D – ATH)	65
4.2. CODIFICADOR E DECODIFICADOR ADAPTATIVO 1D	67
4.2.1. Alocação adaptativa de bits 1D	69
4.2.1.1. Alocação Logarítmica Adaptativa (1D – ALOG).....	70
5. ALGORITMOS DE CODIFICAÇÃO BIDIMENSIONAIS – 2D	74
5.1. CODIFICADORES E DECODIFICADORES FIXOS 2D	74
5.1.1. Alocação fixa de bits 2D	77
5.1.1.1. Alocação Exponencial Decrescente 2D (2D – AED).....	78
5.1.1.2. Alocação Linear Decrescente 2D (2D – ALD)	78
5.1.1.3. Alocação Raiz-quadrática Decrescente 2D (2D – ARD).....	79
5.1.1.4. Alocação Tangente Hiperbólica 2D (2D – ATH)	79
5.2. CODIFICADORES E DECODIFICADORES ADAPTATIVOS – 2D	80
5.2.1. Alocação Logarítmica Adaptativa 2D (2D - ALOG)	80
5.2.2. Análise por segmentação em Blocos Wavelets 2D (2D – BW ATH)	82
5.2.3. Análise por segmentação em Blocos Fixos (2D – BF ATH)	86
5.3. HEVC APLICADO A SINAIS DE S-EMG	88
5.3.1. Imagem Quadrada HEVC (2D – IQ HEVC)	91
5.3.2. Recorte de Bulhas HEVC (2D – RB HEVC)	91
6. MÉTODOS E RESULTADOS	93
6.1. MÉTODOS	93
6.2. COMPRESSÃO DE SINAIS DE S-EMG – TÉCNICAS 1D	96
6.3. COMPRESSÃO DE SINAIS DE S-EMG – TÉCNICAS 2D	101
6.3.1. Técnicas fixas e adaptativas propostas	101
6.3.2. HEVC aplicado a sinais de S-EMG	108
6.4. MELHORES DESEMPENHOS PARA SINAIS S-EMG ISOMÉTRICOS E DINÂMICOS	112
6.5. COMPARAÇÃO ENTRE O SINAL RECONSTRUÍDO E O SINAL ORIGINAL	114

6.6.	COMPARAÇÃO COM RESULTADOS DA LITERATURA	119
6.7.	DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	121
7.	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	129
7.1.	CONCLUSÕES GERAIS	129
7.2.	RECOMENDAÇÕES PARA PESQUISAS FUTURAS	131
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	132
A.	1D – ALOG COM SEGMENTAÇÃO WAVELET.....	145
A.1.	RESULTADOS	148
A.2.	DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	149
B.	2D – BF ATH COM DIFERENTES QUANTIDADE DE BLOCOS.....	150
B.1.	RESULTADOS	150
B.2.	DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	151
C.	RB – HEVC COM N BULHAS.....	153
C.1.	RESULTADOS	154
C.2.	DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	157
D.	DESLOCAMENTO ESPECTRAL DOS SINAIS RECONSTRUÍDOS	158
D.1.	RESULTADOS	162
D.2.	DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	166
E.	FORMAS DE ONDA DO SINAL DE S-EMG ORIGINAL, RECONSTRUÍDO E ERRO EM DETALHES	167

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 - Tabela de valores da codificação aritmética referentes ao exemplo proposto.	40
Tabela 6.1 - Tabela comparativa de desempenho dos algoritmos de compressão para ambiente 1D propostos aplicados a sinais isométricos – PRD (%): Melhores resultados em negrito (Menor PRD para uma dada CF).	99
Tabela 6.2 - Tabela comparativa de desempenho dos algoritmos de compressão para ambiente 1D propostos aplicados a sinais dinâmicos – PRD (%): Melhores resultados em negrito (Menor PRD para uma dada CF).	100
Tabela 6.3 - Tabela comparativa de desempenho dos algoritmos de compressão para ambiente 2D propostos aplicados a sinais isométricos – PRD (%): Melhores resultados em negrito (Menor PRD para uma dada CF).	107
Tabela 6.4 - Tabela comparativa de desempenho dos algoritmos de compressão para ambiente 2D propostos aplicados a sinais dinâmicos – PRD (%): Melhores resultados em negrito (Menor PRD para uma dada CF).	108
Tabela 6.5 - Tabela de desempenho do algoritmo de compressão IQ – HEVC aplicado a sinais isométricos – PRD (%): Melhores resultados em negrito (Menor PRD para uma dada CF).	110
Tabela 6.6 - Tabela comparativa de desempenho dos algoritmos de compressão 2D – IQ HEVC e 2D – RB HEVC aplicados a sinais dinâmicos – PRD (%): Melhores resultados em negrito (Menor PRD para uma dada CF).	112
Tabela 6.7 - Tabela comparativa de desempenho dos algoritmos de compressão que forneceram os melhores resultados para sinais de S-EMG isométricos – PRD (%): Melhores resultados em negrito (Menor PRD para uma dada CF).	113
Tabela 6.8 - Tabela comparativa de desempenho dos algoritmos de compressão que forneceram os melhores resultados para sinais de S-EMG dinâmicos – PRD (%): Melhores resultados em negrito (Menor PRD para uma dada CF).	114
Tabela 6.9 – Tabela de comparação de desempenho entre algoritmos de compressão relatados na literatura: (Berger <i>et al.</i> , 2006), (Costa <i>et al.</i> , 2009), (Filho <i>et al.</i> , 2008), (Melo <i>et al.</i> , 2016), (Norris <i>et al.</i> , 2003), (Trabuco <i>et al.</i> , 2014) e os algoritmos que obtiveram o melhor desempenho para protocolo isométrico (menor PRD para uma dada CF)	120

Tabela 6.10 - Tabela de comparação de desempenho entre algoritmos de compressão relatados na literatura: (Berger <i>et al.</i> , 2006), (Costa <i>et al.</i> , 2009), (Melo <i>et al.</i> , 2016), (Norris <i>et al.</i> , 2003), (Trabuco <i>et al.</i> , 2014) e os algoritmos que obtiveram o melhor desempenho para protocolo dinâmico (menor PRD para uma dada CF)	121
---	-----

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - Composição do tecido muscular esquelético (Modificado – Barros, 2005)....	11
Figura 2.2 - Unidades motoras formadas, cada uma, por um neurônio motor e pelas fibras musculares por ele inervadas (Gonzales e Woods, 2008).....	12
Figura 2.3 - Gráfico ilustrativo do desequilíbrio eletroquímico presente em um processo de contração muscular. É representado a variação do Potencial de Membrana (mV) no eixo das ordenadas com o Tempo (ms) no eixo das abscissas (Modificado – Silbermagl e Despopoulos, 2003).	13
Figura 2.4 - Representação esquemática da geração do potencial de ação de uma unidade motora e do trem de potenciais (Modificado – De Luca, 2006).	14
Figura 2.5 - Formação do sinal de EMG a partir da adição (superposição) de 25 MUAPTs. (Modificado – De Luca, 2006).....	15
Figura 2.6 - Comparação entre sinal de S-EMG isométrico e dinâmico típicos. Os dois sinais representados consistem de trechos de 8 segundos ou 16000 amostras. O sinal de S-EMG Dinâmico é ilustrado é proveniente de um processo de contração isotônico.....	16
Figura 2.7 - a) Detecção monopolar tradicional com respeito a uma referência remota tomado como potencial zero (referência). b) detecção bipolar (ou diferencial) ao longo da direção da fibra. c) Detecção linear (unidimensional, 1-D array) pode ser obtida pela ponderação adequada e acrescentando sinais dos eletrodos adjacentes. d) Matriz de eletrodos bidimensional (2-D ou HD-EMG) proporcionando uma imagem da distribuição espacial de potencial (Merletti <i>et al.</i> , 2010).	20
Figura 2.8 - Posicionamento dos eletrodos sobre a fibra muscular e exemplos de sinais no domínio do Tempo (s) e da Frequência (Hz) provenientes de cada posição. (De Luca, 2008).....	21
Figura 3.1 - Representação da Família Daubechies de wavelets base (Modificado – Misiti <i>et al.</i> , 2001).....	27
Figura 3.2 - Decimador (Modificado – Burros <i>et al.</i> , 1998).	31
Figura 3.3 - Análise em duas bandas (Modificado – Burros <i>et al.</i> , 1998).....	31
Figura 3.4 - Árvore de análise de 3 estágios e duas bandas (Modificado – Burros <i>et al.</i> , 1998).....	32

Figura 3.5 - Bandas de frequência para árvore de análise (Modificado – Burros <i>et al.</i> , 1998).....	33
Figura 3.6 - Divisão em coeficientes de aproximação (cA) e detalhes (cD) provenientes da análise em árvore de 3 níveis (Modificado – Misiti <i>et al.</i> , 2001).	33
Figura 3.7 - Processo de reconstrução (Modificado – Burros <i>et al.</i> , 1998).....	34
Figura 3.8 - a) Lena (512 x 512 e 8 bits de resolução). b) Saída resultante da filtragem horizontal, uma imagem composta pelos coeficientes de amostragem e detalhes. c) Ilustração da composição da imagem em b) em coeficientes de baixa (L) e alta frequência (H), respectivamente (Modificado – Ritter, 2002).	35
Figura 3.9 - a) Imagem resultante após aplicação da DWT às linhas e colunas. b) Blocos de coeficientes transformados de diferentes frequências obtidas após aplicação da 2D – DWT. (Modificado – Ritter, 2002).....	36
Figura 3.10 - a) 2D – DWT de dois níveis de resolução. b) 2D – DWT de três níveis de resolução. c) 2D – DWT de quatro níveis de resolução (Modificado – Ritter, 2002).....	36
Figura 3.11 - Sequência de codificação aritmética seguida para gerar a <i>Tag</i> representativa da sequência proposta pelo exemplo.....	41
Figura 3.12 - GOP típico formado por quadros I, P e B (Modificado – Elemental Technologies, 2013).....	44
Figura 3.13 - Diagrama de blocos do Codificador HEVC padrão (Modificado de – Jorge, 2014).....	46
Figura 3.14 - a) CTB particionado. b) Árvore de divisão correspondente: subdivisão de um CTB em CBs e em TBs, as linhas sólidas indicam os contornos de um CB e as linhas pontilhadas indicam os contornos de um TB (Sullivan <i>et al.</i> , 2013).	48
Figura 3.15 - Modos direcionais definidos pelo HEVC (Modificado – Sharabayko, 2013).	49
Figura 4.1 - Diagrama de blocos do codificador constituinte dos algoritmos de compressão de sinais de S-EMG 1D fixos propostos.	54
Figura 4.2 - Diagrama de blocos do decodificador constituinte dos algoritmos de compressão de sinais de S-EMG 1D fixos propostos.	56

Figura 4.3 - Curva exponencial decrescente para alocação de bits (Quantidade de bits $B[M]$ versus sub-banda m). L corresponde a quantidade de bits atribuída a sub-banda $M-1$ e a sub-banda C é atribuída 1 bit.....	58
Figura 4.4 - Gráfico da função exponencial decrescente dada pela equação (4.5) adotando $\beta = 2$	59
Figura 4.5 - Curva linear decrescente para alocação de bits (Quantidade de bits $B[M]$ versus sub-banda m). L corresponde a quantidade de bits atribuída a sub-banda $M-1$	61
Figura 4.6 - Curva raiz quadrática decrescente para alocação de bits (Quantidade de bits $B[M]$ versus sub-banda m). L corresponde a quantidade de bits atribuída a sub-banda $M-1$	63
Figura 4.7 - Gráfico da função raiz quadrática dada pela equação (4.17).....	63
Figura 4.8 - Curva tangente hiperbólica decrescente para alocação de bits (Quantidade de bits $B[M]$ versus sub-banda m).....	65
Figura 4.9 - Gráfico da função tangente hiperbólica dada pela equação (4.25).....	66
Figura 4.10 - Diagrama de blocos do codificador utilizando alocação adaptativa de bits. .	68
Figura 4.11 - Diagrama de blocos do decodificador utilizando alocação adaptativa de bits.	69
Figura 4.12 - Ilustração do formato gráfico da função de Erm dada pela equação (4.37) (energia relativa E_{rm} versus sub-banda m).....	71
Figura 4.13 - Ilustração do formato gráfico da função de g_m dada pela equação (4.39) (g_m versus sub-banda m).....	72
Figura 4.14 - Gráfico da função logarítmica de base 2 definida pela equação (4.39).....	72
Figura 5.1 - Diagrama de blocos do codificador constituinte dos algoritmos de compressão de sinais de S-EMG 2D fixos propostos.	75
Figura 5.2 - Diagrama de blocos do decodificador constituinte dos algoritmos de compressão de sinais de S-EMG 2D fixos propostos.	77
Figura 5.3 - Perfil de alocação AED adaptado ao ambiente 2D (Quantidade de bits $B[m]$ versus sub-banda m por L janelas).	78
Figura 5.4 - Perfil de alocação ALD adaptado ao ambiente 2D (Quantidade de bits $B[m]$ versus sub-banda m por L janelas).	78
Figura 5.5 - Perfil de alocação ARD adaptado ao ambiente 2D (Quantidade de bits $B[m]$ versus sub-banda m por L janelas).	79

Figura 5.6 - Perfil de alocação ATH adaptado ao ambiente 2D (Quantidade de bits $B[m]$ versus sub-banda m por L janelas).	79
Figura 5.7 - Diagrama de blocos do codificador constituinte do algoritmo de compressão de sinais de S-EMG 2D dinâmico	81
Figura 5.8 - Diagrama de blocos do decodificador constituinte do algoritmo de compressão de sinais de S-EMG 2D dinâmico	82
Figura 5.9 - Diagrama de blocos do codificador adaptativo bidimensional baseado na análise energética do espaço transformado por segmentação em blocos wavelets	83
Figura 5.10 - Segmentação em blocos do espaço Transformado Wavelet 2D com 4 níveis de resolução.....	84
Figura 5.11 - Possível ordenamento do vetor 1D de coeficientes transformados levando em conta o conteúdo energético de cada bloco.....	84
Figura 5.12 - Diagrama de blocos do decodificador adaptativo bidimensional baseado na análise energética do espaço transformado por segmentação em blocos wavelets.....	86
Figura 5.13 - Segmentação em 16 blocos de mesmo tamanho a ser aplicada sobre a matriz de coeficientes transformados	87
Figura 5.14 - Possível ordenamento do vetor 1D de coeficientes transformados levando em conta o conteúdo energético de cada bloco de tamanho fixo.....	88
Figura 5.15 - Diagrama de blocos do processo de codificação de sinais de S-EMG utilizando HEVC. O caminho 1 representa o diagrama implementado pela técnica IQ – HEVC e o caminho 2 representa o diagrama de implementado pela técnica RB – HEVC.....	89
Figura 5.16 - Diagrama de blocos do processo de decodificação de sinais de S-EMG utilizando HEVC	90
Figura 5.17 - a) Trecho de um sinal de S-EMG proveniente de protocolo dinâmico. b) Ilustração da envoltória do sinal de S-EMG quadrático, dos picos de atividade muscular e da distância entre os picos (N).	92
Figura 6.1 - Trecho de 10 segundos (20000 amostras) do sinal de S-EMG isométrico proveniente de um dos voluntários.....	94
Figura 6.2 - Eletromiógrafo Delsys, modelo Bagnoli – 2 (Andrade, 2006)......	94

Figura 6.3 - Trecho de 10 segundos (20000 amostras) do sinal de S-EMG dinâmico de exercício isocinético proveniente de um dos voluntários.....	95
Figura 6.4 - Módulo dos coeficientes transformados de uma janela de sinal isométrico....	97
Figura 6.5 - Módulo dos coeficientes transformados de uma janela de sinal dinâmico.....	97
Figura 6.6 - Quantidade de bits B_m atribuída a cada sub-banda (m) de uma janela de sinal, de acordo com o perfil de alocação. Valores obtidos tomando $Q = 16$ e $L = 1$. a) Alocação de bits gerada pelo perfil exponencial decrescente. b) Alocação de bits gerada pelo perfil linear decrescente. c) Alocação de bits gerada pelo perfil raiz-quadrático decrescente. d) Alocação de bits gerada pelo perfil tangente hiperbólico.....	98
Figura 6.7 - Gráfico de desempenho dos algoritmos de compressão para ambiente 1D propostos aplicados a sinais isométricos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) <i>versus</i> o Fator de Compressão (CF).....	99
Figura 6.8 - Gráfico de desempenho dos algoritmos de compressão para ambiente 1D propostos aplicados a sinais dinâmicos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) <i>versus</i> o Fator de Compressão (CF).....	100
Figura 6.9 - Exemplo de um trecho de 8 segundos de sinal de S-EMG isométrico de um dos voluntários arranjado de maneira bidimensional.	101
Figura 6.10 - Exemplo de um trecho de 51 segundos de sinal de S-EMG dinâmico de um dos voluntários arranjado de maneira bidimensional.	102
Figura 6.11 - Matriz do módulo do coeficientes transformados do sinal de S-EMG 2D isométrico	102
Figura 6.12 - Matriz do módulo dos coeficientes transformados do sinal de S-EMG 2D dinâmico	103
Figura 6.13 - Matrizes de alocação de bits. Quantidade de bits B_m atribuída a cada sub-banda (m) de uma determinada linha, de acordo com o perfil de alocação. Valores obtidos tomando $Q = 16$ e $L = 1$. a) Matriz de alocação de bits gerada pelo perfil exponencial decrescente. b) Matriz de alocação de bits gerada pelo perfil linear decrescente. c) Matriz de alocação de bits gerada pelo perfil raiz-quadrático decrescente. d) Matriz de alocação de bits gerada pelo perfil tangente hiperbólico.....	104
Figura 6.14 - Módulo dos coeficientes transformados isométricos reordenados pelo algoritmo 2D – BW ATH.....	105

Figura 6.15 - Módulo dos coeficientes transformados dinâmicos reordenados pelo algoritmo 2D – BW ATH.....	105
Figura 6.16 - Módulo dos coeficientes transformados isométricos reordenados pelo algoritmo 2D – BF ATH	106
Figura 6.17 - Módulo dos coeficientes transformados dinâmicos reordenados pelo algoritmo 2D – BF ATH	106
Figura 6.18 - Gráfico de desempenho dos algoritmos de compressão para ambiente 2D propostos aplicados a sinais isométricos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) <i>versus</i> o Fator de Compressão (CF).....	107
Figura 6.19 - Gráfico de desempenho dos algoritmos de compressão para ambiente 2D propostos aplicados a sinais dinâmicos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) <i>versus</i> o Fator de Compressão (CF).....	108
Figura 6.20 - a) Imagem 144 x 144 obtida a partir de um sinal isométrico com 20480 amostras (10 segundos). b) Imagem 320 x 320 obtida a partir de um sinal dinâmico com 102400 amostras (51 segundos).	109
Figura 6.21 - Gráfico de desempenho do algoritmo de compressão 2D – IQ HEVC aplicados a sinais isométricos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) <i>versus</i> o Fator de Compressão (CF).....	110
Figura 6.22 - Representação 2D do sinal dinâmico após recorte e justaposição paralela de bulhas.	111
Figura 6.23 - Imagem resultante após recorte e justaposição paralela de bulhas do sinal dinâmico.....	111
Figura 6.24 - Gráfico de desempenho dos algoritmos de compressão 2D – IQ HEVC e 2D – RB HEVC aplicados a sinais dinâmicos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) <i>versus</i> o Fator de Compressão (CF).....	112
Figura 6.25 - Gráfico de desempenho dos algoritmos de compressão que forneceram os melhores resultados para sinais de S-EMG isométricos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) <i>versus</i> o Fator de Compressão (CF).....	113
Figura 6.26 - Gráfico de desempenho dos algoritmos que forneceram os melhores resultados para sinais de S-EMG dinâmicos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) <i>versus</i> o Fator de Compressão (CF).....	114
Figura 6.27 - Exemplo ilustrativo mostrando uma janela (2048 amostras) do sinal de S-EMG isométrico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de	

	decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=0,62 % e CF=70,01 %.....	116
Figura 6.28	- Exemplo ilustrativo mostrando uma janela (2048 amostras) do sinal de S-EMG dinâmico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=1,52 % e CF=70,44 %.....	116
Figura 6.29	- Exemplo ilustrativo mostrando uma janela (2048 amostras) do sinal de S-EMG isométrico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=3,09 % e CF=86,16 %.....	117
Figura 6.30	- Exemplo ilustrativo mostrando uma janela (2048 amostras) do sinal de S-EMG dinâmico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=4,19 % e CF=85,88 %.....	117
Figura 6.31	- Exemplo ilustrativo mostrando uma janela (2048 amostras) do sinal de S-EMG isométrico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, têm-se PRD=15,90 % e CF=94,88 %.....	118
Figura 6.32	- Exemplo ilustrativo mostrando uma janela (2048 amostras) do sinal de S-EMG dinâmico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, têm-se PRD=10,89 % e CF=94,73 %.....	118
Figura 6.33	- Desempenho entre algoritmos de compressão relatados na literatura para protocolo isométrico. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) <i>versus</i> o Fator de Compressão (CF).	119
Figura 6.34	- Desempenho entre algoritmos de compressão relatados na literatura para protocolo dinâmico. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) <i>versus</i> o Fator de Compressão (CF).	120
Figura A.1	- Módulo dos coeficientes transformados de uma janela de sinal isométrico segmentada em 16 sub-bandas de tamanho fixo igual a 128 coeficientes. Segmentação obtida após aplicação da estratégia de segmentação em tamanho fixo.	146

Figura A.2 - Quantidade de bits $B[m]$ atribuída a cada sub-banda (m) aplicada a janela de coeficientes transformados ilustrada na Figura A.1. Vetor de alocação de bits obtido após a aplicação da equação (4.40), adotando $Q = 16$ e $\alpha = Q$	146
Figura A.3 - Módulo dos coeficientes transformados de uma janela de sinal isométrico segmentada em 09 sub-bandas de tamanho variável. Segmentação obtida após aplicação da estratégia de segmentação em tamanho variável, onde o tamanho da sub-banda acompanha a quantidade de coeficientes wavelet do respectivo nível de decomposição da transformada.	147
Figura A.4 - Quantidade de bits $B[m]$ atribuída a cada sub-banda (m) aplicada a janela de coeficientes transformados ilustrada na Figura A.2. Vetor de alocação de bits obtido após a aplicação da equação (4.40), adotando $Q = 16$ e $\alpha = Q$	147
Figura A.5 - Gráfico de desempenho do algoritmo adaptativo 1D utilizando a técnica de segmentação em tamanho fixo (1D – ALOG) e utilizando a técnica de segmentação em tamanho variável (1D – ALOG Sub-bandas wavelet) aplicados a sinais isométricos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) <i>versus</i> o Fator de Compressão (CF).....	148
Figura A.6 - Gráfico de desempenho do algoritmo adaptativo 1D utilizando a técnica de segmentação em tamanho fixo (1D – ALOG) e utilizando a técnica de segmentação em tamanho variável (1D – ALOG Sub-bandas wavelet) aplicados a sinais dinâmicos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) <i>versus</i> o Fator de Compressão (CF).....	148
Figura B.1 - Gráfico de desempenho do algoritmo de compressão 2D – BF ATH para segmentações do espaço transformado em 04, 08, 16, 32, 64, 128, 256, 512, 1024 e 2048 blocos aplicado a sinais isométricos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) <i>versus</i> o Fator de Compressão (CF).....	150
Figura B.2 - Gráfico de desempenho do algoritmo de compressão 2D – BF ATH para segmentações do espaço transformado em 04, 08, 16, 32, 64, 128, 256, 512, 1024 e 2048 blocos aplicado a sinais dinâmicos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) <i>versus</i> o Fator de Compressão (CF).....	151
Figura C.1 - Representação 2D do sinal dinâmico após recorte de 2 bulhas por segmento e justaposição paralela	154
Figura C.2 - Representação 2D do sinal dinâmico após recorte de 3 bulhas por segmento e justaposição paralela	154

Figura C.3 - Representação 2D do sinal dinâmico após recorte de 4 bulhas por segmento e justaposição paralela	155
Figura C.4 - Representação 2D do sinal dinâmico após recorte de 5 bulhas por segmento e justaposição paralela	155
Figura C.5 - Representação 2D do sinal dinâmico após recorte de 6 bulhas por segmento e justaposição paralela	156
Figura C.6 - Gráfico de desempenho do algoritmo 2D – RB HEVC utilizando os recortes de 01, 02, 03, 04, 05 e 06 bulhas por segmento. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) <i>versus</i> o Fator de Compressão (CF).....	156
Figura D.1 - Frequência de Potência Média (MNF) calculada a partir de um sinal de S-EMG isométrico original. A MNF foi computada utilizando janelas de 1024 amostras e deslocamento de 128 amostras.....	159
Figura D.2 - Frequência de Potência Mediana (MDF) calculada a partir de um sinal de S-EMG isométrico original. A MDF foi computada utilizando janelas de 1024 amostras e deslocamento de 128 amostras.....	160
Figura D.3 - Alterações do sinal de S-EMG isométrico no domínio do tempo e da frequência. Com o decorrer do tempo e o aparecimento da fadiga, o sinal apresenta uma expansão no domínio do tempo e uma compressão no domínio da frequência, resultando em um deslocamento da MDF (Modificado – De Luca, 1997).....	161
Figura D.4 - Índice de fadigamento muscular (Modificado – De Luca, 1997).....	161
Figura D.5 - a) Frequência de Potência Média (MNF) calculada a partir de um sinal de S-EMG isométrico original e de seus respectivos sinais reconstruídos a taxas de PRD iguais a 1,0 %, 11,9 % e 19,2 % utilizando o algoritmo de compressão 1D – ALOG. A MNF foi computada utilizando janelas de 1024 amostras e deslocamento de 128 amostras. É também indicada a MNF média e o desvio padrão para cada caso. b) Diferença entre a MNF do sinal original e dos sinais reconstruídos exibidas em a). É calculada a Diferença média e o desvio padrão para cada caso.....	162
Figura D.6 - Frequência de Potência Mediana (MDF) calculada a partir de um sinal de S-EMG isométrico original e de seus respectivos sinais reconstruídos a taxas de PRD iguais a 1,0 %, 11,9 % e 19,2 % utilizando o algoritmo de compressão 1D – ALOG. A MDF foi computada utilizando janelas de 1024 amostras e	

deslocamento de 128 amostras. É também indicada a MDF média e o desvio padrão para cada caso. b) Diferença entre a MDF do sinal original e dos sinais reconstruídos exibidas em a). É calculada a Diferença média e o desvio padrão para cada caso..... 163

Figura D.7 - a) Frequência de Potência Média (MNF) calculada a partir de um sinal de S-EMG isométrico original e de seus respectivos sinais reconstruídos a taxas de PRD iguais a 2,3 %, 16,3 % e 30,2 % utilizando o algoritmo de compressão 2D – BF ATH. A MNF foi computada utilizando janelas de 1024 amostras e deslocamento de 128 amostras. É também indicada a MNF média e o desvio padrão para cada caso. b) Diferença entre a MNF do sinal original e dos sinais reconstruídos exibidas em a). É calculada a Diferença média e o desvio padrão para cada caso..... 163

Figura D.8 - Frequência de Potência Mediana (MDF) calculada a partir de um sinal de S-EMG isométrico original e de seus respectivos sinais reconstruídos a taxas de PRD iguais a 2,3 %, 16,3 % e 30,2 % utilizando o algoritmo de compressão 2D – BF ATH. A MDF foi computada utilizando janelas de 1024 amostras e deslocamento de 128 amostras. É também indicada a MDF média e o desvio padrão para cada caso. b) Diferença entre a MDF do sinal original e dos sinais reconstruídos exibidas em a). É calculada a Diferença média e o desvio padrão para cada caso..... 164

Figura D.9 - a) Frequência de Potência Média (MNF) calculada a partir de um sinal de S-EMG isométrico original e de seus respectivos sinais reconstruídos a taxas de PRD iguais a 1,0 %, 9,3 % e 20,1 % utilizando o algoritmo de compressão 2D – IQ HEVC. A MNF foi computada utilizando janelas de 1024 amostras e deslocamento de 128 amostras. É também indicada a MNF média e o desvio padrão para cada caso. b) Diferença entre a MNF do sinal original e dos sinais reconstruídos exibidas em a). É calculada a Diferença média e o desvio padrão para cada caso..... 165

Figura D.10 - Frequência de Potência Mediana (MDF) calculada a partir de um sinal de S-EMG isométrico original e de seus respectivos sinais reconstruídos a taxas de PRD iguais a 1,0 %, 9,3 % e 20,1 % utilizando o algoritmo de compressão 2D – IQ HEVC. A MDF foi computada utilizando janelas de 1024 amostras e deslocamento de 128 amostras. É também indicada a MDF média e o desvio

	padrão para cada caso. b) Diferença entre a MDF do sinal original e dos sinais reconstruídos exibidas em a). É calculada a Diferença média e o desvio padrão para cada caso.....	165
Figura E.1 -	Exemplo ilustrativo mostrando um trecho (512 amostras) do sinal de S-EMG isométrico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=0,62 % e CF=70,01 %.....	167
Figura E.2 -	Exemplo ilustrativo mostrando um trecho (512 amostras) do sinal de S-EMG dinâmico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=1,52 % e CF=70,44 %.....	168
Figura E.3 -	Exemplo ilustrativo mostrando um trecho (512 amostras) do sinal de S-EMG isométrico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=3,09 % e CF=86,16 %.....	168
Figura E.4 -	Exemplo ilustrativo mostrando um trecho (512 amostras) do sinal de S-EMG dinâmico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=4,19 % e CF=85,88 %.....	169
Figura E.5 -	Exemplo ilustrativo mostrando um trecho (512 amostras) do sinal de S-EMG isométrico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=15,90 % e CF=94,88 %.....	169
Figura E.6 -	Exemplo ilustrativo mostrando um trecho (512 amostras) do sinal de S-EMG dinâmico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=10.89 % e CF=94,73 %.....	170

LISTA DE ABREVIACÕES

ACELP	<i>Algebraic Code-Excited Linear Prediction</i>
ADC	<i>Analogic to Digital Converter</i> (Conversor Analógico Digital)
ADPCM	<i>Adaptative Differential Pulse Code Modulation</i>
AED	Alocação Exponencial Decrescente
ALD	Alocação Linear Decrescente
ARD	Alocação Raiz-quadrática Decrescente
ARV	<i>Average Rectified Value</i> (Valor Médio Retificado)
ATH	Alocação Tangente Hiperbólica
ALOG	Alocação Logarítmica Adaptativa
BMA	<i>Block Matching Algorithm</i> (Algoritmo de Casamento de bloco)
CABAC	<i>Context Adaptive Arithmetic Coding</i>
CB	<i>Coding Block</i>
CF	<i>Compression Factor</i> (Fator de Compressão)
CTB	<i>Coding Tree Block</i>
CTU	<i>Coding Tree Unit</i>
CU	<i>Coding Unit</i>
CV	<i>Conduction Velocity</i> (Velocidade de Condução)
CVMI	Contração Voluntária Máxima Isométrica
CWT	<i>Continuos Wavelet Transform</i> (Transformada Wavelet Contínua)
DBF	<i>Deblocking Filter</i>
DCT	<i>Discrete Cosine Transform</i> (Transformada do Cosseno Discreto)
DPCM	<i>Differential Pulse Code Modulation</i>
DST	<i>Discrete Sine Transform</i> (Transformada do Seno Discreto)
DWPT	<i>Discrete Wavelet Packet Transform</i>
DWT	<i>Discrete Wavelet Transform</i> (Transformada Wavelet Discreta)
ECG	Eletrocardiografia
EEG	Eletroencefalograma
EMG	Eletromiografia
EOM	<i>End Of Message</i> (Fim da Mensagem)
EZW	<i>Embedded Zero-Tree Wavelet</i>
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i> (Transformada Rápida de Fourier)

FIR	<i>Finite Impulse Response</i> (Resposta ao Impulso Finita)
GOP	<i>Group Of Pictures</i>
HD	<i>High Definition</i> (Alta Definição)
HD-EMG	<i>High Density Electromyography</i>
HEVC	<i>High Efficiency Video Coding</i>
IDWT	<i>Inverse Discrete Wavelet Transform</i> (Transformada Wavelet Discreta Inversa)
IIR	<i>Infinite Impulse Response</i> (Resposta ao Impulso Infinita)
IZ	<i>Innervation Zone</i> (Zona de Inervação)
JCT-VC	<i>Joint Collaborative Team on Video Coding</i>
LPC	<i>Linear Predictive Coding</i> (Codificação Preditiva Linear)
MDF	<i>Median Frequency</i> (Frequência de Potência Mediana)
MNF	<i>Mean Frequency</i> (Frequência de Potência Média)
MPEG	<i>Moving Picture Experts Group</i>
MU	<i>Motor Unit</i> (Unidade Motora)
MUAP	<i>Motor Unit Action Potential</i> (Potencial de Ativação da Unidade Motora)
MUAPT	<i>Motor Unit Action Potential Train</i> (Trem de Potenciais de Ação da Unidade Motora)
MV-HEVC	<i>Multiview extension of HEVC</i>
PB	<i>Prediction Block</i> (Bloco de Predição)
PDF	<i>Probability Density Function</i> (Função Densidade de Probabilidade)
PRD	<i>Percent Residual Difference</i> (Diferença Percentual Residual)
PSD	<i>Power Spectral Density</i> (Densidade Espectral de Potência)
PU	<i>Prediction Unit</i> (Unidade de Predição)
QP	<i>Quantisation Parameter</i> (Parâmetro de Quantização)
RExt	<i>Range Extension</i>
RGB	<i>Red Green Blue</i>
RMS	<i>Root Mean Square</i> (Raiz Média Quadrática)
S-EMG	<i>Surface Electromyography</i> (Eletromiografia de superfície)
SAO	<i>Sample Adaptive Offset</i>
SCC	<i>Screen Content Coding</i>
SHVC	<i>Scalability extension of HEVC</i>
TB	<i>Transform Block</i> (Bloco de Transformada)

TU	<i>Transform Unit</i> (Unidade de Transformada)
URQ	<i>Uniform-Reconstruction Quantiser</i> (Quantizador de Reconstrução Uniforme)
VCEG	<i>Video Coding Experts Group</i>
YCbCr	<i>Luminance, Blue Chrominance and Red Chrominance</i>

1. INTRODUÇÃO

A eletromiografia de superfície, ou S-EMG (do inglês, *Surface Electromyography*), tem atraído o interesse de setores que lidam com clínica médica, fisioterapia, biomecânica, medicina esportiva e ortopedia. Dentre as inúmeras aplicações da eletromiografia, destaca-se, na clínica médica, o diagnóstico de doenças neuromusculares degenerativas, tais como o mal de Parkinson; na fisioterapia, em procedimentos de reabilitação, com o intuito de prover a reeducação da ação muscular (*biofeedback* eletromiográfico); na anatomia, com o intuito de revelar a ação muscular em determinados movimentos; na biomecânica, no sentido de servir como ferramenta indicadora de alguns fenômenos; e na medicina esportiva, no treinamento de atletas de alto desempenho a partir da análise dos processos de fadiga e recrutamento de fibras musculares por atividade física (Amadio e Serrão, 2007).

Os profissionais são motivados principalmente pelo método de obtenção dos sinais – haja vista que não é necessário qualquer processo invasivo, o que evita dor e desconforto ao paciente – e pelo avanço das técnicas de processamento e análise dos sinais obtidos, as quais possibilitam identificar e planejar o tratamento de diversas disfunções fisiológicas a partir de parâmetros de interesse.

Em geral, os protocolos de aquisição de sinais de S-EMG apresentam longa duração temporal e possuem diversos canais (cada canal geralmente é digitalizado a uma taxa variando de 1 a 4 kHz). Mais recentemente, estão se tornando populares, protocolos de aquisição de múltiplos canais arranjados de forma unidimensional (S-EMG vetorial) ou formando uma matriz bidimensional de eletrodos, arranjo denominado S-EMG de alta densidade ou HD-EMG (do inglês, *High Density Electromyography*) (Soares, 2013), possibilitando a obtenção de sinais por até centenas de canais simultaneamente (Jordanic *et al.*, 2016). Protocolos que geram uma grande soma de dados, acarretando a necessidade de grande quantidade de memória de massa para armazenamento das informações de interesse e excessivo tempo de alocação de canal de comunicação para a transferência dos dados experimentais.

Ademais, diversos protocolos de aquisição são realizados remotamente, em tempo real e utilizando instrumentação sem fio. Destaca-se nesse contexto a tecnologia *bluetooth* por apresentar as seguintes vantagens: maior taxa de transmissão quando comparado a outras tecnologias de baixo consumo como o ZigBee; melhor eficiência energética quando comparada a tecnologia WiFi; e, principalmente por ser uma tecnologia de fácil integração com computadores e celulares. No entanto, é uma tecnologia de baixo alcance (Abrantes, 2016). Módulos comumente utilizados em instrumentação sem fio por *bluetooth* possuem taxa de transmissão de até 1.382.400 bps e um alcance de aproximadamente 10 metros (Abrantes, 2016).

A taxa de transmissão imposta pela instrumentação sem fio pode ser um fator limitante em alguns cenários de aquisição de sinais de S-EMG, principalmente quando se adota protocolos do tipo HD-EMG e quando a distância do eletrodo de aquisição ao ponto de recepção é elevada. Tomando por exemplo o protocolo HD-EMG adotado em (Jordanic *et al.*, 2016), onde foram utilizados 240 canais, sendo cada canal amostrado a 2048 Hz e com 16 bits de resolução por amostra, neste caso, seria necessário uma taxa de transmissão de pelo menos 7.864.320 bps para utilização em aplicações de tempo real, ou seja, muito distante da taxa fornecida pelos módulos *bluetooth*.

Assim, face ao crescente interesse no uso de sinais de S-EMG, na grande soma de dados gerados, sobretudo para protocolos do tipo HD-EMG, e na aplicação em cenários sem-fio, sobretudo em tempo real, surge a necessidade de otimização das técnicas de compressão já existentes e a proposição de novas técnicas, objetivando sempre o aumento da eficiência no processo de compressão (redução da quantidade de bits utilizados pelo sinal comprimido, sem perda da qualidade do sinal reconstruído). Este trabalho advém desta motivação, a proposição de técnicas dedicadas à compressão de sinais, em específico, sinais de S-EMG provenientes de protocolos de esforços isométricos e dinâmicos.

1.1. REVISÃO DA LITERATURA

Nas duas últimas décadas, diversos estudos foram conduzidos a fim de prover a compressão de sinais de S-EMG, a maioria dos métodos encontrados na literatura científica ou fazem uso da codificação paramétrica ou são baseados em codificação por

transformadas, onde a Transformada Wavelet Discreta (DWT, do inglês, *Discrete Wavelet Transform*) é a mais comum.

A grande maioria dos trabalhos baseados em codificação preditiva abordam a LPC (do inglês, *Linear Predictive Coding*), são exemplos (Guerreiro e Mailhes, 1997), (Carotti *et al.*, 2005 e 2006) e (Carotti *et al.*, 2006), onde também foi relatado o uso de codificação de voz para sinais de eletromiografia. Esses trabalhos apresentam como vantagem o baixo custo computacional e grande ganho de compactação. Contudo, apesar do processo conseguir fazer bem uma aproximação do envelope espectral de amplitude do sinal de S-EMG, há a perda da informação de fase, ocasionando alterações na forma de onda do sinal reconstruído e conseqüentemente perdas na relação sinal-erro.

O codificador de voz híbrido ACELP (do inglês, *Algebraic Code-Excited Linear Prediction*) mostrou bons resultados quando aplicado à codificação de sinais de S-EMG, nesse contexto, encontram-se os trabalhos (Carotti *et al.*, 2007, 2008 e 2009). Ademais, a técnica de ADPCM (do inglês, *Adaptive Differential Pulse Code Modulation*) pode ser encontrada em (Norris e Lovely, 1995), (Yousefian *et al.*, 2013) e (Sharma e Singh, 2013). O ponto forte da técnica é prover baixa complexidade computacional em ambientes de tempo real. O algoritmo de quantização vetorial também foi explorado em alguns trabalhos, tais como (Gronfors e Paivinen, 2005 e 2006) e (Gronfors *et al.*, 2006), onde buscou-se a manutenção da assinatura espectral do sinal de S-EMG para ser possível o cálculo de alguns parâmetros de interesse médico, como frequência de potência média e frequência de potência mediana.

Codificadores baseados em Transformadas Ortogonais têm apresentado desempenho superior em métricas objetivas, quando comparados aos codificadores paramétricos ora citados. A Transformada Wavelet Discreta e a Transformada do Cosseno Discreto (DCT, do inglês, *Discrete Cosine Transform*) vêm sendo utilizadas em função da sua propriedade de concentração de energia no domínio transformado. Em (Wellig *et al.*, 1998) e (Norris *et al.*, 2001 e 2003), são apresentados codificadores de forma de onda que fazem uso de uma técnica baseada em Transformada Wavelet, conhecida como EZW (do inglês, *Embedded Zero-tree Wavelets*).

Uma técnica elegante quanto à concepção e eficiente quanto ao desempenho associado ao ganho de compressão em função da fidelidade da forma de onda é descrito em (Paiva *et al.*, 2008). Nesta abordagem, as funções de base da transformada são localmente escolhidas segundo critério de melhor representação no espaço transformado (maior concentração de energia em uma quantidade menor de coeficientes transformados). Metodologia semelhante também pode ser encontrada em (Crechet *et al.*, 2007), (Sarka e Bhoi, 2012) e (Oyobé-Okassa e Elé, 2014).

O uso da DWPT (do inglês, *Discrete Wavelet Packet Transform*) na compressão de sinais de S-EMG é avaliada em (Oyobé-Okassa *et al.*, 2016) (1), onde é proposto um algoritmo de compressão que aplica o método DPCM (do inglês, *Differential Pulse Code Modulation*) ao coeficientes transformados resultantes da DWPT. Em (Oyobé-Okassa *et al.*, 2016) (2), é avaliada a associação da DWPT com a DCT.

Redes neurais artificiais foram utilizadas em (Berger *et al.*, 2006 e 2007), estudos nos quais foi utilizada Transformada Wavelet associada a um esquema de alocação dinâmica de bits utilizando uma camada de Kohonen. Outra técnica que apresentou excelente desempenho é a baseada em padrões recorrentes (Filho *et al.*, 2008), principalmente para processos passa-baixas em que subentende-se estacionaridade (o processo é não estacionário, mas apresenta grande inércia). Isso pode ser observado em experimentos com protocolos isométricos de S-EMG. Contudo, o custo computacional é grande e depende do tamanho e do comportamento espectral do banco de sinais.

Perfis espectrais decrescentes para alocação de bits são utilizados em (Trabuco *et al.*, 2014) para delinear o sinal no domínio transformado, gerando resultados satisfatórios sem requerer alto esforço computacional.

Abordagens mais recentes realizam a segmentação do sinal de S-EMG, após a qual cada segmento é justaposto para formar um sinal bidimensional (2D), que é codificado usando técnicas desenvolvidas para sinais bidimensionais (isto é, codificadores de imagens digitais). O JPEG2000 é utilizado em (Chaffim *et al.*, 2008 e 2009), (Melo *et al.*, 2012) e (Pascal *et al.*, 2013). A aplicação do H.264/AVC é relatada em (Costa *et al.*, 2009) e (Melo *et al.*, 2016) e o uso do HEVC é relatado em (Melo *et al.*, 2016). Em (Itiki *et al.*, 2014) foi

utilizado o padrão JPEG para comprimir sinais eletromiográficos de alta densidade (HD-EMG).

Além da segmentação do sinal para formar uma imagem 2D, em (Pascal *et al.*, 2013) é utilizado um algoritmo de compressão baseado em transformação fractal, técnica que forneceu bons resultados. No entanto, a compressão é extremamente lenta, devido ao número de comparações realizadas. Por fim, estudos envolvendo *compressive sensing* são relatados em (Allstot, 2011), (Dixon *et al.*, 2012), (Chen *et al.*, 2014) e (Ravelomanantsoa *et al.*, 2015).

1.2. MÉTODOS PROPOSTOS

Este trabalho propõe algoritmos de compressão de sinais de S-EMG que se ambientam em espaços unidimensionais (1D), onde o sinal de S-EMG de entrada está arranjado de forma 1D (S-EMG 1D), e bidimensionais, onde o sinal de S-EMG de entrada está arranjado de forma 2D (S-EMG 2D).

Os algoritmos que possuem como entrada o sinal de S-EMG 1D são baseados em DWT e na segmentação do espectro transformado em sub-bandas. Em cada sub-banda é adaptada um perfil de alocação de bits para a quantização dos coeficientes transformados de wavelet. Os dados são então compactados por um codificador por entropia.

São propostos cinco perfis ou maneiras distintas de alocação de bits do espaço transformado com o objetivo de aproximar o envoltório espectral dos coeficientes transformados. Quatro deles são implementados de maneira fixa, ou seja, a curva de alocação de bits é definida apenas a partir de uma função matemática, são eles:

- Alocação Exponencial Decrescente (AED): A quantidade de bits alocada para cada sub-banda varia de acordo com uma curva exponencial decrescente;
- Alocação Linear Decrescente (ALD): A quantidade de bits alocada para cada sub-banda varia linearmente;
- Alocação Raiz quadrática Decrescente (ARD): A quantidade de bits alocada para cada sub-banda varia de acordo com uma curva raiz quadrática decrescente;

- Alocação Tangente Hiperbólica (ATH): A quantidade de bits alocada para cada sub-banda varia de acordo com uma curva tangente hiperbólica.

Por fim, é implementada uma técnica adaptativa de alocação de bits para cada sub-banda que adapta uma curva logarítmica ao perfil espectral do sinal transformado a partir da energia de cada sub-banda, sendo aqui denominada:

- Alocação Logarítmica Adaptativa (ALOG): A quantidade de bits para cada sub-banda varia de acordo com uma curva logarítmica e com o conteúdo energético de cada sub-banda.

Assim, os algoritmos de compressão 1D propostos por este trabalho são divididos didaticamente em dois grupos. O primeiro é composto por aqueles que implementam perfis de alocação fixos: 1D – AED, 1D – ALD, 1D – ARD, 1D – ATH e o segundo é composto pelo algoritmo que implementa o perfil de alocação adaptativo: 1D – ALOG.

Os algoritmos que possuem como entrada o sinal de S-EMG 2D são divididos didaticamente em três grupos distintos, no primeiro estão aqueles que implementam técnicas fixas, o segundo é composto pelos algoritmos que implementam técnicas adaptativas e por fim, o terceiro grupo é composto por aqueles que possuem em sua formulação o codificador de vídeo HEVC/H.265.

Os algoritmos pertencentes ao primeiro grupo segmentam o sinal amostrado de S-EMG e em seguida, justapõe estes segmentos de maneira a formar uma matriz de amostras, formando assim, uma representação 2D do sinal, a essa representação é aplicada a Transformada Wavelet Discreta 2D (2D – DWT), em seguida, o processo de quantização se dá pela divisão em sub-bandas de cada coluna formadora do espaço transformado bidimensional e pela adaptação de um dos quatro perfis fixos propostos ao conjunto de sub-bandas. Os coeficientes transformados quantizados são então ordenados de forma 1D e seguem para o codificador por entropia. Os algoritmos constituintes deste grupo recebem as denominações: 2D – AED, 2D – ALD, 2D – ARD e 2D – ATH.

O perfil adaptativo ora proposto também é implementado no processo de quantização do espaço transformado 2D descrito no parágrafo anterior, todavia, por ter caráter adaptativo, o algoritmo que o implementa perfaz o segundo grupo. Este algoritmo recebe a denominação: 2D – ALOG.

O segundo grupo também é composto por algoritmos que levam em consideração a distribuição energética no espaço transformado wavelet 2D. Após a aplicação da 2D – DWT, o conteúdo energético do espaço transformado é avaliado e o sinal transformado bidimensional é reordenado para espaço unidimensional priorizando os coeficientes mais energéticos. Ao sinal transformado 1D é aplicado o perfil de alocação tangente hiperbólico, sendo em seguida, compactado por um codificador por entropia. Duas maneiras de avaliar o conteúdo energético do espaço transformado 2D são propostas:

- Análise por segmentação em Blocos Wavelet (BW ATH): O conteúdo energético do espaço transformado é avaliado após a segmentação do mesmo em blocos que acompanham os níveis de decomposição da 2D – DWT.
- Análise por segmentação em Blocos Fixos (BF ATH): O conteúdo energético do espaço transformado é avaliado após a segmentação do mesmo em blocos de tamanho fixo.

Esses algoritmos recebem as denominações: 2D – BW ATH e 2D – BF ATH.

Ainda no escopo de implementações de algoritmos de compressões 2D, está o terceiro grupo, composto por aqueles que aplicam o sinal de S-EMG 2D, modelado como uma imagem estática, ao codificador de vídeo HEVC/H.265. Duas técnicas distintas são implementadas e avaliadas:

- Imagem Quadrada (IQ): O sinal de S-EMG é dividido em segmentos de tamanho fixo e cada segmento é justaposto de forma a gerar uma imagem quadrada;
- Recorte de Bulhas (RB): O sinal de S-EMG é segmentado de maneira adaptativa a fim de recortar o intervalo entre duas contrações musculares consecutivas e gerar uma imagem que explore de forma mais eficiente a predição intra-quadro do codificador HEVC.

Os algoritmos constituintes desse grupo recebem as denominações: 2D – IQ HEVC e 2D – RB HEVC.

O objetivo de todos os algoritmos de compressão propostos é o de propiciar a compactação eficiente dos sinais, tal que os resultados obtidos sejam tão bons ou melhores quando comparados aos resultados já alcançados por outros algoritmos relatados na literatura.

1.3. ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

O intuito deste trabalho foi o de apresentar algoritmos de compressão de sinais de S-EMG em ambientes 1D e 2D e analisar os resultados obtidos. No entanto, a proposição das técnicas e a fundamentação da análise feita sobre cada resultado não teria sido possível sem um prévio aprofundamento da teoria envolvida. Assim, o desenvolvimento se deu inicialmente com uma abordagem acerca da eletromiografia e das técnicas de compressão de sinais que hoje são o estado da arte, tais como Transformada Wavelet e codificação por entropia. Em seguida, as técnicas propostas são apresentadas e os resultados avaliados. A organização se dá em sete capítulos.

O texto tem início com este capítulo introdutório, onde é feita uma contextualização do tema abordado, uma revisão bibliográfica e são apresentadas os algoritmos desenvolvidos.

O capítulo 2 enfoca a teoria e as técnicas que fazem parte do atual cenário de eletromiografia. Primeiramente é feita uma abordagem dos principais conceitos e características de um sinal de eletromiografia, em seguida são apresentados os procedimentos e a instrumentação envolvida em um processo de aquisição de sinal.

O capítulo 3 apresenta as técnicas de compressão de sinais e dados utilizadas por esta pesquisa, as quais são o estado da arte no tratamento de sinais de S-EMG. São feitas abordagens a respeito da Transformada Wavelet, da codificação por entropia e da codificação de imagem e vídeo, em especial o codificador H.265/HEVC.

Em seguida, nos capítulos 4 e 5, são apresentados em detalhes os algoritmos de compressão desenvolvidos para sinais de S-EMG 1D e 2D e as respectivas técnicas constituintes.

O capítulo 6 apresenta os resultados obtidos por todos os algoritmos propostos quando se faz uso de sinais reais de S-EMG provenientes de protocolos dinâmicos e isométricos. Uma discussão dos resultados é feita ao final do capítulo.

Por fim, no sétimo capítulo, são apresentadas as conclusões desta tese de doutorado, ressaltando as contribuições. Também são apresentados os trabalhos futuros que poderão dar continuidade ao que foi realizado.

2. ELETROMIOGRAFIA

O sinal de eletromiografia (EMG) é uma representação do potencial do campo elétrico gerado pela despolarização da membrana externa da fibra muscular (sarcolema). Sua detecção envolve o uso de eletrodos de superfície ou intramuscular que são colocados a certa distância das fontes (Merletti e Parker, 2004). O sinal obtido é o somatório dos potenciais de ação da região abrangida pelos eletrodos (Moritani *et al.*, 2004).

O entendimento dos sinais de EMG só é possível a partir da compreensão do sistema muscular e do fenômeno de formação dos sinais bioelétricos originados no músculo. Assim, o presente capítulo irá abordar primeiramente, os fundamentos pertinentes à fonte geradora dos sinais (os músculos), e em seguida, serão revisados os conceitos relevantes aos sinais e suas formas de aquisição.

2.1. FUNDAMENTOS

No corpo humano, existem três tipos de músculos, são eles: músculo esquelético, liso e cardíaco. Cerca de 40% do corpo é composto por musculo esquelético e 10% são formados pelos outros dois (Guyton e Hall, 2011).

O músculo esquelético trabalha de forma voluntária. Eles ligam-se ao esqueleto e aparecem aos pares: um músculo para mover o osso em uma direção e outro para movê-lo de volta na direção contrária. São esses músculos que são trabalhados em academias e que levam principal enfoque de estudos na área de eletromiografia.

Os músculos lisos são encontrados no sistema digestivo, vasos do sangue, bexiga, passagens respiratórias e no útero. Esses músculos trabalham de forma involuntária, ou seja, são contraídos de forma automática e possuem a habilidade de estirar e manter a tensão por períodos longos (Guyton e Hall, 2011).

O músculo cardíaco é encontrado somente no coração e suas características são resistência e consistência. Ele pode estirar de modo limitado, como um músculo liso e contrair com a

força de um músculo esquelético. Assim como o músculo liso, ele trabalha de forma involuntária.

Este trabalho vai abordar o tecido muscular esquelético, o qual é a fonte dos sinais utilizados. Esse tecido é composto por fibras musculares que são organizados em feixes. Cada fibra é composta pelo sarcolema (membrana celular da fibra) e por miofibrilas, que por sua vez, contêm milhares de filamentos das proteínas actina e miosina, que são as responsáveis pela contração muscular. As miofibrilas ficam suspensas em uma matriz, chamada de sarcoplasma, formada pelos constituintes intracelulares usuais. A Figura 2.1 ilustra essa composição.

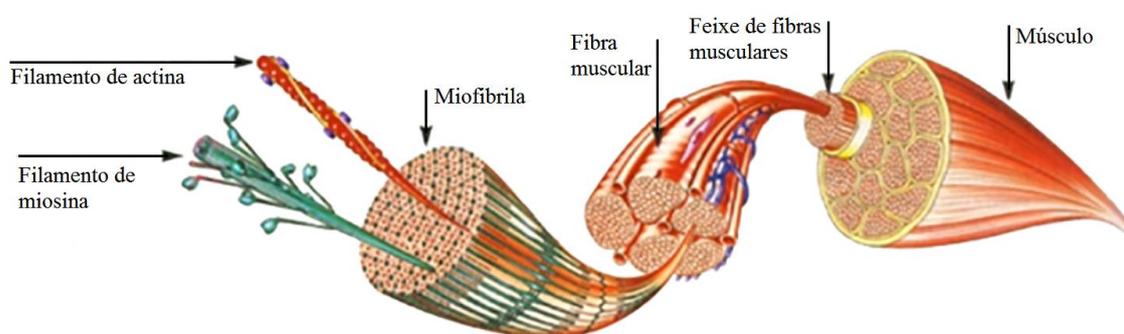


Figura 2.1 - Composição do tecido muscular esquelético (Modificado – Barros, 2005).

As fibras musculares se encontram organizadas em pequenos grupos, denominados unidades motoras ou MU (do inglês, *Motor Unit*). A MU é a unidade funcional básica dos processos de excitação e contração do músculo esquelético (Drewes, 2000). Uma unidade motora é constituída por um neurônio motor, suas junções neuromusculares e as fibras musculares enervadas por esse neurônio. O núcleo da célula nervosa se encontra na substância cinzenta da medula espinhal ou no cérebro (Drewes, 2000). Uma MU pode ser apreciada em detalhes na Figura 2.2.

O número de fibras enervadas por cada neurônio motor pode variar. Em geral, os músculos pequenos, que reagem rapidamente e cujo controle deve ser bastante preciso, têm unidades motoras com poucas fibras musculares. Por outro lado, os músculos grandes, que não precisam de controle muito exato, podem ter unidades motoras com várias centenas de

fibras. Um valor médio para todos os músculos do corpo pode ser tomado como sendo de cerca de 100 fibras musculares em cada unidade motora (Guyton e Hall, 2011).

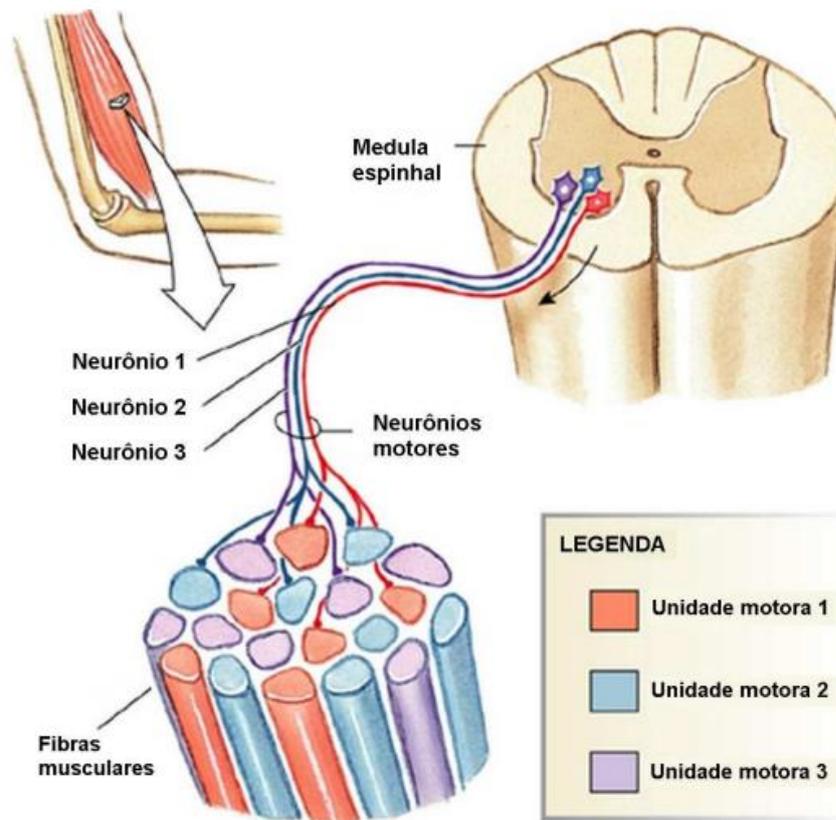


Figura 2.2 - Unidades motoras formadas, cada uma, por um neurônio motor e pelas fibras musculares por ele inervadas (Gonzales e Woods, 2008).

O processo de contração muscular ocorre devido a estímulos nervosos que surgem a partir de impulsos gerados pelo neurônio motor, percorrem o axônio e chegam até as fibras musculares, fazendo com que todas as fibras musculares se contraiam quase simultaneamente.

Os estímulos são transmitidos para a fibra muscular através da liberação de moléculas do neurotransmissor acetilcolina (Kandel, 2000), que ao atingirem a membrana plasmática da célula, produzem um desequilíbrio eletroquímico, fazendo com que a membrana saia do seu estado de repouso e seja despolarizada, para em seguida ser repolarizada.

Na despolarização, a membrana fica em determinado momento muito permeável aos íons sódio, o que permite a entrada de muitos desses íons para o interior da célula. O estado de polarização normal de -90 mV é perdido, passando a variar rapidamente para o sentido positivo. Nas fibras de maior calibre esse valor ultrapassa o valor zero (*overshoots*), nas fibras finas chega apenas próximo do valor zero. Por fim, na fase de repolarização, alguns milésimos de segundos após a membrana ter ficado extremamente permeável aos íons sódio, os canais de sódio começam a se fechar, enquanto os canais de potássio se abrem mais que o normal, acarretando em uma rápida difusão de íons potássio para o exterior da célula, restaurando o potencial de repouso normal (Silbermagl e Despopoulos, 2003). Tal processo é ilustrado na Figura 2.3.

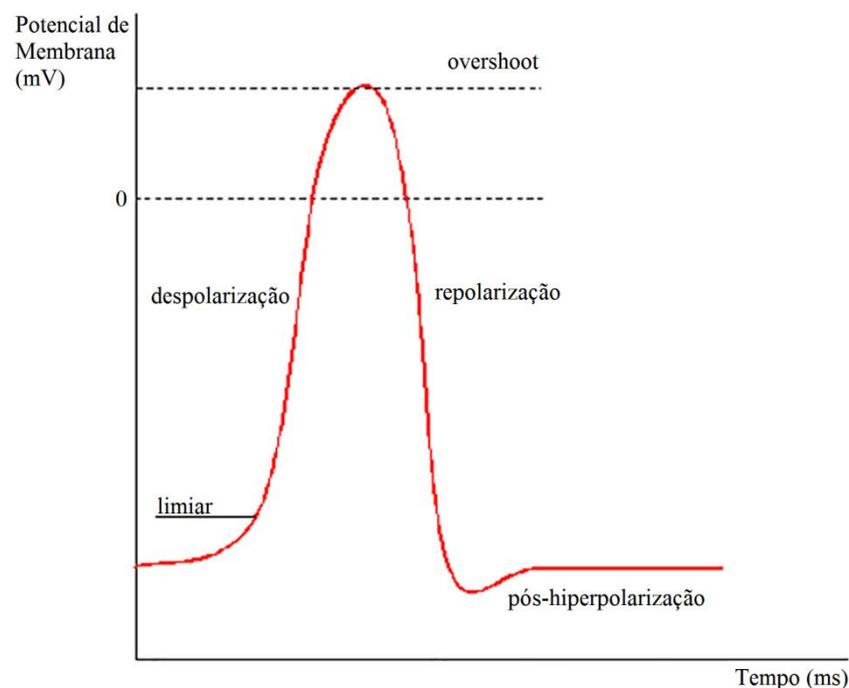


Figura 2.3 - Gráfico ilustrativo do desequilíbrio eletroquímico presente em um processo de contração muscular. É representado a variação do Potencial de Membrana (mV) no eixo das ordenadas com o Tempo (ms) no eixo das abscissas (Modificado – Silbermagl e Despopoulos, 2003).

O efeito global dessa alteração dos potenciais das membranas das células musculares é a contração. O pico de tensão associado à contração da fibra é habitualmente chamado de potencial de ação (ou de ativação) da unidade motora (MUAP, do inglês *Motor Unit Action Potential*) e constitui a unidade fundamental do sinal de EMG. Para que seja mantida uma

contração muscular, as unidades motoras devem ser ativadas repetidamente, gerando assim, uma sequência de potenciais de ação, a qual recebe o nome de “trem” de potenciais, ou MUAPT (do inglês, *Motor Unit Action Potential Train*) (De Luca, 2006), esse processo é ilustrado na Figura 2.4.

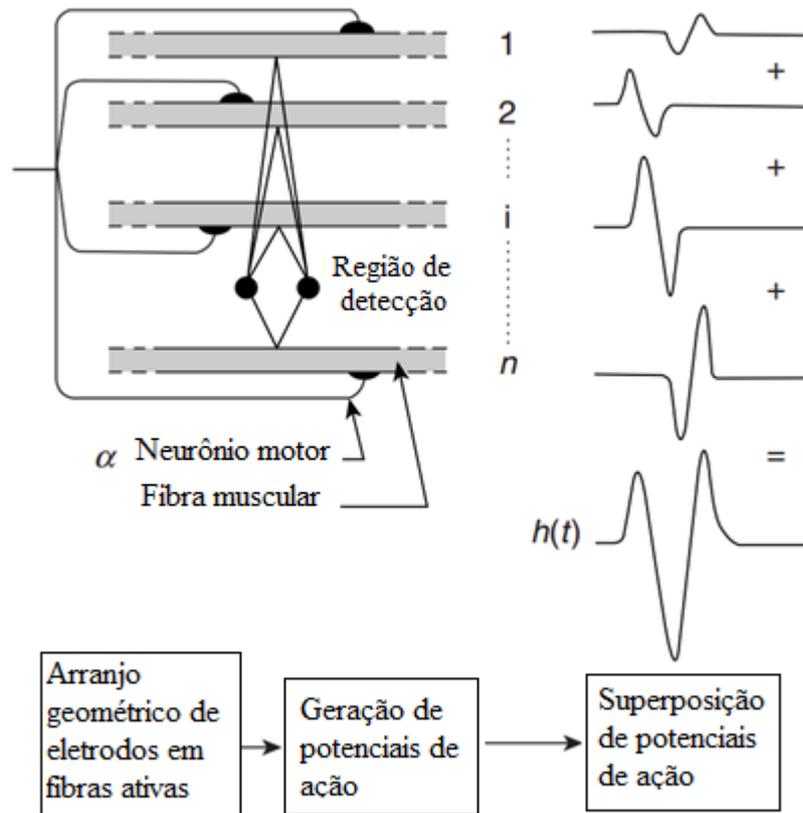


Figura 2.4 - Representação esquemática da geração do potencial de ação de uma unidade motora e do trem de potenciais (Modificado – De Luca, 2006).

A superposição dos trens de potenciais de ação provenientes de diferentes unidades motoras no local da aquisição forma o sinal de EMG, ou seja, matematicamente o sinal de EMG pode ser dado por:

$$EMG(t, F) = \sum_{i=1}^P MUAPT_i(t, F), \quad (2.1)$$

em que $EMG(t, F)$ representa o sinal de EMG, $MUAPT_i$ representa o i -ésimo MUAPT contribuinte, P é o número total de MUAPTs capturados pelo eletrodo, t é a variável

tempo e F é a força gerada pelo músculo e \dot{M} é a taxa de disparo da unidade motora (De Luca, 2006). A Figura 2.5 ilustra o processo de formação de um sinal de EMG.

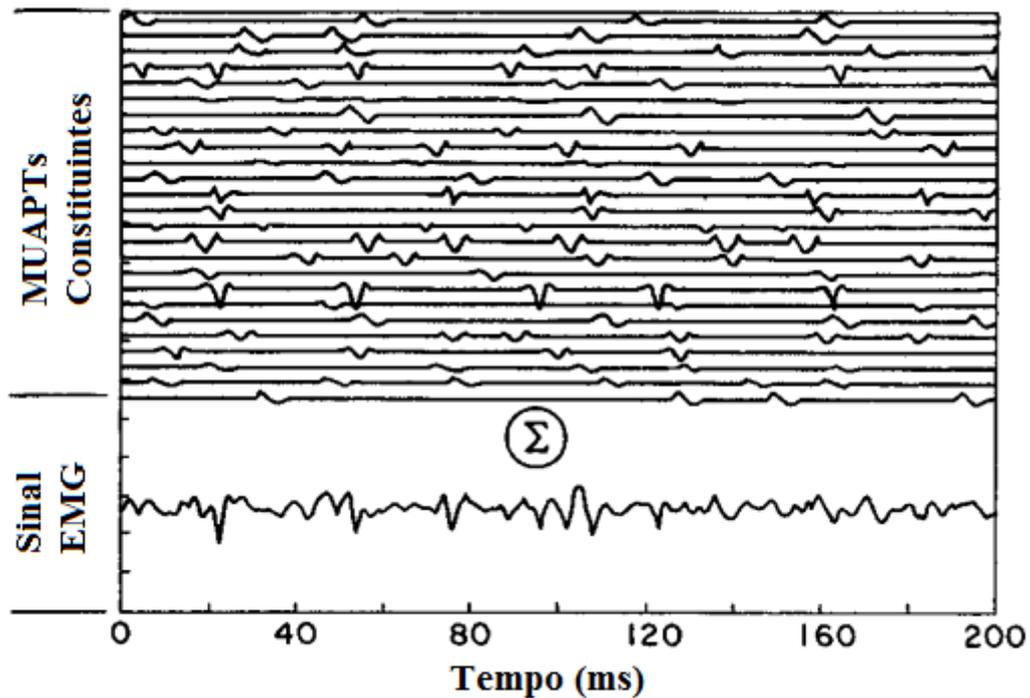


Figura 2.5 - Formação do sinal de EMG a partir da adição (superposição) de 25 MUAPTs.
(Modificado – De Luca, 2006).

Os sinais de EMG são influenciados diretamente pelo tipo de contração exercida pelo músculo. Isso ocorre devido a uma série de fatores, tais como: variação do volume condutor, variação do comprimento das fibras musculares, variação da força e, conseqüentemente, da quantidade de MUs recrutadas (Soares, 2013).

As contrações musculares podem ser classificadas em isométricas e em dinâmicas. As contrações isométricas, também chamadas de estáticas ou de sustentação (Barros, 2005), não provocam deslocamento articular (o ângulo da articulação e o comprimento do músculo não variam). A força utilizada pode ser constante ou variando de forma determinada (Soares, 2013).

As contrações dinâmicas provocam um movimento articular (o ângulo da articulação e o comprimento do músculo variam) (Barros, 2005). As contrações dinâmicas podem ser

isotônicas, quando são provenientes de exercícios isotônicos ou isocinéticas, quando são provenientes de exercícios isocinéticos.

Em uma contração isotônica, uma força externa ao músculo é mantida constante enquanto o comprimento do músculo se altera. As contrações isotônicas podem ser concêntricas ou excêntricas. Em uma contração concêntrica, a tensão muscular aumenta de forma a vencer a resistência da força externa fazendo com que o músculo se contraia. Em uma contração excêntrica, a tensão do músculo diminui até que a resistência oferecida pela força externa seja maior, fazendo com que o músculo se alongue (Soares, 2013).

Em uma contração isocinética, o comprimento do músculo varia em velocidade constante, através da variação dinâmica da resistência exercida sobre o músculo durante todo o movimento (Soares, 2013).

O sinal proveniente diretamente do músculo, sem sofrer nenhum tratamento, é chamado de sinal *raw* (do inglês, bruto). O sinal de EMG pode ser isométrico, quando é proveniente de contrações isométricas ou dinâmico, quando é proveniente de contrações dinâmicas (Francica, 2008). Esses dois tipos de sinais são ilustrados pela Figura 2.6.

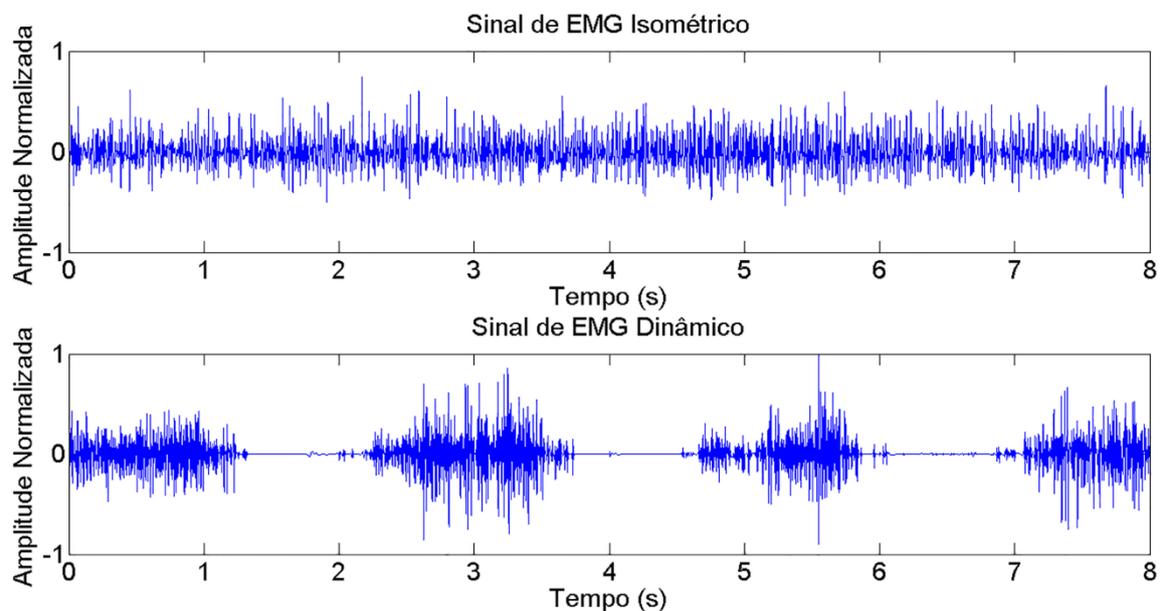


Figura 2.6 - Comparação entre sinal de S-EMG isométrico e dinâmico típicos. Os dois sinais representados consistem de trechos de 8 segundos ou 16000 amostras. O sinal de S-EMG Dinâmico ilustrado é proveniente de um processo de contração isotônico.

O sinal de EMG possui natureza estocástica (aleatória) e sua PDF (do inglês, *Probability Density Function*) pode ser uma função Gaussiana ou Laplaciana. A amplitude do sinal pode variar de 0 a 10 mV (pico a pico) ou 0 a 1,5 mV (rms). Sua frequência varia entre 6 e 500 Hz, sendo que a maior parte da potência está concentrada entre 20 e 150 Hz (Konrad, 2005) e a velocidade de condução esta na faixa de 3 a 5 m/s, com valor médio de 4 m/s (Moura, 2013).

Geralmente a PDF é aproximadamente Laplaciana (super Gaussiana) em atividades de baixo nível de força (abaixo de 30 % da contração voluntária máxima) e tende a ser Gaussiana com o aumento do nível de força (Nazarpour *et al.*,2005). Entretanto, um consenso geral sobre a PDF dos sinais de S-EMG ainda não foi alcançado, pois existem diversos fatores biológicos que podem influenciar a forma da função de distribuição e, além disso, diferentes técnicas de análise podem levar a resultados contraditórios (Nazarpour *et al.*,2013).

2.2. AQUISIÇÃO DE SINAIS

Basicamente, o sinal de EMG é adquirido por um eletromiógrafo que tipicamente está acoplado a um computador. Os eletrodos conectados ao eletromiógrafo captam a atividade elétrica, mais precisamente o campo elétrico gerado devido aos potenciais de ação ocorridos nas unidades motoras, de forma analógica e em seguida os dados são digitalizados.

2.2.1. Eletromiografia invasiva e de superfície

Existem dois métodos de aquisição do sinal eletromiográfico: invasivo e de superfície. O método invasivo faz uso de agulhas ou microeletrodos. É um método que gera um sinal mais seletivo, no entanto esse método traz dor e desconforto para o paciente. Assim, cada vez mais se procura a substituição desse método (Marchetti e Duarte, 2006). O método de superfície é conhecido como eletromiografia de superfície (S-EMG), pelo fato de utilizar eletrodos metálicos na superfície da pele, do tipo Ag/AgCl. Ao contrário dos eletrodos de agulha, os eletrodos de superfície não são de uso restrito por médicos e não acarretam dor ou desconforto aos pacientes. No entanto, diversos efeitos não lineares devem ser

considerados, como por exemplo, os efeitos sempre presentes do volume condutor, a interface eletrodo-pele e a suscetibilidade às diversas fontes de ruído. Esses efeitos serão tratados na seção 2.2.3.

Os sinais utilizados por este trabalho foram obtidos utilizando o método de superfície, e por esse motivo, daremos maior ênfase a esse método.

2.2.2. Instrumentação

Os principais instrumentos envolvidos em um procedimento de aquisição de um sinal de EMG são: eletrodos, amplificadores, filtros e conversor analógico digital (ADC, do inglês *Analog to Digital Converter*). Alguns cuidados devem ser tomados na escolha da instrumentação correta para cada caso.

Os eletrodos são os dispositivos responsáveis pela entrada do sinal e estão localizados na interface músculo/pele e eletromiógrafo. No momento da aquisição do sinal, o profissional de saúde deve estar atento à escolha do eletrodo apropriado e ao posicionamento do eletrodo na pele ou no músculo, caso seja uma aquisição invasiva. Um erro em alguma dessas etapas pode invalidar o sinal obtido.

Para detecção de sinais provenientes de músculos profundos ou pequenos, a melhor escolha é pelos eletrodos de fio ou agulha, pois com eles é possível coletar sinais de área bem definidas e tem-se uma baixa possibilidade de *cross-talk* (interferências geradas por outros músculos) (Merletti *et al.*, 2010).

Quando não se trata do caso anterior, têm-se procurado o uso de eletrodos superficiais que são geralmente compostos por um sistema Ag-AgCl associado a um gel condutor (eletrólito) para reduzir a impedância entre a pele e o eletrodo. Existem dois tipos de eletrodos superficiais, o passivo e o ativo. O primeiro apenas detecta o sinal de S-EMG e o envia ao amplificador associado ao filtro analógico; o segundo possui um pré-amplificador diferencial que subtrai e amplifica o sinal, sendo esse tipo mais adequado quando se deseja minimizar o ruído proveniente do movimento dos cabos em atividades dinâmicas (Marchetti e Duarte, 2006).

Para a aquisição de sinais de S-EMG pelo menos dois eletrodos são necessários, um para referência e outro para aquisição, ou pode-se utilizar um conjunto de eletrodos, aumentando a superfície de aquisição e, conseqüentemente as informações fornecidas pela aquisição (Merletti *et al.*, 2010). Nesse contexto, as configurações podem ser classificadas em monopolar, bipolar ou diferencial, *array* linear ou matriz bidimensional, tais configurações são ilustradas na Figura 2.7.

A configuração monopolar obtém diferenças de potencial entre dois pontos no qual um deles é a referência (terra). Sua vantagem é a manutenção da forma de onda do sinal propagante pelo sinal captado. Por outro lado, essa configuração é muito sensível a ruídos, tais como interferência de 60 Hz da rede elétrica (muito comum em equipamentos biomédicos) e potencial de meia célula (variações não desejadas e lentas de potenciais nas faixas de frequência entre 0 e 20 Hz devido a artefatos de movimento e instabilidade da interface eletrodo-pele) (De Luca, 2008).

Na configuração bipolar, são obtidos sinais em relação a uma referência. Neste caso, existem três pontos de detecção (Souza *et al.*, 2005) e o principal interesse em tal configuração está relacionado aos benefícios de uma alta taxa de rejeição de modo comum. O sinal de modo comum é aquele detectado em ambos os eletrodos, tais como interferências da rede elétrica, músculos distantes ou batimentos cardíacos, considerados ruídos. O sinal é detectado em dois locais, qualquer sinal que seja comum a ambos os locais de detecção será removido e os sinais que são diferentes serão amplificados (Marchetti e Duarte, 2006).

Na configuração *array* linear, os eletrodos são posicionados ao longo de uma linha, e podem ter número variável de eletrodos (há *arrays* com 3, 4, 8 e 16 eletrodos), essa configuração fornece uma elevada rejeição de modo comum e é mais indicada para o mapeamento de zonas de inervação e a estimação da velocidade de condução (Marchetti e Duarte, 2006).

Mais recentemente, vêm ganhando força a configuração de matriz de eletrodos bidimensional (2-D ou HD-EMG). O uso dessa configuração provê importantes

informações, tais como: i) identificação de propriedades geométricas e anatômicas das MUs como a posição das IZ (do inglês, *Innervation Zone*) e das regiões dos tendões e, conseqüentemente a região ótima para aquisição; ii) estimação da CV (do inglês, *Conduction Velocity*) que está ligada a estratégias de recrutamento e fadiga muscular; iii) decomposição do sinal de S-EMG em seus trens de potencial de ação constituintes; iv) estudo das propriedades do volume condutor, visando compreender o que a forma de onda captada na superfície da pele traduz no sistema motor (Soares, 2013).

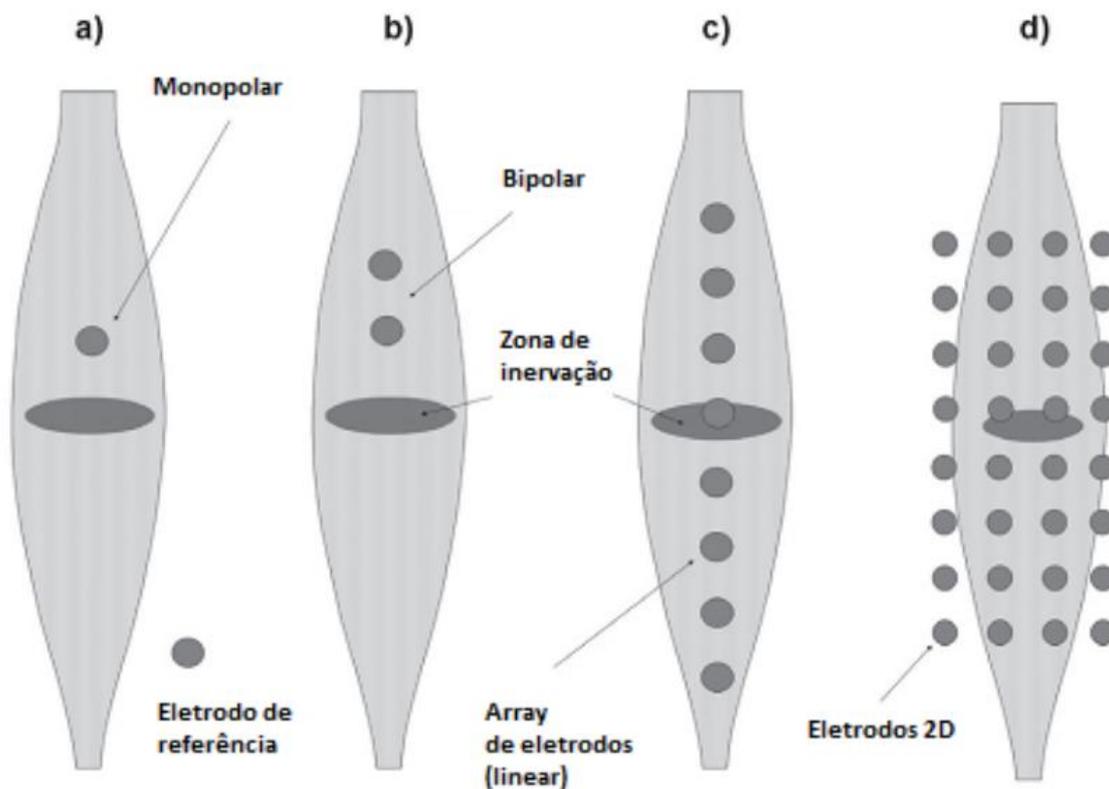


Figura 2.7 - a) Detecção monopolar tradicional com respeito a uma referência remota tomado como potencial zero (referência). b) detecção bipolar (ou diferencial) ao longo da direção da fibra. c) Detecção linear (unidimensional, 1-D array) pode ser obtida pela ponderação adequada e acrescentando sinais dos eletrodos adjacentes. d) Matriz de eletrodos bidimensional (2-D ou HD-EMG) proporcionando uma imagem da distribuição espacial de potencial (Merletti *et al.*, 2010).

Os vetores e matrizes seguem uma configuração linear, como eletrodos dispostos equidistantes tanto no sentido das linhas (para vetores e matrizes) quanto no sentido das

colunas (para as matrizes). Distâncias típicas inter-eletrodo são 2,5 mm, 5 mm, 8 mm e 10 mm (Soares, 2013).

As características de um sinal de S-EMG são influenciadas por inúmeros fatores, tais como: o diâmetro e o número de fibras musculares, o tecido e a interface eletrodo-pele, o tamanho e orientação do eletrodo com relação às fibras musculares, o condicionamento do sinal, o número de unidades motoras ativas, a distância entre a superfície da pele e as fibras musculares, a velocidade de condução, o fluxo sanguíneo no músculo, a distância intereletrodos, a relação tipo de fibra e sua localização e a taxa de disparo das unidades motoras (Almeida, 2010). A Figura 2.8 resume a influência da orientação dos eletrodos sobre o sinal de S-EMG captado. De acordo com a figura, o ponto de detecção pode estar mais próximo à zona de inervação (eletrodo superior), à junção miotendinosa (eletrodo inferior), à extremidade lateral do músculo (eletrodo a direita) ou ao centro do músculo (eletrodo central). Podemos inferir que a melhor localização está na região entre a zona de inervação e a junção miotendinosa (central). Neste local o sinal de EMG possui maior amplitude (De Luca, 2008).

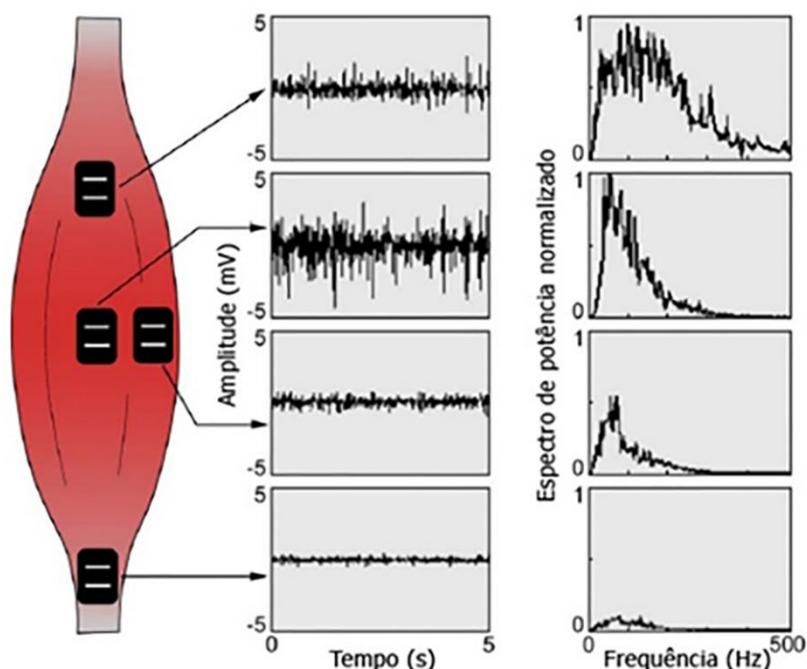


Figura 2.8 - Posicionamento dos eletrodos sobre a fibra muscular e exemplos de sinais no domínio do Tempo (s) e da Frequência (Hz) provenientes de cada posição. (De Luca, 2008).

Após a detecção o sinal é amplificado e segue para um filtro. O intuito de se utilizar um filtro é o de separar as frequências do sinal original de alguma contaminação (interferência, ruído ou outro sinal) adquirida no processo de aquisição e amplificação e também restaurar o sinal, caso este tenha sido distorcido de alguma forma (Marchetti e Duarte, 2006).

Em eletromiografia podem ser utilizados filtros passa-alta, passa-baixa, rejeita-banda e passa-banda. A escolha do filtro apropriado deve levar em conta o limite de variação da frequência do sinal observado, de tal forma que o filtro deixe passar as frequências referentes ao sinal e atenuar as outras.

Por fim, o sinal segue para um conversor analógico-digital. Nesse ponto temos a transformação do sinal em uma sequência numérica. Para que o sinal seja reproduzido com fidelidade, duas componentes devem ser levadas em conta, a amostragem e a quantização. Amostragem é definida como sendo a leitura de um valor do sinal em dado instante específico. Um sinal analógico, reproduzido digitalmente com uma baixa frequência de amostragem, pode não conter todas as informações relevantes. O teorema de Nyquist ou Shannon propõe que para a correta reconstrução digital do sinal de EMG, deve-se utilizar uma frequência de amostragem de, no mínimo, o dobro de sua maior frequência. O sinal de EMG de superfície pode ter frequências de até 400 ou 500 Hz. Portanto considera-se como frequência de amostragem mínima para o sinal EMG superficial cerca de 1000 Hz ou mais (De Luca, 2003).

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

Quantização é definida como a representação do sinal em um número limitado de valores. No caso dos computadores, esses valores são dados por dígitos binários. Todo ADC tem um número fixo de bits disponíveis para quantificar o sinal de tensão presente na entrada. Ao número de bits é dado o nome de resolução, sendo que as mais comuns são de 8, 12 e 16 bits. O número total de valores que podem ser representados é dado por:

$$total = 2^n, \quad (2.2)$$

em que n representa o número de bits ou resolução do ADC.

Quanto maior a resolução do ADC, menor será o erro de quantização inserido no processo de digitalização do sinal. Deve ser escolhido um ADC com uma resolução que consiga representar com precisão no sinal digital todos os parâmetros de interesse (De Luca, 2003).

2.2.3. Ruídos e interferências

É inevitável a presença de ruídos e interferências (componentes de sinais indesejados) em um sinal eletromiográfico, os quais podem ser provenientes de outros órgãos do corpo humano, do equipamento de captação do sinal ou mesmo do ambiente onde se encontra a pessoa (De Luca, 2008). Os ruídos e interferências mais comuns e as metodologias utilizadas para reduzi-los são apresentadas a seguir:

- Ruído proveniente dos componentes eletrônicos do equipamento de detecção – Todos os equipamentos eletrônicos geram ruídos elétricos (De Luca, 2002). Esse ruído possui seu espectro de frequência entre 0 Hz até milhares de Hz, sendo sua amplitude maior em baixa frequência e diminui para uma amplitude quase constante em frequências mais altas. Sua amplitude não depende da amplitude do sinal de EMG, portanto esse ruído afeta principalmente sinais adquiridos em protocolos de baixa intensidade. Esse ruído não pode ser eliminado, somente pode ser reduzido através da utilização de equipamentos de alta qualidade (De Luca, 2008).
- Ruído de linha – ruído proveniente da linha de energia, transmitido através dos componentes eletrônicos posicionados próximos ao sistema de aquisição do sinal. Suas componentes se situam entre 50 e 60 Hz, dependendo da localidade. Esse tipo de ruído pode ser reduzido aplicando os seguintes procedimentos: a) utilizar cabos blindados para acoplar os sinais ao equipamento; b) ligar todos os equipamentos ao mesmo terra; c) acepsia da pele; d) utilizar tecnologia de amplificação diferencial para redução de ruídos de modo comum (De Luca, 2008).

- Ruído fisiológico – Ruídos provenientes de outros tecidos que geram sinais elétricos, tais como o cardíaco, respiratório e outros. Este ruído pode ser reduzido afastando os sensores das fontes de ruído e alinhando-os de tal forma que fiquem equidistantes da fonte de sinal a ser analisado (De Luca, 2008).
- *Cross-talk* – É considerado *cross-talk* o sinal que tem origem em um músculo, mas é detectado em outro músculo de interesse próximo do músculo de origem (Soares, 2013). O *cross-talk* depende de diversas variáveis, tais como: o tamanho da fibra muscular, a seletividade do sistema de aquisição, a posição do eletrodo de aquisição, a modalidade de aquisição, o nível de força do esforço muscular e o tipo de fibras musculares ativadas. Algumas técnicas foram testadas objetivando a redução das interferências, tais como: correlação cruzada, filtro passa-altas espaciais, remoção dos componentes não propagantes e separação cega das fontes. No entanto, nenhuma delas se mostrou definitiva (Soares, 2013).
- Artefato de movimento – É o ruído mais problemático para um sinal de S-EMG (De Luca, 2008), podendo alterar significativamente a amplitude do sinal e causar confusão na interpretação do sinal. Esse ruído pode ser gerado pela movimentação do eletrodo na pele ou pelo cabo que conecta o eletrodo ao eletromiógrafo e seu espectro de frequência varia tipicamente de 0 a 50 Hz. Sua redução pode ser obtida a partir de uma boa fixação dos eletrodos e parte de sua contribuição pode ser removida utilizando um filtro passa-faixa com frequência de corte inferior em torno de 20 Hz (De Luca, 2008).

3. COMPRESSÃO DE SINAIS E DADOS

O avanço tecnológico que estamos vivenciando nas mais diversas áreas têm feito surgir uma crescente necessidade de digitalização de informação. Para atender esse constante acréscimo de conteúdo digital é necessário que haja uma maior eficiência nos sistemas de armazenamento e transmissão de dados, uma vez que a largura de banda e o espaço em disco são recursos limitados. O aumento da eficiência é conseguido com melhorias na área de compressão.

As técnicas de compressão de dados procuram reduzir a quantidade de bits necessários para representar determinada informação através da redução da redundância presente em um determinado sinal, essa redução pode ser conseguida das mais diversas formas.

As técnicas são classificadas em dois grupos: técnicas de compressão com perdas e técnicas de compressão sem perdas. Com a primeira é possível obter um maior ganho de compressão, mas em contrapartida há uma perda na fidelidade do sinal reconstruído. Com a segunda obtemos um menor ganho de compressão, no entanto, o sinal reconstruído é idêntico ao original.

A escolha da técnica deve levar em conta o tipo de informação que está sendo tratada. Se a informação tratada não exigir uma reconstrução perfeita, métodos de compressão com perdas podem ser utilizados, como é o caso, por exemplo, de sinais de áudio e vídeo. Caso seja necessária uma reconstrução perfeita, como por exemplo, a compactação de documentos, devem ser utilizadas técnicas de compressão sem perdas.

A maioria dos sinais provenientes do corpo humano e utilizados pela medicina, tais como os sinais de eletromiografia (EMG), cardíacos (ECG), eletroencefalográficos (EEG), entre outros, não necessitam de uma reconstrução perfeita, no entanto, o sinal reconstruído deve possuir um nível de fidelidade que não gere interpretações errôneas pelo profissional de saúde.

Este capítulo aborda as técnicas de compressão com perdas e sem perdas presentes nos algoritmos propostos e que também estão presentes nos algoritmos de compressão mais

modernos. A seção 3.1 apresenta os principais conceitos relacionados à Transformada Wavelet (técnica de compressão com perdas), a seção 3.2 trata da compressão aritmética (técnicas com compressão sem perdas) e por fim, a seção 3.3, traz uma breve descrição dos principais conceitos referentes à digitalização de imagens e do codificador H.265/HEVC.

3.1. TRANSFORMADA WAVELET

A Transformada Wavelet é ideal para sinais não estacionários, pois mapeia o sinal de uma dimensão para duas dimensões (tempo e escala), fornecendo informações simultâneas nas duas dimensões.

Uma das transformadas mais conhecidas, a de Fourier, representa o sinal como combinação linear de senóides complexas de diferentes frequências, nos fornecendo o espectro de frequência de um sinal (a magnitude de um sinal em determinada frequência). Ao passarmos para o domínio da frequência, toda a informação de tempo relativa à localização de eventos fica oculta na fase, assim, a Transformada de Fourier tem se mostrado eficiente para sinais estacionários, que não variam com o tempo, não sendo eficiente para sinais não estacionários (Misiti *et al.*, 2001).

A wavelet é uma forma de onda de duração limitada e média zero, isto é:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0. \quad (3.1)$$

A função $\Psi(t)$ é chamada de wavelet base ou wavelet-mãe. As wavelets-mãe podem ser obtidas por meio de equações funcionais cuja solução é geralmente numérica; poucas delas possuem expressão analítica. A Figura 3.1 exhibe os gráficos das funções wavelets Daubechies.

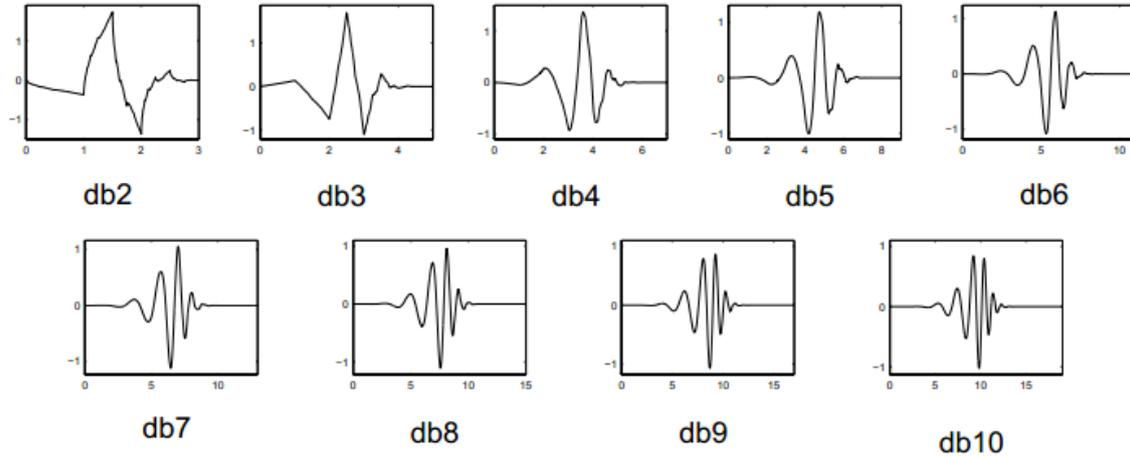


Figura 3.1 – Representação da Família Daubechies de wavelets base (Modificado – Misiti *et al.*, 2001).

A Transformada Wavelet consiste em representar o sinal como uma decomposição em tempo e escala de versões transladadas e dilatadas da wavelet-mãe:

$$\psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right), \quad (3.2)$$

em que s representa o fator de escala, τ representa a translação e $\frac{1}{\sqrt{s}}$ é usado para conservar a norma, ou seja, garantir a preservação da energia entre as wavelets de diferentes escalas (Costa, 2008). Para $s > 1$, teremos uma versão dilatada da wavelet-mãe e para $s < 1$ teremos uma versão comprimida da wavelet-mãe. Valores positivos de τ deslocam a função para a esquerda e valores negativos para a direita.

3.1.1. Transformada Wavelet Contínua

A Transformada Wavelet Contínua (CWT, do inglês *Continuos Wavelet Transform*) e sua transformada inversa são definidas como:

$$W(s, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (3.3)$$

$$x(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W(s, \tau) \psi_{s, \tau}(t) d\tau \frac{ds}{s^2} \quad (3.4)$$

em que C_ψ é uma constante que depende de $\Psi(t)$. Para esta definição temos s e τ sendo variáveis contínuas.

Para utilizarmos a Transformada Wavelet em processamento de sinais, precisamos discretizar os parâmetros de escala s e temporal τ . A discretização é alcançada por:

$$\psi_{s, \tau}(t) = s_0^{\frac{j}{2}} \psi(s_0^j t - kT), \text{ com } j, k \in Z. \quad (3.5)$$

Assim a versão discreta da CWT e sua inversa ficam definidas como:

$$W(k, j) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{j, k}(t) dt \quad (3.6)$$

$$x(t) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} W(k, j) \psi_{j, k}(t). \quad (3.7)$$

A equação parametrizada é mais comumente utilizada com $s = 2$ e assumindo o período $T = 1$ como sendo o período de amostragem do sinal. A formulação com esses parâmetros é conhecida como diádica (Misiti *et al.*, 2001).

3.1.2. Análise em multiresolução

A análise em multiresolução é uma formulação que vem sendo largamente utilizada no processamento de sinais utilizando wavelets. Para aplicar a idéia de multiresolução, temos que fazer uso de um conjunto de funções de escala. Uma família bidimensional de funções é gerada pelo escalonamento e translação de uma função de escala, sendo definida por:

$$\varphi_{j, k}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \varphi(2^j t - k) \text{ com } j, k = 1, 2, \dots \quad (3.8)$$

Temos que V_0 é um espaço de funções que podem ser escritas como combinação linear de φ . Pela análise em multi-resolução, temos que o espaço que contém sinais de alta resolução irá conter também sinais de baixa resolução. Assim, se um espaço é formado pelas funções $f(2t)$, também estão presentes nesse espaço funções $f(t)$. Se as funções $f(2t)$ e $f(t)$ estão presentes no mesmo espaço e são combinações lineares de φ , temos que $\varphi(t)$ pode ser escrito como uma soma ponderada de $\varphi(2t)$ (Burros *et al.*, 1998):

$$\varphi(t) = \sum_n h(n) \sqrt{2} \varphi(2t - n), \quad n \in Z \quad (3.9)$$

em que os coeficientes $h(n)$ são chamados de coeficientes da função de escala e $\sqrt{2}$ mantém a norma da função de escala com a escala de dois. Essa equação é chamada de equação de refinamento ou dilatação.

As funções wavelets residem no espaço gerado por uma função de escala em uma resolução imediatamente mais alta $\varphi(2t)$. Assim, a wavelet pode ser representada pela soma ponderada de funções $\varphi(2t)$ deslocadas, definida por:

$$\psi(t) = \sum_n h_1(n) \sqrt{2} \varphi(2t - n), \quad n \in Z \quad (3.10)$$

em que os coeficientes $h_1(n)$ são chamados de coeficientes da função wavelet ou do filtro wavelet. A função gerada pela equação (3.10) fornece a wavelet mãe utilizada na equação (3.1).

Com a definição de função de escala e com a determinação de que funções wavelets podem ser formadas por funções de escalas, temos que a função (3.7) pode ser escrita em termos da função de escala e wavelets por:

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c(k) \varphi_k(t) + \sum_{j=0}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} d(j, k) \psi_{j, k}(t), \quad (3.11)$$

nessa equação, o primeiro somatório fornece a função que é uma aproximação de $x(t)$ em uma baixa resolução e o segundo somatório fornece a função que gera o detalhamento de $x(t)$, proporcionalmente ao incremento de j .

3.1.3. Transformada Wavelet Discreta

O conjunto de coeficientes $c(k)$ e $d(j, k)$, presentes na equação (3.11), é chamado de Transformada Wavelet Discreta.

Os coeficientes da DWT de uma determinada escala podem ser determinados a partir de coeficientes da escala imediatamente superior, da seguinte forma:

$$c_j(k) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h(n-2k)c_{j+1}(k) \quad (3.12)$$

$$d_j(k) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_1(n-2k)c_{j+1}(k), \quad (3.13)$$

em que coeficientes $c_j(k)$ são chamados de coeficientes de aproximação e representam os componentes de menor frequência (mesma escala de resolução do sinal original) e os coeficientes $d_j(k)$ são chamados de coeficientes de detalhe e representam os componentes de maior frequência (menor escala).

Como descrito na seção 3.1, a Transformada Wavelet consiste em representar o sinal como uma soma de versões transladadas e dilatadas ou comprimidas, da função de base wavelet. As funções de base wavelet mais comprimidas (menores fatores de escala) representam melhor os detalhes do sinal, enquanto as funções de base wavelet mais dilatadas (maiores fatores de escala) representam o “grosso” do sinal.

O cálculo dos coeficientes a cada possível escala gera uma grande quantidade de dados, o que torna o trabalho muito duro. Para facilitar o trabalho, verificou-se que escolhendo escalas e translações baseadas em potência de dois, a análise se torna muito mais eficiente e tão precisa quanto (Misiti *et al.*, 2001).

A seção a seguir mostra como o cálculo dos coeficientes da DWT pode ser feito de forma muito prática com o uso de filtros digitais.

3.1.4. Filtros digitais e DWT

O cálculo dos coeficientes transformados utilizando filtros digitais foi desenvolvido em 1989 em (Mallat, 1989), através do uso de filtros digitais. Com eles é possível implementar as equações (3.12) e (3.13). Esse processo é comumente chamado de análise.

As equações (3.12) e (3.13) podem ser geradas a partir de uma operação de convolução (mesma operação realizada pelo filtro digital) dos coeficientes de expansão na escala j , pelos coeficientes de recursão revertidos no tempo $h(-n)$ e $h_1(-n)$ e por uma operação de sub-amostragem ou decimação. A operação de decimação consiste em pegar um sinal como entrada $x(n)$ e produzir como saída um sinal de frequência imediatamente inferior $y(n)$, ou seja, $y(n) = x(2n)$. Simbolicamente representado na Figura 3.2.

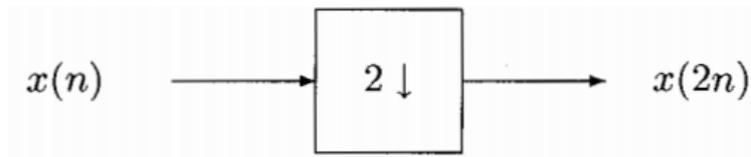


Figura 3.2 - Decimador (Modificado – Burros *et al.*, 1998).

Assim as equações (3.12) e (3.13) podem ser ilustradas com o uso de dois filtros digitais FIR (do inglês, *Finite Impulse Response*) e por dois decimadores, simbolicamente representado na Figura 3.3.

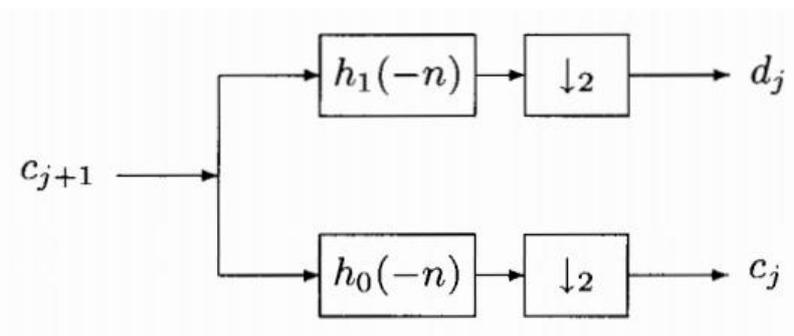


Figura 3.3 - Análise em duas bandas (Modificado – Burros *et al.*, 1998).

Como os coeficientes c_j são coeficientes de baixa frequência e os coeficientes d_j , são coeficientes de alta frequência, o filtro h_1 obrigatoriamente deve ser um filtro passa-alta e o filtro h_0 , um filtro passa-baixa.

O processo de decomposição pode ser repetido sobre os coeficientes de escala (baixa frequência), gerando uma árvore de análise, como pode ser observado na Figura 3.4.

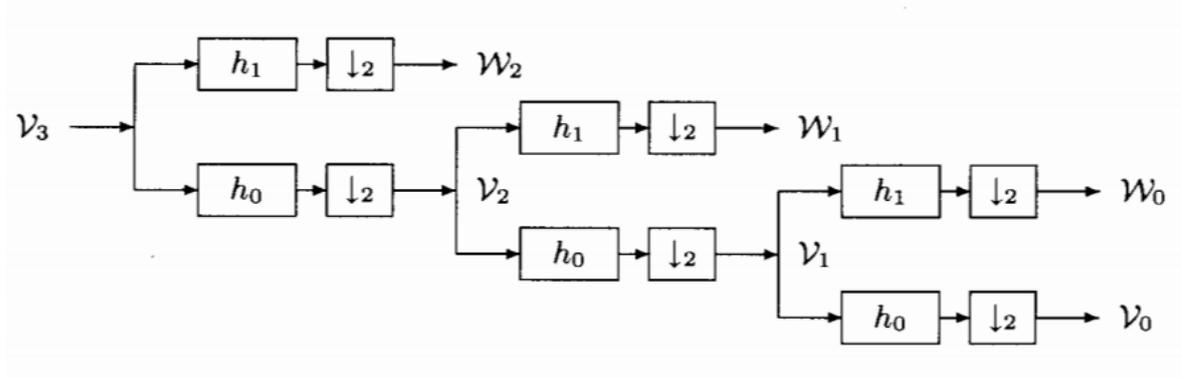


Figura 3.4 - Árvore de análise de 3 estágios e duas bandas (Modificado – Burros *et al.*, 1998).

No primeiro estágio os dois bancos dividem o espectro de $c_j(k)$ em duas partes, uma de banda baixa e uma de banda alta, resultando nos coeficientes da função de escala e wavelets em escala imediatamente inferior $c_{j-1}(k)$ e $d_{j-1}(k)$. O segundo estágio divide a banda baixa em outras duas partes, uma banda ainda mais baixa e outra banda intermediária, em seguida, o mesmo processo é feito no terceiro estágio. O espectro é sempre dividido ao meio sucessivamente pelos estágios, como representado na Figura 3.5.

A quantidade de amostras do sinal na entrada do sistema é igual a quantidade de coeficientes transformados na saída. Apesar do número de amostras ser dobrado quando o sinal passa pelos dois filtros, o número cai pela metade ao passar pelos decimadores.

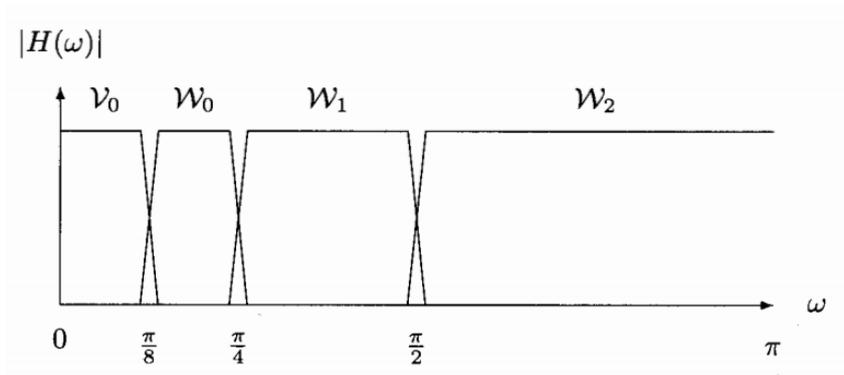


Figura 3.5 - Bandas de frequência para árvore de análise (Modificado – Burros *et al.*, 1998).

A Figura 3.6 ilustra um processo de decomposição em árvore de 3 níveis de resolução. O sinal S de entrada é decomposto inicialmente em coeficientes de aproximação (cA_1) e detalhes (cD_1), em seguida a banda de mais baixa frequência é sucessivamente decomposta até o terceiro nível resultando em um sinal decomposto em uma banda de aproximação (cA_3) e três bandas de detalhes (cD_3 , cD_2 e cD_1).

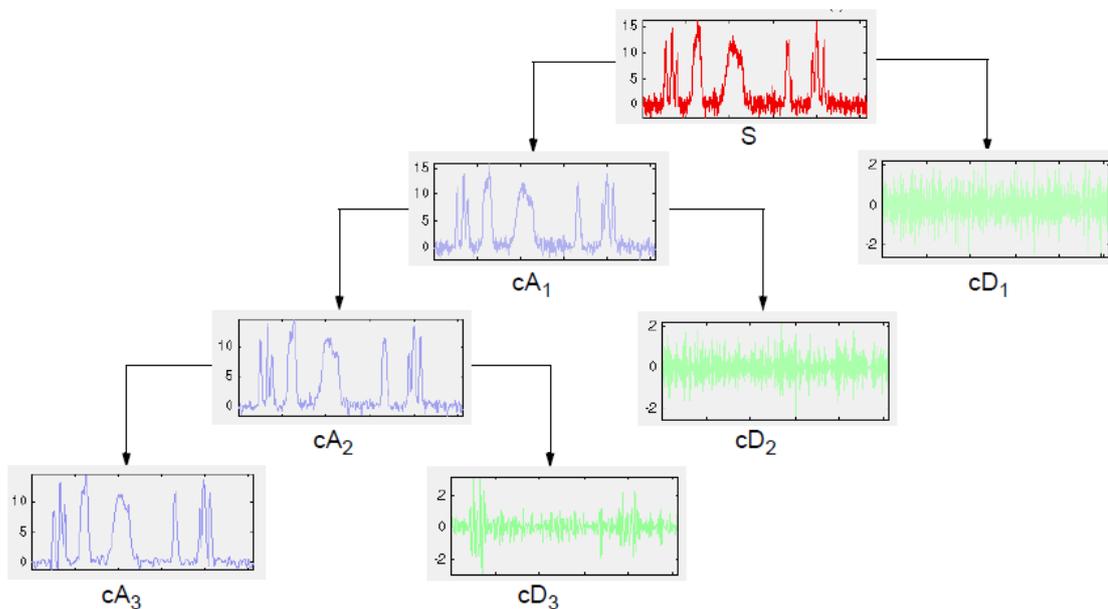


Figura 3.6 - Divisão em coeficientes de aproximação (cA) e detalhes (cD) provenientes da análise em árvore de 3 níveis (Modificado – Misiti *et al.*, 2001).

Uma vez tendo obtido os coeficientes transformados a partir do sinal original, deve ser possível fazer o contrário, isto é, obter o sinal original a partir dos coeficientes transformados, esse processo é chamado reconstrução ou síntese.

A reconstrução consiste de um processo de super-amostragem e logo em seguida de um processo de filtragem, constituindo o que é chamado de IDWT (do inglês, *Inverse Discret Wavelet Transform*) como ilustra a Figura 3.7. A operação de super-amostragem consiste em dobrar a quantidade de amostras do sinal através da inserção de zeros entre as amostras.

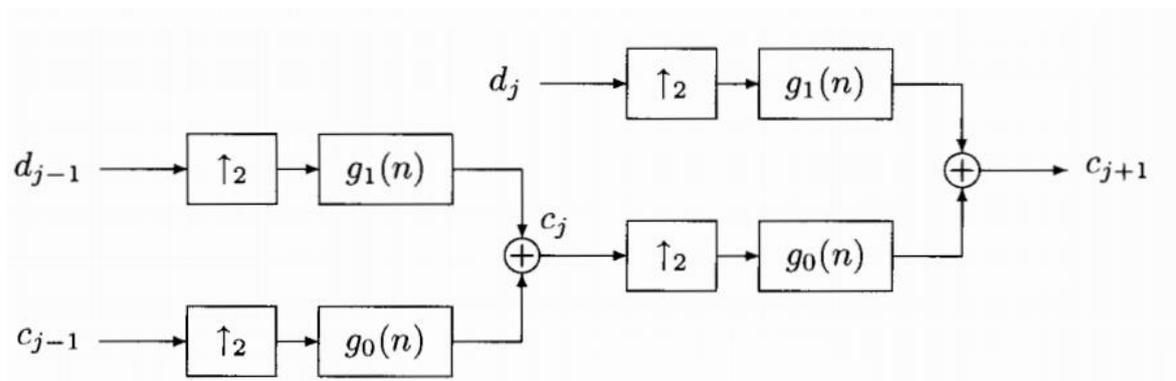


Figura 3.7 - Processo de reconstrução (Modificado – Burros *et al.*, 1998).

3.1.5. Transformada Wavelet Discreta Bidimensional

A Transformada Wavelet Discreta Bidimensional (2D – DWT) é computada a partir de duas DWT, primeiro aplica-se uma DWT em cada linha do sinal 2D, o que é chamado de filtragem horizontal, em seguida, aplica-se outra em cada coluna do sinal 2D, o que é chamado de filtragem vertical.

A Figura 3.8 ilustra o processo de filtragem horizontal aplicado a um sinal 2D, no caso, a imagem *Lena*. Para cada linha é aplicada uma DWT, gerando duas sub-bandas, uma de menor frequência, contendo os coeficientes de amostragem e uma de maior frequência contendo os coeficientes de detalhes.



Figura 3.8 - a) Lena (512 x 512 e 8 bits de resolução). b) Saída resultante da filtragem horizontal, uma imagem composta pelos coeficientes de amostragem e detalhes. c) Ilustração da composição da imagem em b) em coeficientes de baixa (L) e alta frequência (H), respectivamente (Modificado – Ritter, 2002).

A Figura 3.9 ilustra a aplicação da DWT sobre as colunas da imagem *Lena* após ter passado pela filtragem horizontal. A imagem resultante desse procedimento é composta por quatro quadrantes:

LL: O quadrante superior esquerdo consiste dos coeficientes que foram filtrados por um filtro passa-baixa ao longo das linhas e colunas. Esse sub-bloco representa a versão aproximada da imagem original, possuindo metade de sua resolução.

HL/LH: Os quadrantes, superior direito e inferior esquerdo, consistem dos coeficientes que foram filtrados por filtros passa-alta e passa-baixa, alternadamente. O bloco LH é composto por arestas verticais e o bloco HL é composto por arestas horizontais.

HH: O quadrante inferior esquerdo consiste dos coeficientes que foram filtrados por filtros passa-alta ao longo das colunas e linhas. Este bloco contém as arestas diagonais da imagem original.

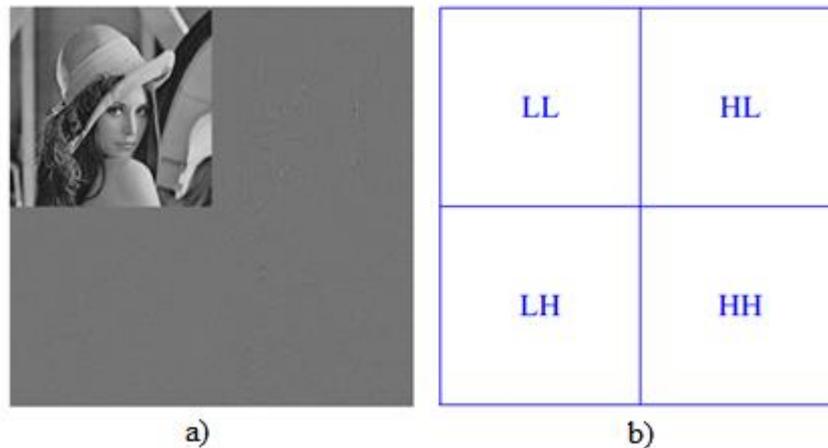


Figura 3.9 - a) Imagem resultante após aplicação da DWT às linhas e colunas. b) Blocos de coeficientes transformados de diferentes frequências obtidas após aplicação da 2D – DWT. (Modificado – Ritter, 2002).

Uma análise em multi-resolução pode ser tomada aplicando novamente uma 2D – DWT ao bloco LL. A Figura 3.10 ilustra esse procedimento.

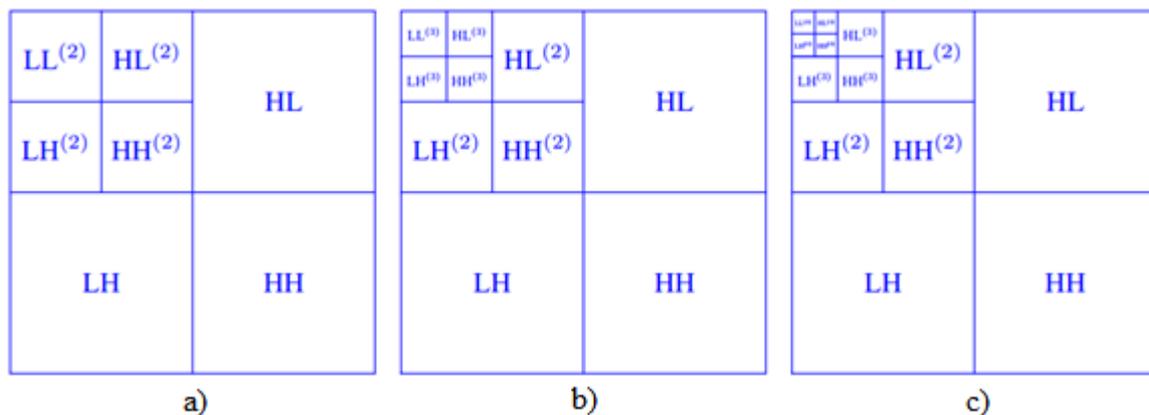


Figura 3.10 - a) 2D – DWT de dois níveis de resolução. b) 2D – DWT de três níveis de resolução. c) 2D – DWT de quatro níveis de resolução (Modificado – Ritter, 2002).

Devido a similaridade presente entre amostras ou *pixels* vizinhos, muitos coeficientes presentes nas sub-bandas LH, HL e HH em diferentes escalas, terão pequena amplitude. Como consequência, a energia do sinal estará mais concentrada em uma pequena quantidade de coeficientes, sobretudo àqueles presentes na sub-banda LL. Essa é a característica mais explorada pelos algoritmos de compressão de imagens que fazem uso de Transformada Wavelet.

3.2. CODIFICAÇÃO POR ENTROPIA

A técnica de codificação que será abordada a seguir teve sua origem a partir da teoria da informação. Esta teoria, também conhecida como teoria matemática da comunicação, é um ramo da teoria da probabilidade e da matemática estatística que lida com sistemas de comunicação, transmissão de dados, criptografia, codificação, etc. Os conceitos bases da teoria da informação foram definidos por Claude E. Shannon (1948). Ele desenvolveu uma noção quantitativa da informação que formou as bases da representação matemática do processo de comunicação (Sayood, 2006).

A primeira formulação matemática desenvolvida foi a quantificação da informação presente em um símbolo oriundo de uma fonte de informação. Supondo uma fonte de informação e considerando sua saída como uma variável aleatória discreta S , cujos símbolos pertencem a um alfabeto finito fixo com K símbolos, teremos $S = \{s_0, s_1, \dots, s_{K-1}\}$ com probabilidades de ocorrência dadas por $P(S = s_k) = p_k$, com $k = 0, 1, \dots, K - 1$, satisfazendo:

$$\sum_{k=0}^{K-1} p_k = 1. \quad (3.14)$$

Com base na probabilidade de cada símbolo, a quantidade de informação é obtida:

$$I(s_k) = \log\left(\frac{1}{P(s_k)}\right) = \log\left(\frac{1}{p_k}\right) = -\log p_k. \quad (3.15)$$

A medida da informação está intimamente relacionada à surpresa, à incerteza. Assim, quanto menor a probabilidade de ocorrência de um evento, mais surpresa ele traz quando ocorre e maior a quantidade de informação a ele associado. De fato, se há um símbolo com probabilidade $P(s_k) = 1$, sua informação é $I(s_k) = 0$. Então é possível observar que $I(s_k) > I(s_a)$ para $p_k < p_a$. A base do logaritmo da equação (3.15) fornece a unidade utilizada para medir a informação. A unidade será bits, se a base for 2, nats se a base for e e Hartleys se a base for 10 (Sayood, 2006).

A medida do conteúdo médio da informação por símbolo da fonte fornece a segunda formulação matemática desenvolvida, a qual recebeu o nome de entropia e é dada por:

$$H(S) = \sum_{k=0}^{K-1} p_k I(s_k) = \sum_{k=0}^{K-1} p_k \log\left(\frac{1}{p_k}\right) \quad (3.16)$$

O valor da entropia irá sempre respeitar o intervalo $0 \leq H(S) \leq \log K$, em que K é o número de símbolos do alfabeto fonte. Os valores extremos ocorrem nas seguintes situações:

1. $H(S) = 0$, se e somente se a probabilidade $p_k = 1$ para algum k e as demais probabilidades do alfabeto são todas nulas. Este limite inferior para a entropia corresponde a nenhuma incerteza.
2. $H(S) = \log K$, se e somente se, a probabilidade de todos os símbolos da fonte é igual, ou seja, $p_k = \frac{1}{K}$ para todo k . Esse limite superior para a entropia corresponde à máxima incerteza.

Shannon mostrou que o melhor que uma técnica de compressão pode fazer é codificar a saída de uma fonte de informação com um número médio de bits igual à entropia da fonte. No entanto, nenhum codificador de fonte sem perdas conseguiu tal feito, apesar do número médio de bits chegar bem próximo ao valor de entropia nos codificadores mais eficientes. O codificador de entropia que veremos a seguir faz parte desse grupo.

3.2.1. Codificação aritmética

A compressão aritmética procura atribuir uma palavra de código para uma sequência de símbolos a ser codificada, ao invés de atribuir uma palavra de código a um determinado símbolo da sequência, como faz a codificação de Huffman (Sayood, 2006). O tamanho da palavra de código varia de acordo com o tamanho da sequência, de modo que sequências maiores possuem maiores palavras de código. À palavra de código é dado o nome de *Tag* (Sayood, 2006).

A compressão aritmética baseia-se no fato que há um número infinito de números no intervalo entre 0 e 1 (ou algum outro intervalo entre dois números inteiros da reta real), com isso é possível atribuir um único número do intervalo para alguma sequência de símbolos de um alfabeto finito. Daí pode-se codificar toda a sequência com esse número que é então convertido para a forma binária. O processo de codificação é feito a partir do mapeamento de sequências para *Tags* e a decodificação ocorre no sentido inverso.

O mapeamento é feito a partir do uso da função de distribuição acumulada de variáveis aleatórias associadas a fonte. Adotando X como variável aleatória e sendo o alfabeto para uma fonte discreta dado por $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$, temos:

$$X(a_i) = i, a_i \in A. \quad (3.17)$$

Este mapeamento significa que dado um modelo de probabilidade P para a fonte, haverá uma função densidade de probabilidade para a variável aleatória:

$$P(X = i) = P(a_i). \quad (3.18)$$

A função de densidade acumulada é definida por:

$$F_x(i) = \sum_{k=1}^i P(X = k). \quad (3.19)$$

Note que para cada símbolo a_i , há um valor distinto de $F_x(i)$.

O processo de codificação se inicia pelo mapeamento do intervalo entre 0 e 1, a partir dos valores de $F_x(i)$. Após o mapeamento, escolhe-se o intervalo referente ao primeiro elemento da sequência a ser codificada. Em seguida, o mapeamento é realizado novamente, mas agora sobre o intervalo destacado no caso anterior. Feito o mapeamento, escolhe-se então o intervalo referente ao segundo elemento da sequência. O processo se repete até o último elemento da sequência a ser codificada. Ao final do processo será obtida a *Tag*, que corresponde a qualquer valor presente no intervalo resultante. Esse procedimento mostra que, quanto maior a sequência, menor será o intervalo,

consequentemente, menor será o valor da *Tag* e uma maior quantidade de bits será necessária para representar seu valor.

O exemplo a seguir ilustra o processo básico de codificação de uma sequência de 5 símbolos. Exemplo: Deseja-se codificar a sequência a_1, a_2, a_3, a_3, a_4 , obtida a partir de uma fonte discreta de alfabeto $A = \{a_1, a_2, a_3, a_4\}$, a probabilidade de cada símbolo é dada por $P = \{0,2; 0,2; 0,4; 0,2\}$, respectivamente.

A partir das probabilidades fornecidas e da equação (3.18), obtêm-se os valores correspondentes para a função de densidade acumulada referente a cada símbolo e os intervalos iniciais. Os valores calculados são exibidos pela tabela 3.1 e a Figura 3.11 ilustra o processo de codificação.

Tabela 3.1 - Tabela de valores da codificação aritmética referentes ao exemplo proposto.

Símbolos	Probabilidade	F_x	Intervalos iniciais
a_1	0,2	0,2	[0,0; 0,2)
a_2	0,2	0,4	[0,2; 0,4)
a_3	0,4	0,8	[0,4; 0,8)
a_4	0,2	1,0	[0,8; 1,0)

No início do processo, assume-se que a mensagem ocupa todo o intervalo $[0,1)$, este intervalo está inicialmente subdividido em 4 regiões, de acordo com a função de densidade acumulada. Ao codificarmos a mensagem, o primeiro símbolo a ser codificado será a_1 , o que provocará um estreitamento inicial do intervalo da mensagem para o intervalo $[0;0,2)$. Este intervalo reduzido é então subdividido de acordo com a função de densidade acumulada dos símbolos que compõem a fonte e o processo continua com o próximo símbolo a ser codificado, neste caso a_2 . A codificação de a_2 , reduz o intervalo a $[0,04; 0,08)$, a codificação de a_3 provoca uma nova redução, desta vez para $[0,056; 0,072)$ e assim por diante. O símbolo final da mensagem, que deve ser reservado como um indicador especial de fim da mensagem (EOM, do inglês, *End Of Message*), reduzirá a faixa ao intervalo $[0,06752; 0,0688)$. Naturalmente, qualquer número real neste intervalo, por exemplo 0,068, poderá ser utilizado para representar a mensagem.

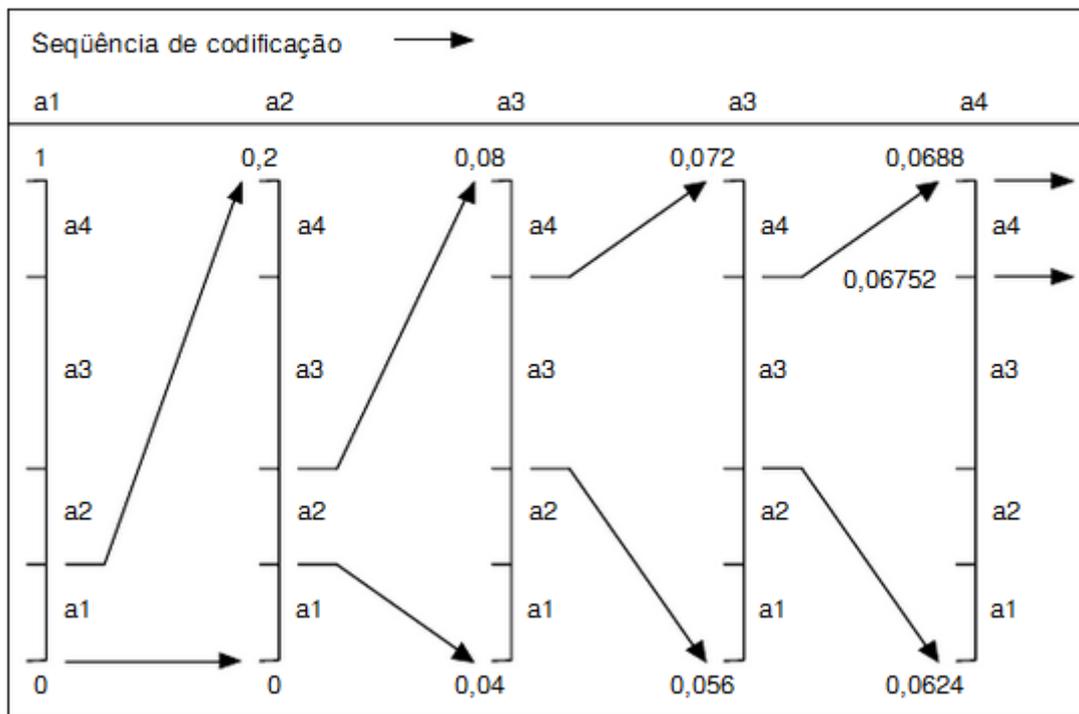


Figura 3.11 - Sequência de codificação aritmética seguida para gerar a *Tag* representativa da sequência proposta pelo exemplo.

Na mensagem codificada aritmeticamente da Figura 3.11, três dígitos decimais são necessários para representar uma mensagem de cinco símbolos, numa média de 0,6 dígitos decimal/símbolo. Pode-se mostrar que este resultado se aproxima da entropia da fonte, que é de 0,58 dígitos decimal/símbolo. Quanto maior o comprimento da mensagem a ser codificada, mais o resultado se aproximará do limite teórico determinado por Shannon.

Existem dois problemas práticos principais que limitam a eficiência da codificação aritmética: (1) a adição de um indicador de fim de mensagem, necessário para separar uma mensagem da seguinte; e (2) a necessidade de se utilizar aritmética de precisão finita. As duas formas mais usuais de se contornar o segundo problema são a estratégia de escala e a estratégia de arredondamento. A primeira renormaliza cada subintervalo para a faixa [0, 1) antes de subdividi-lo de acordo com as probabilidades dos símbolos. A segunda garante que os truncamentos associados à precisão finita não comprometem a precisão de representação dos subintervalos de codificação.

3.3. CODIFICAÇÃO DE IMAGEM E VÍDEO

Um vídeo digital é uma sucessão de imagens digitais, também conhecidas como quadros (*frames*). Uma imagem digital, por sua vez, é o resultado de uma transformação de um sinal multidimensional de parâmetros contínuos do mundo real para uma versão minimamente bidimensional de parâmetros discretos e de amplitudes quantizadas, manipuláveis por sistemas digitais (Allebach, 2005).

Um importante aspecto relacionado a imagens digitais é sua representação de cores. A maneira mais tradicional de representar uma imagem colorida é por meio do uso do espaço de cores RGB (do inglês, *Red Green Blue*), no qual as informações de crominância (cor) e luminância (brilho) de uma amostra do sinal são codificadas levando em consideração que cores visíveis poder ser representadas por combinação linear de três componentes primárias de cor: vermelho (*Red*), verde (*Green*) e azul (*Blue*). Logo para cada elemento/amostra de imagem (*pixel*), são necessários três valores para armazenar adequadamente as informações de cores.

O fato de o sistema RGB não levar em conta detalhes do comportamento visual humano deixa-o em desvantagem em relação a outros espaços de cores. Sabe-se que o olho humano possui menor sensibilidade para informações de crominância em relação a informações de luminância (Hunt, 2004). O espaço de cores YCbCr (*Luminance, Blue Chrominance and Red Chrominance*), explora esta característica, ao representar a componente de luminância com maior resolução que as componentes de crominância.

A abordagem mais comumente utilizada para obter uma redução da resolução da crominância é a partir da sub-amostragem. Embora esta cause uma perda irreversível de informação de cor, isto não é notado pelo sistema visual humano, uma vez que ele é menos sensível a esse tipo de informação. Os padrões mais comuns de sub-amostragem são o 4:2:2 e o 4:2:0. O padrão 4:2:2 usa duas amostras de Cb e duas amostras de Cr para cada grupo de quatro amostras de Y, enquanto o padrão 4:2:0 usa um Cb e um Cr para cada grupo de quatro Y. Devido a esse formato, o sistema de cores YCbCr pode ser visto como uma técnica de compressão que remove informação irrelevante associada a cor. Este é o sistema utilizado nos codificadores de imagem e vídeo mais recentes.

Atualmente, a maioria dos codificadores de vídeo adotam um modelo de codificação híbrida, o qual é baseado em três estágios: predição, codificação baseada em transformada e codificação por entropia (Sullivan *et al.*, 2012).

O estágio de predição consiste em explorar as redundâncias espaciais (presentes em um mesmo quadro), também conhecidas como intra-quadros e as redundâncias temporais (presentes entre quadros), também conhecidas como inter-quadros.

As técnicas de predição intra-quadros utilizam regiões de um mesmo quadro previamente codificadas para prever outras regiões deste mesmo quadro.

Para explorar a redundância temporal, técnicas de estimação de movimento são utilizadas, as quais consistem em buscar em um quadro previamente codificado (denominado na literatura como quadro de referência) um bloco de informação equivalente a aquele do quadro que está sendo codificado. Este processo estima o movimento translacional que o conteúdo dos blocos realizaram entre um quadro e outro, do qual, resultam os vetores de movimento. A compensação de movimento é a aplicação do vetor de movimento no quadro de referência, de forma que uma predição desta informação possa ser obtida. Esse processo resulta em um novo bloco ou quadro estimado a partir de um quadro codificado anteriormente, onde para a construção completa deste quadro são necessários: o(s) quadro(s) de referência, os vetores de movimento, a descrição dos particionamentos dos blocos (se houver) e o resíduo – que é a diferença entre o bloco ou quadro a ser comprimido e o estimado.

Nesse contexto, os quadros constituintes de um vídeo, recebem as denominações de I (Intra), P (Predito) e B (Bipredito) (Elemental Technologies, 2013). A codificação de um quadro I é baseada apenas nas informações contidas no próprio quadro. O quadro P é codificado a partir da predição do quadro atual ao estimar o movimento em relação ao quadro anteriormente codificado, e em seguida o resíduo (diferença entre o quadro estimado e o quadro original) é comprimido utilizando a codificação similar àquela dos quadros Intra. Já os quadros do tipo B são estimados e compensados a partir de dois quadros do tipo I e/ou do tipo P, previamente codificados e reconstruídos, ou seja,

localmente decodificados, de forma que o codificador tenha a mesma informação que o decodificador para gerar as mesmas previsões. Os resíduos são então codificados de modo similar ao quadro Intra. Esses tipos de quadros são usados para definir o GOP (do inglês, *Group Of Pictures*). A Figura 3.12 ilustra uma típica sequência de quadros.

Uma vez que o sinal foi estimado, espacialmente ou temporalmente, o erro de estimação, também chamado de sinal residual, computado a partir da diferença entre o sinal original e o estimado, deve ser codificado. Nesse momento, inicia-se o segundo estágio. O sinal residual é transformado e quantizado. A transformação converte o sinal no domínio do tempo para o domínio da frequência, dada transformação descorrelaciona o sinal residual e concentra sua energia em poucos coeficientes, principalmente em baixa frequência. A quantização é utilizada para remover os coeficientes menos significativos e aproximar os coeficientes resultantes. Este passo procura remover informação irrelevante, que não é perceptível ao sistema visual humano.

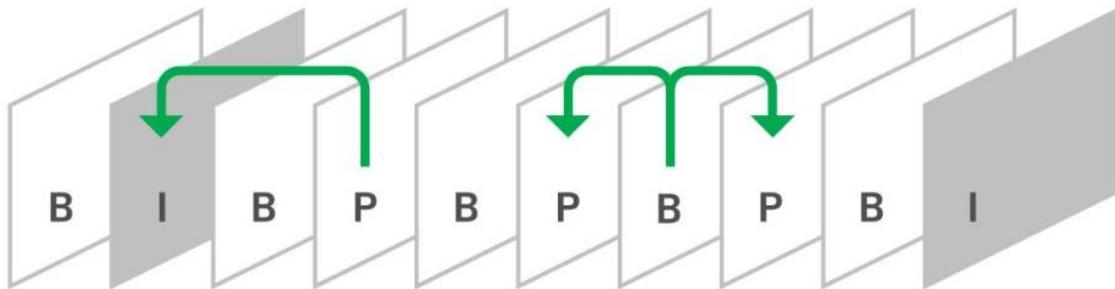


Figura 3.12 - GOP típico formado por quadros I, P e B (Modificado – Elemental Technologies, 2013)

Por fim, no terceiro estágio, a representação comprimida do sinal residual é codificada entropicamente, objetivando a redução das redundâncias estatísticas.

3.3.1. HEVC/H.265

O HEVC/H.265 é o mais recente padrão de codificação desenvolvido pelo *Joint Collaborative Team on Video Coding* (JCT-VC), formado pelo *ITU-T Video Coding Experts Group* (VCEG) e o *ISO/IEC Moving Picture Experts Group* (MPEG). Ele prove

uma significativa melhoria na performance de codificação relativa a seu predecessor H.264/AVC, alcançando uma média de taxa de bits em torno de 50 % inferior para uma mesma qualidade de imagem subjetiva (Sullivan *et al.*, 2012). O HEVC aborda os principais desafios de codificação de vídeo que surgiram nos últimos anos, particularmente a compressão de vídeos de alta resolução além do formato HD (do inglês, *High Definition*), bem como o uso de arquiteturas de processamento paralelo. Essa seção irá apresentar uma visão geral do padrão, destacando suas propriedades mais relevantes.

De forma semelhante aos padrões de vídeos anteriores, o HEVC somente especifica a formulação do fluxo de bits e o processo de decodificação. Por não especificar o algoritmo de codificação, a implementação do codificador HEVC é flexível o suficiente para considerar diferentes níveis de otimização relativos a complexidade computacional ou/e qualidade da compressão. Assim, em regra para ser considerado um codificador HEVC, o algoritmo somente necessita garantir que o fluxo de bits produzido case com as especificações do padrão.

A Figura 3.13 apresenta um diagrama de blocos típico de um codificador HEVC. No HEVC, cada quadro é particionado em blocos de mesmo tamanho, denominados unidades de codificação em árvore (CTU, do inglês, *Coding Tree Unit*) que são processados independentemente. O primeiro quadro de uma sequência de vídeo é sempre um I-quadro, a este, é aplicada somente a predição intra-quadros, para os subsequentes quadros P e B, é testada a predição inter-quadros. Em seguida, o sinal residual é computado, transformado, quantizado e codificado entropicamente. Os bits resultantes da codificação por entropia, os modos de predição intra-quadros escolhidos, as informações de movimento da predição inter-quadros, bem como as informações auxiliares da codificação constituem o fluxo HEVC. Para melhorar a qualidade geral das imagens reconstruídas, o HEVC faz uso de dois filtros: DBF (do inglês, *Deblocking Filter*) e SAO (do inglês, *Sample Adaptive Offset*). Durante o processo de codificação, é necessário replicar o procedimento de decodificação, para que a predição intra-quadros e inter-quadros seja feita utilizando o mesmo quadro a ser utilizado no decodificador. No caminho de decodificação, o sinal residual comprimido é entrada para a quantização e transformadas inversas. As amostras reconstruídas são geradas pela adição do sinal residual decodificado e do sinal predito, que são entrada dos filtros DBF e SAO. Quando o quadro é completamente codificado, o correspondente

quadro reconstruído é armazenado em buffer para ser utilizado como referência para predição dos próximos quadros.

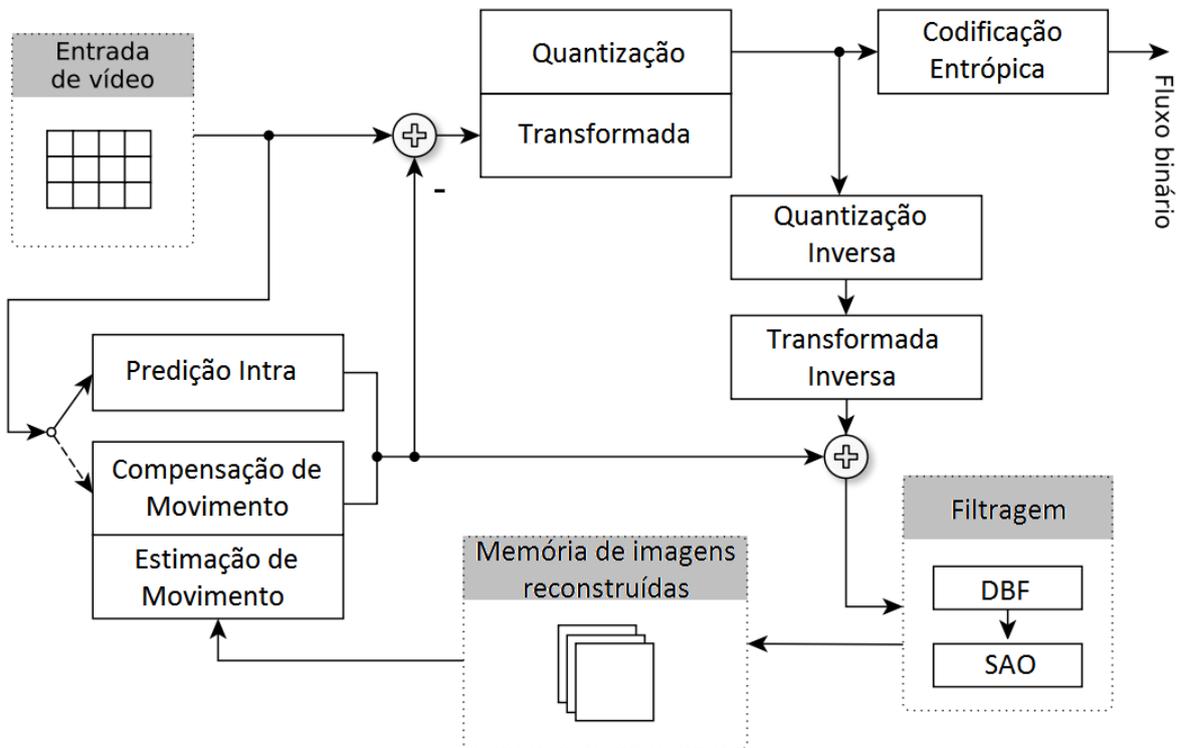


Figura 3.13 - Diagrama de blocos do Codificador HEVC padrão (Modificado de – Jorge, 2014)

3.3.1.1. Estruturas de codificação

Embora o HEVC siga a tradicional arquitetura de codificação híbrida adotada pelos codificadores de vídeo antecessores, ele apresenta diferenças significativas com relação a estrutura de dados. Ao invés de adotar a mesma estrutura do padrão H.264/AVC, o qual utiliza blocos de tamanho 16×16 para luminância e 8×8 para crominância, assumindo uma sub-amostragem YUV 4:2:0, o HEVC define uma unidade de codificação em árvore (vários níveis de divisão), chamada de CTU (do inglês, *Coding Tree Unit*), que é composta por blocos de amostras de crominância e luminância, denominados CTBs (do inglês, *Coding Tree Blocks*). O tamanho de um CTB de luminância é definido pelo codificador e permite três possibilidades: 16×16 , 32×32 e 64×64 , essa informação é encapsulada no cabeçalho. Um maior CTB tende a proporcionar uma melhor eficiência na codificação, especialmente para vídeos de alta resolução (Lainema *et al.*, 2012).

Cada bloco CTB pode ser recursivamente dividido em blocos menores, denominados CBs (do inglês, *Coding Blocks*). Podendo um CB variar de seu máximo tamanho 64×64 até o menor tamanho definido por 8×8 , totalizando 4 níveis de recursão. A mesma divisão aplicada a um CTB de luminância é aplicada ao correspondente CTB de crominância. O CB de luminância e seus correspondentes CBs de crominância constituem uma unidade de codificação (CU, do inglês, *Coding Unit*).

Cada CU servirá como base para a posterior divisão em unidades de predição (PU, do inglês, *Prediction Unit*) e unidades de transformada (TU, do inglês, *Transform Unit*). Nesse nível é feita a decisão entre a predição intra ou inter e seu respectivo modo.

Cada PU é constituída de um PB (do inglês, *Prediction Block*) de luminância e de seus correspondentes PBs de crominância, cada um proveniente de um respectivo CB. Cada PB terá o tamanho máximo igual ao seu correspondente CB e mínimo de 4×4 pixels. São suportados os tamanhos 4×4 a 64×64 .

As TUs são definidas após o processo de predição e são constituídos por TBs (do inglês, *Transform Block*) de luminância e um ou mais TBs de crominância. Cada um tendo como raiz um respectivo CB. Cada TB pode possuir o mesmo tamanho de seu respectivo CB ou ainda ser dividido nos tamanhos de 4×4 , 8×8 , 16×16 e 32×32 , de acordo com as funções de base de uma DCT (Lainema *et al.*, 2012). No processo de codificação residual, são permitidos apenas particionamentos em CBs e TBs de formatos quadrados, como ilustrado na Figura 3.14.

Em adição a estrutura de blocos, o HEVC define as estruturas *slice* e *tile*, com propósitos de proteção a erros e processamento paralelo. O *slice* é uma sequência de CTUs processadas sequencialmente (*raster scan order*) pertencentes ao mesmo bloco. Um bloco pode conter um ou mais *slices*. Cada *slice* pode ser decodificado independentemente de outro. A principal vantagem dessa característica é a habilidade de resincronizar o processo de decodificação na ocorrência de algum erro de transmissão.

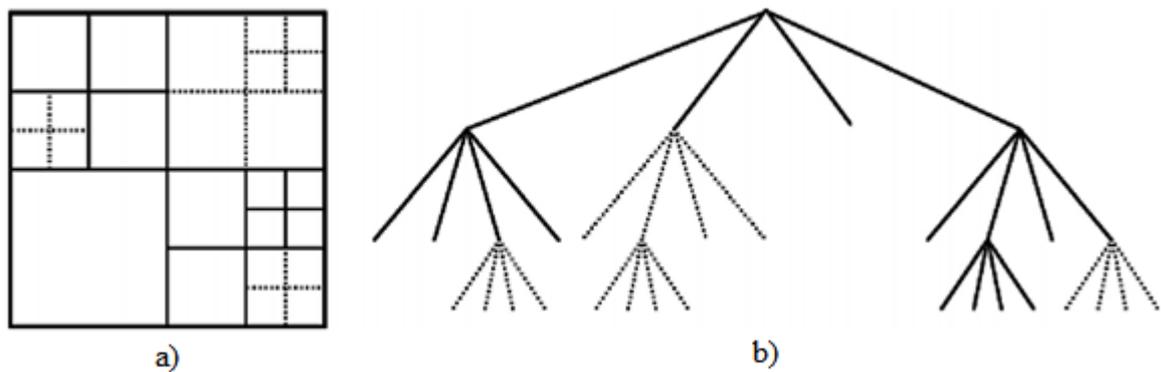


Figura 3.14 - a) CTB particionado. b) Árvore de divisão correspondente: subdivisão de um CTB em CBs e em TBs, as linhas sólidas indicam os contornos de um CB e as linhas pontilhadas indicam os contornos de um TB (Sullivan *et al.*, 2013).

A estrutura *Tile* foi introduzida para prover técnicas de processamento paralelo para o codificador e o decodificador. Tiles são regiões retangulares da imagem que podem ser codificadas e decodificadas independentemente. E podem ou não pertencer a um mesmo *slice*. Os *Tiles* provêm uma solução simples para o processamento paralelo sem requerer técnicas avançadas de sincronização.

3.3.1.2. Predição intra e inter-quadro

Essa seção descreve as principais técnicas de predição usadas pelo padrão H.265/HEVC e destaca as principais diferenças com relação a seu predecessor H.264/AVC. Nesse contexto, incluem-se a predição intra para redução da redundância espacial e a predição inter, para redução de redundância temporal.

Na predição intra-quadro, blocos de quadros atuais são gerados a partir de blocos pertencentes ao mesmo quadro codificados e reconstruídos previamente. A predição pode ser feita de diferentes modos. O padrão H.264/AVC definiu 8 modos direcionais e um modo DC, já seu sucessor, definiu 33 modos direcionais, um modo planar e um modo DC (Lainema *et al.*, 2012).

A ideia da predição direcional é estimar um bloco a partir de blocos adjacentes, definidos a partir de uma determinada direção. A Figura 3.15 ilustra as possíveis direções de predição definidas pelo HEVC.

Em adição aos modos direcionais, o HEVC implementa os modos planar e DC, os quais são usados para estimar regiões suaves, usando planos constantes ou lineares. O modo planar realiza a predição de um bloco através de uma superfície de amplitude com declives verticais e horizontais derivados das amostras de referência vizinhas e o modo DC utiliza um valor médio das amostras de referência vizinhas para gerar um valor de predição constante para o bloco.

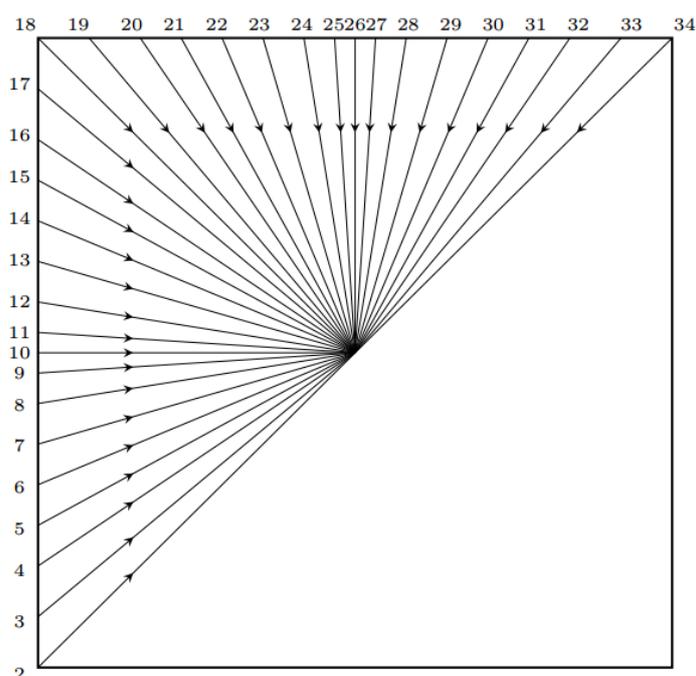


Figura 3.15 - Modos direcionais definidos pelo HEVC (Modificado – Sharabayko, 2013).

Na predição inter-quadro, a predição de um determinado bloco de um quadro é feita utilizando blocos de um quadro referência previamente codificado. Esse tipo de predição tira vantagem da similaridade de cada imagem com suas imagens vizinhas temporais a partir da aplicação de técnicas de compensação de movimento entre quadros (Sullivan *et al.*, 2012). A técnica mais comum aplicada na compensação de movimento pelo H.265/HEVC e seu antecessor H.264/AVC é o algoritmo de casamento de blocos (BMA,

do inglês, *Block Matching Algorithm*), uma abordagem mais detalhada dessa técnica pode ser encontrada em (Sullivan *et al.*, 2012).

3.3.1.3. Transformada e quantização

O sinal residual da predição intra-quadro ou inter-quadro, ou seja, a diferença entre o bloco original e a sua predição, é transformado por uma transformada linear. Inicialmente, os blocos residuais são particionados em múltiplos blocos quadrados denominados TU, com tamanhos de 4×4 , 8×8 , 16×16 e 32×32 . A transformada bidimensional é realizada aplicando a transformada de uma dimensão em ambas às direções horizontal e vertical. Os elementos das matrizes de transformada foram obtidos aproximando funções de base escalonadas da DCT. Por simplicidade, somente a matriz 32×32 é definida. Versões subamostradas dessa matriz são usadas para derivar as matrizes de tamanhos menores (Sullivan *et al.*, 2012).

Em blocos de luminância codificados com alguns modos de predição intra, para a transformada de tamanho 4×4 é utilizada uma transformada alternativa, a Transformada do Seno Discreto (DST, do inglês *Discrete Sine Transform*) (Sullivan *et al.*, 2012). Ao utilizar a predição intra, os *pixels* próximos dos *pixels* dos limites do topo ou da esquerda de um bloco usados para a predição são habitualmente preditos com maior exatidão que os *pixels* mais afastados. Assim, o resíduo tem tendência a ser mais elevado para *pixels* afastados dos limites do bloco. A DST codificará melhor este resíduo, porque as funções base iniciam com uma amplitude baixa e depois aumentam para frequências mais elevadas, enquanto que as funções base da DCT iniciam com uma amplitude elevada e depois diminuem para as frequências mais elevadas.

Quanto ao método de quantização, o HEVC segue um procedimento similar ao padrão H.264/AVC, conhecido como Quantizador de Reconstrução Uniforme (URQ, do inglês, *Uniform-Reconstruction Quantiser*). Em termos gerais, o procedimento URQ consiste de uma divisão inteira entre os coeficientes transformados e o passo de quantização. O valor do passo de quantização depende do parâmetro de quantização (QP, do inglês, *Quantisation Parameter*) definido na configuração do codificador, que pode variar de 1 a 51.

3.3.1.4. Codificação por entropia

Em contraste com o padrão H.264/AVC, que permite dois métodos de codificação por entropia, o HEVC utiliza somente uma versão melhorada da Codificação Aritmética Binária com Adaptação ao Contexto (CABAC, do inglês, *Context Adaptive Arithmetic Coding*). Apresenta melhorias na complexidade (especialmente para processamento paralelo), no desempenho de compressão e redução de necessidade de memória para o seu contexto. A codificação entrópica é aplicada aos símbolos gerados e coeficientes da transformada quantificados, dando origem ao fluxo binário (Sullivan *et al.*, 2012).

3.3.1.5. Filtros

O HEVC pode utilizar dois procedimentos de filtragem sobre as amostras reconstruídas antes de serem armazenadas em buffer, definidos como DBF (do inglês, *Deblocking filter*) e SAO (do inglês, *Sample Adaptive Offset*). O principal objetivo do filtro DBF é reduzir artefatos de blocos gerados pela divisão em blocos no processo de codificação sendo aplicado em amostras adjacentes aos limites de um PU ou TU (Sullivan *et al.*, 2012). Esse filtro é similar ao utilizado pelo padrão anterior H.264/MPEG-4 AVC.

O SAO é um filtro não linear, que é adaptativamente aplicado em todas as amostras da imagem, após o filtro DBF. Em sua operação, o filtro modifica as amostras pela adição de um offset (Sullivan *et al.*, 2012). Seu objetivo é prover um refinamento do sinal reconstruído. Esse filtro não está presente em padrões de vídeo anteriores ao HEVC.

3.3.1.6. Versões e Perfis

A primeira versão do HEVC, finalizada em abril de 2013, disponibiliza três perfis: *Main*, *Main 10* e *Main Still Picture*. O perfil *Main* permite uma profundidade de 8 bits por amostra e um sistema de cores YUV 4:2:0. O perfil *Main 10* estende a profundidade de bits de 8 para 10, possibilitando uma maior definição de cores. O perfil *Main Still Picture* possui as mesmas propriedades do perfil *Main*, mas sendo definido para ser utilizado em compressão de imagens (Flynn *et al.*, 2016).

A segunda versão do padrão foi finalizada em outubro de 2014 e é chamada de RExt (do inglês, *Range Extension*). O principal destaque desta versão é prover suporte aos espaços de cores YUV 4:0:0, 4:2:2 e 4:4:4 e a profundidades de bits por amostras de 12 e 16 bits. Foram adicionados 21 novos perfis: *Monochrome*, *Monochrome 12*, *Monochrome 16*, *Main 12*, *Main 4:2:2 10*, *Main 4:2:2 12*, *Main 4:4:4*, *Main 4:4:4 10*, *Main 4:4:4 12*, *Monochrome 12 Intra*, *Monochrome 16 Intra*, *Main 12 Intra*, *Main 4:2:2 10 Intra*, *Main 4:2:2 12 Intra*, *Main 4:4:4 Intra*, *Main 4:4:4 10 Intra*, *Main 4:4:4 12 Intra*, *Main 4:4:4 16 Intra*, *Main 4:4:4 Still Picture*, *Main 4:4:4 16 Still Picture* e *High Throughput 4:4:4 16 Intra* (Sullivan *et al.*, 2013).

Ainda na segunda versão, outros dois conjuntos de extensões foram adicionados: SHVC (do inglês, *Scalability extension of HEVC*) e o MV-HEVC (do inglês, *Multiview extension of HEVC*). O primeiro provê suporte a escalabilidade espacial e o segundo provê suporte a compressão de vídeos com múltiplas vistas (Sullivan *et al.*, 2013).

Em fevereiro de 2015, foi lançada a terceira versão, denominada 3D-HEVC (do inglês, *3D extension of HEVC*), tendo como principal característica a codificação de vídeos constituídos de múltiplas vistas e mapas de profundidades associados, o que é requerido para a geração de vídeo 3D (Tech *et al.*, 2016).

Até o presente momento, está em desenvolvimento a quarta versão do padrão, denominada SCC (do inglês, *Screen Content Coding*). O objetivo principal desta extensão é permitir um desempenho de compactação superior a vídeos que contêm uma quantidade significativa de gráficos, textos e animações móveis ou imóveis (Xu *et al.*, 2016).

4. ALGORITMOS DE CODIFICAÇÃO UNIDIMENSIONAIS – 1D

Este capítulo aborda em detalhes cada etapa do processo de codificação e decodificação dos algoritmos de compressão de sinais de S-EMG 1D propostos por este trabalho.

Na abordagem 1D, os algoritmos de compressão são baseados em DWT, na segmentação do espectro transformado, na alocação de bits por sub-bandas e na codificação por entropia dos coeficientes quantizados.

No primeiro momento, serão abordados os algoritmos de compressão que fazem uso dos modelos matemáticos que provêm uma alocação fixa de bits aos coeficientes transformados de wavelet, esses modelos são gerados a partir de funções matemáticas. Em seguida, será desenvolvido o algoritmo de compressão que faz uso do modelo matemático que provê uma alocação adaptativa de bits aos coeficientes transformados, esse modelo é gerado a partir de uma função matemática e das características energéticas do espaço transformado.

4.1. CODIFICADORES E DECODIFICADORES FIXOS 1D

São propostos quatro algoritmos de compressão fixos 1D: 1D – AED, 1D – ALD, 1D – ARD e 1D – ATH. Todos possuem a mesma estrutura de codificação e decodificação, a diferença entre eles reside na escolha do perfil de alocação de bits.

A Figura 4.1 apresenta em diagrama de blocos os diversos módulos que compõem o codificador dos algoritmos propostos.

A primeira etapa do codificador é segmentar o sinal em janelas de N amostras, como proposto em (Berger, 2006), feito isso, a cada janela é aplicada a DWT. A função da transformada é concentrar a energia do sinal em uma quantidade pequena de coeficientes transformados, levando a uma representação com menor correlação no domínio transformado. A Transformada Wavelet é implementada de forma ortonormalizada. Isto significa dizer que a faixa dinâmica dos coeficientes $X[k]$ no espaço transformado é menor ou no máximo igual a do domínio do tempo, ou seja, a seguinte relação é atendida:

$$\max\{|X[k]|\}_{k=0,1,\dots,N-1} \leq 2^{R-1}, \quad (4.1)$$

em que N corresponde ao comprimento da janela em amostras e R ao comprimento de palavra (em bits) com o qual a sequência $x[n]$ foi digitalizada na representação em ponto fixo do sinal. Para o presente trabalho, adotou-se $N = 2048$ como proposto em (Berger *et al.*, 2006) e $R = 16$ (os sinais utilizados para testar o algoritmo foram digitalizados com 16 bits de resolução).

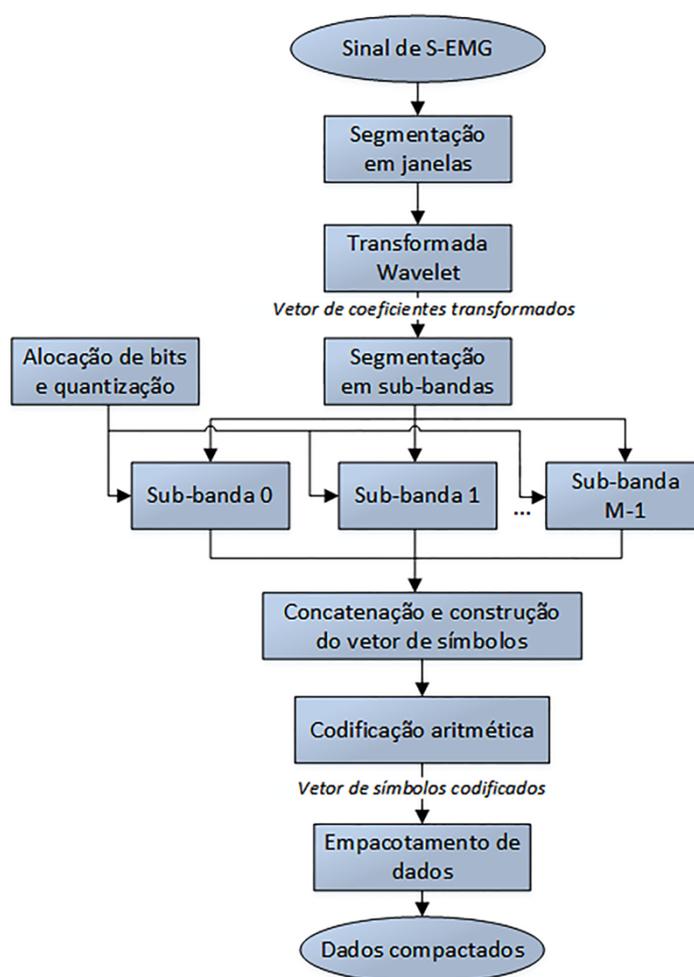


Figura 4.1 - Diagrama de blocos do codificador constituinte dos algoritmos de compressão de sinais de S-EMG 1D fixos propostos.

Foram escolhidas as funções de base *Daubechies-4* com 8 níveis de resolução. Esta escolha foi estabelecida com base em estudo prévio, tendo como parâmetros de desempenho a de-

correlação do sinal de S-EMG no espaço transformado e medidas de compactação de energia em menor quantidade de coeficientes transformados (Berger *et al.*, 2003).

O vetor de coeficientes transformados foi também segmentado em 16 sub-bandas (Berger, 2006) e (Trabuco *et al.*, 2014), o que resultou em 128 coeficientes por sub-banda. Como é mostrado em (Trabuco *et al.*, 2014), a divisão da janela para outras quantidades de sub-bandas, tais como 4, 8, 32 e 64, não afeta substancialmente os resultados obtidos nos testes de desempenho.

O passo seguinte foi realizar a quantização utilizando o vetor de alocação de bits obtido pelo algoritmo de alocação. Os N coeficientes transformados $X[k]$, $k = 0, 1, \dots, N - 1$, são quantizados em cada uma das M sub-bandas, segundo a equação

$$X_q[k] = \text{Int} \left\{ \frac{X[K]}{2^{R-1}} \lambda \right\}, \quad (4.2)$$

os N/M coeficientes pertencentes a mesma sub-banda são representados com o mesmo comprimento de palavra digital. Para uma dada sub-banda m têm-se associados N/M coeficientes da Transformada Wavelet, conforme a relação matemática

$$k = \frac{N}{M}m, \frac{N}{M}m+1, \dots, \frac{N}{M}m + \frac{N}{M} - 1, \text{ com } m = 0, 1, \dots, M - 1. \quad (4.3)$$

O parâmetro λ é dado por

$$\lambda = 2^{B[m]} \quad (4.4)$$

em que $B[m]$ corresponde ao comprimento de palavra digital dado a cada sub-banda m . Os valores de $B[m]$ são obtidos a partir do vetor de alocação de bits, onde cada posição corresponde à quantidade de bits alocada para cada coeficiente transformado pertencente à determinada sub-banda. Os perfis gerados dos vetores de alocação de bits são descritos na seção 4.1.1.

Após a quantização, as sub-bandas são concatenadas de forma a construir o vetor de símbolos que representa uma janela do sinal. Estas por sua vez, são reagrupadas. O agrupamento de janelas é então compactado por um codificador de entropia. O codificador aritmético se mostrou mais eficiente quando comparado com técnicas *run-length* e *Huffman*. No último passo, os dados são empacotados gerando a representação final do arquivo de S-EMG.

Este arquivo então seguirá para seu destino, onde servirá de entrada ao decodificador. A Figura 4.2 apresenta o diagrama de blocos que descreve o processo de decodificação dos dados comprimidos.

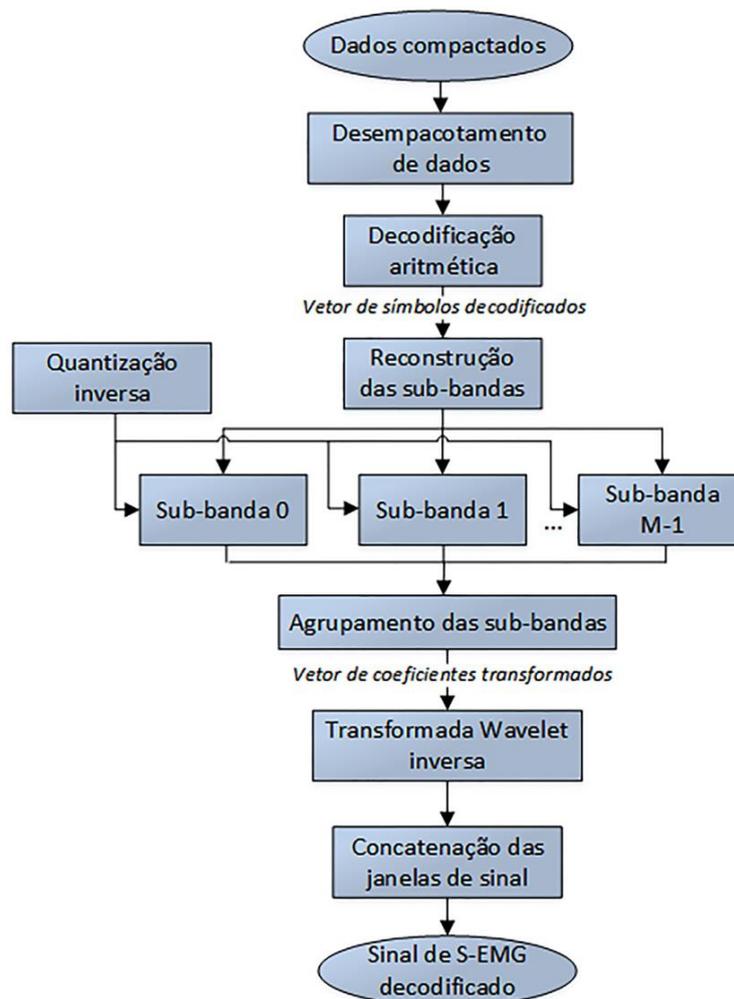


Figura 4.2 - Diagrama de blocos do decodificador constituinte dos algoritmos de compressão de sinais de S-EMG 1D fixos propostos.

Primeiramente é realizado o desempacotamento dos dados de forma a se ter acesso à informação correspondente ao sinal comprimido. Após a decodificação de entropia, são reconstruídas as janelas que por sua vez são divididas em sub-bandas, da mesma maneira como foi feito no codificador, a essas sub-bandas é aplicada a quantização inversa. As sub-bandas são reagrupadas em janelas, que são entradas da IDWT. Como saída se obtém um segmento de N amostras do sinal de S-EMG. Os diversos segmentos são concatenados de forma a se obter o sinal decodificado.

4.1.1. Alocação fixa de bits 1D

São propostos quatro perfis fixos distintos para a alocação de bits no espaço transformado. A quantidade de bits atribuída para a quantização dos coeficientes transformados pertencentes a uma determinada sub-banda é determinada a partir de quatro formas de onda. São elas: exponencial decrescente, linear decrescente, raiz quadrática decrescente e tangente hiperbólica. Os perfis são chamados de fixos por que a quantidade de bits alocada a cada sub-banda é obtida a partir das funções matemáticas, não sendo influenciada por características particulares inerentes a cada sinal em análise.

Todos os perfis possuem característica decrescente, dessa forma, alocam uma maior quantidade de bits para os coeficientes de mais baixa frequência, ou seja, à medida que cresce o índice associado aos coeficientes transformados, menor é o comprimento da palavra digital alocada para quantizar os coeficientes da respectiva sub-banda.

A alocação é feita dessa forma porque a maior quantidade de energia do sinal está presente nos coeficientes de mais baixa frequência, ou seja, a informação apesar de ser não estacionária, tem características passa-baixa. Como descrito no capítulo 3, são os coeficientes de banda baixa os maiores responsáveis pela reconstrução do sinal, pois são eles que fornecem a informação bruta, enquanto que os coeficientes de banda mais alta fornecem os detalhes do sinal, sendo eles, os responsáveis pelo refinamento do sinal reconstruído.

Nas próximas seções temos $B[m]$ correspondendo à quantidade de bits alocada para uma determinada sub-banda, Q e L correspondendo respectivamente ao maior e menor

comprimento da palavra digital e M correspondendo a quantidade de sub-bandas utilizadas na segmentação do espectro no domínio transformado.

4.1.1.1. Alocação Exponencial Decrescente (1D – AED)

Para este caso, devemos encontrar a fórmula de uma curva que obedeça ao gráfico da Figura 4.3.

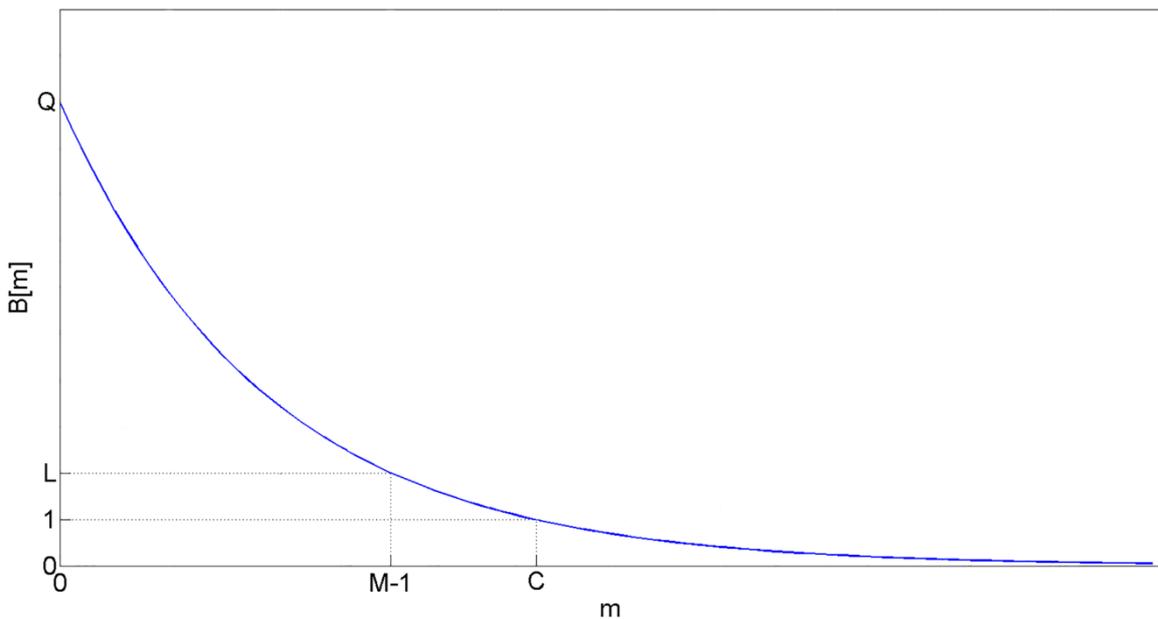


Figura 4.3 - Curva exponencial decrescente para alocação de bits (Quantidade de bits $B[M]$ versus sub-banda m). L corresponde a quantidade de bits atribuída a sub-banda $M-1$ e a sub-banda C é atribuída 1 bit.

Para obtenção da fórmula desejada, seguimos os seguintes passos:

1. A função exponencial decrescente original é dada por:

$$y = (1/\beta)^x, \quad (4.5)$$

onde $\beta > 1$, note que uma função exponencial tem uma base constante e um expoente variável, o domínio é o conjunto de todos os números reais (\mathbb{R}) e a imagem é o conjunto de

todos os números reais positivos (\mathbb{R}_+^*). O gráfico da equação (4.5) é ilustrado na Figura 4.4, em que é adotado $\beta = 2$, para gerar a ilustração.

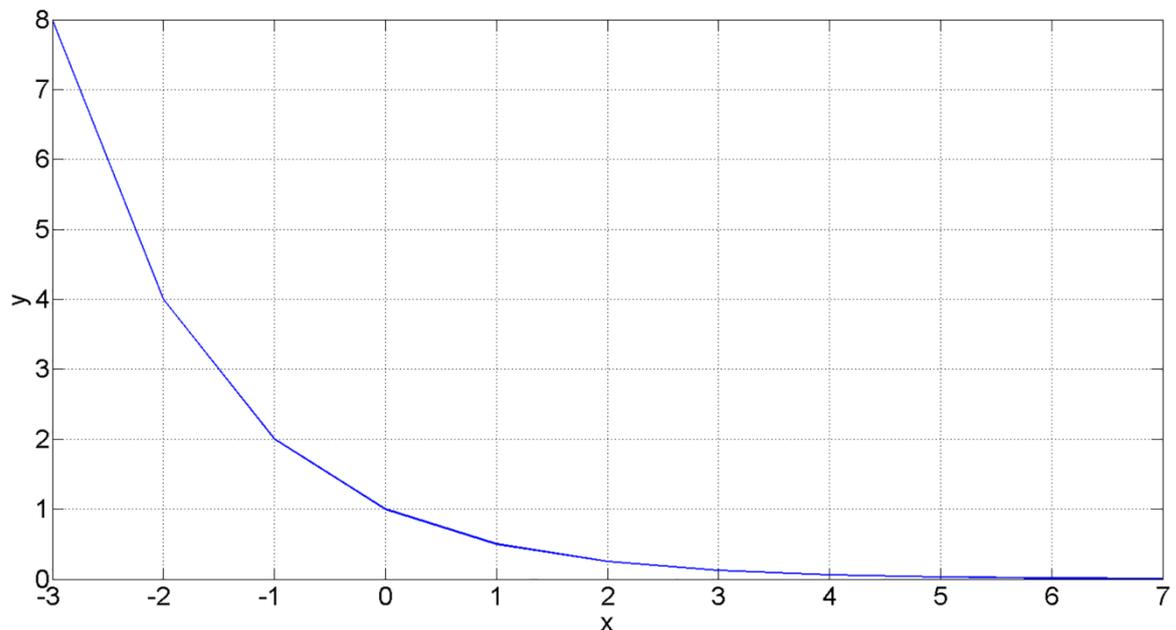


Figura 4.4 - Gráfico da função exponencial decrescente dada pela equação (4.5) adotando $\beta = 2$.

2. O segundo passo foi aplicar uma translação à função original, aonde chegamos à equação (4.6). A translação consiste em subtrair uma constante positiva da variável independente x , o que provoca uma translação paralela ao eixo x para a direita (Anton, 2000).

$$y = (1/\beta)^{x-C}, C > 0 \quad (4.6)$$

5. Tendo determinado a equação (4.6), devemos encontrar os valores de β e C , para isso utilizamos os valores já conhecidos de y e x .

- Para $x = 0$, temos $y = Q$, então

$$Q = (1/\beta)^{-C} \quad (4.7)$$

Aplicando logaritmo e isolando β , chegamos a

$$\beta = Q^{(1/C)}, \beta > 1 \quad (4.8)$$

- Para $x = M - 1$, temos $y = L$, então

$$L = (1/\beta)^{M-1-C} \quad (4.9)$$

Aplicando logaritmo e isolando C , chegamos a

$$C = \left[\frac{1-M}{(\log L / \log Q) - 1} \right], C > 0. \quad (4.10)$$

Assim, a equação final utilizada para alocar os bits referentes a cada sub-banda é dada por:

$$B[m] = \left[(1/\beta)^{m-C} \right], C > 0 \text{ e } \beta > 1 \quad (4.11)$$

em que β e C , são dados pela equação (4.8) e (4.10) respectivamente e o resultado é arredondado para o inteiro superior mais próximo. Nas simulações realizadas, o valor $B[0]$, para $m = 0$, corresponde a quantidade de bits alocada para a primeira sub-banda.

4.1.1.2. Alocação Linear Decrescente (1D – ALD)

Para este caso, a fórmula deve obedecer a curva da Figura 4.5.

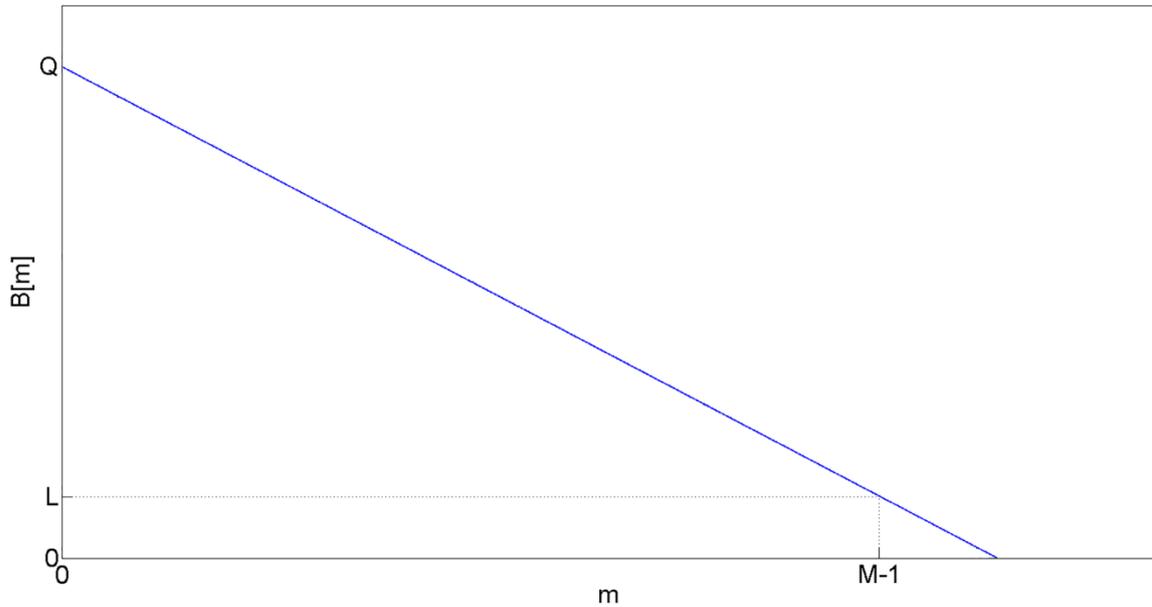


Figura 4.5 - Curva linear decrescente para alocação de bits (Quantidade de bits $B[M]$ versus sub-banda m). L corresponde a quantidade de bits atribuída a sub-banda $M-1$.

Para obtê-la, os seguintes passos devem ser seguidos:

1. Uma das maneiras de se encontrar a equação de uma reta é partir da equação geral, dada por

$$y - Y_a = \alpha(x - X_a), \quad (4.12)$$

em que α é o coeficiente angular da reta e X_a e Y_a são as coordenadas de um ponto A pertencente a reta. O coeficiente angular da reta é dado por

$$\alpha = \frac{\Delta Y}{\Delta X} = \frac{(Y_a - Y_b)}{(X_a - X_b)}, \quad (4.13)$$

em que X_b e Y_b são coordenadas de um ponto B , também pertencente a reta.

2. Partindo da formulação geral, encontramos a reta desejada a partir dos dois pontos conhecidos: $A(0, Q)$ e $B(M - 1, L)$, primeiro é calculado o coeficiente angular:

$$\alpha = \frac{(Q-L)}{[0-(M-1)]} = -\frac{(Q-L)}{(M-1)}. \quad (4.14)$$

3. A fórmula é determinada utilizando o coeficiente angular calculado em (4.14) e utilizando o ponto A.

$$y = Q - \left(\frac{Q-L}{M-1} \right) x. \quad (4.15)$$

Assim, a equação final utilizada para alocar os bits referentes a cada sub-banda é descrita por:

$$B[m] = \left[Q - \left(\frac{Q-L}{M-1} \right) m \right]. \quad (4.16)$$

Nas simulações realizadas, o valor $B[0]$, para $m = 0$, também corresponde a quantidade de bits alocada para a primeira sub-banda.

4.1.1.3. Alocação Raiz-quadrática Decrescente (1D – ARD)

Para este caso, devemos encontrar a fórmula de uma curva que obedeça ao gráfico da Figura 4.6. A função raiz quadrática original é dada pela equação (4.17) e seu gráfico é ilustrado na Figura 4.7. Trata-se de uma função com Domínio: (\mathbb{R}_+) e Imagem: (\mathbb{R}_+) .

$$y = \sqrt{x} \quad (4.17)$$

Para obtenção da fórmula desejada, os seguintes passos devem ser seguidos:

1. Aplicamos uma reflexão à função original, o gráfico obtido para $y = f(-x)$ é a reflexão do gráfico de $y = f(x)$ em torno do eixo y (Anton, 2000), obtemos a equação:

$$y = \sqrt{-x}. \quad (4.18)$$

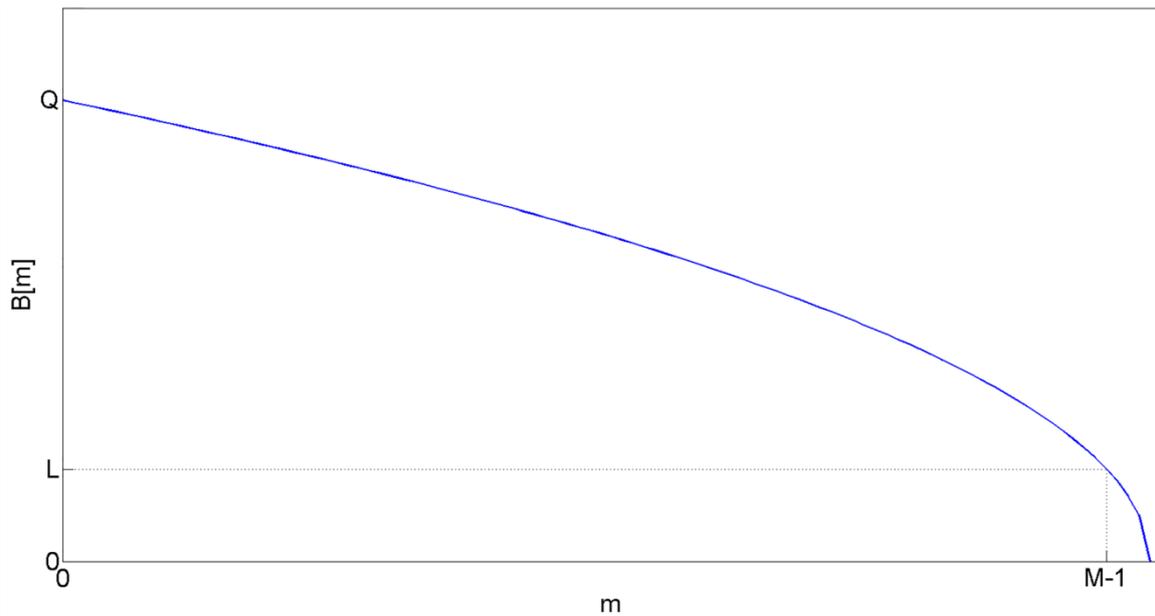


Figura 4.6 - Curva raiz quadrática decrescente para alocação de bits (Quantidade de bits $B[M]$ versus sub-banda m). L corresponde a quantidade de bits atribuída a sub-banda $M-1$.

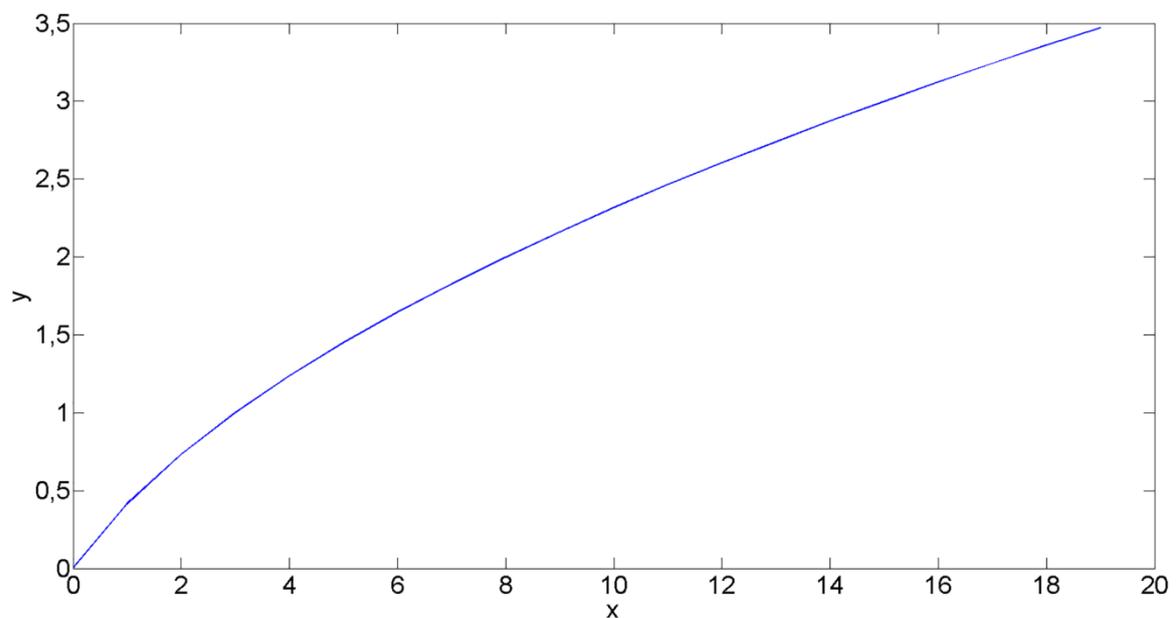


Figura 4.7 - Gráfico da função raiz quadrática dada pela equação (4.17).

2. Efetuamos em seguida uma translação e obtemos a equação:

$$y = \sqrt{-(x-C)} = \sqrt{C-x}, C > 0. \quad (4.19)$$

3. À função (4.19), aplicamos uma operação de alongamento, que consiste em multiplicar uma função por uma constante não negativa e maior que 1, que possui o efeito geométrico de alongamento vertical do gráfico (Anton, 2000). Obtemos a equação:

$$y = \beta\sqrt{C-x}, \beta > 1 \text{ e } C > 0 \quad (4.20)$$

4. Tendo determinado a equação (4.20), temos que encontrar os valores para β e C a partir dos valores de x e y conhecidos.

- Para $x = 0$, temos $Y = Q$, então

$$\begin{aligned} \beta\sqrt{C} &= Q \text{ e chegamos a} \\ \beta &= Q/\sqrt{C} \end{aligned} \quad (4.21)$$

- Para $x = M - 1$, temos $Y = L$, então

$$\begin{aligned} \beta\sqrt{C-M+1} &= L \text{ e chegamos a} \\ \beta &= L/\sqrt{C-M+1} \end{aligned} \quad (4.22)$$

Igualando (4.21) e (4.22), temos

$$\frac{Q}{\sqrt{C}} = \frac{L}{\sqrt{C-M+1}}, \text{ e chegamos a}$$

$$C = \frac{Q^2(1-M)}{L^2 - Q^2} \quad (4.23)$$

Assim, a equação final utilizada para alocar os bits referentes a cada sub-banda é dada por:

$$B[m] = \lceil \beta\sqrt{C-m} \rceil, \quad (4.24)$$

em que β e C , são dados pela equação (4.22) e (4.23) respectivamente.

4.1.1.4. Alocação Tangente Hiperbólica (1D – ATH)

Neste caso, deve-se encontrar a função geradora do gráfico representado pela Figura 4.8, para tanto, os seguintes passos devem ser seguidos:

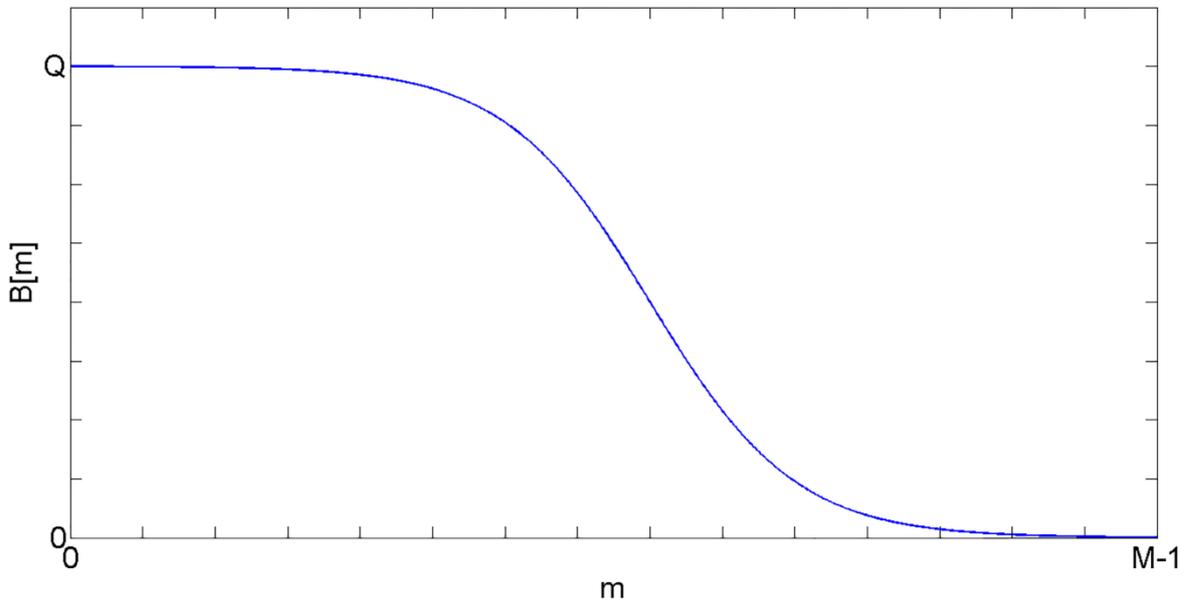


Figura 4.8 - Curva tangente hiperbólica decrescente para alocação de bits (Quantidade de bits $B[M]$ versus sub-banda m).

1. A função tangente hiperbólica é dada por:

$$y = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}. \quad (4.25)$$

O gráfico da equação (4.25) é ilustrado na Figura 4.9. Trata-se de uma função com Domínio: \mathbb{R} e Imagem: $(-1,1)$.

2. A partir da função tangente hiperbólica original, uma reflexão foi aplicada em torno do eixo y , obtendo:

$$y = \tanh(-x). \quad (4.26)$$

Como $\tanh(x)$ é uma função ímpar, pode-se escrever:

$$y = \tanh(-x) = -\tanh(x). \quad (4.27)$$

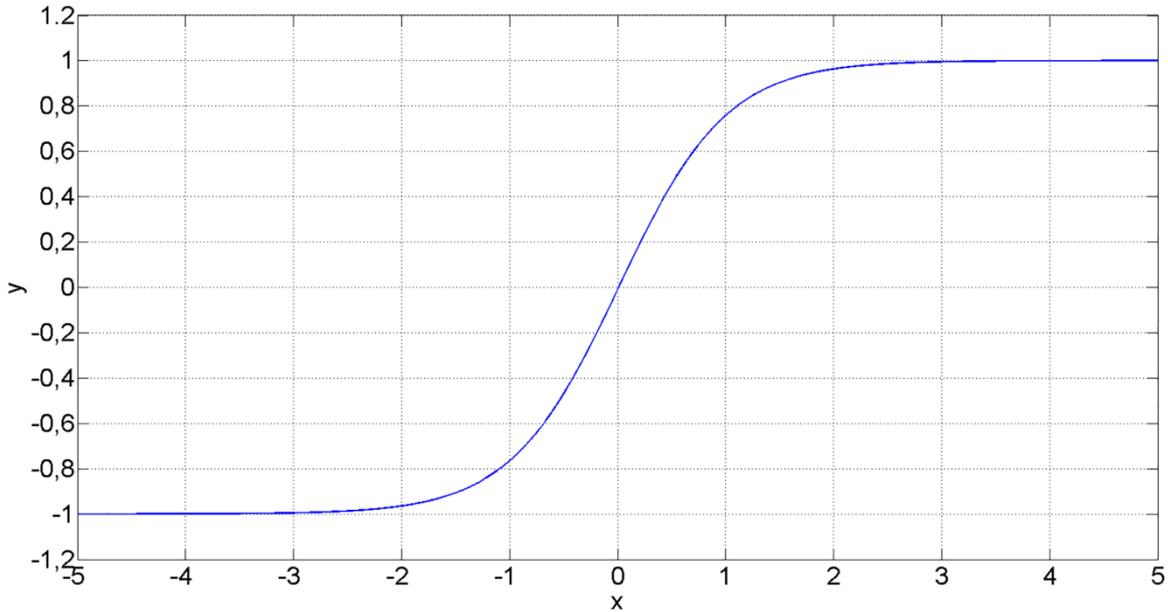


Figura 4.9 - Gráfico da função tangente hiperbólica dada pela equação (4.25).

3. Como será utilizada a função tangente hiperbólica para determinar a alocação de bits, e esta não pode assumir valores negativos, é necessário realizar uma translação positiva da função ao longo do eixo vertical, obtendo:

$$y = -\tanh(x) + 1. \quad (4.28)$$

4. Em seguida, foi aplicada uma compressão à função, para que seu valor máximo não ultrapasse 1, obtendo:

$$y = \frac{1}{2} [1 - \tanh(x)]. \quad (4.29)$$

5. Aplica-se um alongamento por Q à função, de tal forma que Q represente o maior número de bits a ser atribuído a determinada sub-banda, resultando em:

$$y = \frac{Q}{2} [1 - \tanh(x)]. \quad (4.30)$$

6. Após o alongamento, aplica-se à equação, uma translação por a :

$$y = \frac{Q}{2} [1 - \tanh(x - a)]. \quad (4.31)$$

7. Para poder ajustar a inclinação da curva de acordo com a aplicação, foi estabelecido um fator de compressão horizontal dado por α , assim a equação resultante é dada por:

$$y = \frac{Q}{2} \{1 - \tanh[\alpha(x - a)]\}. \quad (4.32)$$

8. Foi convencionado que o deslocamento horizontal deve ser ajustável e dependente do número total de sub-bandas M . Assim, a equação final utilizada para alocar os bits referentes a cada sub-banda m foi determinada e é dada por:

$$B[m] = \left[\frac{Q}{2} \left\{ 1 - \tanh \left[\alpha \left(m - \frac{M}{\beta} \right) \right] \right\} \right], \quad (4.33)$$

em que α é o fator de compressão horizontal da curva e β o fator de deslocamento horizontal.

4.2. CODIFICADOR E DECODIFICADOR ADAPTATIVO 1D

É proposto um algoritmo de compressão adaptativo 1D: 1D – ALOG. A Figura 4.10 ilustra em diagrama de blocos os diversos módulos que compõem o algoritmo.

Conforme pode ser apreciado, o diagrama de blocos da Figura 4.10 é semelhante ao da Figura 4.1. O objetivo aqui é adicionar um comportamento adaptativo ao vetor de alocação de bits, para isto, foram adicionados os seguintes passos ao processo de codificação proposto pelo diagrama da Figura 4.1:

1. Cálculo da energia por sub-banda: Passo onde é determinado o conteúdo energético de cada sub-banda;

2. Codificação aritmética do vetor de alocação de bits: Passo onde é feita a compressão aritmética do vetor de alocação a ser repassado para o decodificador.

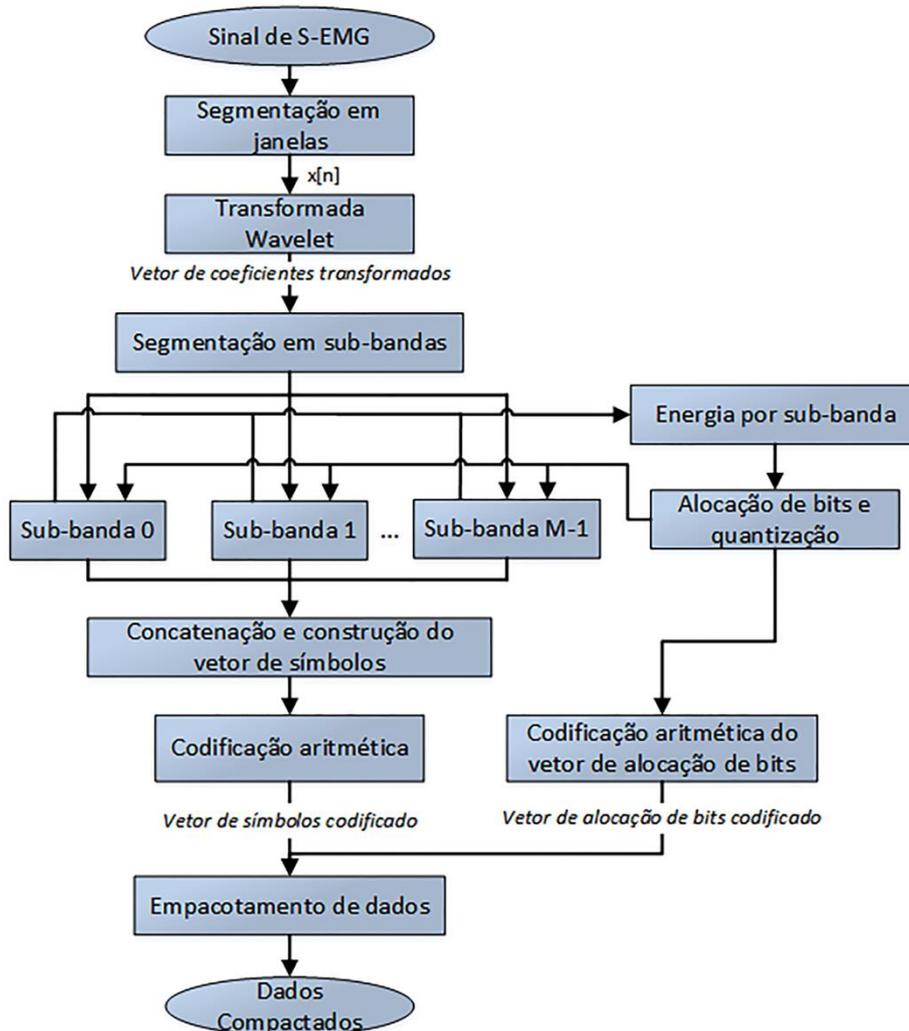


Figura 4.10 - Diagrama de blocos do codificador utilizando alocação adaptativa de bits.

O comprimento de palavra digital dado a cada sub-banda ($B[m]$) é determinado dinamicamente. O procedimento de obtenção do vetor de alocação de bits é descrito na seção 4.2.1.

Após ser computado, o vetor de alocação de bits é comprimido aritmeticamente e concatenado como informação lateral ao vetor de símbolos codificado para formar o arquivo de dados comprimidos.

O processo de decodificação para o caso adaptativo é similar ao caso fixo, a menos da adição do passo de decodificação aritmética do vetor de alocação de bits transmitido como informação lateral, o qual, após ser decodificado, é aplicado ao processo de quantização inversa dos coeficientes transformados, como pode ser observado na Figura 4.11.

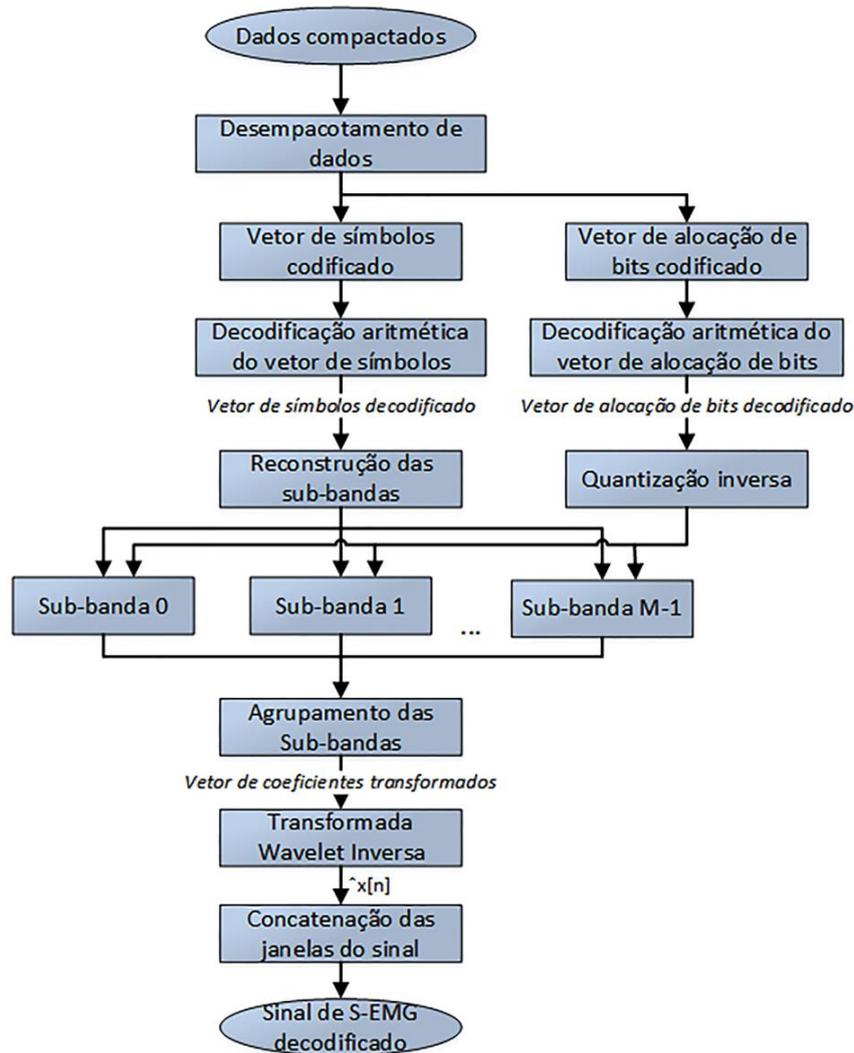


Figura 4.11 - Diagrama de blocos do decodificador utilizando alocação adaptativa de bits.

4.2.1. Alocação adaptativa de bits 1D

É proposto um perfil adaptativo para alocação de bits no espaço transformado. A quantidade de bits atribuída para a quantização dos coeficientes transformados pertencentes a uma determinada sub-banda é determinada a partir da adaptação de uma curva logarítmica ao perfil espectral dos coeficientes transformados, essa adaptação leva em conta o conteúdo energético de cada sub-banda.

4.2.1.1. Alocação Logarítmica Adaptativa (1D – ALOG)

Deseja-se a determinação de uma função que forneça um vetor de alocação de bits que seja capaz de delinear a curva de alocação de acordo com a distribuição de energia do espaço transformado wavelet. Para isso, é necessário definir, para uma dada sub-banda m , a energia da sub-banda $E[m]$, a energia acumulada $E_a[m]$, a energia relativa $E_r[m]$ e a energia total do bloco em análise E_{bloco} .

A energia (E) da m -ésima sub-banda é calculada de acordo com:

$$E[m] = \sum_{k=m\frac{N}{M}}^{(m+1)\frac{N}{M}-1} |X[k]|^2, \quad (4.34)$$

em que N/M corresponde ao número de coeficientes transformados por sub-banda e m é o índice da sub-banda, que varia de 0 a 15.

Feito o cálculo de energia de cada sub-banda, parte-se para o cálculo da energia acumulada, que é dado por:

$$E_a[m] = \sum_{k=0}^m E(k), \quad (4.35)$$

em que a energia acumulada (E_a) para uma dada sub-banda m é o somatório das energias das sub-bandas de 0 até m .

O próximo passo consiste em calcular a energia relativa para cada sub-banda ($E_r[m]$), que é expressa por:

$$E_r[m] = \frac{E_a[m]}{E_{bloco}}, \quad (4.36)$$

em que E_{bloco} é a energia total do bloco de sinal analisado e é dada por:

$$E_{bloco} = \sum_{k=0}^{N-1} |X[k]|^2, \quad (4.37)$$

em que N corresponde ao número total de amostras por bloco.

A energia relativa $E_r[m]$ cresce a medida que o índice que indica as sub-bandas aumenta e possui imagem contida entre 0 e 1. A Figura 4.12 ilustra o formato gráfico da função.

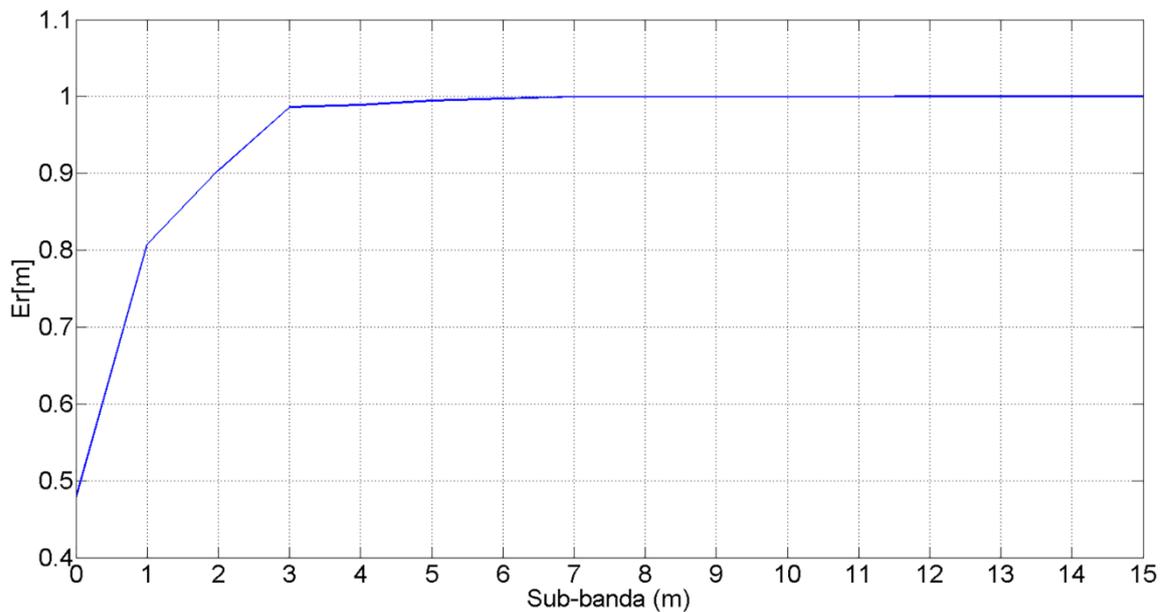


Figura 4.12 - Ilustração do formato gráfico da função de $E_r[m]$ dada pela equação (4.37) (energia relativa $E_r[m]$ versus sub-banda m).

Calcula-se então $g[m]$, de acordo com:

$$g[m] = 1 - E_r[m]. \quad (4.38)$$

Seu gráfico assume o formato representado pela Figura 4.13.

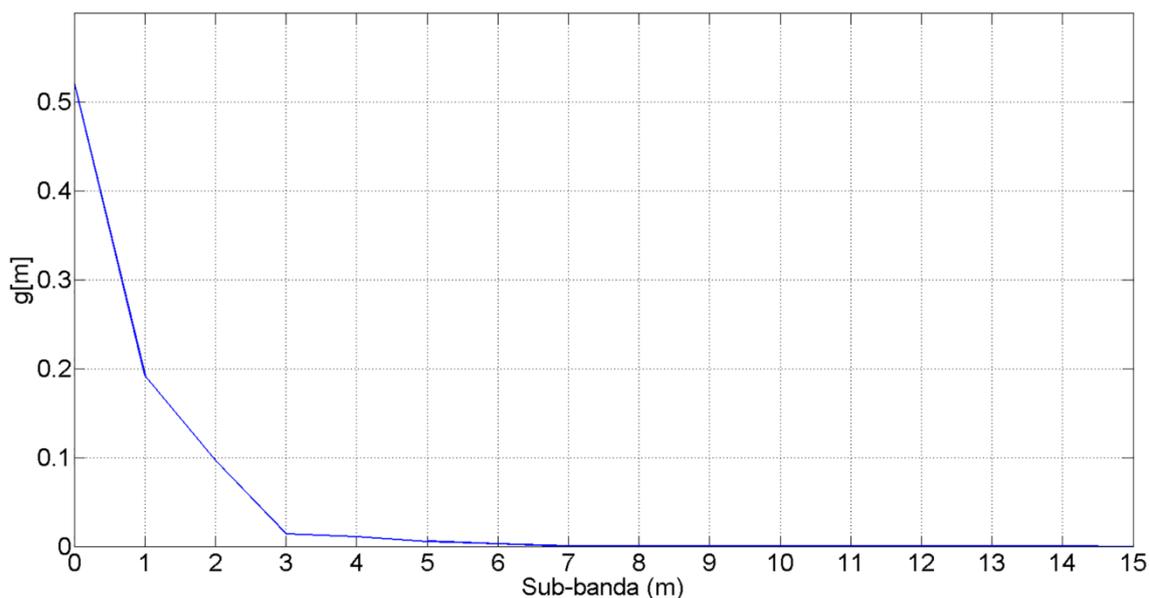


Figura 4.13 - Ilustração do formato gráfico da função de $g[m]$ dada pela equação (4.39) ($g[m]$ versus sub-banda m).

A função logarítmica de base 2 é dada pela equação (4.39), de domínio $x \in \mathbb{R}$, com $x > 0$ e Imagem: \mathbb{R} . Seu gráfico pode ser apreciado na Figura 4.14.

$$y = \log_2(x) \tag{4.39}$$

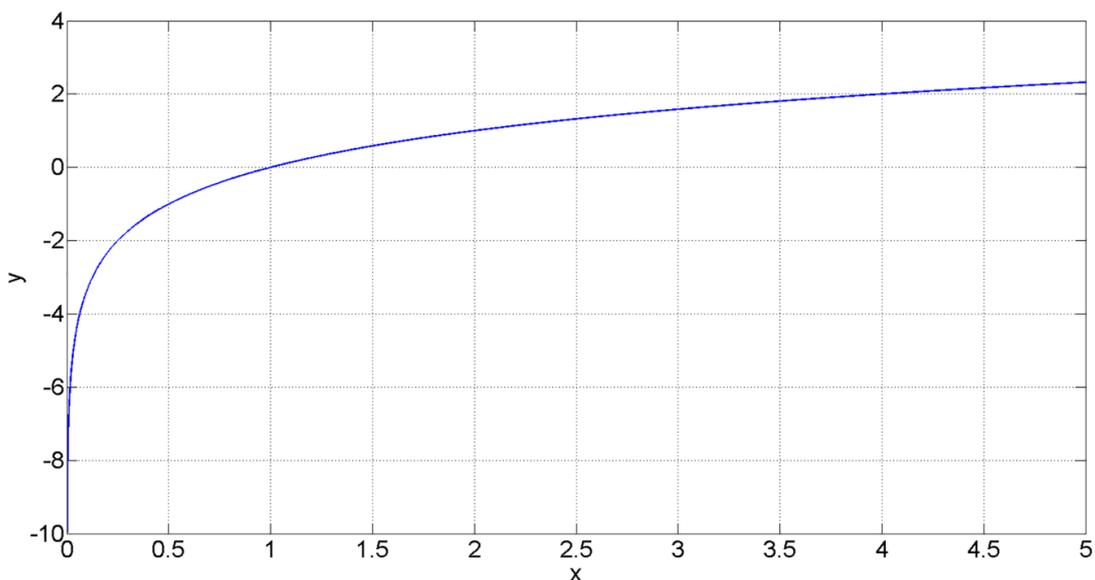


Figura 4.14 - Gráfico da função logarítmica de base 2 definida pela equação (4.39).

Observa-se a partir da Figura 4.13 que o valor de $g[m]$ decai com o aumento do índice de sub-banda e aproxima-se de zero. A função logarítmica aplicada sobre $g[m]$ ira apresentar o comportamento ilustrado pela Figura 4.14 para $x < 1$. Assim, quanto maior for o valor da sub-banda, menor será seu conteúdo energético e maior será a quantidade que deve ser subtraída do valor máximo de bits (Q) a ser atribuído a uma sub-banda. A partir dessa abordagem, é possível propor a função logarítmica que vai delinear a alocação de bits para cada sub-banda:

$$B[m] = \lceil Q + \log_2(\alpha g[m]) \rceil, \quad (4.40)$$

em que $B[m]$ representa a quantidade de bits alocada à sub-banda m , Q corresponde ao maior comprimento de palavra digital a ser alocado e α é um fator de escala positivo que pode deslocar verticalmente a curva de alocação de bits. Após o cálculo de $B[m]$, o mesmo pode ser utilizado na equação (4.4) para a quantização dos coeficientes transformados.

Percebe-se pelo desenvolvimento matemático, que a alocação de bits proposta em (4.40) é dependente da energia de cada sub-banda, tornando assim o processo de alocação adaptativo.

5. ALGORITMOS DE CODIFICAÇÃO BIDIMENSIONAIS – 2D

Este capítulo aborda em detalhes cada etapa dos processos de codificação e decodificação de sinais de S-EMG 2D, propostos por este trabalho. Além das técnicas propostas, é avaliado o uso do codificador HEVC/H.265, inicialmente desenvolvido para codificação de vídeo, a sinais de S-EMG.

Na abordagem 2D, os algoritmos de compressão são baseados no arranjo bidimensional do sinal de S-EMG, em 2D – DWT, na alocação de bits do espaço transformado e na codificação por entropia dos coeficientes quantizados.

Inicialmente, são apresentadas técnicas de compressão 2D fixas, ou seja, aquelas que não avaliam o conteúdo energético do sinal transformado, em seguida, são abordadas as técnicas de compressão 2D adaptativas, ou seja, aquelas que levam em conta o conteúdo energético do sinal transformado para realizar a compressão. Por fim, é apresentado o passo a passo realizado para submeter o sinal de S-EMG ao algoritmo de compressão de vídeos HEVC.

5.1. CODIFICADORES E DECODIFICADORES FIXOS 2D

São propostos quatro algoritmos de compressão fixos 2D: 2D – AED, 2D – ALD, 2D – ARD e 2D – ATH. Todos possuem a mesma estrutura de codificação e decodificação, a diferença entre eles reside na escolha do perfil de alocação de bits, os quais foram herdados da implementação 1D e adaptados ao ambiente 2D.

O processo de codificação bidimensional de sinais de S-EMG é ilustrado pelo diagrama de blocos presente na Figura 5.1.

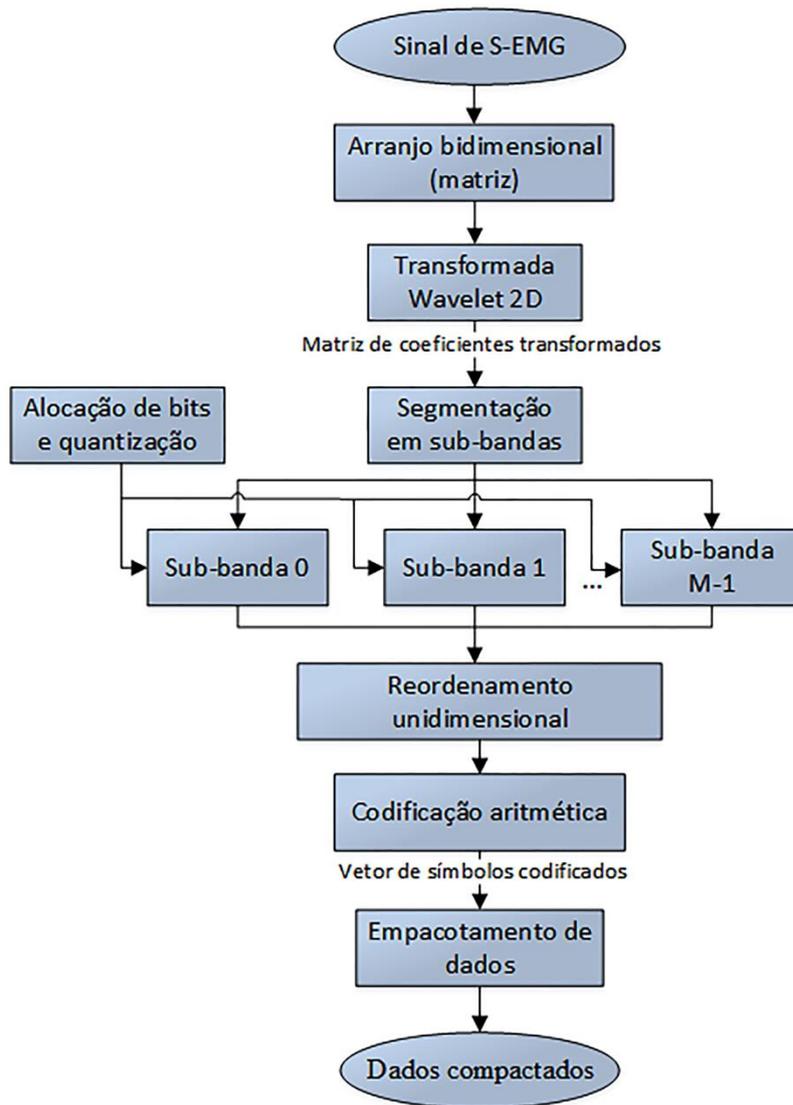


Figura 5.1 - Diagrama de blocos do codificador constituinte dos algoritmos de compressão de sinais de S-EMG 2D fixos propostos.

A primeira etapa do codificador é arranjar o sinal de forma bidimensional (matricial), para tanto, o sinal original é dividido em L janelas de mesmo comprimento em amostras (N) e cada janela é justaposta paralelamente com relação às outras, de forma a gerar uma matriz de amostras $N \times L$. Caso seja necessário preencher o sinal para a geração do arranjo bidimensional, o número de amostras adicionais deve ser encaminhado ao decodificador como informação lateral.

A matriz de amostras é entrada da 2D – DWT. No ambiente 2D, a Transformada Wavelet foi implementada de forma ortonormalizada, com o uso das funções de base *Daubechies-4* com 7 níveis de resolução. A escolha das funções de base foi feita com base em estudo

prévio (Berger *et al.*, 2003) e o número de níveis foi escolhido como sendo o máximo número de níveis possíveis a ser aplicado ao menor sinal de S-EMG analisado neste trabalho.

O passo seguinte foi realizar a quantização dos coeficientes transformados utilizando o vetor de alocação de bits obtido pelo algoritmo de alocação. O procedimento se dá de maneira semelhante ao descrito na seção 4.1, mas aplicado às colunas da matriz de coeficientes transformados, ou seja, os N coeficientes pertencentes a cada coluna são agrupados em M sub-bandas e os N/M coeficientes pertencentes a cada sub-banda são representados com o mesmo comprimento de palavra digital, aplicando-se as equações (4.2), (4.3) e (4.4). Foi mantida a mesma quantidade de sub-bandas do algoritmo de codificação 1D – $M = 16$ – para a manutenção do caráter comparativo. A seção 4.1.1 mostra a adaptação das alocações de bits fixas ao ambiente 2D, a adaptação da alocação adaptativa é exibida na seção 4.2.1.

Após a quantização, o sinal é rearranjado de forma unidimensional, para servir de entrada ao codificador por entropia (codificador aritmético). O vetor 1D é gerado a partir da varredura linha a linha da matriz de coeficientes transformados quantizados. Os dados são então empacotados, estando prontos para serem armazenados ou transmitidos.

O processo de decodificação bidimensional é descrito pelo diagrama de blocos presente na Figura 5.2. O procedimento é semelhante ao adotado pelo decodificador 1D. Os dados são desempacotados e servem de entrada ao decodificador aritmético, em seguida são arranjados de forma bidimensional, segmentados em sub-bandas e então, é realizada a quantização inversa. A saída da quantização inversa corresponde a matriz de coeficientes transformados, que serve de entrada a 2D - IDWT, como saída obtêm-se uma matriz de amostras que é rearranjada para uma dimensão, gerando assim o sinal decodificado.

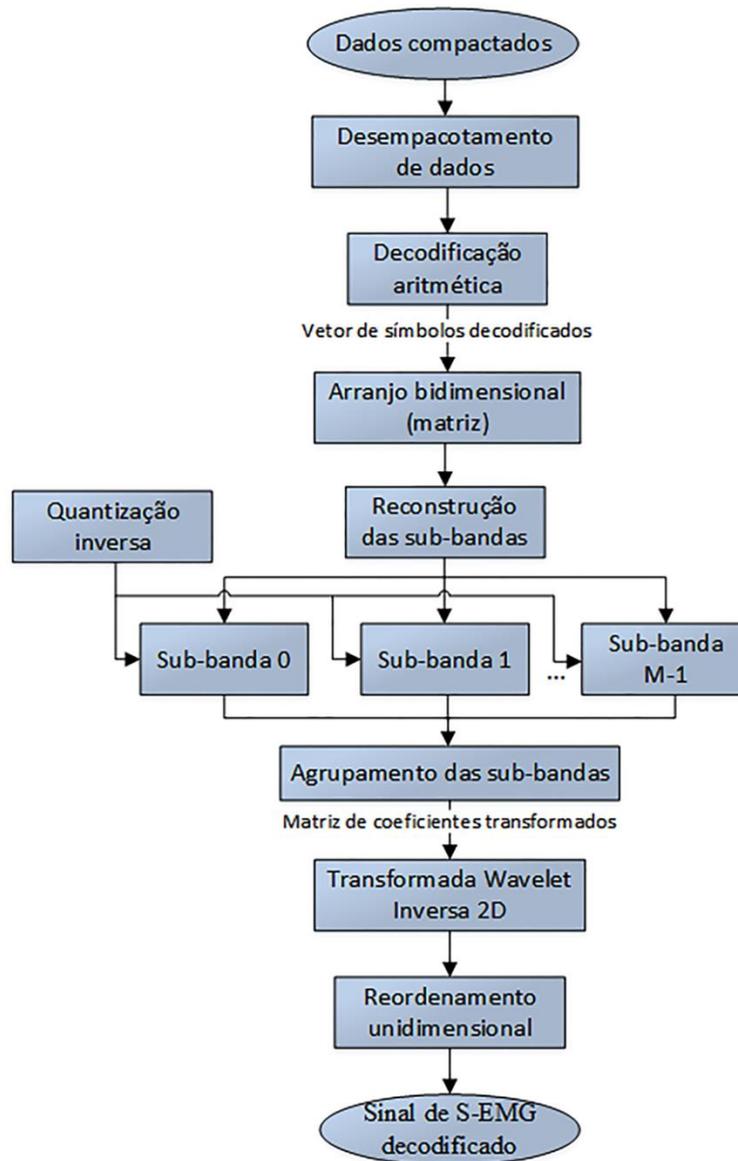


Figura 5.2 - Diagrama de blocos do decodificador constituente dos algoritmos de compressão de sinais de S-EMG 2D fixos propostos.

5.1.1. Alocação fixa de bits 2D

Os perfis fixos de alocação de bits apresentados nesta seção correspondem a adaptações dos perfis apresentados na seção 4.1 ao ambiente 2D. Neste caso, os vetores de alocação de bits que fornecem o comprimento de palavra digital a ser atribuído a cada sub-banda ($B[m]$) são aplicados coluna por coluna da matriz de coeficientes transformados, sendo cada coluna dividida em M sub-bandas.

5.1.1.1. Alocação Exponencial Decrescente 2D (2D – AED)

A equação utilizada para alocar os bits referentes a cada sub-banda é a mesma definida em (4.11). A curva de alocação exponencial decrescente 2D possui o formato descrito pela Figura 5.3.

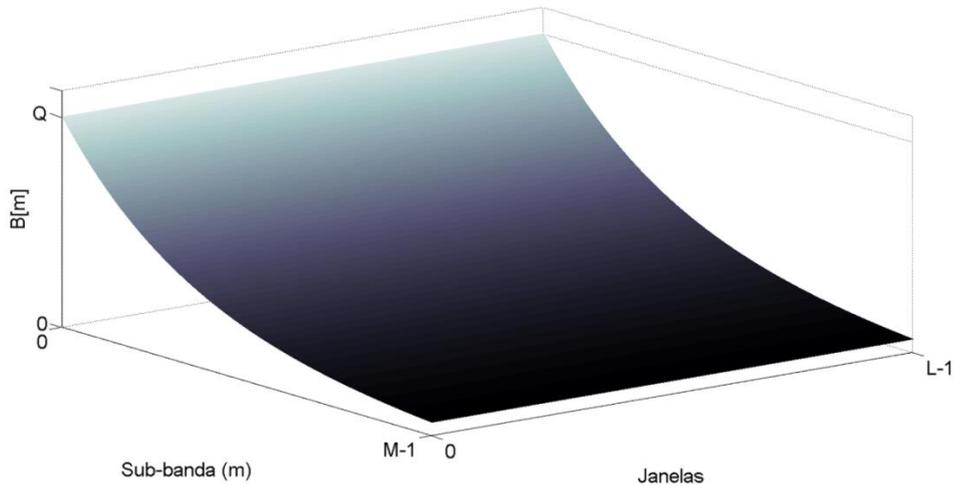


Figura 5.3 - Perfil de alocação AED adaptado ao ambiente 2D (Quantidade de bits $B[m]$ versus sub-banda m por L janelas).

5.1.1.2. Alocação Linear Decrescente 2D (2D – ALD)

A equação utilizada para alocar os bits referentes a cada sub-banda é a mesma definida em (4.16). A curva de alocação linear decrescente 2D possui o formato descrito pela Figura 5.4.

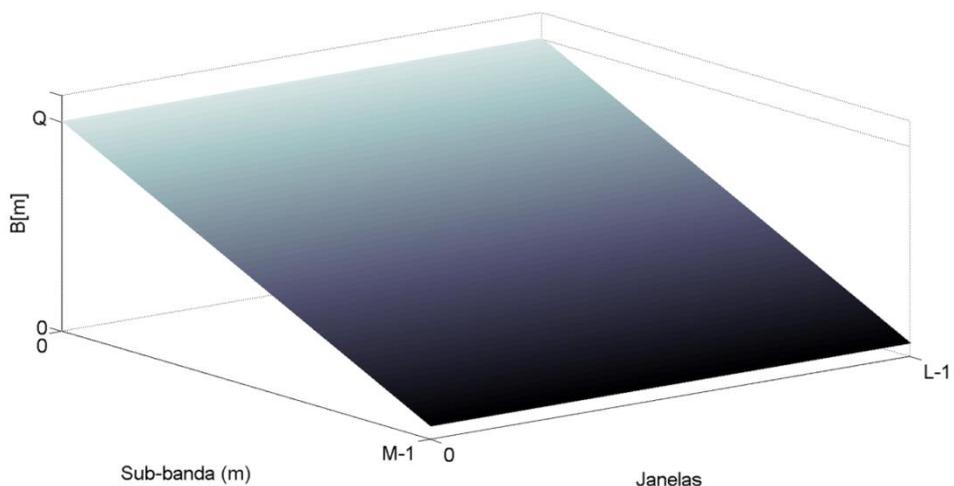


Figura 5.4 - Perfil de alocação ALD adaptado ao ambiente 2D (Quantidade de bits $B[m]$ versus sub-banda m por L janelas).

5.1.1.3. Alocação Raiz-quadrática Decrescente 2D (2D – ARD)

A equação utilizada para alocar os bits referentes a cada sub-banda é a mesma definida em (4.24). A curva de alocação raiz quadrática decrescente 2D possui o formato descrito pela Figura 5.5.

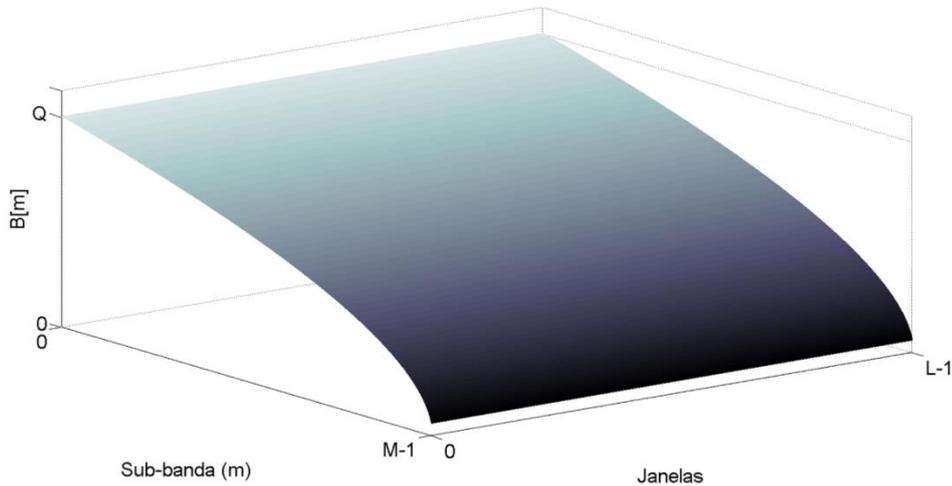


Figura 5.5 - Perfil de alocação ARD adaptado ao ambiente 2D (Quantidade de bits $B[m]$ versus sub-banda m por L janelas).

5.1.1.4. Alocação Tangente Hiperbólica 2D (2D – ATH)

De forma análoga aos casos anteriores, o vetor de alocação de bits é obtido a partir da equação (4.33). A Figura 5.6 ilustra o formato da curva tangente hiperbólica 2D aplicada a matriz de coeficientes transformados.

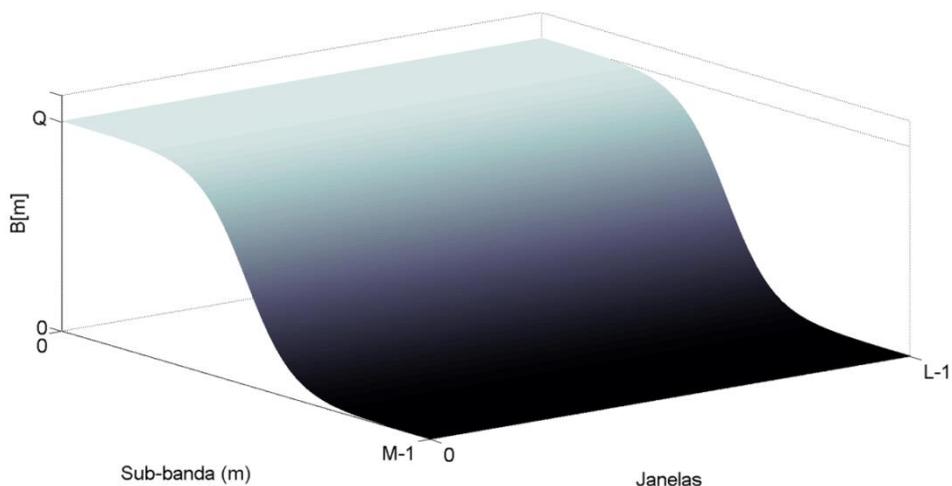


Figura 5.6 - Perfil de alocação ATH adaptado ao ambiente 2D (Quantidade de bits $B[m]$ versus sub-banda m por L janelas).

5.2. CODIFICADORES E DECODIFICADORES ADAPTATIVOS – 2D

O algoritmos propostos a seguir procuram otimizar a alocação de bits explorando o conteúdo energético do espaço transformado wavelet bidimensional.

O primeiro algoritmo exposto, descrito na seção 5.2.1, consiste na adaptação do perfil de alocação logarítmico adaptativo, descrito na seção 4.2.1, ao ambiente 2D. As seções 5.2.2 e 5.2.3 apresentam dois novos algoritmos de compressão baseados na segmentação do espaço transformado. O primeiro explora o conteúdo energético presente ao conjunto de coeficientes de aproximação (cA_n) e detalhes (cH_n , cV_n , cD_n) de cada n nível de resolução da 2D – DWT e o segundo explora o conteúdo energético de cada bloco de tamanho fixo ao qual o espaço transformado wavelet é segmentado.

5.2.1. Alocação Logarítmica Adaptativa 2D (2D - ALOG)

A Figura 5.7 exhibe em diagrama de blocos, os diversos módulos que compõem o algoritmo de compressão de S-EMD 2D adaptativo que utiliza o modelamento logarítmico para determinação do vetor de alocação de bits. O diagrama é semelhante ao exibido na Figura 5.1.

Como descrito na seção 5.1, o primeiro passo do codificador é arranjar o sinal de forma 2D, que é entrada para a 2D – DWT. O passo seguinte consiste em realizar a quantização dos coeficientes transformados coluna a coluna da matriz resultante. Neste momento, se dá a obtenção dos vetores de alocação de bits de forma adaptativa a partir da segmentação de cada coluna em sub-bandas e do cálculo de seus respectivos conteúdos energéticos. A partir daí segue-se o passo a passo descrito pelas equações 4.34 a 4.39, resultando no vetor de alocação $B[m]$, descrito pela equação 4.40.

Por serem dependentes do sinal de entrada, os vetores de alocação de bits precisam ser encaminhados como informação lateral ao decodificador. É utilizada a codificação aritmética para a redução das redundâncias existentes.

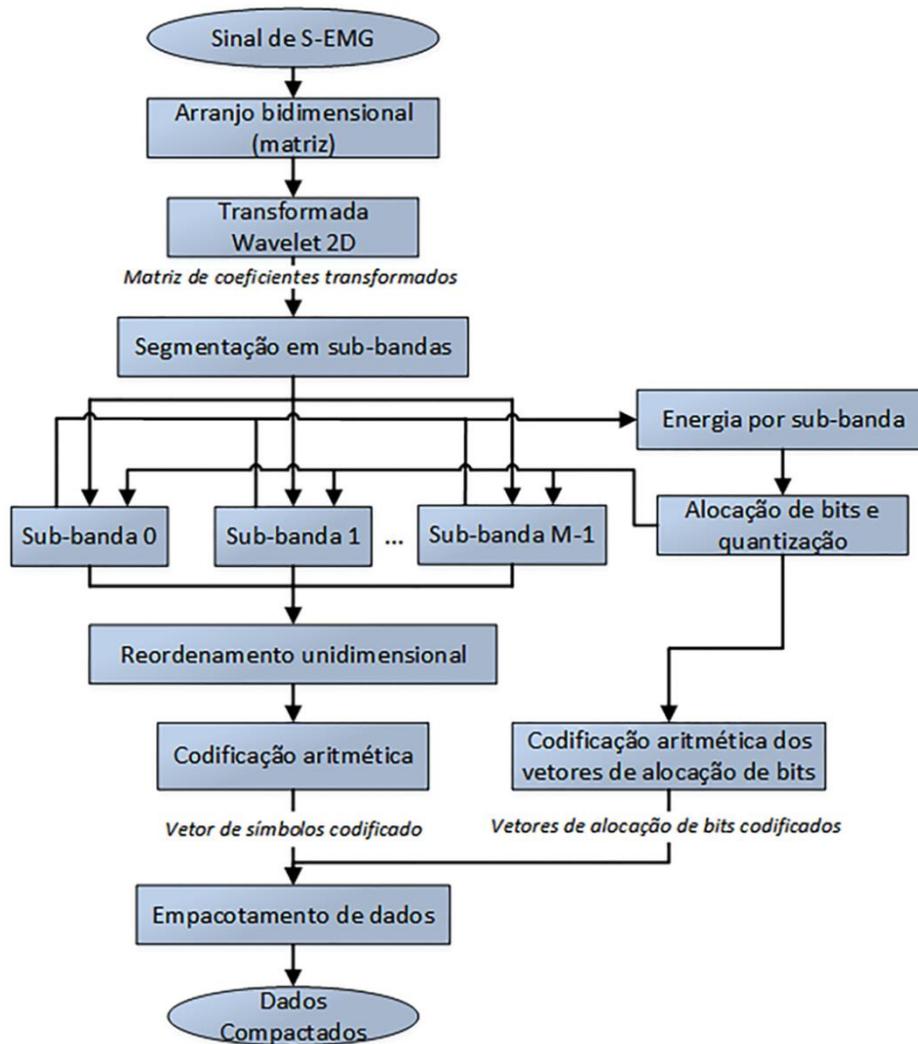


Figura 5.7 - Diagrama de blocos do codificador constituinte do algoritmo de compressão de sinais de S-EMG 2D adaptativo

O processo de decodificação é similar ao já descrito na Figura 5.2, adiciona-se apenas o bloco responsável pela decodificação aritmética dos vetores de alocações de bits. O diagrama resultante é exibido pela Figura 5.8.

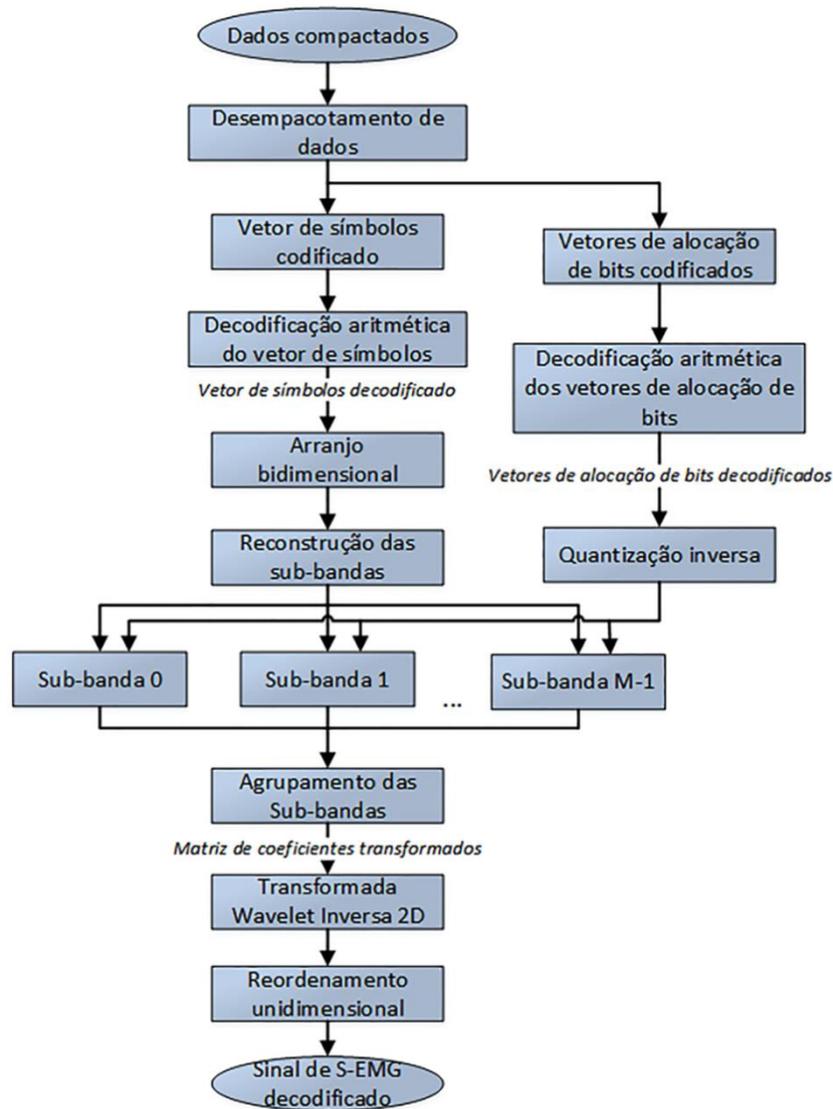


Figura 5.8 - Diagrama de blocos do decodificador constituinte do algoritmo de compressão de sinais de S-EMG 2D adaptativo

5.2.2. Análise por segmentação em Blocos Wavelets 2D (2D – BW ATH)

A Figura 5.9 exibe em diagrama de blocos, o codificador do algoritmo adaptativo bidimensional baseado na análise energética do espaço transformado por segmentação em blocos, nos quais o tamanho é orientado pela 2D – DWT.

A primeira etapa consiste em arranjar o sinal de forma bidimensional (matricial), em seguida essa matriz é entrada da 2D – DWT (estes passos são semelhantes aos descritos na seção 5.1).

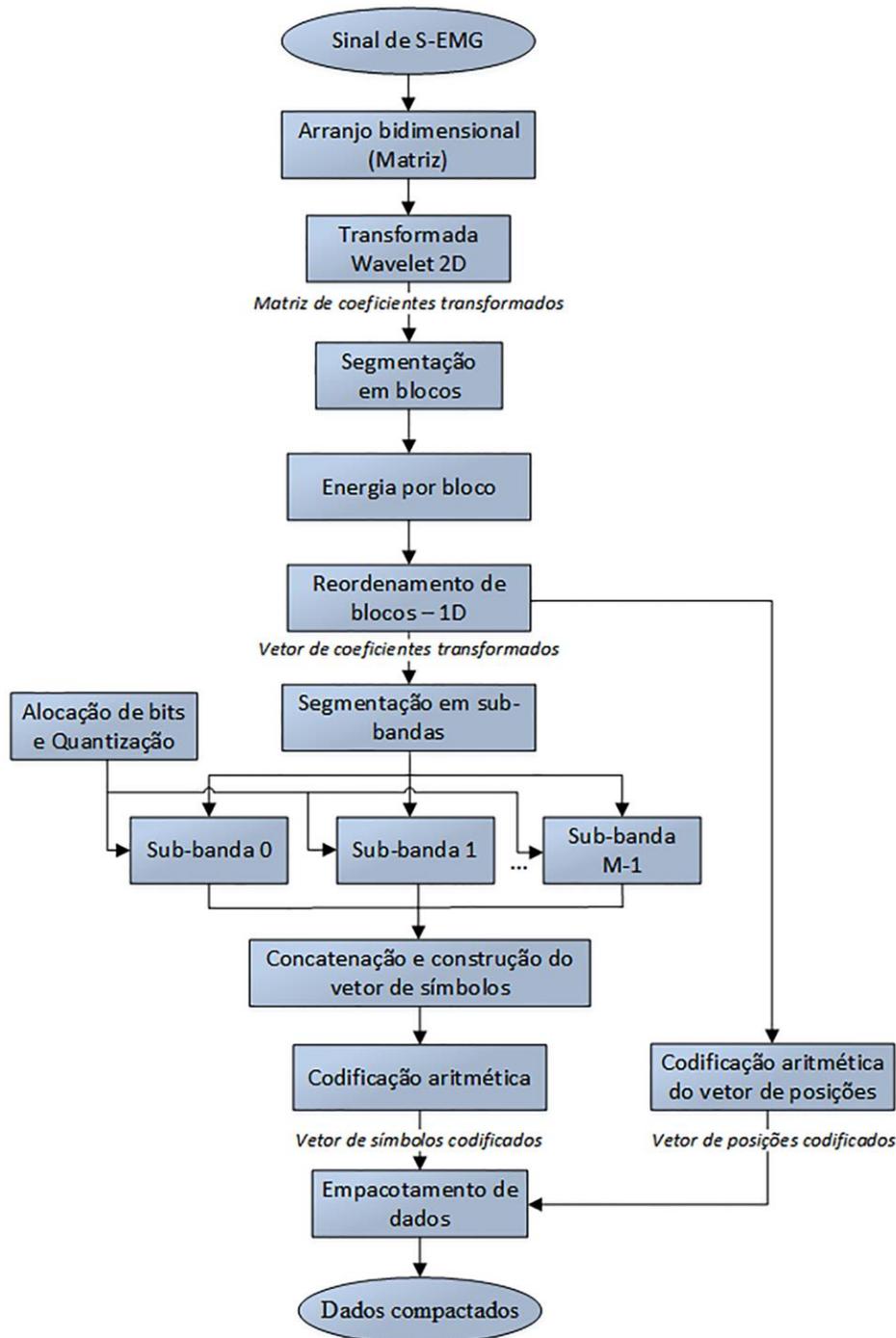


Figura 5.9 - Diagrama de blocos do codificador adaptativo bidimensional baseado na análise energética do espaço transformado por segmentação em blocos wavelets

O terceiro passo consiste em agrupar os coeficientes transformados em blocos, os quais, seguem a formatação proposta pela 2D – DWT, ou seja, são agrupados em coeficientes de amostra (cA_n) e de detalhes (cV_n , cH_n e cD_n) de cada n nível de resolução, aqui também foi utilizado $n = 7$. A Figura 5.10 ilustra um exemplo de segmentação para uma Transformada Wavelet 2D com 4 níveis de resolução.

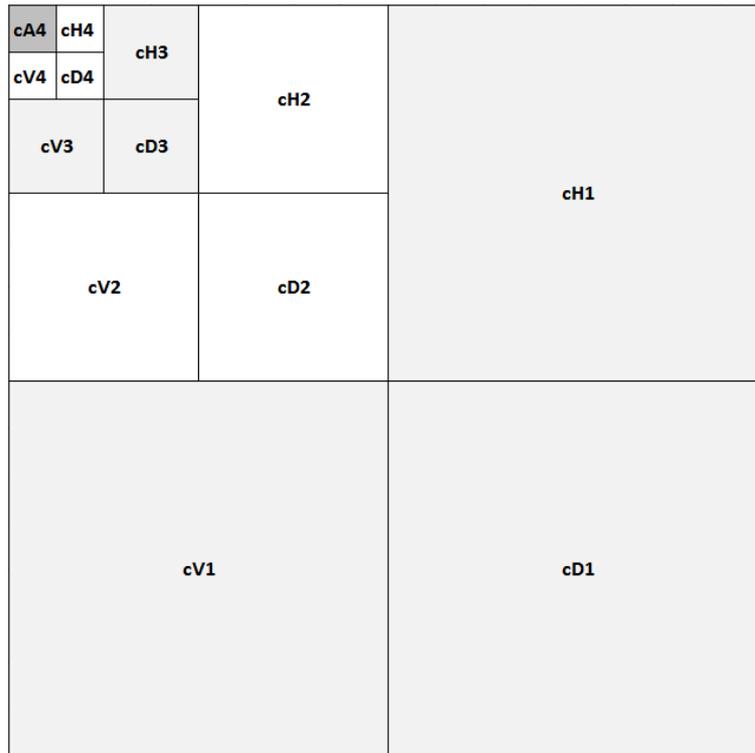


Figura 5.10 - Segmentação em blocos do espaço Transformado Wavelet 2D com 4 níveis de resolução.

Em seguida, a energia de cada bloco (E_{bloco}) é calculada de acordo com:

$$E_{bloco} = \sum_{k=0}^{N-1} |X[k]|^2 / N, \quad (5.1)$$

em que N é o número de coeficientes do bloco e $X[k]$ corresponde a cada coeficiente. Os valores obtidos servem de orientação para o ordenamento unidimensional dos coeficientes transformados bidimensionais, em outras palavras, é gerado um vetor unidimensional, onde as primeiras posições são ocupadas pelos blocos mais energéticos.

Um ordenamento possível é ilustrado pela Figura 5.11, onde, $E_{cA4} > E_{cH4} > E_{cV4} > E_{cD4} > \dots > E_{cH1} > E_{cV1} > E_{cD1}$.

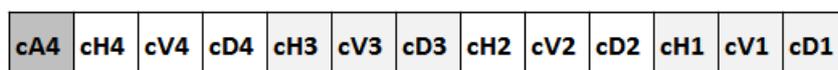


Figura 5.11 - Possível ordenamento do vetor 1D de coeficientes transformados levando em conta o conteúdo energético de cada bloco

O vetor resultante será entrada para o processo de quantização unidimensional. O vetor de alocação de bits utilizado pode ser fornecido pelas equações (4.11), (4.16), (4.24), (4.33) ou (4.40), a equação (4.33) (perfil de alocação tangente hiperbólico) foi escolhida pelo fato deste ter fornecido melhor desempenho dentre os algoritmos de compressão fixos 1D propostos (como pode ser constatado na seção 6.2). O processo de quantização é semelhante ao realizado pelo algoritmo de compressão de sinais de S-EMG 1D, já descrito na seção 4.1, diferenciando-se apenas pelo fato do sinal aqui não estar dividido em janelas, ou seja, a divisão em 16 sub-bandas é feita sobre todo o sinal transformado reordenado.

Após a quantização, o vetor 1D de coeficientes transformados e o vetor que armazena a posição dos blocos ordenados passam pelo codificador por entropia. As saídas resultantes formam o pacote de dados.

O processo de decodificação 2D adaptativo é descrito pelo diagrama de blocos da Figura 5.12.

O desempacotamento dos dados fornece o vetor codificado constituídos pelos símbolos e o vetor codificado constituído pelas posições dos blocos, ambos são entrada do codificador por entropia. Em seguida, é feita a divisão do sinal em sub-bandas e a quantização inversa. Após este passo, os blocos voltam para o posicionamento original a partir do vetor de posições transmitido. Neste momento, os coeficientes transformados encontram-se arranjados de forma bidimensional, então, servem como entrada para a 2D – IDWT. Finalmente, os dados são ordenados para uma dimensão, gerando assim o sinal de S-EMG decodificado.

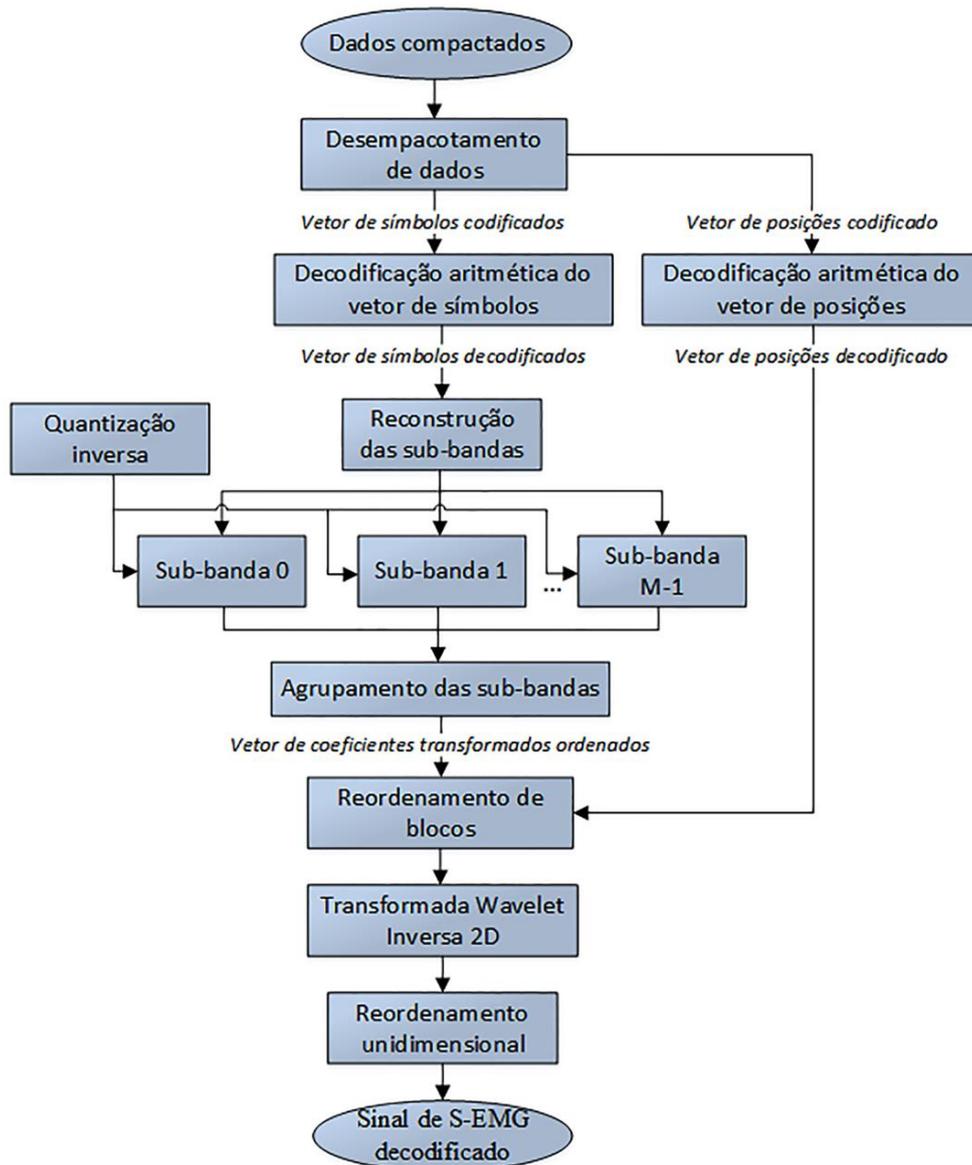


Figura 5.12 - Diagrama de blocos do decodificador adaptativo bidimensional baseado na análise energética do espaço transformado por segmentação em blocos wavelets

5.2.3. Análise por segmentação em Blocos Fixos (2D – BF ATH)

O diagrama de blocos que descreve o passo a passo do algoritmo de compressão adaptativo bidimensional baseado na análise por segmentação em blocos fixos também é ilustrado pela Figura 5.9 e possui a mesma descrição de passos. A diferença reside na metodologia adotada para realizar a segmentação do espaço transformado wavelet 2D.

Neste algoritmo, a segmentação da matriz de coeficientes transformados é feita em D blocos de tamanho fixo, onde D é definido no momento da configuração do codificador.

Neste trabalho adotou-se $D = 16$ com base em estudo prévio onde foram realizadas simulações com D igual a 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256, 512, 1024 e 2048 e constatou-se que a escolha para $D = 16$ forneceu melhores resultados tanto para o banco de sinais isométricos quanto para o banco de sinais dinâmicos. Os resultados deste estudo são apresentados no apêndice B. A Figura 5.13 ilustra um exemplo desta segmentação para $D = 16$.

BL1	BL2	BL3	BL4
BL5	BL6	BL7	BL8
BL9	BL10	BL11	BL12
BL13	BL14	BL15	BL16

Figura 5.13 - Segmentação em 16 blocos de mesmo tamanho a ser aplicada sobre a matriz de coeficientes transformados

Após a segmentação, a energia de cada bloco é calculada de acordo com a equação (5.1) e então é gerado um vetor unidimensional ordenado, onde as primeiras posições são compostas pelos coeficientes pertencentes ao bloco mais energético.

Um arranjo unidimensional possível dos segmentos é ilustrado pela Figura 5.14, onde, $E_{BL1} > E_{BL2} > E_{BL5} > E_{BL6} > \dots > E_{BL14} > E_{BL15} > E_{BL16}$.

BL1	BL2	BL5	BL6	BL3	BL7	BL9	BL10	BL11	BL4	BL8	BL12	BL13	BL14	BL15	BL16
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	------	------	-----	-----	------	------	------	------	------

Figura 5.14 - Possível ordenamento do vetor 1D de coeficientes transformados levando em conta o conteúdo energético de cada bloco de tamanho fixo

O vetor resultante será quantizado pelo vetor de alocação de bits fornecido por (4.33), como descrito na seção 5.2.2. O vetor de coeficientes transformados e o vetor que armazena a posição dos blocos ordenados são entrada para o codificador por entropia, formando em seguida o pacote de dados.

O processo de decodificação tem seus passos ilustrados pela Figura 5.11 e a descrição de cada bloco é igual a realizada na seção 5.2.2.

5.3. HEVC APLICADO A SINAIS DE S-EMG

Nesta seção é apresentada a metodologia adotada para adaptar o codificador de vídeo HEVC/H.265 à compressão de sinais de S-EMG.

O primeiro passo consiste em transformar o sinal 1D de S-EMG em um sinal 2D. Neste contexto, foram desenvolvidas e avaliadas duas maneiras distintas de representar o sinal em duas dimensões. A primeira, aqui denominada Imagem Quadrada HEVC (IQ – HEVC) e descrita na seção 5.3.1, consiste em segmentar o sinal de entrada em segmentos de tamanho fixo, que ao serem justapostos, geram um arranjo bidimensional quadrado, a segunda, aqui denominada Recorte de Bulhas HEVC (RB - HEVC) e descrita na seção 5.3.2, consiste em segmentar o sinal de entrada de modo a recortar o intervalo entre duas contrações musculares consecutivas (bulhas) presentes em um sinal dinâmico e acomodá-las em segmentos distintos. Aquela é aplicável a sinais de S-EMG dinâmicos e isométricos, esta, por sua vez, é possível apenas para sinais dinâmicos. A Figura 5.15 ilustra em diagrama de blocos o procedimento de codificação definido para as duas abordagens.

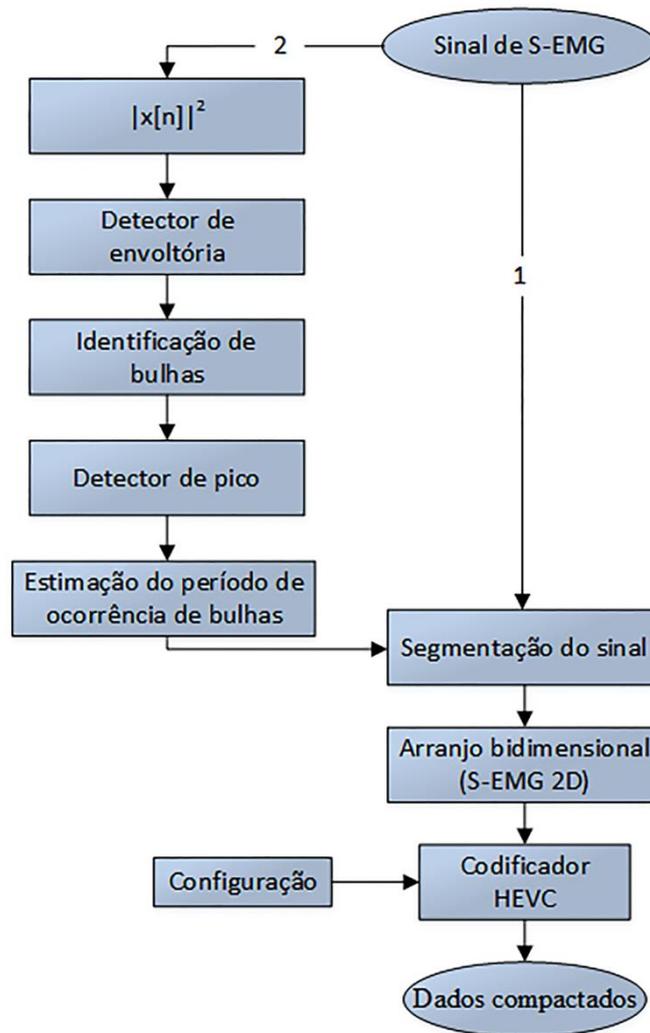


Figura 5.15 - Diagrama de blocos do processo de codificação de sinais de S-EMG utilizando HEVC. O caminho 1 representa o diagrama implementado pela técnica IQ – HEVC e o caminho 2 representa o diagrama de implementado pela técnica RB – HEVC.

Após a geração da matriz, os valores máximo e mínimo são computados e a faixa dinâmica é convertida para valores entre 0 e 65.535. O arredondamento é realizado para os valores inteiros mais próximos, de forma a obter o S-EMG 2D com dados não-negativos utilizado para a geração da imagem.

O passo seguinte consiste em aplicar a imagem gerada ao codificador HEVC. Neste trabalho foi utilizado o software de referência JM 16.9, configurado com perfil *Monochrome 16 Intra*, que integra o HEVC *Rext* (do inglês, *Format Range Extension*), conjunto de ferramentas lançadas na segunda versão do padrão (Flynn *et al.*, 2016). Neste perfil, o codificador irá utilizar o padrão de imagens YUV 4:0:0 (somente amostras de

luminância), profundidade de bits igual a 16 e apenas a predição intra-quadros, por se tratar apenas de um quadro, a predição inter-quadros não é aplicável. Adicionalmente, estão ativos os filtros DBF, SAO e o parâmetro *ConformanceWindowMode*, o qual, habilita o preenchimento do bloco até o tamanho mínimo de um CU (Bossen *et al.*, 2016). A saída do codificador HEVC representa a imagem S-EMG compactada.

Ao pacote de dados obtido após a compactação da imagem é adicionada a informação lateral, a qual consiste no tamanho do preenchimento adicionado ao final do sinal, caso tenha sido necessário.

A Figura 5.16 ilustra em diagrama de blocos o decodificador. No primeiro momento, a informação lateral é obtida e armazenada para posterior utilização no processo de reconstrução do sinal unidimensional. Em seguida, a imagem compactada é fornecida ao decodificador HEVC, cuja saída corresponde ao sinal de S-EMG 2D. O sinal bidimensional é então rearranjado de forma unidimensional e retira-se o preenchimento adicionado. Ao final do processo, tem-se o sinal de S-EMG unidimensional reconstruído.

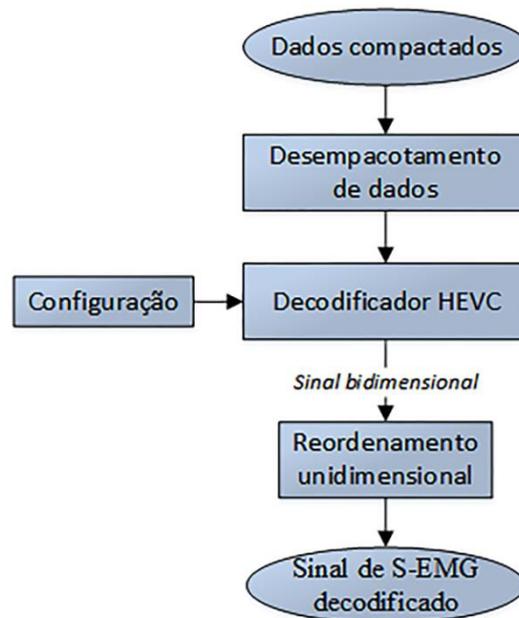


Figura 5.16 - Diagrama de blocos do processo de decodificação de sinais de S-EMG utilizando HEVC

5.3.1. Imagem Quadrada HEVC (2D – IQ HEVC)

A primeira abordagem segmenta o sinal de S-EMG 1D em M segmentos de tamanho fixo (N_{Fixo}), que é dado por:

$$N_{Fixo} = \lceil \sqrt{Z} \rceil, \quad (5.2)$$

em que Z representa o tamanho total em amostras do sinal de entrada, o resultado da raiz quadrada é arredondado para o inteiro superior mais próximo.

Assim, é obtido um arranjo bidimensional a partir de uma matriz de amostras de tamanho $N_{fixo} \times M$ onde $M = N_{fixo}$. Caso \sqrt{Z} não seja um número inteiro, o sinal é preenchido com zeros. A quantidade de zeros adicionada é enviada como informação lateral ao decodificador para que o processo possa ser desfeito, isto é, descartadas as amostras de preenchimento.

5.3.2. Recorte de Bulhas HEVC (2D – RB HEVC)

A segunda abordagem procura segmentar o sinal de S-EMG 1D de maneira a acomodar cada bulha do sinal dinâmico em um segmento, de tal forma, que elas fiquem paralelas na imagem final. Arranjadas desta maneira, a correlação existente entre blocos vizinhos, gerados pelo HEVC, será maior, otimizando assim, o processo de predição intra-quadros.

Para gerar esse tipo de imagem, o primeiro passo consiste em calcular o valor quadrático, das amostras do sinal de S-EMG, as quais são entrada para um detector de envoltório, composto por um filtro passa – baixa IIR (do inglês, *Infinite Impulse Response Butterworth* de segunda ordem com frequência inferior igual a 20 Hz e superior igual a 450 Hz, a escolha desse filtro foi fundamentada nas características do sinal de S-EMG de entrada (Taxa de amostragem de 2 kHz e com componentes de frequência variando de 0 a 500 Hz).

A partir do envoltório, os trechos de efetiva atividade muscular do sinal dinâmico são identificados e, para cada um deles, é determinado o máximo local, sendo assim,

determinado a distância média em amostras ($N_{médio}$) entre os picos consecutivos. Esta distância corresponde a uma estimativa do intervalo de ocorrência de cada bulha. Como o protocolo de atividade física tem caráter semi-periódico, essa estimativa fornece um casamento relativamente preciso entre a distância média calculada e o comprimento efetivo das bulhas. A Figura 5.17 ilustra os passos citados.

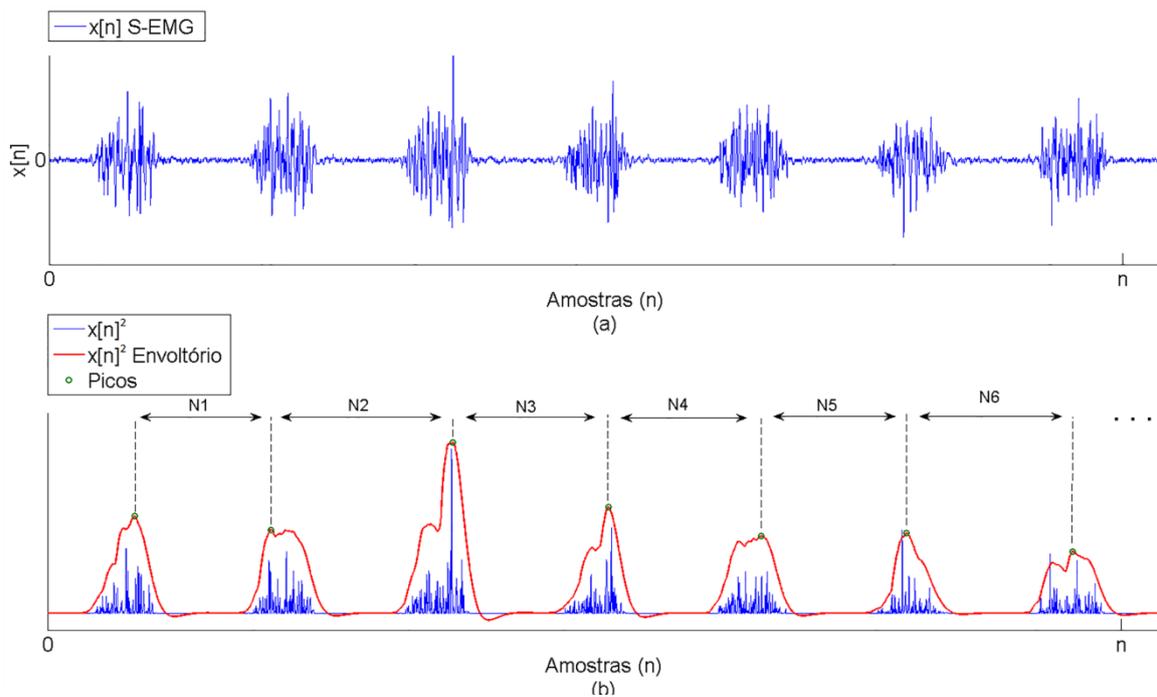


Figura 5.17 - a) Trecho de um sinal de S-EMG proveniente de protocolo dinâmico. b) Ilustração da envoltória do sinal de S-EMG quadrático, dos picos de atividade muscular e da distância entre os picos (N).

O sinal de S-EMG é então dividido em segmentos de tamanho $N_{médio}$ amostras, que são dispostos nas linhas da matriz de tamanho $M \times N_{médio}$, em que M representa a quantidade de segmentos obtidos ou a quantidade de bulhas presente no sinal original. Como informação lateral, é enviado o tamanho do preenchimento aplicado, se necessário.

6. MÉTODOS E RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos pelos algoritmos de compressão propostos no capítulo 4 e 5, quando a estes são aplicados sinais de S-EMG provenientes de protocolos isométricos e dinâmicos.

O capítulo está assim organizado: A primeira seção apresenta informações a respeito dos bancos de sinais utilizados e dos parâmetros objetivos de medida de desempenho. A segunda apresenta os resultados obtidos pelos algoritmos de compressão 1D. A terceira seção apresenta os resultados obtidos pelos algoritmos 2D. Em seguida, na quarta seção, são comparados os resultados 1D e 2D. Na quinta seção, são feitas comparações entre sinais originais e sinais reconstruídos, na sexta seção, os melhores resultados obtidos por este trabalho são comparados com outros relevantes resultados obtidos na literatura e por fim, na sétima seção, os resultados são discutidos.

6.1. MÉTODOS

O banco de sinais de S-EMG isométricos utilizados para testar os algoritmos propostos foi construído por (Berger, 2006). Os sinais foram coletados do músculo *biceps brachii* de 14 sujeitos em esforços de tensão isométricos, mantendo 60% da sua contração voluntária máxima. Foram utilizados eletrodos de superfície pré-amplificados (modelo *DE-02*, *DelSys Inc. Boston MA, USA*). Os sinais foram alimentados em uma placa de aquisição com *LABVIEW (N-DAQ para Windows, National Instruments, USA)*. Todos os sinais foram amostrados a 2,0 kHz e digitalizados com 2 bytes/amostra. A duração dos sinais varia de 3 a 6 minutos. A Figura 6.1 exibe um exemplo de sinal utilizado, coletado de um voluntário.

O banco de sinais de S-EMG dinâmicos utilizados para testar os algoritmos propostos foi construído por (Andrade, 2006). Os sinais foram coletados do músculo vasto medial de nove voluntários, sendo seis do sexo masculino e três do sexo feminino, todos jovens e saudáveis. A média das idades dos voluntários foi de $24,4 \pm 4,3$ anos (média \pm desvio padrão) e todos apresentavam índice de massa corporal (IMC) ($Altura/Massa^2$), definidos como normal segundo a *WORLD HEALTH ORGANIZATION (World Health Organization, 1995)*.

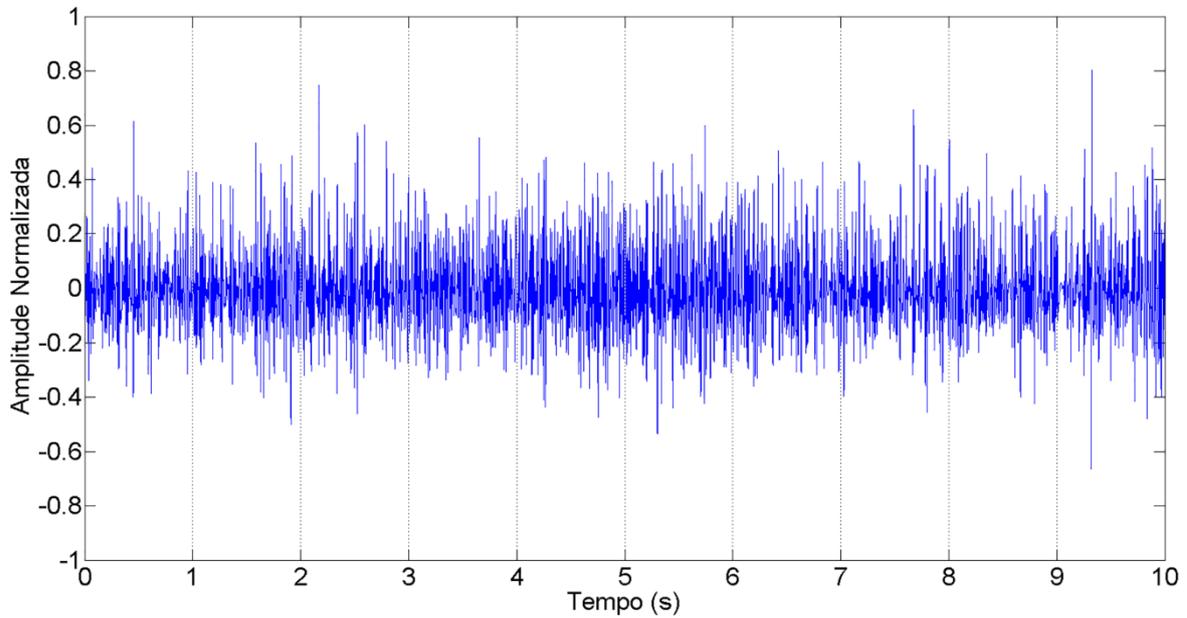


Figura 6.1 - Trecho de 10 segundos (20000 amostras) do sinal de S-EMG isométrico proveniente de um dos voluntários.

A coleta foi realizada utilizando um eletromiógrafo (Delsys, modelo Bagnoli-2, Boston, Estados Unidos), ilustrado na Figura 6.2. Este equipamento apresenta eletrodos com pré-amplificação de 10 V/V e filtro passa-faixa de 20 Hz a 450 Hz. Os sinais foram amostrados a uma taxa de 2,0 kHz e digitalizados com 2 bytes/amostra.



Figura 6.2 - Eletromiógrafo Delsys, modelo Bagnoli – 2 (Andrade, 2006).

No posicionamento dos eletrodos, foi medida a distância entre a Porção Lateral Interna (PLI) da patela e a Cabeção do Fêmur (CF) da coxa direita. Após a tricotomia, realizou-se a limpeza e abrasão da pele com álcool. A um quarto da distância medida a partir do joelho, os eletrodos ativos foram colocados.

O protocolo foi implementado utilizando um cicloergômetro (Ergo-Fit, modelo *Ergo Cycle* 167, Pirmasens, Alemanha). O *trigger* consistiu em uma chave magnética, estando um ímã permanente instalado no pé de vela esquerdo do cicloergômetro e a uma chave magnética posicionada acima do eixo de interligação dos pés de vela.

Definiu-se o protocolo de aquisição com potência de 250 W e velocidade de 30 km/h constantes, não foi definido um tempo fixo para o experimento, os sujeitos pedalarão até não possuírem mais a capacidade de manter a performance inicialmente estabelecida. A Figura 6.3 ilustra um exemplo de sinal de S-EMG dinâmico coletado de um dos voluntários.

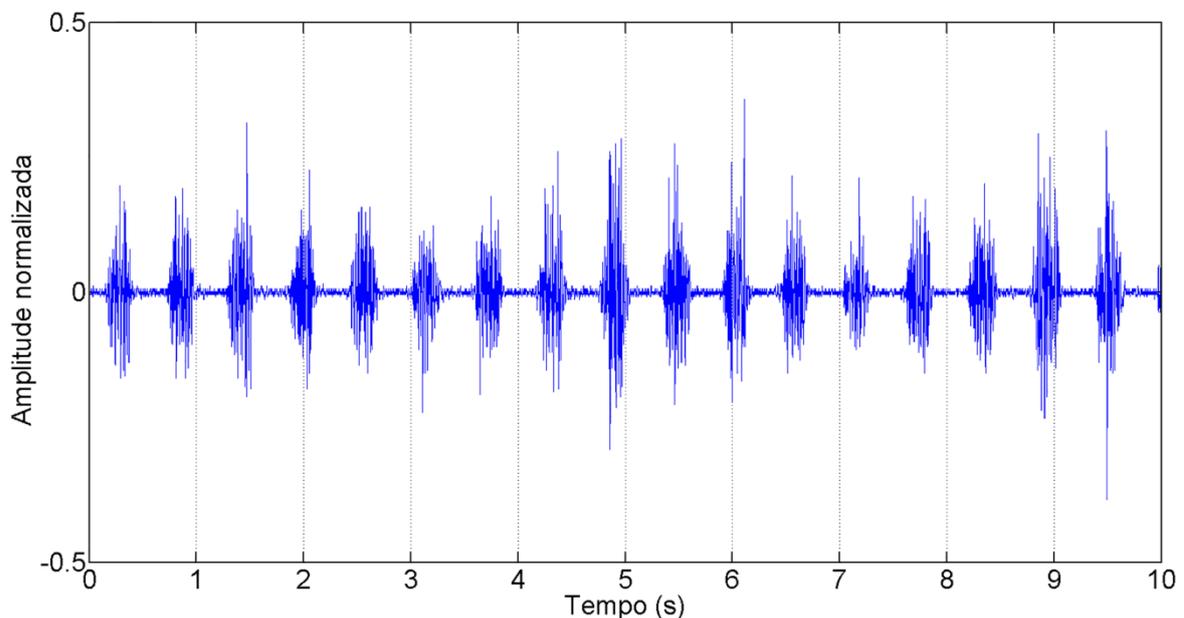


Figura 6.3 - Trecho de 10 segundos (20000 amostras) do sinal de S-EMG dinâmico de exercício isocinético proveniente de um dos voluntários

Dois critérios de avaliação da compressão de sinais eletrofisiológicos foram aplicados, com o propósito de avaliar objetivamente o desempenho dos algoritmos propostos: o Fator de

Compressão (CF, do inglês *Compression Factor*) e a Diferença Percentual Residual (PRD, do inglês *Percent Residual Difference*).

O Fator de Compressão é dado por:

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

em que O_s é a quantidade de bits necessária para armazenar os dados originais e C_s é a quantidade de bits necessária para armazenar os dados comprimidos.

A Diferença Percentual Residual é dada por:

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

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

6.2. COMPRESSÃO DE SINAIS DE S-EMG – TÉCNICAS 1D

De acordo com os diagramas de blocos ilustrados nas Figuras 4.1 e 4.11, o segundo passo do processo de codificação dos algoritmos 1D consiste em aplicar a DWT a uma janela de sinal. A Figura 6.4 e 6.5 ilustram, respectivamente, os coeficientes transformados de uma janela provenientes da DWT de um sinal isométrico e de um sinal dinâmico. É exibido o módulo dos coeficientes.

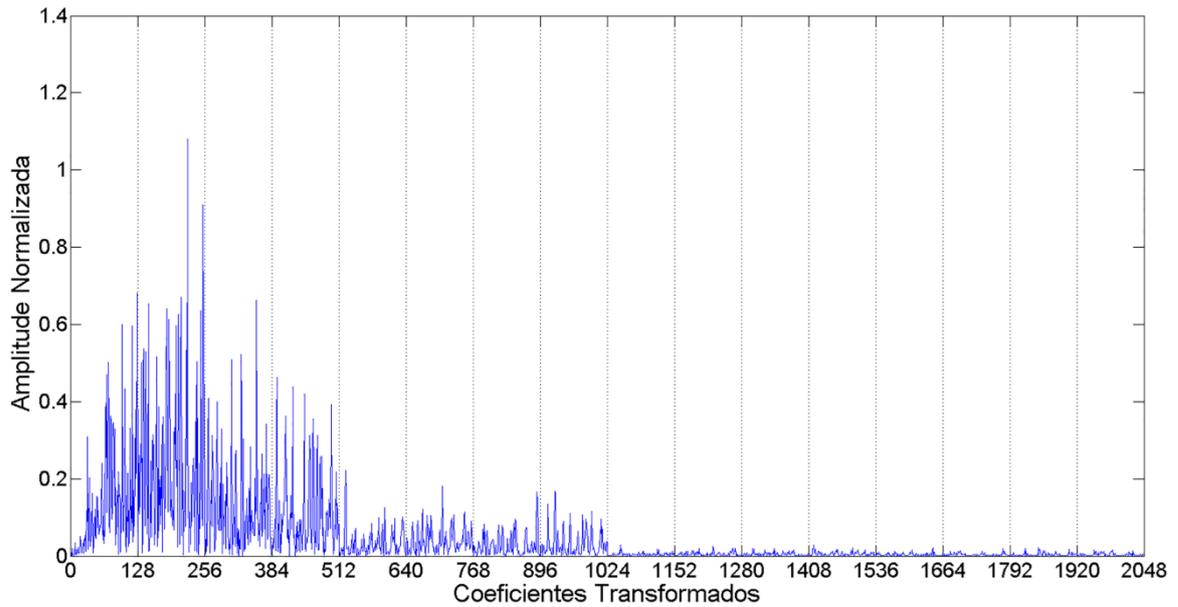


Figura 6.4 - Módulo dos coeficientes transformados de uma janela de sinal isométrico.

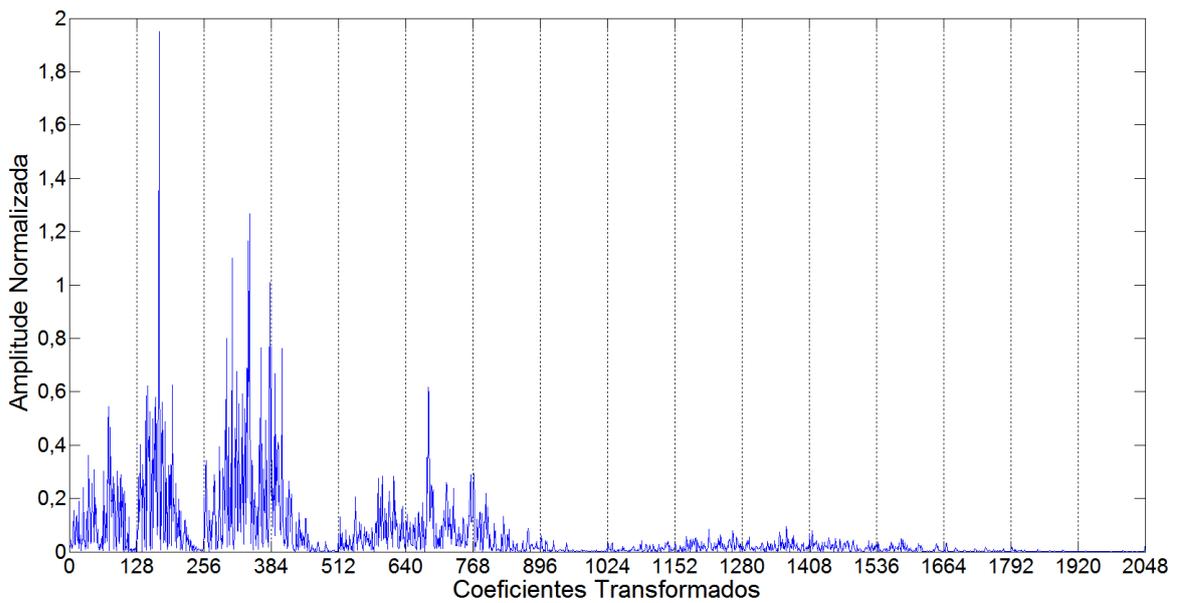


Figura 6.5 - Módulo dos coeficientes transformados de uma janela de sinal dinâmico.

A Figura 6.6 ilustra a alocação de bits para cada sub-banda quando se utiliza $Q = 16$ e $L = 1$, esta escolha visa facilitar a análise da diferença dos formatos de cada curva. Para gerar a curva tangente hiperbólica, foi utilizado $\alpha = 1/4$ e $\beta = 4/3$. A curva obtida pela alocação logarítmica não é representada por esta possuir um caráter adaptativo.

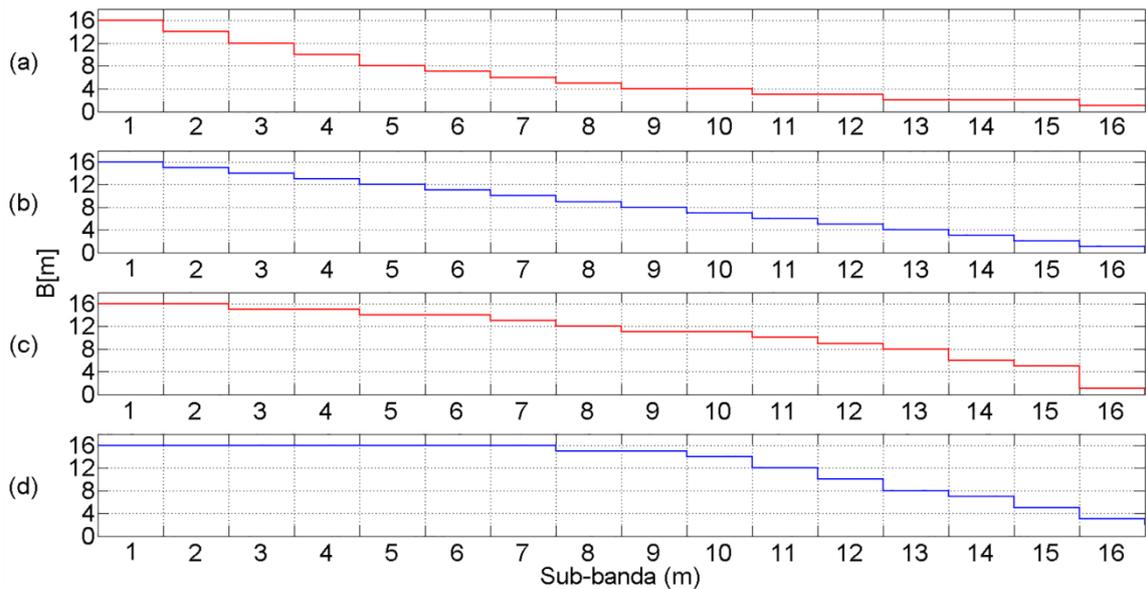


Figura 6.6 - Quantidade de bits $B[m]$ atribuída a cada sub-banda (m) de uma janela de sinal, de acordo com o perfil de alocação. Valores obtidos tomando $Q = 16$ e $L = 1$. a) Alocação de bits gerada pelo perfil exponencial decrescente. b) Alocação de bits gerada pelo perfil linear decrescente. c) Alocação de bits gerada pelo perfil raiz-quadrático decrescente. d) Alocação de bits gerada pelo perfil tangente hiperbólico.

Para a sub-banda número um, temos o maior comprimento de palavra digital, aqui chamado de Q e para sub-banda número dezesseis, temos o menor comprimento de palavra digital, aqui chamado de L . Esse padrão é seguido para todos os gráficos de curvas de alocação deste trabalho.

A Figura 6.7 e 6.8 e a Tabela 6.1 e 6.2 mostram uma síntese dos resultados com o banco de sinais de S-EMG isométrico e dinâmico. É plotada a PRD pelo CF. São comparados os desempenhos de todas as técnicas 1D propostas.

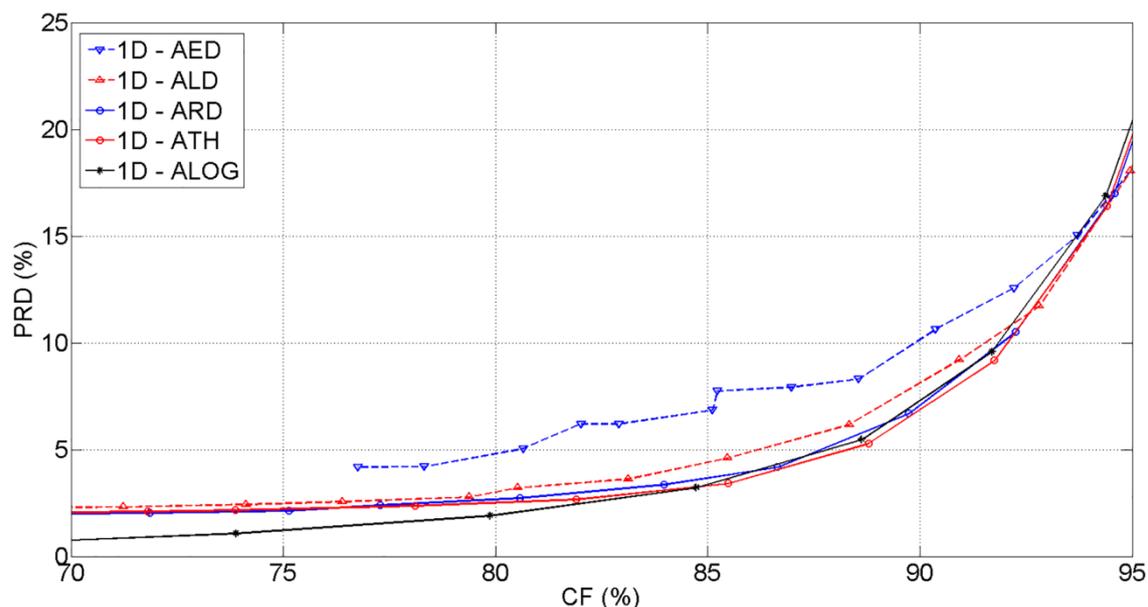


Figura 6.7 - Gráfico de desempenho dos algoritmos de compressão para ambiente 1D propostos aplicados a sinais isométricos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) *versus* o Fator de Compressão (CF).

Tabela 6.1 - Tabela comparativa de desempenho dos algoritmos de compressão para ambiente 1D propostos aplicados a sinais isométricos – PRD (%): Melhores resultados em negrito (Menor PRD para uma dada CF).

	Fator de Compressão – CF(%)					
	70	75	80	85	90	95
1D – AED	-	-	4,82	6,83	10,17	18,17
1D – ALD	2,30	2,49	3,01	4,42	8,13	18,30
1D – ARD	2,00	2,15	2,69	3,68	7,09	19,40
1D – ATH	2,07	2,22	2,52	3,31	6,88	19,74
1D – ALOG	0,77	1,24	1,99	3,36	7,06	19,28

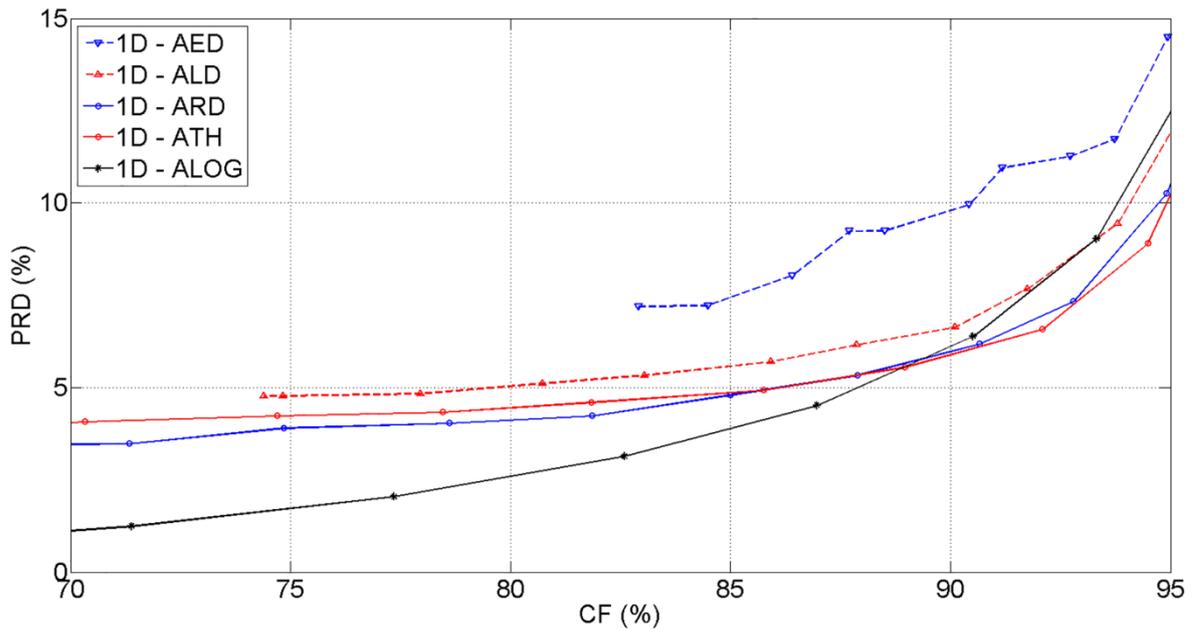


Figura 6.8 - Gráfico de desempenho dos algoritmos de compressão para ambiente 1D propostos aplicados a sinais dinâmicos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) *versus* o Fator de Compressão (CF).

Tabela 6.2 - Tabela comparativa de desempenho dos algoritmos de compressão para ambiente 1D propostos aplicados a sinais dinâmicos – PRD (%): Melhores resultados em **negrito** (Menor PRD para uma dada CF).

	Fator de Compressão – CF(%)					
	70	75	80	85	90	95
1D – AED	-	-	-	7.44	9.80	14.63
1D – ALD	-	4.78	5.05	5.59	6.62	11.92
1D – ARD	3.47	3.91	4.12	4.80	5.98	10.52
1D – ATH	4.06	4.24	4.46	4.87	5.89	10.23
1D – ALOG	1.13	1.74	2.64	3.93	6.11	12.63

Todos os gráficos de desempenho apresentados por este trabalho foram gerados a partir da variação do fator Q de 2 a 16. Quanto menor o valor de Q , menor será a quantidade de bits atribuída a cada sub-banda, conseqüentemente, maior será o fator de compressão e pior será a qualidade do sinal reconstruído. A análise inversa é válida, ou seja, quanto maior o valor de Q , maior será a quantidade de bits atribuída a cada sub-banda, menor será o fator de compressão e melhor será a qualidade do sinal reconstruído. Para as alocações

exponencial decrescente, linear decrescente e raiz quadrática, o fator L (menor comprimento de palavra digital) se manteve fixo e igual a 1. As curvas de desempenho representam a média das curvas obtidas para cada sinal que compõe o banco.

6.3. COMPRESSÃO DE SINAIS DE S-EMG – TÉCNICAS 2D

6.3.1. Técnicas fixas e adaptativas propostas

De acordo com os diagramas de blocos ilustrados pelas Figuras 5.1, 5.7, e 5.9, a primeira ação tomada pelo codificador de S-EMG 2D é transformar o sinal original 1D em 2D. Neste passo, foi definido o número de janelas (L) igual ao comprimento em amostras de cada janela (N), resultando assim em matrizes quadradas de sinal 2D. As Figuras 6.9 e 6.10 ilustram arranjos bidimensionais resultantes, respectivamente, de um dos sinais isométricos composto por 16384 amostras e de um dos sinais dinâmicos composto por 102400 amostras.

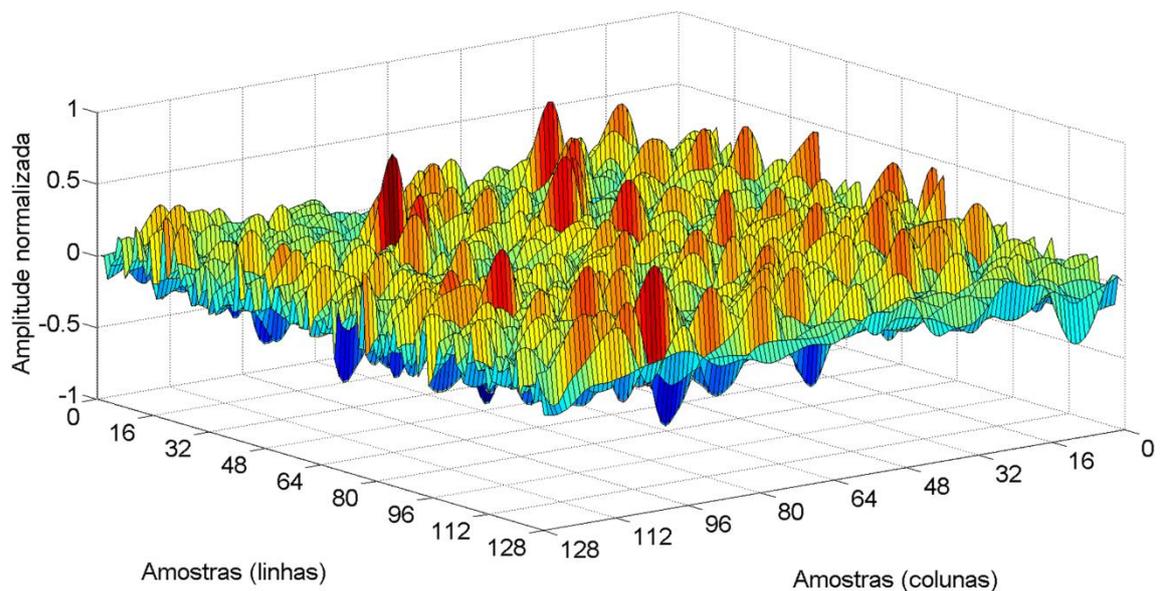


Figura 6.9 - Exemplo de um trecho de 8 segundos de sinal de S-EMG isométrico de um dos voluntários arranjado de maneira bidimensional.

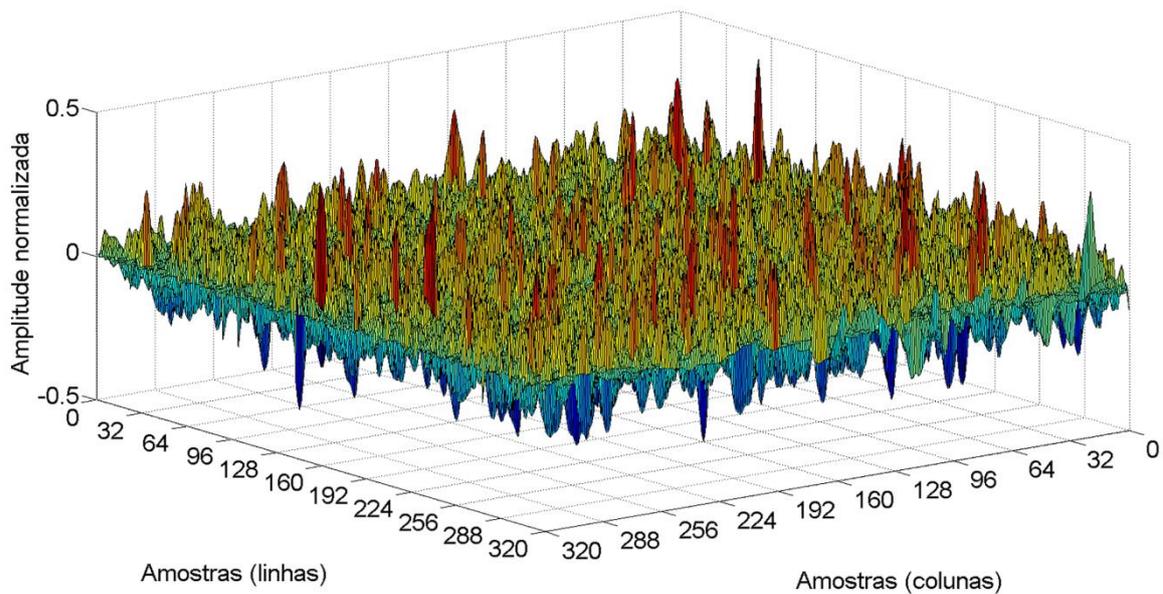


Figura 6.10 - Exemplo de um trecho de 51 segundos de sinal de S-EMG dinâmico de um dos voluntários arranjado de maneira bidimensional.

Em seguida, é aplicada a 2D – DWT aos sinais S-EMG 2D isométricos e dinâmicos. As Figuras 6.11 e 6.12 ilustram o módulo dos coeficientes transformados resultantes.

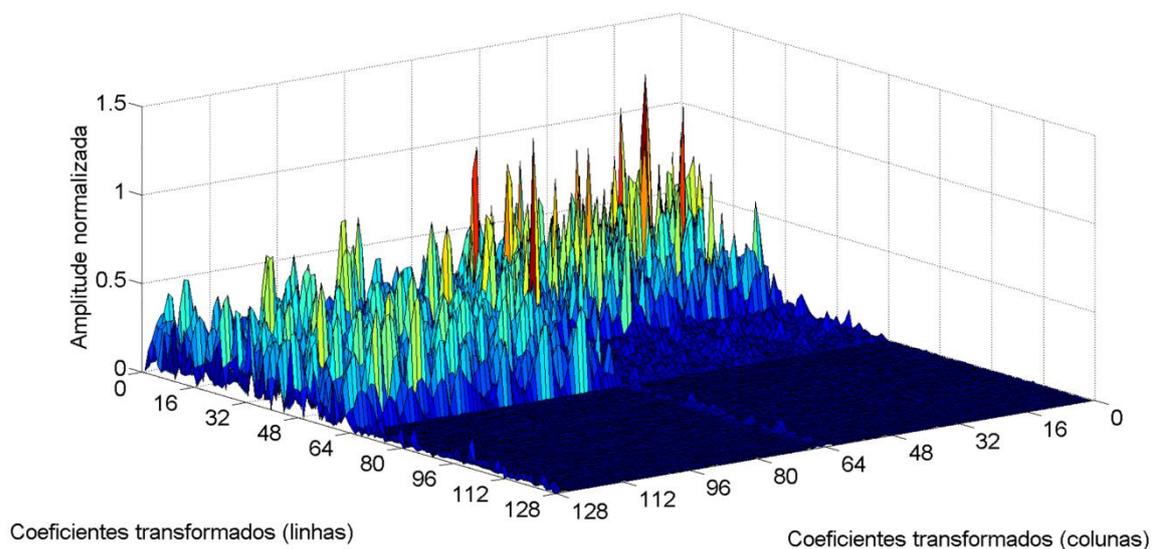


Figura 6.11 - Matriz do módulo do coeficientes transformados do sinal de S-EMG 2D isométrico

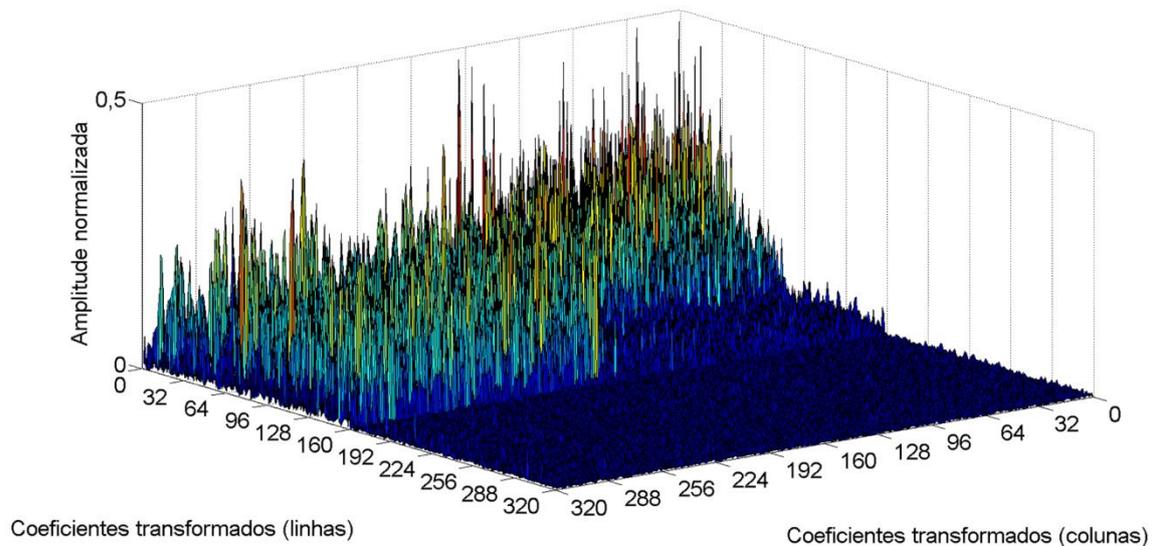


Figura 6.12 - Matriz do módulo dos coeficientes transformados do sinal de S-EMG 2D dinâmico

As matrizes de coeficientes transformados obtidas são então, entradas para o processo de quantização. O processo de quantização se dá aplicando os vetores de alocação de bits, obtidos a partir dos processos de alocação fixos ou adaptativos, às colunas da matriz de coeficientes transformados, obtendo-se assim uma matriz de alocação de bits, a qual vai possuir um formato semelhante as curvas exibidas pelas Figuras 5.3, 5.4, 5.5 e 5.6. A Figura 6.13 ilustra exemplos de matrizes de alocação de bits aplicadas à quantização das matrizes de coeficientes transformados. Para a geração das curvas as colunas foram divididas em 16 sub-bandas, adotando $Q = 16$ e $L = 1$.

Os algoritmos adaptativos 2D – BW ATH e 2D – BF ATH reordenam as matrizes de coeficientes transformados em vetores 1D levando em conta o conteúdo energético. Após o reordenamento, os coeficientes são divididos em sub-bandas e quantizados por um vetor de alocação de bits oriundo do perfil de alocação tangente hiperbólico.

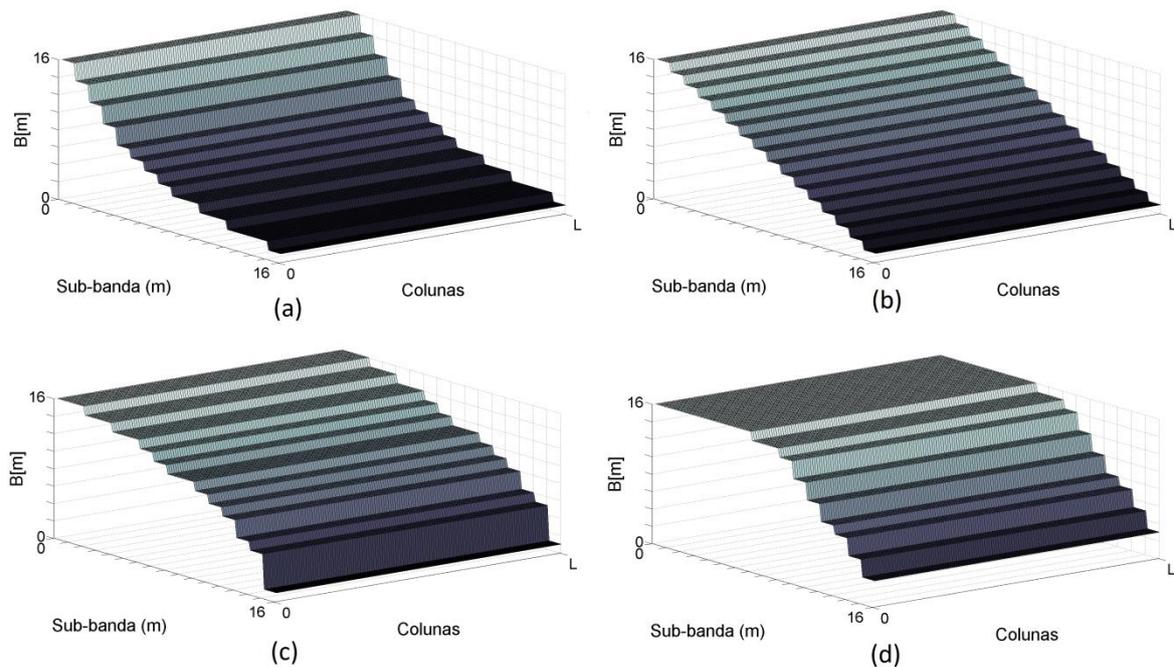


Figura 6.13 - Matrizes de alocação de bits. Quantidade de bits $B[m]$ atribuída a cada sub-banda (m) de uma determinada linha, de acordo com o perfil de alocação. Valores obtidos tomando $Q = 16$ e $L = 1$. a) Matriz de alocação de bits gerada pelo perfil exponencial decrescente. b) Matriz de alocação de bits gerada pelo perfil linear decrescente. c) Matriz de alocação de bits gerada pelo perfil raiz-quadrático decrescente. d) Matriz de alocação de bits gerada pelo perfil tangente hiperbólico.

As Figuras 6.14 e 6.15 ilustram o módulo das matrizes representadas pelas Figuras 6.11 e 6.12 após serem reordenadas em vetores 1D conforme reordenação realizada pelo algoritmo 2D – BW ATH e as Figuras 6.16 e 6.17 ilustram a reordenação conforme o algoritmo 2D – BF ATH.

Por fim, as Figuras 6.18 e 6.19 e as Tabela 6.3 e 6.4 mostram uma síntese dos resultados obtidos com o banco de sinais de S-EMG isométrico e dinâmico. É plotada PRD pelo CF. São comparados os desempenhos de todas as técnicas 2D aqui propostas.

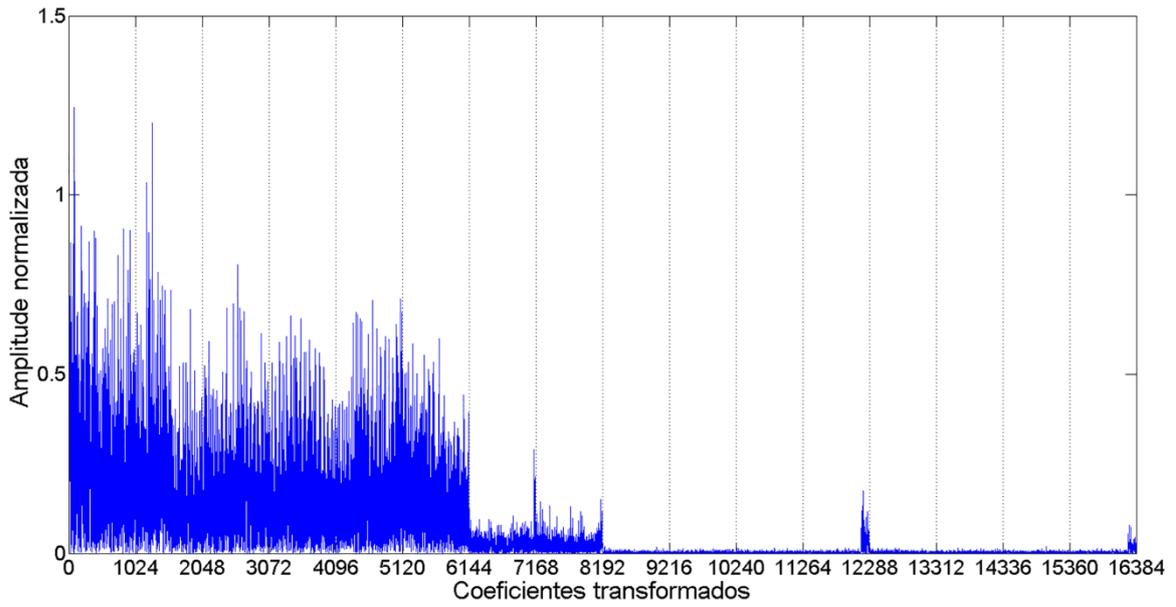


Figura 6.14 - Módulo dos coeficientes transformados isométricos reordenados pelo algoritmo 2D – BW ATH

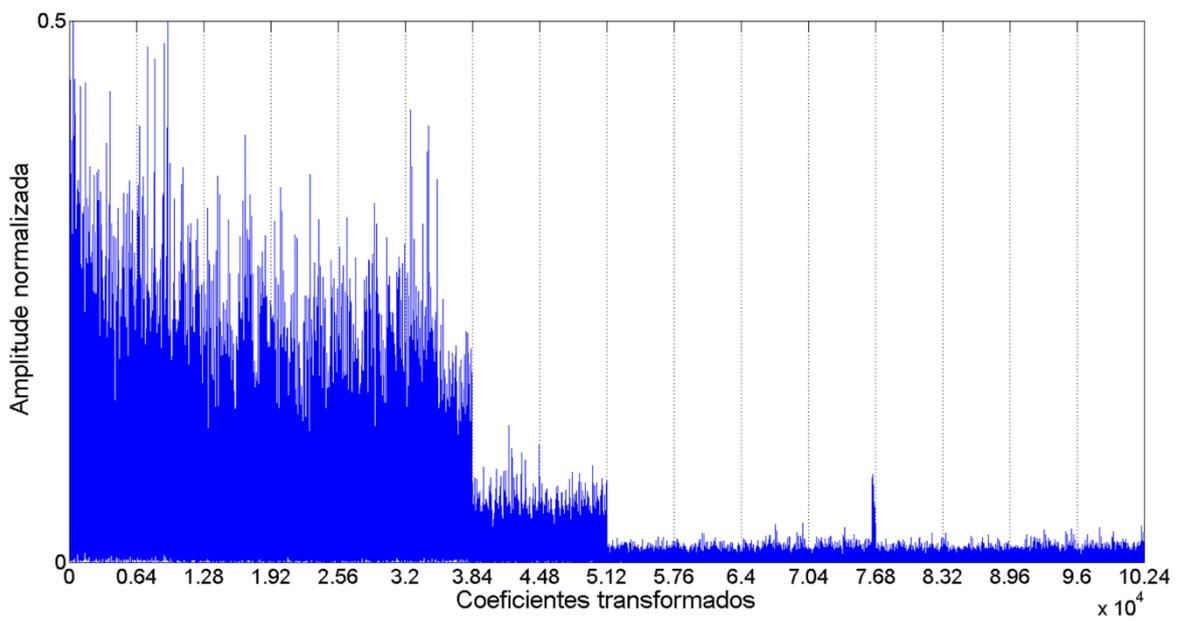


Figura 6.15 - Módulo dos coeficientes transformados dinâmicos reordenados pelo algoritmo 2D – BW ATH

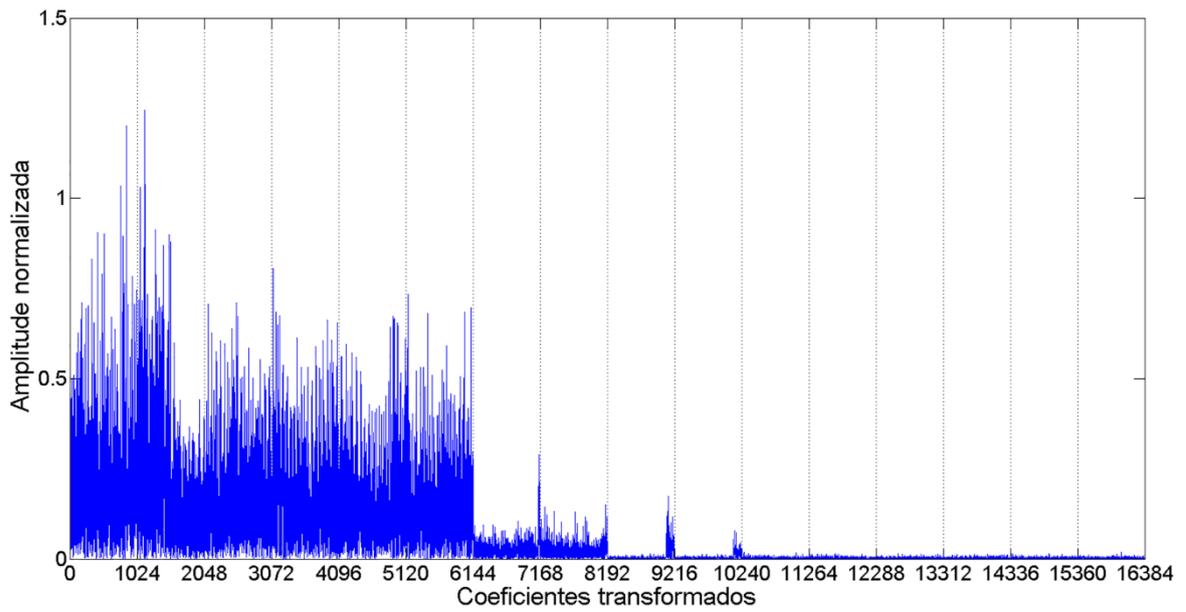


Figura 6.16 - Módulo dos coeficientes transformados isométricos reordenados pelo algoritmo 2D – BF ATH

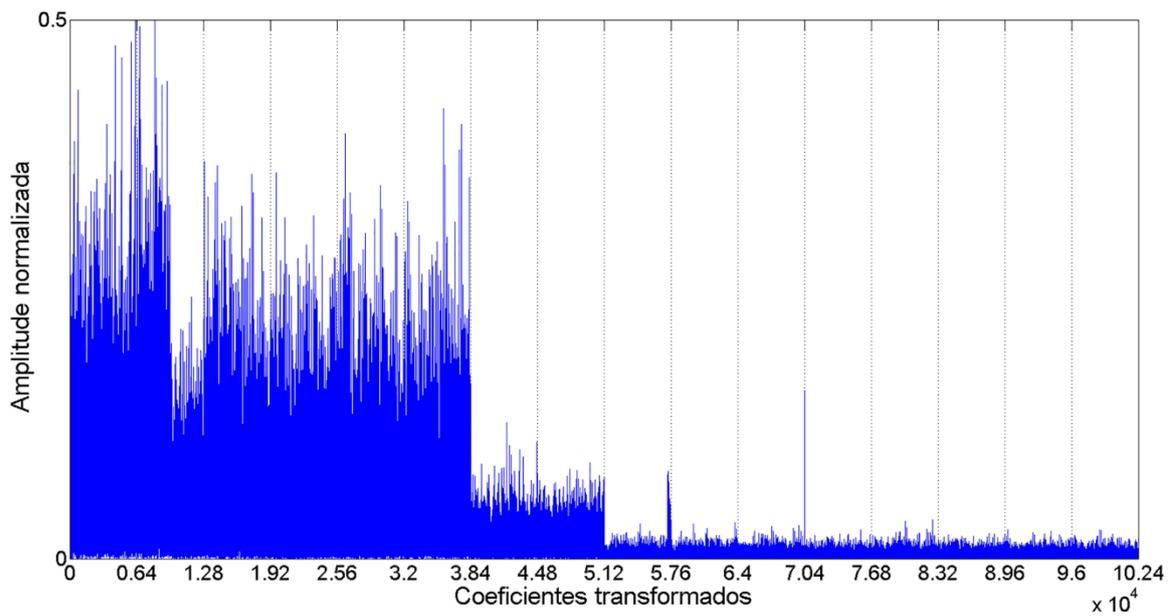


Figura 6.17 - Módulo dos coeficientes transformados dinâmicos reordenados pelo algoritmo 2D – BF ATH

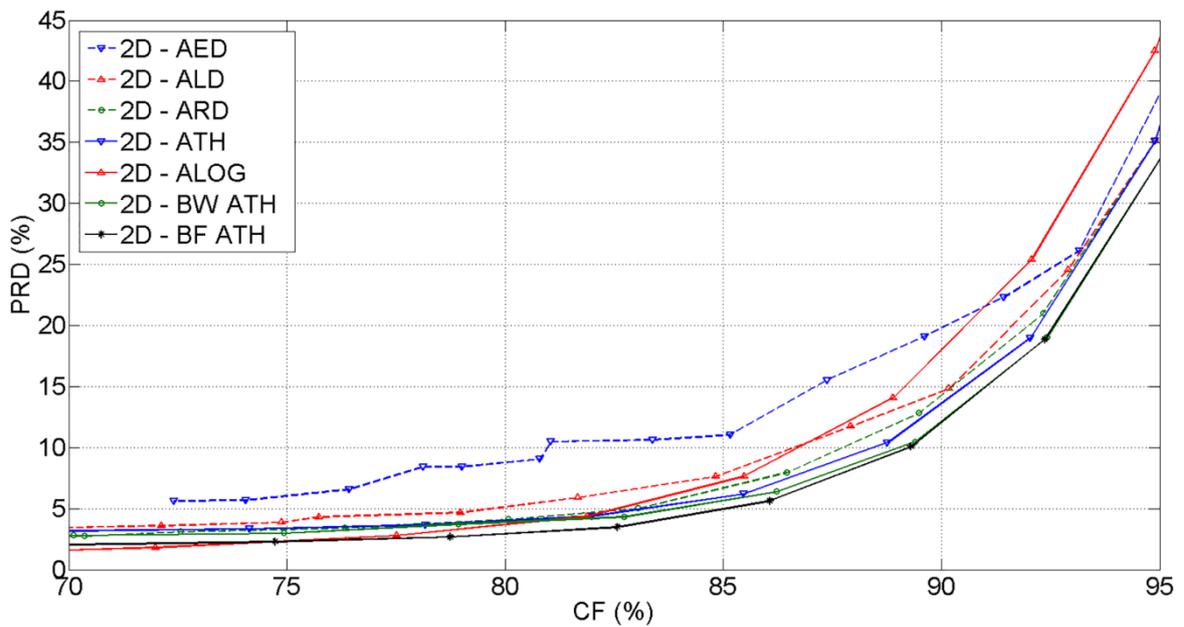


Figura 6.18 - Gráfico de desempenho dos algoritmos de compressão para ambiente 2D propostos aplicados a sinais isométricos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) *versus* o Fator de Compressão (CF).

Tabela 6.3 - Tabela comparativa de desempenho dos algoritmos de compressão para ambiente 2D propostos aplicados a sinais isométricos – PRD (%): Melhores resultados em negrito (Menor PRD para uma dada CF).

	Fator de Compressão – CF(%)					
	70	75	80	85	90	95
2D – AED	-	6.06	8.79	11.04	19.79	38.98
2D – ALD	3.47	3.96	5.15	7.88	14.62	36.31
2D – ARD	2.74	3.33	4.11	6.70	14.33	36.33
2D – ATH	3.20	3.41	4.02	5.97	13.66	36.33
2D – ALOG	1.60	2.37	3.71	7.22	18.03	43.53
2D – BW ATH	2.80	2.99	3.91	5.66	12.20	33.64
2D – BF ATH	2.06	2.34	2.96	4.99	12.09	33.63

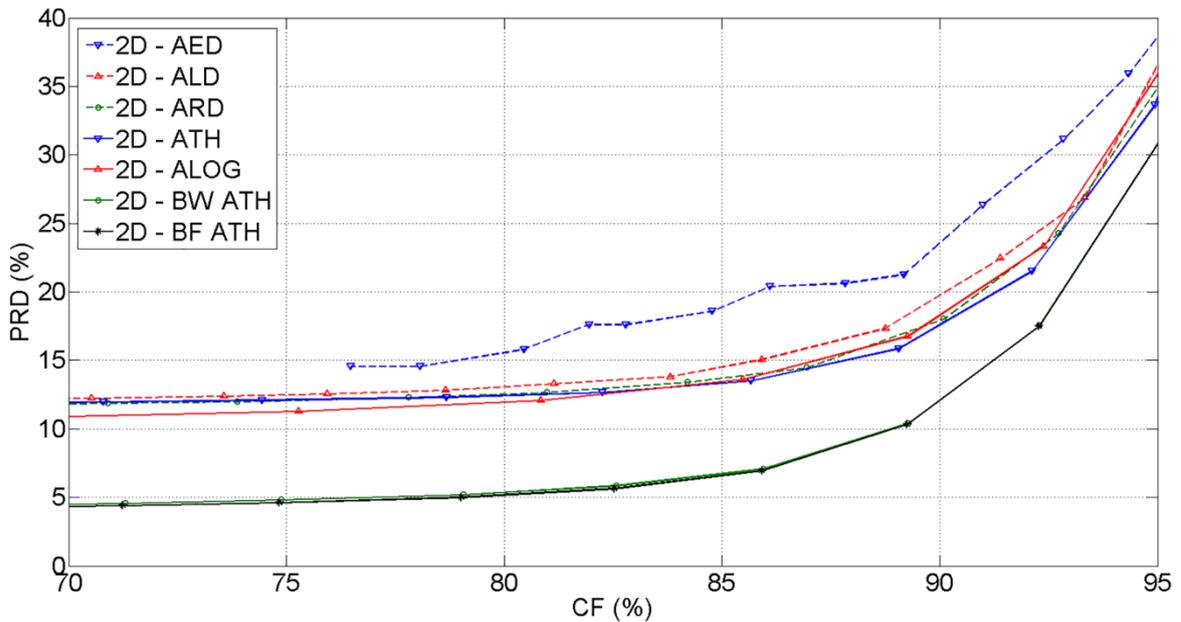


Figura 6.19 - Gráfico de desempenho dos algoritmos de compressão para ambiente 2D propostos aplicados a sinais dinâmicos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) *versus* o Fator de Compressão (CF).

Tabela 6.4 - Tabela comparativa de desempenho dos algoritmos de compressão para ambiente 2D propostos aplicados a sinais dinâmicos – PRD (%): Melhores resultados em **negrito** (Menor PRD para uma dada CF).

	Fator de Compressão – CF(%)					
	70	75	80	85	90	95
2D – AED	-	-	15.58	18.90	23.59	38.64
2D – ALD	12.25	12.50	13.08	14.53	19.77	36.57
2D – ARD	11.85	12.08	12.56	13.72	17.92	34.94
2D – ATH	11.96	12.13	12.45	13.34	17.61	34.22
2D – ALOG	10.91	11.28	11.97	13.47	18.32	35.91
2D – BW ATH	4.51	4.83	5.38	6.74	12.13	30.82
2D – BF ATH	4.36	4.64	5.20	6.59	12.10	30.80

6.3.2. HEVC aplicado a sinais de S-EMG

Esta seção apresenta os resultados obtidos ao utilizar o codificador HEVC para codificar sinais de S-EMG reais adquiridos a partir de protocolos isométricos e dinâmicos.

Como mencionado na seção 5.3, duas abordagens foram aplicadas para avaliar o comportamento do codificador HEVC, a primeira consiste em gerar uma representação bidimensional quadrada a partir dos sinais de S-EMG isométricos e dinâmicos. A Figura 6.20 ilustra as imagens geradas a partir de um sinal de S-EMG isométrico e de um dinâmico. Em a) é ilustrada a imagem obtida a partir de um sinal isométrico contendo 20480 amostras e em b) é ilustrada a imagem obtida a partir de um sinal dinâmico contendo 102400 amostras, ambos pertencem aos bancos de sinais utilizados por este trabalho.

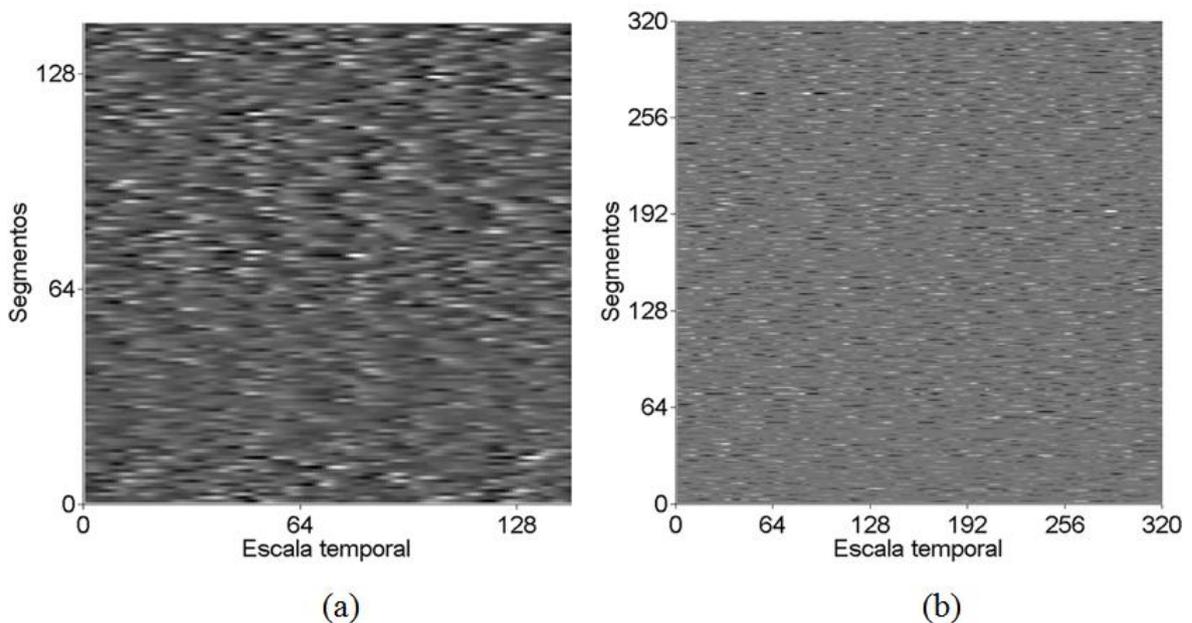


Figura 6.20 - a) Imagem 144 x 144 obtida a partir de um sinal isométrico com 20480 amostras (10 segundos). b) Imagem 320 x 320 obtida a partir de um sinal dinâmico com 102400 amostras (51 segundos).

A Figura 6.21 e a Tabela 6.5 mostram uma síntese dos resultados obtidos com o banco de sinais de S-EMG isométricos. É plotada a PRD pelo CF.

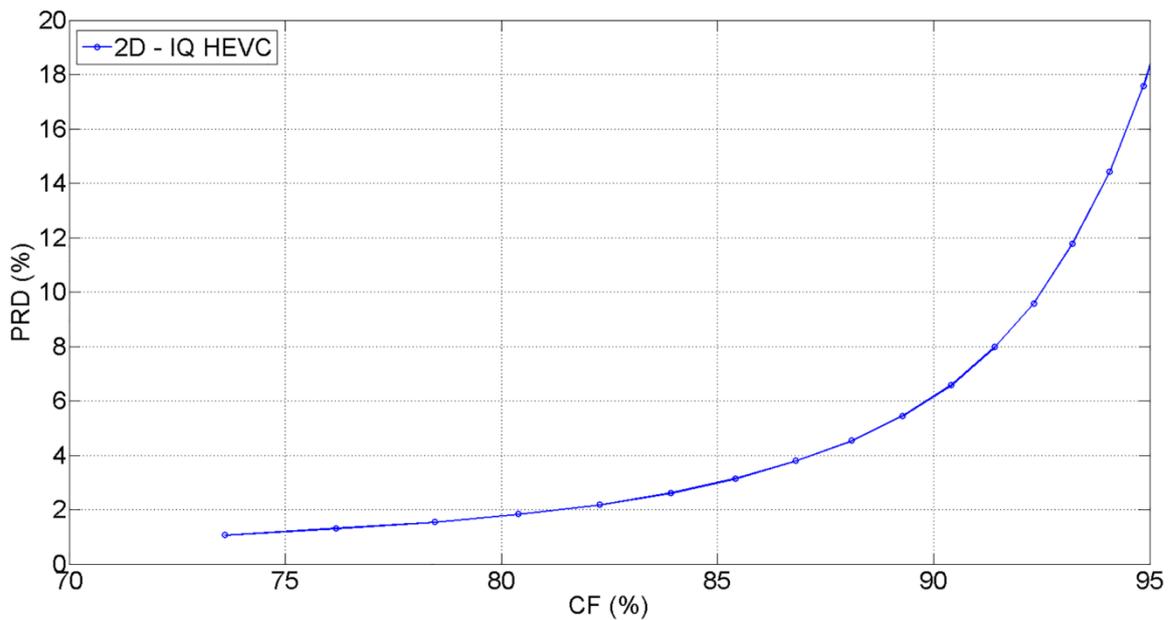


Figura 6.21 - Gráfico de desempenho do algoritmo de compressão 2D – IQ HEVC aplicados a sinais isométricos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) *versus* o Fator de Compressão (CF).

Tabela 6.5 - Tabela de desempenho do algoritmo de compressão IQ – HEVC aplicado a sinais isométricos – PRD (%): Melhores resultados em negrito (Menor PRD para uma dada CF).

	Fator de Compressão – CF(%)					
	70	75	80	85	90	95
2D – IQ HEVC	-	1.21	1.78	2.99	6.18	18.33

A segunda abordagem consiste em segmentar o sinal de S-EMG dinâmico de forma a recortar as consecutivas contrações musculares e acomodar cada uma delas em um segmento, a Figura 5.16 ilustra este procedimento. Esses segmentos são em seguida, justapostos paralelamente de forma a gerar uma representação bidimensional do sinal. A Figura 6.22 mostra o resultado obtido após a aplicação do processo ao sinal de 102400 amostras presente no banco de sinais dinâmicos. Por fim, a Figura 6.23 representa a imagem que será entrada do codificador HEVC.

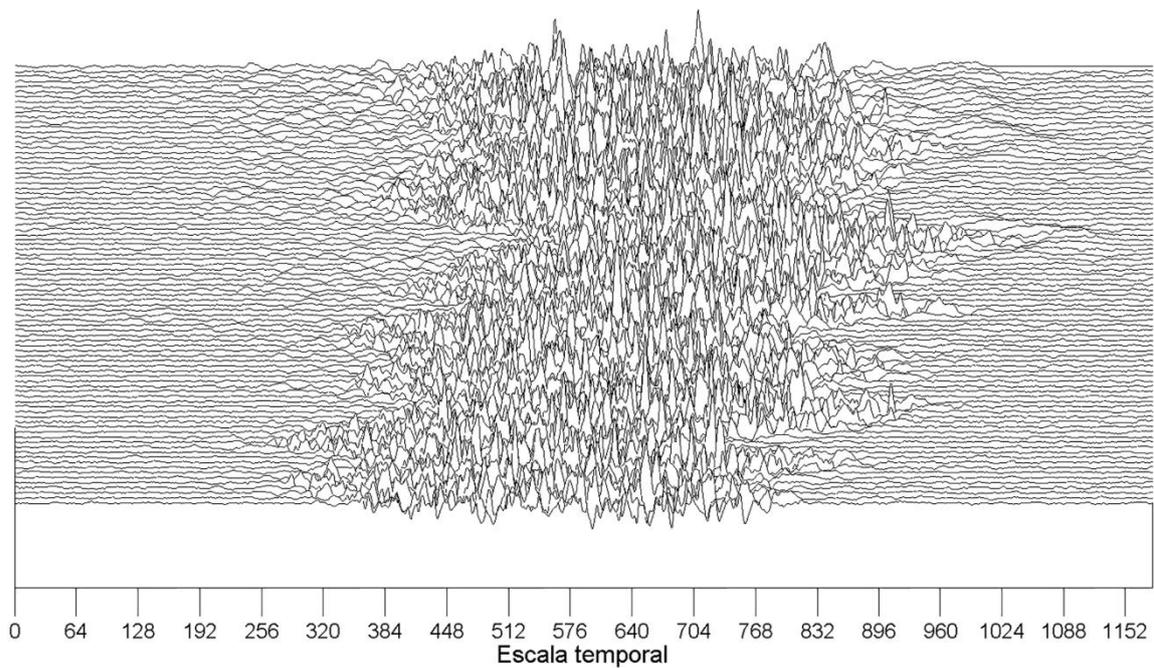


Figura 6.22 - Representação 2D do sinal dinâmico após recorte e justaposição paralela de bulhas.

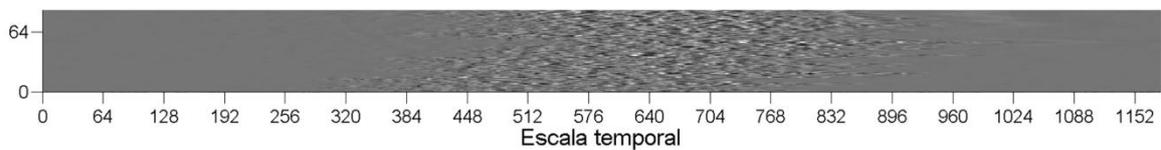


Figura 6.23 - Imagem resultante após recorte e justaposição paralela de bulhas do sinal dinâmico.

A Figura 6.24 e a Tabela 6.6 sintetizam os resultados obtidos pelas duas abordagens utilizando sinais de S-EMG dinâmicos.

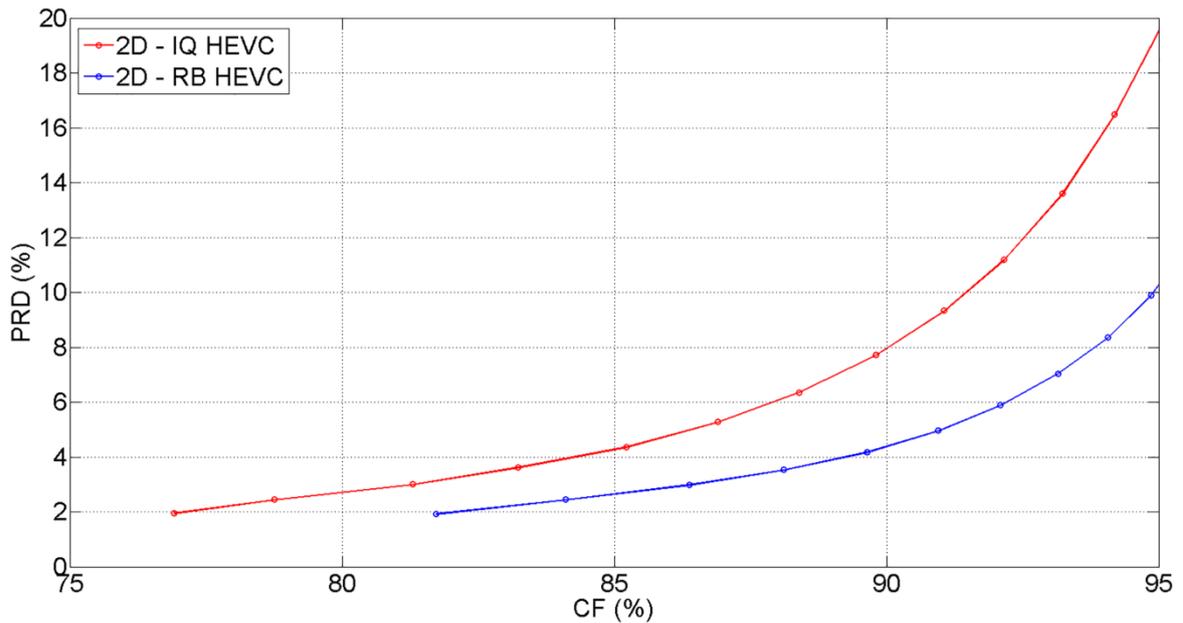


Figura 6.24 - Gráfico de desempenho dos algoritmos de compressão 2D – IQ HEVC e 2D – RB HEVC aplicados a sinais dinâmicos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) *versus* o Fator de Compressão (CF).

Tabela 6.6 - Tabela comparativa de desempenho dos algoritmos de compressão 2D – IQ HEVC e 2D – RB HEVC aplicados a sinais dinâmicos – PRD (%): Melhores resultados em negrito (Menor PRD para uma dada CF).

	Fator de Compressão – CF(%)					
	70	75	80	85	90	95
2D – IQ HEVC	-	-	2.71	4.28	7.96	19.53
2D – RB HEVC	-	-	-	2.66	4.39	10.28

6.4. MELHORES DESEMPENHOS PARA SINAIS S-EMG ISOMÉTRICOS E DINÂMICOS

Esta seção apresenta um comparativo entre as técnicas que forneceram os melhores desempenhos para a abordagem 1D, para a abordagem 2D e para a abordagem 2D com o uso do codificador HEVC em simulações envolvendo os sinais isométricos e dinâmicos.

Dentre as técnicas propostas, o algoritmo 1D – ALOG forneceu melhor desempenho quando o sinal de entrada é unidimensional e o algoritmo 2D – BF ATH forneceu melhor desempenho quando o sinal de entrada é bidimensional, tanto para sinais isométricos quanto para sinais dinâmicos. Para as técnicas que possuem o codificador HEVC em sua composição, considerou-se para comparação o algoritmo 2D – IQ HEVC para sinais isométricos e o algoritmo 2D – RB HEVC para sinais dinâmicos. As Figuras 6.25 e 6.26 e as Tabelas 6.7 e 6.8 ilustram as comparações de desempenho.

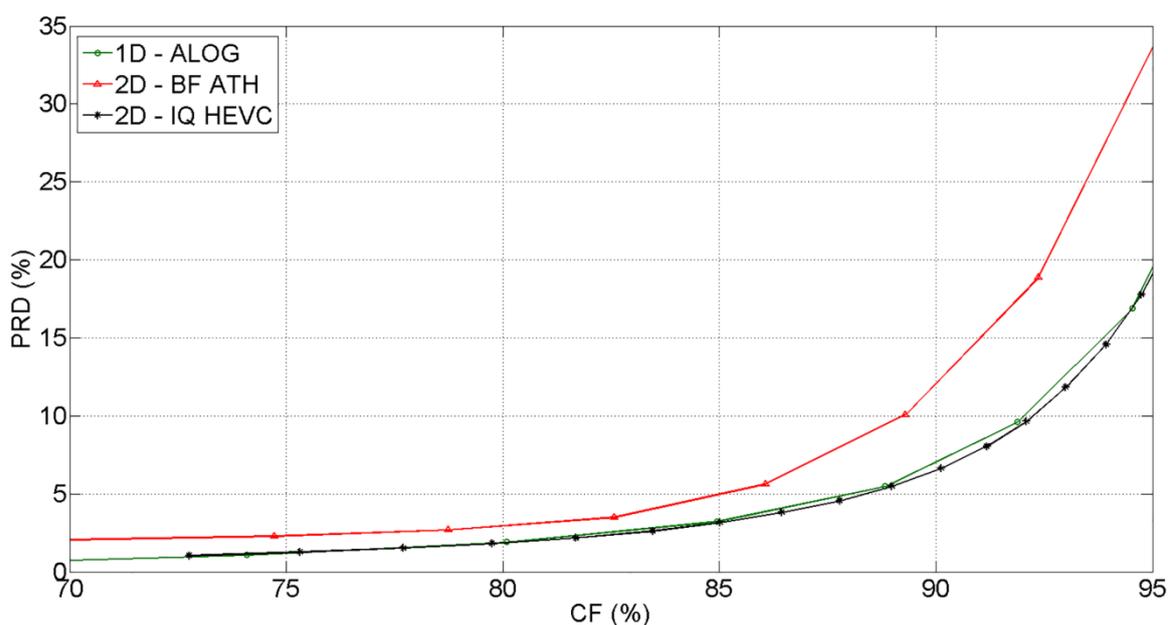


Figura 6.25 - Gráfico de desempenho dos algoritmos de compressão que forneceram os melhores resultados para sinais de S-EMG isométricos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) *versus* o Fator de Compressão (CF).

Tabela 6.7 - Tabela comparativa de desempenho dos algoritmos de compressão que forneceram os melhores resultados para sinais de S-EMG isométricos – PRD (%):

Melhores resultados em negrito (Menor PRD para uma dada CF).

	Fator de Compressão – CF(%)					
	70	75	80	85	90	95
1D – ALOG	0,77	1,24	1,99	3,36	7,06	19,28
2D – BF ATH	2.06	2.34	2.96	4.99	12.09	33.63
2D – IQ HEVC	-	1.21	1.78	2.99	6.18	18.33

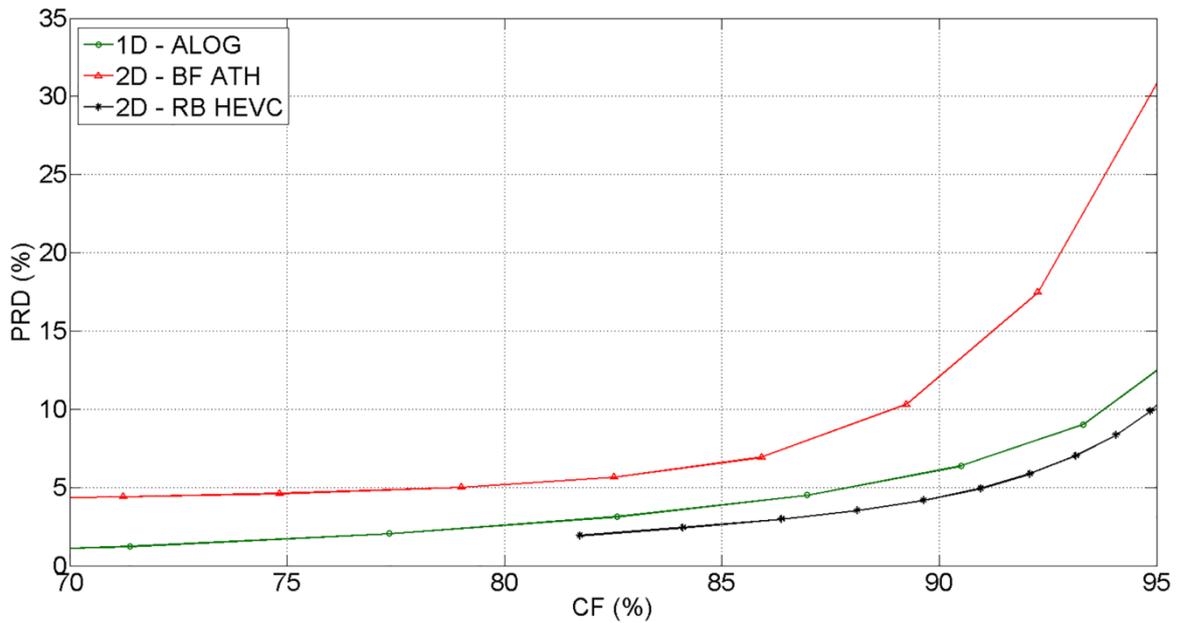


Figura 6.26 - Gráfico de desempenho dos algoritmos que forneceram os melhores resultados para sinais de S-EMG dinâmicos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) *versus* o Fator de Compressão (CF).

Tabela 6.8 - Tabela comparativa de desempenho dos algoritmos de compressão que forneceram os melhores resultados para sinais de S-EMG dinâmicos – PRD (%): Melhores resultados em negrito (Menor PRD para uma dada CF).

	Fator de Compressão – CF(%)					
	70	75	80	85	90	95
1D – ALOG	1.13	1.74	2.64	3.93	6.11	12.63
2D – BF ATH	4.36	4.64	5.20	6.59	12.10	30.80
2D – RB HEVC	-	-	-	2.66	4.39	10.28

6.5. COMPARAÇÃO ENTRE O SINAL RECONSTRUÍDO E O SINAL ORIGINAL

Esta seção exibe o efeito da variação do parâmetro CF à forma de onda do sinal reconstruído. São comparadas as formas de onda do sinal original, do sinal reconstruído e do erro entre eles para três valores de CF em torno de 70 %, 85 % e 95 %. O cálculo do erro é obtido por:

$$E[n] = |x[n] - \hat{x}[n]|, \quad (6.3)$$

em que $E[n]$ representa a diferença dos módulos das amostras do sinal original $x[n]$ e do sinal reconstruído $\hat{x}[n]$.

Utilizou-se nas comparações os mesmos sinais isométricos e dinâmicos representados nas Figuras 6.1 e 6.3. A técnica 1D - ALOG foi utilizada para a geração dos resultados que se seguem tanto para os sinais isométricos quanto para os dinâmicos, esta escolha esta fundamentada no fato daquela apresentar valores resultantes de PRD para todas as faixas de CF em análise e por apresentar o melhor desempenho, ou próximo ao melhor desempenho, para maior parte da faixa de valores de CF.

A primeira comparação é ilustrada pelas Figuras 6.27 e 6.28 e prioriza a PRD em detrimento do CF, a segunda comparação, ilustrada pelas Figuras 6.29 e 6.30, prioriza um pouco menos a PRD, aumentando assim o CF e por último, a terceira comparação, ilustrada pelas Figuras 6.31 e 6.32, prioriza mais acentuadamente o CF, a ponto de apresentar uma reconstrução grosseira, com erros de reconstrução bem visíveis.

A comparação entre o sinal original e o sinal reconstruído no domínio da frequência é tema do apêndice D, onde o deslocamento espectral do sinal reconstruído é analisado a partir dos parâmetros Frequência de Potência Média (MNF, do inglês *Mean Frequency*) e Frequência de Potência Mediana (MDF, do inglês *Median Frequency*).

O apêndice E apresenta em detalhes o efeito da compactação sobre a forma de onda do sinal reconstruído ao apresentar a mesmas comparações ilustradas pelas Figuras 6.27, 6.28, 6.29, 6.30, 6.31 e 6.32 utilizando trechos de sinais de 512 amostras (256 ms).

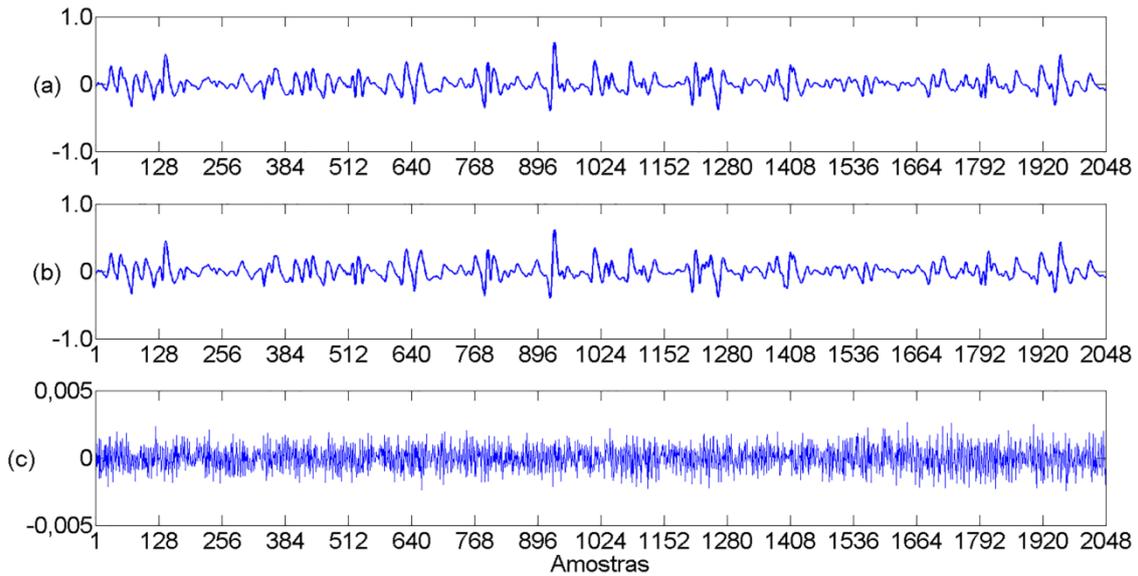


Figura 6.27 - Exemplo ilustrativo mostrando uma janela 2048 amostras (1 s) do sinal de S-EMG isométrico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=0,62 % e CF=70,01 %.

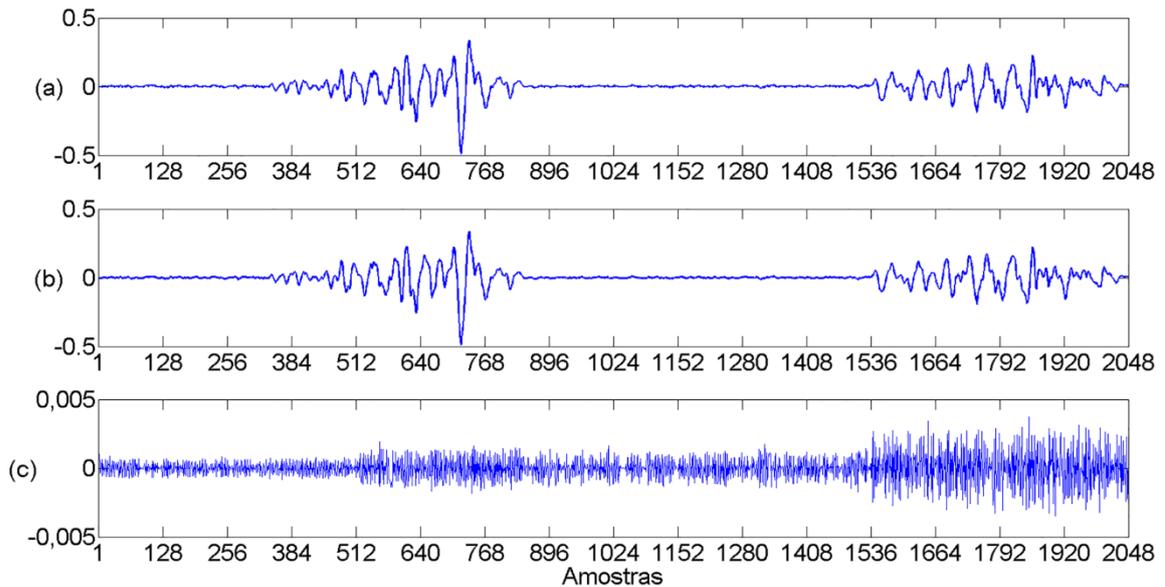


Figura 6.28 - Exemplo ilustrativo mostrando uma janela de 2048 amostras (1 s) do sinal de S-EMG dinâmico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=1,52 % e CF=70,44 %.

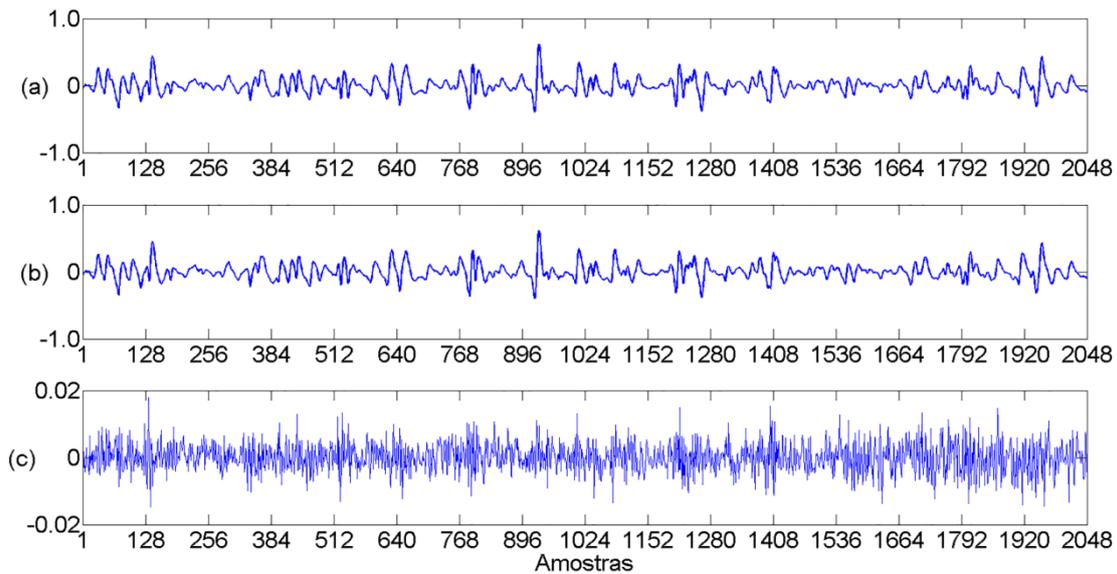


Figura 6.29 - Exemplo ilustrativo mostrando uma janela de 2048 amostras (1 s) do sinal de S-EMG isométrico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=3,09 % e CF=86,16 %.

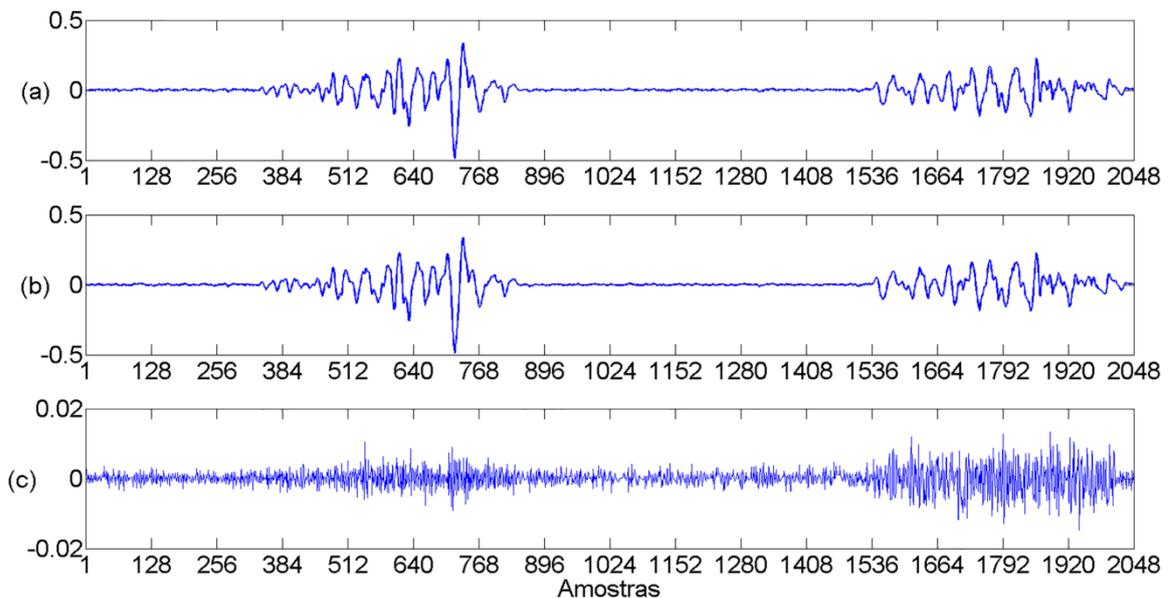


Figura 6.30 - Exemplo ilustrativo mostrando uma janela de 2048 amostras (1 s) do sinal de S-EMG dinâmico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=4,19 % e CF=85,88 %.

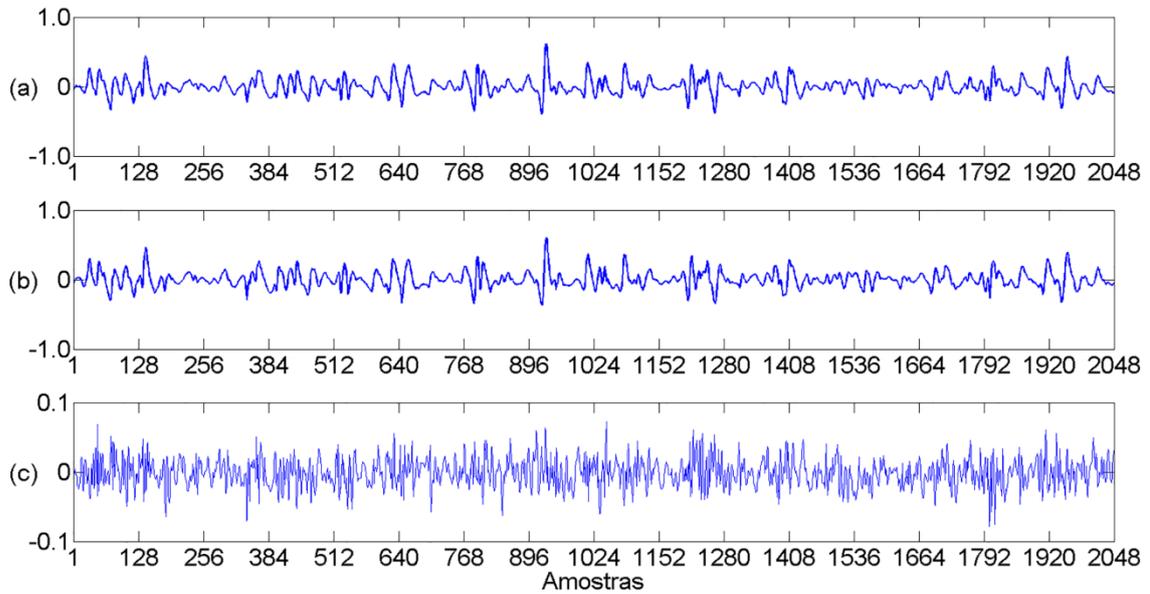


Figura 6.31 - Exemplo ilustrativo mostrando uma janela de 2048 amostras (1 s) do sinal de S-EMG isométrico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, têm-se PRD=15,90 % e CF=94,88 %.

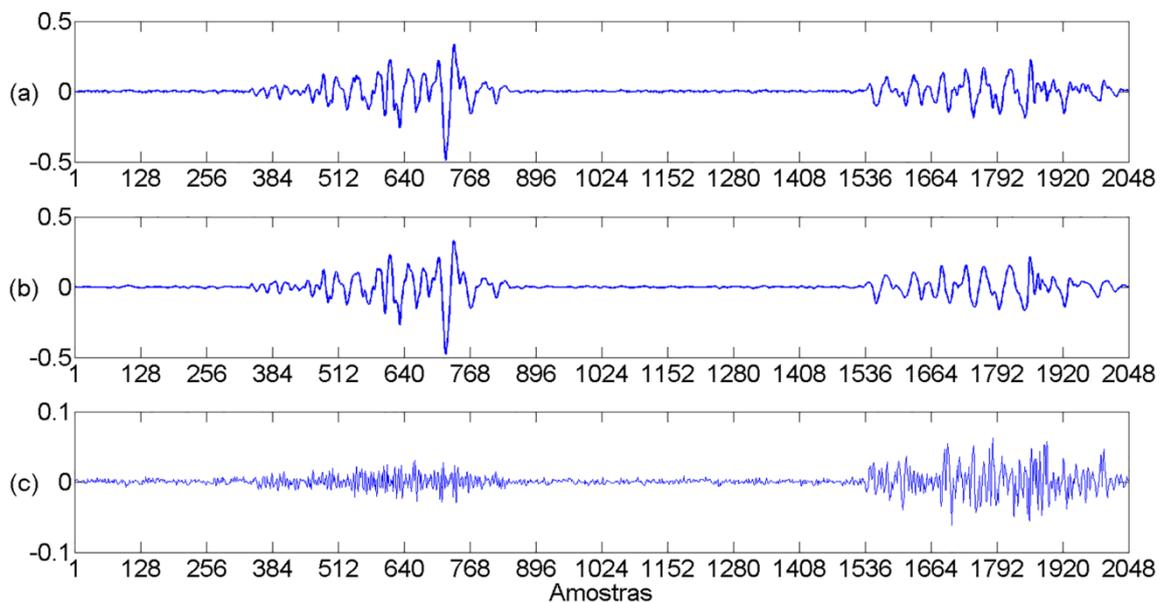


Figura 6.32 - Exemplo ilustrativo mostrando uma janela de 2048 amostras (1 s) do sinal de S-EMG dinâmico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, têm-se PRD=10,89 % e CF=94,73 %.

6.6. COMPARAÇÃO COM RESULTADOS DA LITERATURA

São comparados os melhores resultados obtidos pelos algoritmos de compressão propostos com outros relevantes resultados apresentados na literatura. Para o caso isométrico, foram comparados os resultados obtidos pelas técnicas 1D – ALOG, 2D – BF ATH e 2D – IQ HEVC com os resultados obtidos por : (Berger *et al.*, 2006), (Costa *et al.*, 2009), (Filho *et al.*, 2008), (Melo *et al.*, 2016), (Norris *et al.*, 2003), (Trabuco *et al.*, 2014), esta comparação está ilustrada na Figura 6.33 e na Tabela 6.9. Para o caso dinâmico, foram comparadas as técnica 1D – ALOG, 2D – BF ATH e 2D – RB HEVC com as mesmas técnicas citadas para o caso isométrico, exceto (Filho *et al.*, 2008), o qual avalia sua técnica apenas com sinais isométricos, esta comparação está ilustrada na Figura 6.34 e na Tabela 6.10.

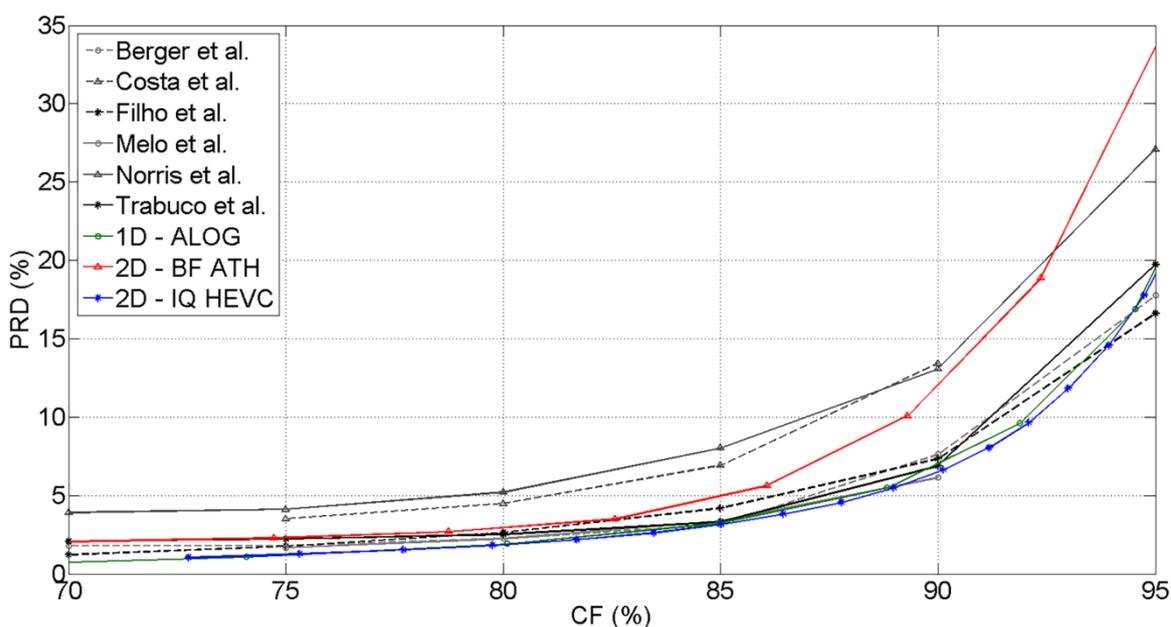


Figura 6.33 - Desempenho entre algoritmos de compressão relatados na literatura para protocolo isométrico. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) *versus* o Fator de Compressão (CF).

Tabela 6.9 – Tabela de comparação de desempenho entre algoritmos de compressão relatados na literatura: (Berger *et al.*, 2006), (Costa *et al.*, 2009), (Filho *et al.*, 2008), (Melo *et al.*, 2016), (Norris *et al.*, 2003), (Trabuco *et al.*, 2014) e os algoritmos que obtiveram o melhor desempenho para protocolo isométrico (menor PRD para uma dada CF)

	Fator de Compressão – CF(%)					
	70	75	80	85	90	95
Berger <i>et al.</i>	1.79	1.80	2.24	3.13	7.61	17.76
Costa <i>et al.</i>	-	3.50	4.48	6.92	13.44	-
Filho <i>et al.</i>	1.21	1.75	2.64	4.18	7.33	16.61
Melo <i>et al.</i>	-	1.65	2.23	3.38	6.14	-
Norris <i>et al.</i>	3.90	4.12	5.20	8.02	13.08	27.10
Trabuco <i>et al.</i>	2.07	2.22	2.52	3.31	6.88	19.74
1D – ALOG	0,77	1,24	1,99	3,36	7,06	19,28
2D – BF ATH	2.06	2.34	2.96	4.99	12.09	33.63
2D – IQ HEVC	-	1.21	1.78	2.99	6.18	18.33

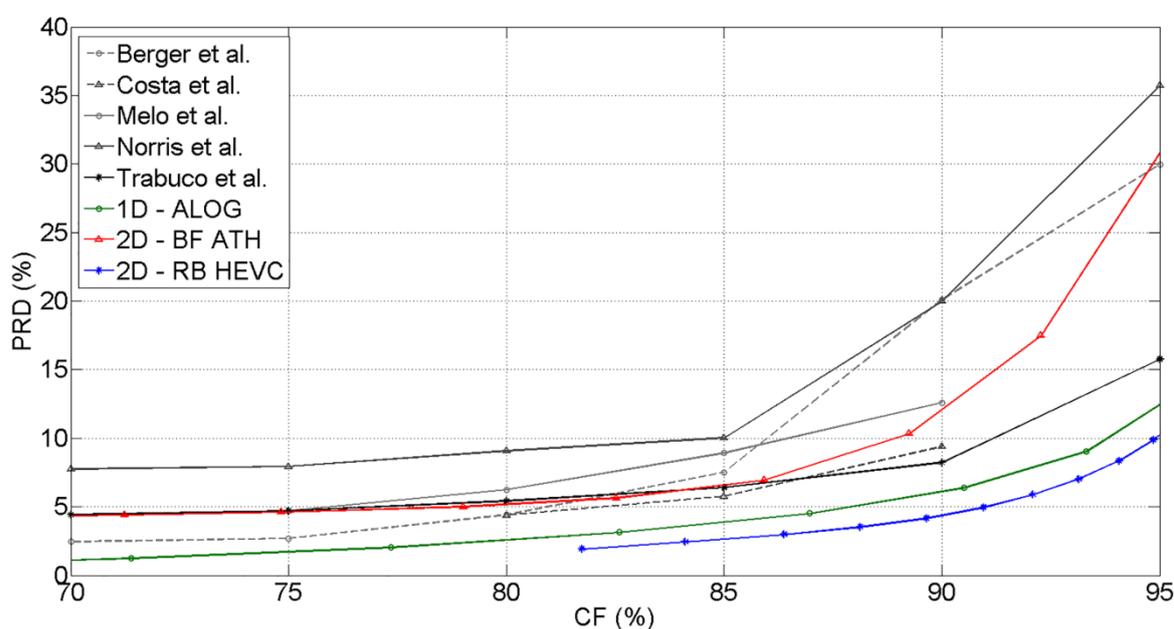


Figura 6.34 - Desempenho entre algoritmos de compressão relatados na literatura para protocolo dinâmico. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) *versus* o Fator de Compressão (CF).

Tabela 6.10 - Tabela de comparação de desempenho entre algoritmos de compressão relatados na literatura: (Berger *et al.*, 2006), (Costa *et al.*, 2009), (Melo *et al.*, 2016), (Norris *et al.*, 2003), (Trabuco *et al.*, 2014) e os algoritmos que obtiveram o melhor desempenho para protocolo dinâmico (menor PRD para uma dada CF)

	Fator de Compressão – CF(%)					
	70	75	80	85	90	95
Berger <i>et al.</i>	2.44	2.70	4.41	7.52	20.10	29.96
Costa <i>et al.</i>	-	-	4.39	5.77	9.39	-
Melo <i>et al.</i>	-	4.71	6.25	8.91	12.60	-
Norris <i>et al.</i>	7.75	7.93	9.06	10.02	19.98	35.71
Trabuco <i>et al.</i>	4.41	4.70	5.41	6.40	8.22	15.76
1D – ALOG	1.13	1.74	2.64	3.93	6.11	12.63
2D – BF ATH	4.36	4.64	5.20	6.59	12.10	30.80
2D – RB HEVC	-	-	-	2.66	4.39	10.28

6.7. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A Figura 6.7 e a Tabela 6.1 ilustram os desempenhos (relação entre CF e PRD) obtidos pelos algoritmos de compressão 1D aplicados a sinais isométricos e a Figura 6.8 e a Tabela 6.2, ilustram os resultados obtidos pelos algoritmos de compressão 1D aplicados a sinais dinâmicos. Em ambos os casos, os melhores resultados foram fornecidos pelo algoritmo adaptativo 1D – ALOG e pelo algoritmo fixo 1D – ATH. O algoritmo 1D – ALOG forneceu melhor desempenho para $CF < 80\%$, para o caso isométrico e $CF < 85\%$, para o caso dinâmico. Para o restante da faixa de CF analisada, o melhor desempenho foi fornecido pelo algoritmo fixo 1D – ATH. O pior resultado foi fornecido pelo algoritmo fixo 1D – AED em toda a faixa de CF analisada.

Tomando apenas os algoritmos que usam alocação fixa de bits, os melhores resultados são obtidos com o algoritmo 1D – ATH para as simulações com sinais isométricos. Para as simulações que utilizam sinais dinâmicos, os melhores resultados são fornecidos pelo algoritmo 1D – ARD para $CF < 85\%$ e pelo algoritmo 1D – ATH para o restante de faixa de CF analisada.

Tais resultados se devem aos diferentes formatos de curvas que geram vetores de alocações de bits com particularidades próprias, como pode ser observado na Figura 6.6, onde é ilustrado um exemplo de alocação de bits obtido pelas técnicas de alocação de bits fixas. A figura mostra que a quantidade de bits alocada para cada sub-banda decai mais rapidamente para a alocação exponencial decrescente, o que significa que a maioria das sub-bandas possui um comprimento de palavra digital pequeno. As alocações linear e raiz quadrática decrescentes apresentam um decaimento mais lento e gradual quando comparada a alocação exponencial. Já alocação tangente hiperbólica é a que possui o decaimento mais lento dentre todas as formas de onda, isso significa que a maioria das sub-bandas é contemplada com comprimento de palavras digitais maiores.

As Figuras 6.4 e 6.5 ilustram, respectivamente, o módulo dos coeficientes transformados de uma janela de um dos sinais isométricos e o módulo dos coeficientes transformados de uma janela de um dos sinais dinâmicos. Observa-se que as curvas apresentam comportamento semelhante em ambos os casos. A similitude entre as curvas faz os dois protocolos, isométricos e dinâmicos, apresentarem os mesmos padrões de resultados.

O espectro transformado wavelet é constituído pelos coeficientes de amostragem (menor frequência) e pelos coeficientes de detalhe (maior frequência), aqueles são responsáveis pela reconstrução do formato do sinal e possuem maior conteúdo energético, estes são responsáveis pelos detalhes finos do sinal e possuem menor conteúdo energético. A alocação tangente hiperbólica ao atribuir uma maior quantidade de bits aos coeficientes de detalhe, garante que, além do formato, as nuances do sinal original sejam bem representadas no sinal reconstruído. Os bits que porventura foram atribuídos sem necessidade e não carregam informação relevante (redundantes), são minimizados pelo codificador de entropia. Já a alocação exponencial decrescente peca ao atribuir uma pequena quantidade de bits aos coeficientes de detalhe, assim, apenas o formato do sinal é bem reconstruído e os detalhes mais finos não são bem representados. As alocações linear e raiz quadrática decrescentes possuem comportamento intermediário.

A alocação logarítmica adaptativa de bits ajusta-se de maneira menos satisfatória ao perfil espectral dos coeficientes transformados caso haja forte limitação na quantidade de bits atribuída às sub-bandas (CF maiores que 85 % ou 90 %), neste caso, a quantidade de bits

atribuída a algumas sub-bandas de maior energia não é suficiente para manter a precisão requerida pelos coeficientes transformados, o que acarreta maiores erros de quantização e penaliza, assim, a PRD. O perfil ATH fornece melhores resultados (menor PRD) nessa situação, mostrando que, mesmo sem apresentar caráter adaptativo, a curva tangente hiperbólica é mais capaz de ajustar-se à forma espectral do sinal transformado.

Entretanto, quando o limite superior de bits atribuído a cada sub-banda é maior (CF inferior a 85 %), o algoritmo adaptativo conseguiu atribuir com eficiência uma alta quantidade de bits às sub-bandas de maior energia e atenuou bem a alocação para os coeficientes de menor energia, o que causou melhor ajuste ao contorno do perfil espectral dos coeficientes transformados. Portanto, para estes casos, o perfil logarítmico adaptativo apresenta-se como a escolha mais apropriada.

Os perfis de alocação de bits: AED, ALD, ARD e ATH, por serem fixos, são incapazes de adaptar suas curvas a pequenas oscilações do contorno de energia do perfil espectral dos coeficientes da DWT. Desta maneira, em determinados casos, são atribuídos muito mais bits que o necessário, o que leva ao desperdício de bits com informação irrelevante e, em outros casos, são atribuídos menos bits que o necessário para representar de maneira adequada a informação de algumas sub-bandas, o que acarreta a perda de detalhes do contorno espectral dos coeficientes da DWT. Esta incapacidade de adaptação é mais evidente para maiores comprimentos de palavra digital, i.e., menores valores de CF.

A Figura 6.18 e a Tabela 6.3 ilustram os desempenhos obtidos pelos algoritmos de codificação 2D aplicados a sinais isométricos e a Figura 6.19 e a Tabela 6.4, ilustram os resultados obtidos pelos algoritmos de codificação 2D aplicados a sinais dinâmicos. Para sinais isométricos, o melhor resultado foi fornecido pelo algoritmo adaptativo 2D – BF ATH para $CF \geq 75\%$ e pelo algoritmo adaptativo 2D – ALOG para o restante da faixa de CF analisada. Para os sinais dinâmicos, o melhor resultado foi fornecido pelo algoritmo adaptativo 2D – BF ATH para $CF < 95\%$ e pelo algoritmo adaptativo 2D – BF ATH para o restante da faixa de CF analisada. Para ambos os casos, o pior resultado foi fornecido pelo algoritmo fixo 2D – AED.

Dentre os algoritmos de codificação propostos para a abordagem 2D, estão os algoritmos que foram gerados a partir da adaptação dos perfis de alocação de bits propostos para o espaço 1D, ao espaço transformado wavelet 2D, deste conjunto, o algoritmo 2D – ATH apresentou o melhor resultado entre os algoritmos fixos e o algoritmo 2D – ALOG apresentou o melhor resultado entre todos eles, tanto para sinais isométricos, quanto para sinais dinâmicos.

Nesses algoritmos os vetores de alocação de bits são aplicados coluna a coluna sobre a matriz de coeficientes transformados de wavelet. Pode-se observar a partir das Figuras 6.11 e 6.12, que as colunas apesar de seguirem o mesmo padrão (concentrarem os coeficientes mais energéticos de um lado e os menos energéticos de outro), apresentam relevantes diferenças entre elas. Diante dessas diferenças, o perfil adaptativo logarítmico consegue fornecer vetores de alocação de bits mais adequados ao formato de cada coluna, conseqüentemente, resultando em desempenho superior aos perfis que fornecem apenas vetores fixos.

Os algoritmos 2D – BW ATH e 2D – BF ATH apresentaram melhor desempenho dentre todas as técnicas propostas para a abordagem 2D. Tais técnicas possuem em sua composição uma versão adaptada da técnica 1D – ATH, ao aplicarem o vetor de alocação de bits fornecido pelo perfil tangente hiperbólico ao vetor de coeficientes transformados reordenados. Assim, apresentará melhor desempenho a técnica que adaptar de maneira mais eficiente o vetor de alocação de bits ao vetor de coeficientes transformados no momento da quantização, em outras palavras, a técnica que fornecer um vetor de coeficientes transformados com formato mais próximo da curva de alocação fornecida pelo perfil tangente hiperbólico, resultará em um desempenho superior.

As Figuras 6.14, 6.15, 6.16 e 6.17 ilustram os vetores de coeficientes transformados resultantes após o reordenamento feito por cada técnica. O vetor resultante fornecido pela técnica 2D – BF ATH concentra mais eficientemente os coeficientes transformados nas sub-bandas que são privilegiadas com uma maior quantidade de bits no processo de quantização, resultando assim, em um desempenho superior ao desempenho fornecido pela técnica 2D – BW ATH.

A quantidade de blocos com o qual a matriz de coeficientes transformados de wavelet pode ser dividida na técnica 2D – BF ATH pode ser incrementada até o ponto onde cada bloco acomode apenas um coeficiente, esse cenário forneceria um reordenamento “ideal” dos coeficientes. Entretanto, é preciso destacar que o aumento da quantidade de blocos resulta em um aumento da quantidade de bits necessária para carregar a informação lateral, assim um aumento da quantidade de blocos, não necessariamente, resulta em uma melhoria do desempenho. Tal análise é feita no apêndice B.

As Figuras 6.21 e 6.24 e as Tabelas 6.5 e 6.6 ilustram os resultados obtidos com as técnicas de compressão 2D que possuem o codificador HEVC em sua composição. Para os sinais isométricos, por não possuírem bulhas, foi aplicada apenas a técnica 2D – IQ HEVC, para os sinais dinâmicos, foram aplicadas as técnicas 2D – IQ HEVC e 2D – RB HEVC.

A Figura 6.20 ilustra em a) a imagem obtida a partir do sinal isométrico e em b) a imagem obtida a partir do sinal dinâmico, após o processo de segmentação e justaposição das amostras, realizadas pela técnica 2D – IQ HEVC, ambas apresentam aspecto eminentemente ruidoso. Com os sinais arranjados desta maneira, a segmentação em blocos realizada pelo HEVC operando sobre uma imagem estática resultará em unidades que apresentam pequena similaridade com os blocos vizinhos da mesma imagem, isto é, baixa redundância espacial, o que acarreta uma predição intra pouco eficiente. Ainda assim, a técnica forneceu excelentes resultados, tanto para sinais isométricos, quanto para dinâmicos, quando comparada aos resultados obtidos pelas outras técnicas, evidenciando assim, o fato do codificador ser considerado o estado da arte em processos de codificação de imagens e vídeos.

Por outro lado, na imagem gerada pelo recorte automático de bulhas, ilustrada nas Figuras 6.22 e 6.23, podem ser observadas áreas mais homogêneas. Estas áreas de maior homogeneidade são produzidas pelos trechos de baixa amplitude do sinal de S-EMG que ocorrem nos intervalos entre as contrações musculares de protocolo de esforços dinâmicos (como ilustrado na Figura 6.3). Ademais, observa-se que algumas regiões possuem pequena variação dinâmica de amplitude, enquanto outras possuem uma grande variação. Por isso, o uso da profundidade de 16 bits para o HEVC é crítica para sinais de S-EMG,

uma vez que esta configuração aumenta o intervalo dinâmico do codificador durante operações internas (Vanne *et al.*, 2012).

Assim, aplicando o recorte automático de bulhas, as unidades geradas pelo HEVC a partir da segmentação do quadro vão apresentar alta similaridade entre blocos adjacentes (ou seja, alta redundância espacial), o que torna a predição intra-quadro mais eficiente. A otimização da predição intra-quadro descrita, de fato, leva a uma melhor relação entre CF e PRD, como observado na Figura 6.24 e Tabela 6.6.

As Figuras 6.25 e 6.26 e as Tabelas 6.7 e 6.8 atestam a eficácia do codificador HEVC ao comprimir sinais de S-EMG, sobretudo caso seja utilizado o pré-processamento baseado na detecção automática da duração dos eventos de contração muscular. Os resultados mostram um melhor desempenho principalmente para altas taxas de compressão, isto é esperado, uma vez que o HEVC foi desenvolvido para operar majoritariamente sobre este cenário (Sullivan *et al.*, 2013) (Tan *et al.*, 2016).

Entretanto, para menores taxas de compressão, os algoritmos 2D – IQ HEVC e 2D – RB HEVC não conseguiram superar o desempenho da técnica 1D – ALOG, sendo este resultado mais evidente para as simulações que utilizaram o banco de sinais dinâmico. Este resultado é devido principalmente a dois fatores.

Primeiro, em baixas taxas de compressão o HEVC utiliza baixos parâmetros de quantização. Este não é um problema importante para imagens estáticas naturais porque os *pixels* são normalmente altamente correlacionados. No entanto, o sinal de S-EMG pode apresentar um aspecto ruidoso e o uso de um parâmetro de quantização baixo pode reduzir a eficiência da modulação DPCM espacial na predição intra-quadro. Segundo, a técnica 1D – ALOG possui uma alocação de bits que se adapta as características do envoltório espectral, assim, seu desempenho superior para baixas taxas de compressão é conseguido alocando um número maior de bits para a quantização dos coeficientes transformados de wavelets.

A despeito do bom desempenho, é importante notar que o algoritmo HEVC possui algumas limitações. Para que o codificador HEVC possa utilizar todas as ferramentas que ele

possui, por exemplo, todos os modos de predição (Sullivan *et al.*, 2013), as imagens de entrada necessitam ter um número de linhas e colunas maior ou igual a 64×64 . Assim, em simulações que fazem uso do banco de sinais de S-EMG dinâmicos, cada sinal deve possuir pelo menos 65 bulhas para poder atender plenamente os requisitos do codificador HEVC.

A seção 6.5 mostra comparações entre o sinal original e o sinal reconstruído, quando se faz uso da alocação logarítmica adaptativa para diferentes fatores de compressão. A Figura 6.27 ilustra o comportamento da compressão aplicada a sinais isométricos quando esta é configurada para se obter um CF igual a 70,01% e uma PRD igual a 0,62% e a Figura 6.28 ilustra o comportamento da compressão aplicada a sinais dinâmicos quando esta é configurada para se obter um CF igual a 70,44% e uma PRD igual a 1,52 %, nestes casos a diferença entre o sinal original e o reconstruído é muito pequena, de tal forma que o sinal reconstruído é bastante fiel ao sinal original, não sendo possível observar diferenças entre eles a olho nu. A Figura 6.29 ilustra o comportamento da compressão aplicada a sinais isométricos quando esta é configurada para se obter um CF igual a 86,16% e uma PRD igual a 3,09% e a Figura 6.30 ilustra o comportamento da compressão aplicada a sinais dinâmicos quando esta é configurada para se obter um CF igual a 85,88 % e uma PRD igual a 4,19 %. Nestes casos, a reconstrução do sinal ainda é bastante satisfatória, não sendo possível perceber diferenças entre os sinais a olho nu. Apesar de aumento substancial do fator de compressão, a diferença entre eles permaneceu pouco perceptível. A magnitude do erro aumentou em cerca de 4 vezes em comparação aos resultados apresentados pelas Figuras 6.27 e 6.28. Por fim, as Figuras 6.31 e 6.32 ilustram a reconstrução do sinal original quando se prioriza principalmente o fator de compressão (CF igual a 94,88 % e uma PRD igual a 15,90% para o sinal isométrico e CF igual a 94,73 % e uma PRD igual a 10,89 % para o sinal dinâmico), nestes casos, o sinal reconstruído apresenta imperfeições bem perceptíveis a olho nu, tendo a magnitude do erro aumentado em cerca de 20 vezes quando comparado aos erros exibidos pelas Figuras 6.27 e 6.28.

As Figuras 6.27 a 6.31 ilustram bem o efeito do comportamento não linear da curva de desempenho no processo de reconstrução do sinal original. Observa-se que grandes variações do fator de compressão no intervalo entre 70 e 85 % não resultam variações substanciais de PRD, entretanto, para o intervalo de 85 a 95 %, pequenas variações de CF

são capazes de afetar substancialmente a PRD, gerando assim maiores interferências ao sinal reconstruído.

No âmbito dos profissionais de saúde, é importante que o sinal reconstruído seja bastante fiel ao sinal original, evitando assim más interpretações. Portanto, é necessário um maior cuidado na manipulação do codificador para valores de CF acima de 85 %.

Por fim, as Figuras 6.33 e 6.34 e as Tabelas 6.10 e 6.11 atestam a eficácia dos algoritmos de compressão propostos por este trabalho ao compará-los com outros relevantes resultados obtidos na literatura. Para sinais de S-EMG isométricos, os algoritmos propostos apresentaram desempenho superior para $CF \leq 85\%$ e para sinais dinâmicos, o desempenho foi superior em toda faixa de CF analisada.

7. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

7.1. CONCLUSÕES GERAIS

O crescente interesse da medicina pelos sinais eletromiográficos têm motivado pesquisas na área de compressão de sinais de EMG, sobretudo os de superfície. Diversos algoritmos já foram desenvolvidos e avaliados, gerando resultados expressivos, como demonstrado na seção 6.6. Contudo, este trabalho mostrou que avanços ainda podem ser feitos no sentido de aperfeiçoar o processo de compressão de sinais.

Neste trabalho foram propostas diversas técnicas de compressão de sinais de S-EMG. Os algoritmos descritos no capítulo 4: 1D – AED, 1D – ALD, 1D – ARD, 1D – ATH e 1D – ALOG, foram desenvolvidos para aplicação de sinais de S-EMG arranjados de forma 1D, nesses algoritmos, o sinal de S-EMG é dividido em janelas e em cada janela é aplicada a DWT, os coeficientes transformados resultantes são divididos em sub-bandas e ao conjunto de sub-bandas são aplicados diferentes vetores de alocação de bits para prover a quantização. Foram avaliados quatro perfis fixos de alocação de bits: AED, ALD, ARD e ATH e um adaptativo: ALOG.

Em seguida, no capítulo 5, foram propostas técnicas de compressão de sinais de S-EMG arranjados de forma 2D. As técnicas: 2D – AED, 2D – ALD, 2D – ARD, 2D – ATH e 2D ALOG, adaptam as curvas desenvolvidas para as técnicas 1D ao espaço transformado bidimensional gerado pela 2D – DWT e as técnicas 2D – BW ATH e 2D – BF ATH reordenam os coeficientes provenientes da 2D – DWT ao espaço unidimensional, levando em conta o conteúdo energético dos coeficientes e, em seguida, no processo de quantização, o perfil de alocação ATH é aplicado aos coeficientes transformados reordenados. Todos os algoritmos descritos implementam a codificação aritmética como codificador por entropia.

Por fim, ainda no capítulo 5, foram propostas técnicas que contêm o codificador HEVC em sua base, visando avaliar o desempenho deste codificador ao comprimir sinais de S-EMG. Na primeira abordagem – algoritmo 2D – IQ HEVC – a imagem, entrada do codificador HEVC, é gerada apenas pela simples ordenação do sinal unidimensional em bidimensional,

de modo a produzir uma imagem quadrada. Na segunda abordagem – algoritmo 2D – RB HEVC – a imagem, entrada do codificador HEVC, é gerada a partir do recorte de bulhas do sinal unidimensional.

Os algoritmos de compressão foram avaliados com 14 sinais de S-EMG mensurados durante contrações isométricas e com 9 sinais de S-EMG mensurados durante contrações dinâmicas. Dois critérios, o fator de compressão e a diferença percentual residual (que são atualmente os mais utilizados para a avaliação da compressão de sinais de S-EMG), foram utilizados para mensurar objetivamente o desempenho.

Dentre os algoritmos que realizam a compressão do sinal arranjado de maneira 1D, os melhores resultados foram obtidos pelos algoritmos 1D – ATH e 1D – ALOG, mostrando que a função matemática tangente hiperbólica e a função matemática logarítmica associada a análise energética, melhor adaptaram suas curvas ao perfil espectral dos coeficientes transformados. Estes algoritmos apresentaram desempenho superior a outros algoritmos relatados na literatura para $CF \leq 80 \%$, conforme ilustrado na seção 6.6.

Para os algoritmos que adaptam as curvas propostas para o ambiente 1D ao ambiente 2D, o algoritmo 2D – BF ATH foi o que forneceu os melhores resultados. No entanto, estes resultados são inferiores aos resultados obtidos pelos algoritmos 1D e por outros algoritmos relatados na literatura, o que mostra que os perfis de alocação desenvolvidos por este trabalho melhor se adaptam a sinais de S-EMG arranjados de maneira 1D.

Por outro lado, os algoritmos 2D – IQ HEVC e 2D – RB HEVC mostraram que a utilização do codificador HEVC para compressão de sinais de S-EMG é promissora, sobretudo quando se implementam técnicas de pré-processamento de imagens, embora ele tenha sido desenvolvido para a compressão digital de imagens e vídeos. Os algoritmos obtiveram resultados superiores aos outros algoritmos desenvolvidos por esta tese e aos outros algoritmos relatados na literatura para CF compreendido entre 75 e 85 % para sinais isométricos e para $CF \geq 85 \%$ para sinais dinâmicos, isso demonstra que o modo intra do HEVC compõe o estado da arte entre os codificadores de imagem.

Uma vantagem evidente da compressão utilizando o codificador HEVC é que se trata de um algoritmo, que em breve, será comumente utilizado na compressão de imagens e vídeos e seria fácil adaptar os sistemas de transmissão e armazenamento de imagens digitais para lidar com sinais de eletromiográficos sem a necessidade de mudanças significativas.

7.2. RECOMENDAÇÕES PARA PESQUISAS FUTURAS

São observados novos caminhos que podem trazer uma melhoria de desempenho, como, por exemplo, se estudar as características espectrais dos sinais de S-EMG para melhor adaptar a alocação adaptativa de bits, utilizando outras formas de curvas, ou ainda filtrando coeficientes transformados menos significativos.

No âmbito bidimensional, novas pesquisas podem ser realizadas no sentido de desenvolver técnicas de pré-processamento ainda mais eficientes. Neste contexto, novas formas de ordenação do sinal podem ser implementadas, de maneira a otimizar a predição intra-quadro, ou ainda desenvolver um arranjo tridimensional do sinal de S-EMG, de modo a explorar a predição inter-quadros do codificador HEVC.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abrantes, L. P. R. (2016). Instrumentação sem fio para avaliação em tempo real de parâmetros objetivos de fadiga muscular. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, DF.
- Allebach, J. P. (2005). *Image scanning, sampling and interpolation*, Handbook of Image and Video Processing, Elsevier Academic Press, Second Edition, 2005. p. 895–910.
- Allstot, E. G., Chen, A. Y., Dixon, A. M. R., Gangopadhyay, D., Mitsuda, H. e Allstot, D. J., (2011). “Compressed Sensing of ECG Bio-signals Using One-bit Measurement Matrices”, In: *Proc. of the IEEE 9th International New Circuits and Systems Conference (NEWCAS)*, Bordeaux/France, ISBN: 978-1-612841-35-9, pp. 213-216.
- Almeira, C. A. P. (2010). *Investigação de Parâmetros Espectrais do EMG Aplicáveis à Terapia por Biofeedback*, Dissertação de Mestrado, Rio de Janeiro, UFRJ / COPPE, 2010, VIII, 76 p.
- Amadio, A. C. e Serrão, J. C. (2007). “Contextualização da biomecânica para a investigação do movimento: fundamentos, métodos e aplicações para análise da técnica esportiva”, *Rev. Bras. Educ. Fís. Esp.*, São Paulo, v.21, p.61-85, dez. 2007. N. Esp..
- Andrade, M. M. (2006). *Análise tempo-frequência de sinais eletromiográficos para a avaliação de fadiga muscular em cicloergômetro*, Tese de Doutorado em Engenharia Elétrica, Publicação PPGENE.DT – 013/2006, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 104p.
- Anton, H. (2000). *Cálculo, um novo horizonte*; Trad. Cyro de Carvalho e Márcia Tamanaha. – 6. Ed. – Porto Alegre: Bookman.

- Barros, K. R. (2005). *Metodologia para Classificação de Sinais EMG para Controle de Próteses com Baixo Esforço Computacional*, Dissertação de Mestrado, Uberlândia: FEELT-UFU, 2005, 90p.
- Berger, P. A., Nascimento, F. A. O., Carmo, J. C., Rocha, A. F. e Santos, I. (2003). “Algorithm for compression of EMG signals”, In: *Proc. 23th annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine Biology Society*, Cancun/México, 1299–1302.
- Berger, P. A., Nascimento, F. A. O., Carmo, J. C e Rocha, A. F. (2006). “Compression of EMG signals with wavelet transform and artificial neural networks”, *Physiological Measurement*, England, v. 27, p. 457-465.
- Berger, P. A. (2006). *Otimização de Desempenho de Algoritmos de Compressão de Sinais Biológicos Utilizando Redes Neurais Artificiais*, Tese de Doutorado, Publicação PPGENE.TD-007^a/06, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 2006.
- Berger, P. A., Nascimento, F. A. O., Carmo, J. C. e Rocha, A. F. (2007). “A new wavelet-based algorithm for compression of EMG signals”, In: *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Aug. 2007, pp. 1554-1557.
- Bossen, F., Flynn, D., Sharman, K. e Sühring, K. (2016), “HM Software Manual”. Joint Collaborative Team on Video Coding (JCT-VC) of ITU-T SG16 WP3 and ISSO/IEC JTC1/SC29/WG11.
- Brechet, L., Lucas, M. F., Doncarli, C. e Farina, D. (2007). “Compression of biomedical signals with mother wavelet optimization and best-basis wavelet packet selection”, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 54(12), pp. 2186–2192.
- Burrus, S. C., Gopinath, R.A. e Guo, H. (1998). *Introduction to Wavelets and Wavelets Transforms: a primer*. London, Prentice-Hall International.

- Carotti, E. S. G., De Martin, J. C., Merletti, R. e Farina, D. (2005). “Linear Predictive coding of myoelectric signals”, In: *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. 5, pp. 629-632.
- Carotti, E. S. G., De Martin, J. C., Merletti, R. e Farina, D. (2006). “Compression of surface EMG signals with algebraic code excited linear prediction”, In: *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp. 1148–1151, ISBN 142440469X, Toulouse/France, May.
- Carotti, E. S. G., De Martin, J. C., Merletti, R. e Farina, D. (2007). “ACELP-based compression of multi-channel surface EMG signals”, In: *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Vol. 2, pp. 361–364.
- Carotti, E. S. G., De Martin, J. C., Merletti, R. e Farina, D. (2008). “Matrix-based linear predictive compression of multi-channel surface”, In: *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 493–496.
- Carotti, E. S. G., De Martin, J. C., Merletti, R. e Farina, D. (2009). “Compression of multidimensional biomedical signals with spatial and temporal codebook-excited linear prediction”, *IEEE Trans Biomed Eng.* Vol. 56 Issue 11, pp. 2604–2610.
- Chen, Y. J., Lin, H. Y. e Chiu, H. C. (2014). “A Compressive Sensing Framework for Electromyogram and Electroencephalogram”, In: *IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA)*, pp. 1-6.
- 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.

- Costa, M. V. C., Berger, P. A., Rocha, A. F., Carvalho, J. L e Nascimento, F. A. O. (2008). “Compression of Electromyographic Signals Using Image Compression Techniques”, In: *The 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Vancouver/Canadá. v. 1. p. 2948-2951.
- Costa, M. V. C., Berger, P. A., Carvalho, J. L., Rocha, A. F. e Nascimento, F. A. O. (2008). “Novo método para compressão de sinais de EMG usando JPEG2000”, In: *CBEB 2008 XXI Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica*, Salvador. Anais do XXI Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, v. 1. p. 1-5.
- Costa, M. V. C., Zaghetto, A., Berger, P. A., Carvalho, J. L., Rocha, A. F. e Nascimento, F. A. O. (2008). “Compressão de Sinais de Eletromiografia de Superfície Usando H.264/AVC”, In: *Congresso Brasileiro de Informática em Saúde 2008*, Campos do Jordão, v. 1. p. 1-6.
- Costa, M. V. C., Carvalho, J. L., Berger, P. A., Zaghetto, A, Rocha, A. F e Nascimento, F. A. O. (2009). “Two-dimensional Compression of Surface Electromyographic Signals Using Column-correlation Sorting and Image Encoders”, In: *31st Annual International Conference of the IEEE - EMBS 2009*, Minneapolis. v. 1. p. 428-431.
- De Luca, C. J. (1997). “The use of surface electromyography in biomechanics”, *Journal of Applied Biomechanics*, 13 (2): 135-163.
- De Luca, G. (2003). *Fundamental Concepts in EMG Signal Acquisition*, Delsys Inc..
- De Luca, C. J. (2008). *A Practicum on the Use of SEMG Signals in Movement Sciences*, ISBN: 978-0-9798644-0-7, Delsys Inc.
- De Luca, C. J. (2002). *Surface Electromyography: Detection and Recording*, Delsys Inc.
- De Luca, C. J. (2006). *Electromyography*. Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation, (John G. Webster, Ed.) John Wiley Publisher, 98-109.

- Dixon A. M. R., Allstot E. G., Gangopadhyay, D. e Allstot, D. J. (2012). “Compressed sensing system considerations for ECG and EMG wireless biosensors”, In: *IEEE Trans Biomed Circuits Syst*, Vol. 6, Issue 2, pp. 156–166.
- Drewes, C. (2000). “Eletromiography: Recording Eletrical Signals from Human Muscle”, In: *Proceedings of the 21st Workshop/Conference of the Association for Biology Laboratory Education (ABLE)*, pp. 248-270.
- Elemental Technologies, Inc (2013). “*HEVC Demystified. A Primer on the H.265 Video Codec*”.
- Enoka, R. M. (2000). *Bases neuromecânicas da cinesiologia*. São Paulo: Manole.
- Filho, E. B. L., da Silva, E. A. B. e de Carvalho, M. B. (2008). “On EMG signal compression with recurrent patterns”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 55, No. 7, pp. 1920–1923, ISSN 0018-9294.
- Flynn, D., Marpe, D., Naccari, M., Nguyen, T., Rosewarne, C., Sharman, K, Sole, J. e Xu, J. (2016). “Overview of the Range Extensions for the HEVC Standard: Tools, Profiles, and Performance”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol 26, No. 1, January 2016.
- Francica, J. V. (2008). *Ajustes cardiovasculares induzidos pelos exercícios resistidos em jovens com história familiar positiva de hipertensão*, Dissertação de Mestrado Universidade São Judas Tadeu, São Paulo.
- Gilmore, L. D. e De Luca, C. J. (1985). “Muscle Fatigue Monitor (MFM): Second Generation”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. BME 32, pp. 75-78.
- Gonzales, C.G. e Woods, R.E. (2008). *Digital Imaging Processing*. 3º ed. Upper Saddle River, New Jersey: Pearson Prentice Hall, Pearson Education, Inc.

- Gronfors, T. K. e Paivinen, N. S. (2005). “Comparison of vector quantization methods for medical fidelity preserving lossy compression of EMG signals”, In: *Proc. Of the International Conference on Computacional Inteligence for modelling, Control and Automation – CIMCA*, nov. 2005, pp. 1107-1113.
- Gronfors, T. K. e Paivinen, N. S. (2006). “The effect of vector length and gain quantization level on medical Parameters of EMG signals on lossy compression”, In: *Proc. Of The IET 3rd International Conference On Advances in Medical, Signal and Information Processing (MEDSIP)*, 2006, pp. 1-4.
- Gronfors, T. K., Reinikainen, M. e Sihvonen, T. (2006). “Vector quantization as a method for integer EMG signal compression”, *Journal of Medical Engineering & Technology*, Vol. 30, pp. 41-52.
- Guerreiro, A. P. e Mailhes, C. (1997). “On the choice of an electromyogram data compression method”, In: *Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 1558-1561, ISBN 0780342623, Chicago, IL, USA, Oct. 30-Nov. 2 1997.
- Guyton, A. C. e Hall, J. E. (2011). *Tratado de Fisiologia Médica*, 12^o Edição, Editora Elsevier.
- Hunt, R. W. G. (2004). *The Reproduction of Colour*, England: John Wiley and Sons, 2004. (Series in Imaging Science and Technology).
- Itiki, C., Furuie, S. S. e Merletti R. (2014). “Compression of high-density EMG signals for trapezius and gastrocnemius muscles”, *BioMedical Engineering OnLine*, 13:25, pp.1-23.
- Jorge, G. (2014). *Codificação compatível de vídeo 3D com o algoritmo HEVC*, Dissertação de Mestrado, IPL – Instituto Politécnico de Leiria, Junho – 2014.

- Jordanic, M., Rojas-Matinez, M., Mañanas, M. A. e Alonso, J. F. (2016). “Spatial distribution of HD-EMG improves identification of task and force in patients with incomplete spinal cord injury”, *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 13:41, Abril, 2016.
- Kandel, E. (2000). *Principles of Neural Science*, 4th Edition, McGraw-Hill.
- Konrad, P. (2005). *The ABC of EMG, A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography*. Noraxon Inc. USA.
- Lainema, J., Bossen, F., Han, W. J., Min, J. e Ugur, K. (2012). “Intra Coding of the HEVC standard”, *IEEE Transactions and Systems for Video Technology*, Vol. 22, No. 12, December 2012.
- Mallat, S. (1989). “A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation”, *IEEE Pattern Anal. And machine Intell.*, vol. 11, no. 7, pp. 674-693.
- Marchetti, P. H. e Duarte, M. (2006). *Instrumentação em Eletromiografia*. Laboratório de Biofísica, Escola de Educação Física e Esporte, USP.
- Melo, W. C., Filho, E. B. L. e Júnior, W. S. S. (2012). “Electromyographic signal compression based on preprocessing techniques,”, In: *Proceedings of the IEEE international conference on engineering in medicine and biology society*, 2012. Pp 5404-5407.
- Melo, W. C., Filho, E. B. L. e Júnior, W. S. S. (2016). “SEMG signal compression based on two-dimensional techniques”, *BioMedical Engineering OnLine*, 15:41, pp. 1-31, 2016.
- Merletti, R., Avenaggiato, M., Botter, A., Holobar, A., Marateb, H. e Vieira, T. M. M. (2010). “Advances in Surface EMG: Recent Progress in Detection and Processing Techniques”, *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, Vol. 38(4), pp. 305-345.

- Merletti, R. e Parker, P. J. (2004). *Electromyography: Physiology, Engineering, and Non-Invasive Applications*, Hoboken, NJ: IEEE Press Editorial Board.
- Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G. e Poggi, J. M. (2001). *Wavelet Toolbox*, The Math Works, Inc.
- Milhomem, T. R. (2011). *Avaliação de Desempenho de Ciclistas em Exercício Isocinético com Produção de Fadiga: Instrumentação, Biomecânica e Eletromiografia*, Dissertação de Mestrado em Sistemas Eletrônicos e Automação, Publicação PPGENE.DM-461/11, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, DF, 68 p.
- Moura, I. L. B. (2013). *Sistema para aquisição sem fio dos sinais de eletromiografia de superfície baseado no protocolo IEEE 802.15.4*. Monografia de Graduação, Brasília: UnB, FGA.
- Moritani, T., Stegeman, D. e Merletti, R. (2004). *Basic physiology and biophysics of EMG signal generation*. *Electromyography, Engineering, and Noninvasive Applications*. Hoboken, NJ: IEEE Press Editorial Board.
- Nazarpour, K., Sharafat, A. R., Firoozabadi, S.M. (2005). “Negentropy analysis of surface electromyogram signal”, *IEEE Statistical Signal Processing, 2005 IEEE/SP 13th Workshop on*, ISSN: 2373-0803, 10.1109/SSP.2005.1628736.
- Nazarpour, K., Al-Timemy, A. H., Bugmann, G., Jackson, A. (2013). “A note on the probability distribution function of the surface electromyogram signal”, *Elsevier Brain Research Bulletin*, Vol. 90, Jan. 2013, Pg. 88-91.
- Norris, J. A. e Lovely, D. (1995). “Real-Time compression of myoelectric data utilizing adaptive differential pulse code modulation”, *Medical and Biological Engineering and Computing*, Vol. 33, No. 5, pp. 629-635, ISSN 0140-0118.

- Norris, J. A., Englehart, K. e Lovely, D. (2001), “Steady-state and dynamic myoelectric signal compression using embedded zero-tree wavelets”, In: *Proceedings of 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine Biology Society*, pp. 1879–1882, ISBN 0780372115, Istanbul, Turkey, Oct.
- Norris, J.A., Englehart, K. B. e Lovely, D. (2003). “Myoelectric signal compression using zero-trees of wavelet coefficients”, *Medical Engineering & Physics*, Vol. 25(9), pp. 739-746, 2003.
- Oyobé-Okassa, A. J. e Elé, P. (2014). “Optimization of the compression ratio of the modified algorithm of decomposition electromyographic signals by a superimposed coding,” In: *Proc. of the International Conference on Tenth Signal-Image Technology and Internet-Based Systems (SITIS)*, Marrakech/Marrococ, ISBN: 978-1-4799-7978-3, pp. 83-93.
- Oyobé-Okassa, A. J., Eloundou, P. N. e Elé, P. (2016) (1). “Compression of EMG Signals by a Hybrid Algorithm Composed of DWPT and DPCM”, *International Journal of Applied Engineering Research (IJAER)*, Vol. 11, No 23, pp. 11145-11152, ISSN 0973-4562.
- Oyobé-Okassa, A. J., Eloundou, P. N. e Elé, P. (2016) (2). “Compression of EMG Signals by Super imposing Methods: Case of WPT and DCT”, *International Journal of Engineering and Technology (IJET)*, Vol. 8, No 2, pp. 1335-1343, ISSN 0975-4024.
- Paiva, J. P. L. M., Kelencz, C. A., Paiva, H. M., Galvão, R. K. H. e Magini, M. (2008) “Adaptive wavelet EMG compression based on local optimization of filter banks”, *Physiological Measurement*, Vol. 29, No. 7, pp. 843–856, ISSN 1361-6597.
- Pascal N. E., Elé P., Dieudonné S. Z. e Emmanuel T. (2013), “Evaluation of EMG signals compression by JPEG 2000 called 1D”, *International Journal of Engineering Technology (IJET)*, Vol. 5, Issue 1, pp. 44–51.

- Pascal, N. E., Lionel, T. M., Ele, P. and Basile, K. I. (2013). “EMG Signal Compression Using 2D Fractal”, *International Journal of Advanced & Engineering Reserch (IJATER)*; v. 3 i. 3, ISSN 2250-3536.
- Ravelomanantsoa, A., Rabah, H. e Rouane, A. (2015). “Compressed Sensing: A Simple Deterministic Measurement Matrix and a Fast Recovery Algorithm”, In: *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 64, No. 12, pp. 3405-3413.
- Ritter, H. J. (2002), *Wavelet based image compression using FPGAs*, Tese de Doutorado, Martin Luther University Halle, Wittenberg, Alemanha.
- Sarka, S. e Bhoi, A. K. (2012), “Compression of surface electromyographic signal using wavelet packet 1D”, *International journal of pharmaceutical science and health care*, Vol. 4, Issue 2, pp. 115-121.
- Sayood, K. (2006). *A Introduction to Data Compression*, 3th edition, 2.
- Sharabayko, M. P., Ponomarev, O. G. e Chernyak, R. I. (2013). “Intra Compression Efficiency in VP9 and HEVC”, *Applied Mathematical Sciences*, Vol. 7, 2013, No. 137, 6803 – 6824.
- Sharma, S., Singh, M. (2013). “On Board EMG Signal Compression for Portable Devices - A Study”, In: *International Conference on Machine Intelligence Research and Advancement (ICMIRA)*, Katra/India, ISBN: 978-0-7695-5013-8, pp. 584-588.
- Silbernagl, S e Despopoulos, A. (2003). *Fisiologia: Texto e Atlas*. 5º Edição. Porto Alegre: Artmed.
- Souza, V.R., Souza, M. A. S. e Romero, J. F. N. (2006). “Circuito de condicionamento de sinais eletromiográficos”, In: *12º Encontro de Iniciação Científica e Pós-graduação do ITA – XII ENCITA*, Instituto Tecnológico da Aeronáutica, São José dos Campos, SP, Brasil, Outubro, 16 a 19, 2006.

- Soares, F. A. (2013). *Processamento de Sinais Eletromiográficos de Superfície Utilizando Técnicas de Processamento de Imagens*, Tese de Doutorado em Engenharia de Sistemas Eletrônicos e de Automação, Publicação PPGEA.TD – 067/2013, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 132p.
- Stulen, F. B. e De Luca, C. J. (1981). “Frequency Parameters of The Myoelectric Signal as a Measure of Muscle Conduction Velocity”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 28, Issue 7, pp. 515 – 523.
- Sullivan, G. J., Ohm, J. R., Han, W. J., Wiegand, T. (2013). “Overview of the High Efficiency Video coding (HEVC) Standard”, *IEEE Journal of selected topics in signal processing*, Vol. 7, No. 6, December 2013.
- Sullivan, G. J., Boyce, J. M., Chen, Y., Ohm, J. R., Segall, C. A. e Vetro, A. (2012). “Standardized Extensions of High Efficiency vídeo Coding (HEVC)”, *IEEE Transactions on circuits and systems for vídeo technology*, Vol. 22, No. 12, December 2012.
- Tan, T. K., Weerakkody, R., Mrak, M., Ramzan, N., Baroncini, V., Ohm, J. R., e Sullivan, G. J. (2016). “Video Quality Evaluation Methodology and Verification Testing of HEVC Compression Performance”, *IEEE Transactions on circuits and systems for vídeo technology*, Vol. 26, No. 1, pp. 76-90, Jan. 2016, 10.1109/TCSVT.2015.2477916.
- Tech, G., Chen, Y., Müller, K., Ohm, J. R., Vetro, A., Wang, Y. K. (2016). “Overview of the Multiview and 3D Extensions of High Efficiency Video Coding”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol 26, No. 1, January 2016.
- Trabuco, M. H., Costa, M. V. C. e Nascimento, F. A. O. (2014). “S-EMG signal compression based on domain transformation and spectral shape dynamic bit allocation”, *Biomedical Engineering Online (Online)*; 13(22):22-47.

- Trabuco, M. H., Costa, M. V. C. e Nascimento, F. A. O. (2014). “Desempenho de Codificador de Sinais de S-EMG Isométricos para Diversas Quantidades de Sub-bandas da TWD”, In: *XXIV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica (CBEB)*, Uberlândia, 2014. P. 1-4.
- Vanne, J., Viitanen, M., Hamalainen, T. D. e Hallapuro, A. (2012). “Comparative Rate – Distortion – Complexity Analysis of HEVC and AVC Video Codecs”, *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology*, Vol. 22, No. 12, pp. 1885-1898, Dec. 2012, 10.1109/TCSVT.2012.2223013.
- Xu, J., Joshi, R. e Cohen, R. A. (2016). “Overview of the Emerging HEVC Screen Content Coding Extension”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol 26, No. 1, January 2016.
- Wellig, P., Zhenlan, C., Semling, M. e Moschytz, G. S. (1998). “Electromyogram data compression using single-tree and modified zero-tree wavelet encoding”, In: *Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, ISBN 0780351649, pp. 1303-0306. Honk Kong, China, Oct. 29-Nov. 1 1998.
- World Health Organization. (1995). “Physical Status: The Use and Interpretation of Anthropometry – Report of a WHO Expert Committee”. *WHO Technical Report Series* 854. Geneva: WHO.
- Yousefian, A., Roy, S. e Gosselin, B. (2013). “A Low-Power Wireless Multi-Channel Surface EMG Sensor with Simplified ADPCM Data Compression”, In: *IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS2013)*, pp. 2287-2290. Beijing, China, May 19-May23 2013.

APÊNDICES

A. 1D – ALOG COM SEGMENTAÇÃO WAVELET

A seção 4.2 apresentou o algoritmo de compressão adaptativo 1D: 1D – ALOG, este algoritmo de compressão de sinais de S-EMG é baseado na aplicação da DWT em janelas temporais consecutivas do sinal de S-EMG, na segmentação do espectro transformado em sub-bandas e na alocação adaptativa de bits baseada no conteúdo energético de cada sub-banda e no perfil logarítmico. Ao final é aplicada uma técnica de codificação por entropia, objetivando reduzir a redundância residual e efetivar o empacotamento dos dados.

A estratégia de segmentação espectral adotada pelo algoritmo proposto na seção 4.2, divide o vetor de coeficientes transformados em sub-bandas de mesmo tamanho em quantidade de coeficientes. Na ocasião, foram realizadas simulações com 16 sub-bandas por janela de coeficientes transformados. Como apresentado na seção 4.1, cada janela possui o comprimento de 2048 amostras, resultando portanto, em sub-bandas compostas por 128 coeficientes transformados. A Figura A.1 ilustra um exemplo da segmentação proposta.

Este apêndice apresenta uma estratégia alternativa de segmentação do espectro baseada em sub-bandas de tamanho variável, nas quais o tamanho da sub-banda acompanha a quantidade de coeficientes wavelet do respectivo nível de decomposição da transformada. Conforme descrito na seção 4.1, foram adotados 8 níveis de resolução para a Transformada Wavelet, o que resulta em uma segmentação em 9 sub-bandas, sendo compostas por 1 sub-banda contendo os coeficientes de aproximação (cA_8) de tamanho igual a 8 coeficientes transformados e 8 sub-bandas contendo os coeficientes de detalhes ($cD_8, cD_7, cD_6, cD_5, cD_4, cD_3, cD_2, cD_1$) de tamanhos, respectivamente, iguais a 8, 16, 32, 64, 128, 256, 512 e 1024. Um exemplo desta segmentação é apresentado na Figura A.3.

As Figuras A.2 e A.4 apresentam os vetores de alocação de bits obtidos pelo perfil logarítmico adaptativo aplicado as janelas ilustradas pelas Figuras A.1 e A.2.

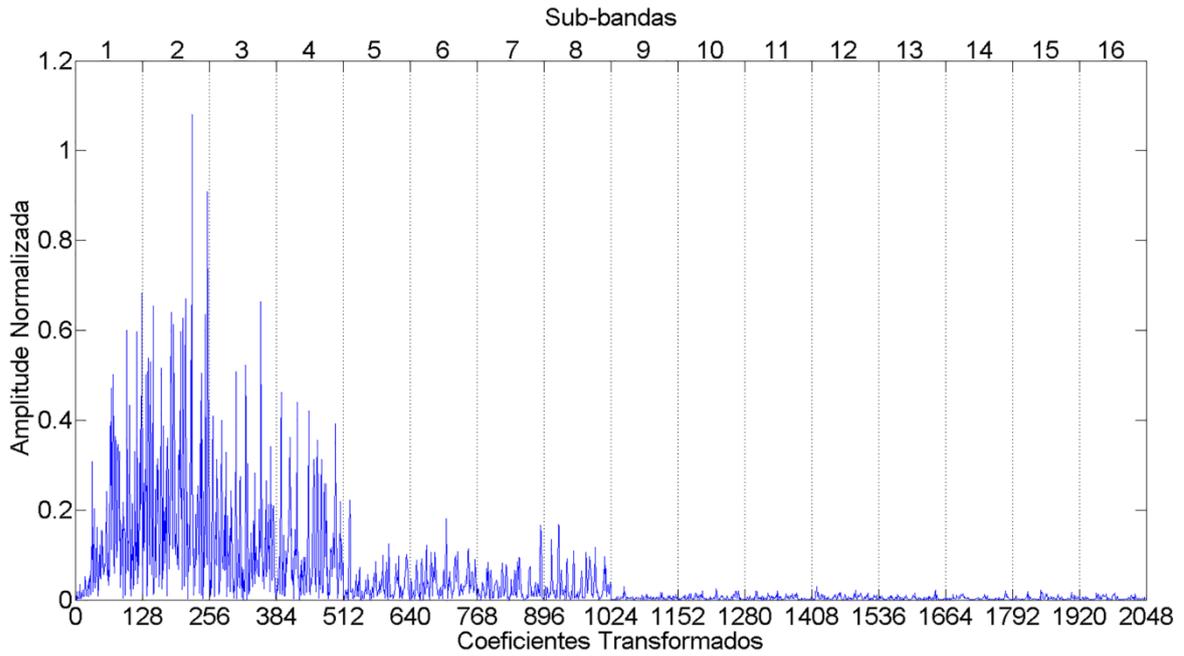


Figura A.1 - Módulo dos coeficientes transformados de uma janela de sinal isométrico segmentada em 16 sub-bandas de tamanho fixo igual a 128 coeficientes. Segmentação obtida após aplicação da estratégia de segmentação em tamanho fixo.

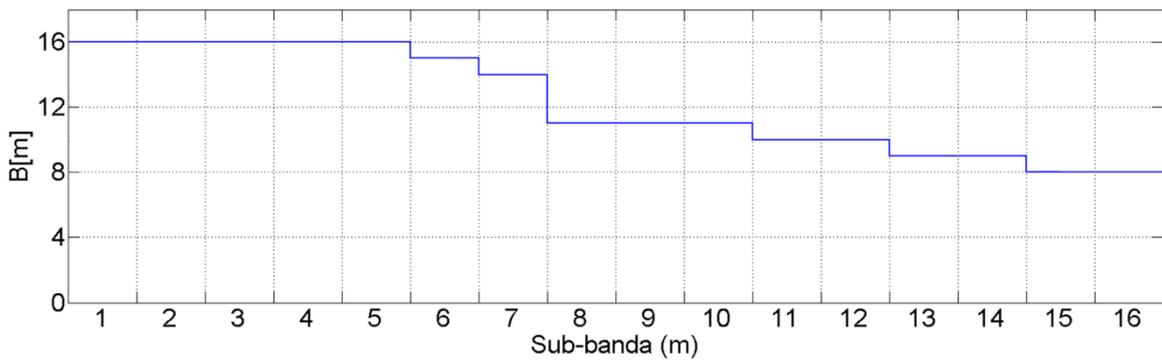


Figura A.2 - Quantidade de bits $B[m]$ atribuída a cada sub-banda (m) aplicada a janela de coeficientes transformados ilustrada na Figura A.1. Vetor de alocação de bits obtido após aplicação da equação (4.40), adotando $Q = 16$ e $\alpha = Q$.

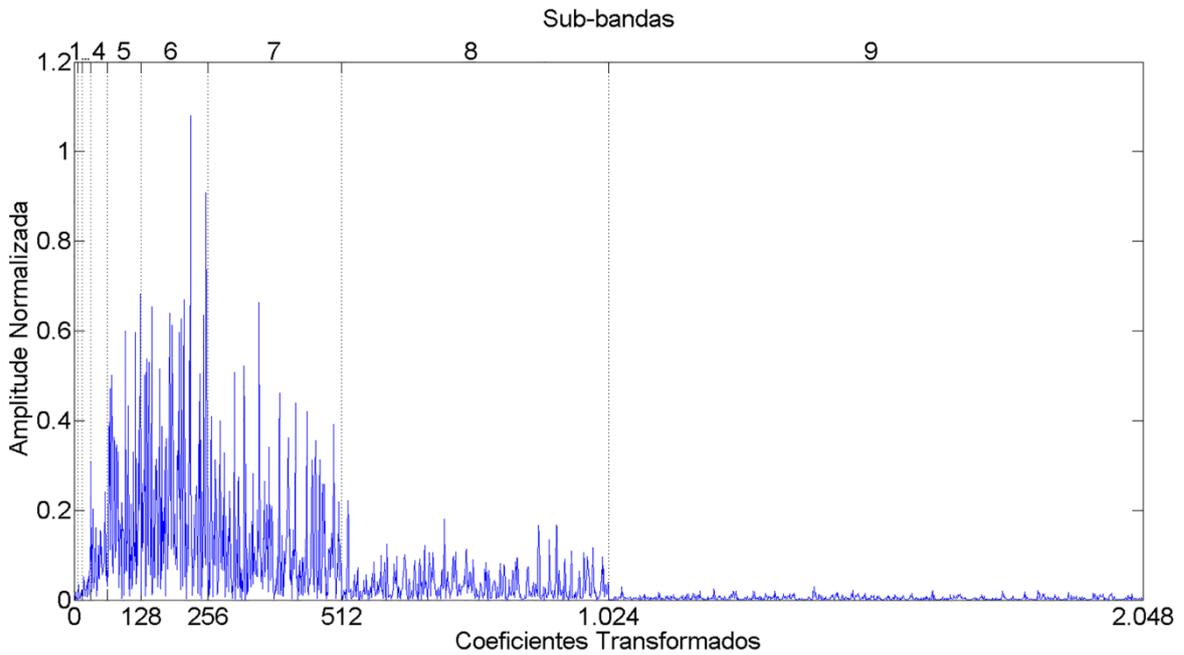


Figura A.3 - Módulo dos coeficientes transformados de uma janela de sinal isométrico segmentada em 09 sub-bandas de tamanho variável. Segmentação obtida após aplicação da estratégia de segmentação em tamanho variável, onde o tamanho da sub-banda acompanha a quantidade de coeficientes wavelet do respectivo nível de decomposição da transformada.

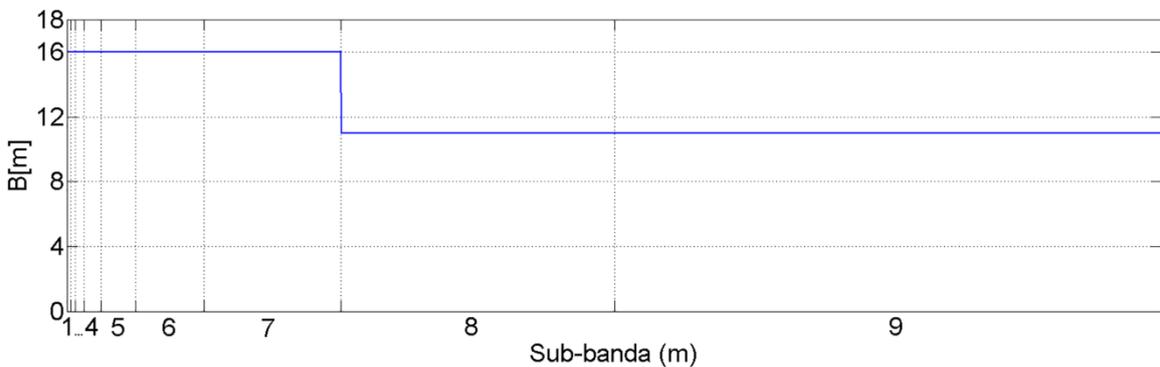


Figura A.4 - Quantidade de bits $B[m]$ atribuída a cada sub-banda (m) aplicada a janela de coeficientes transformados ilustrada na Figura A.2. Vetor de alocação de bits obtido após a aplicação da equação (4.40), adotando $Q = 16$ e $\alpha = Q$.

A.1. RESULTADOS

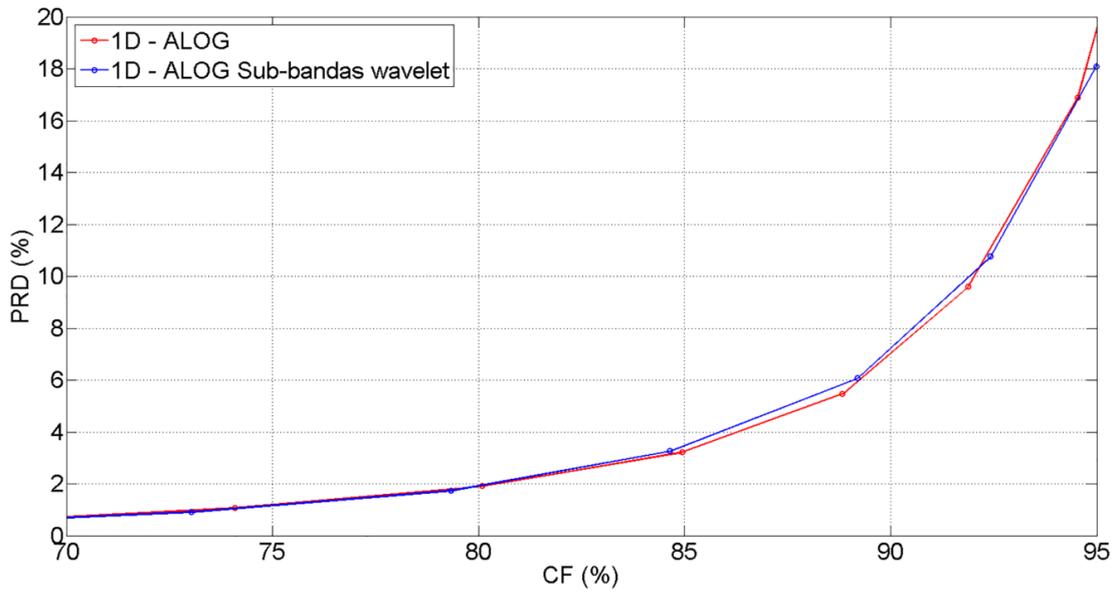


Figura A.5 - Gráfico de desempenho do algoritmo adaptativo 1D utilizando a técnica de segmentação em tamanho fixo (1D – ALOG) e utilizando a técnica de segmentação em tamanho variável (1D – ALOG Sub-bandas wavelet) aplicados a sinais isométricos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) *versus* o Fator de Compressão (CF).

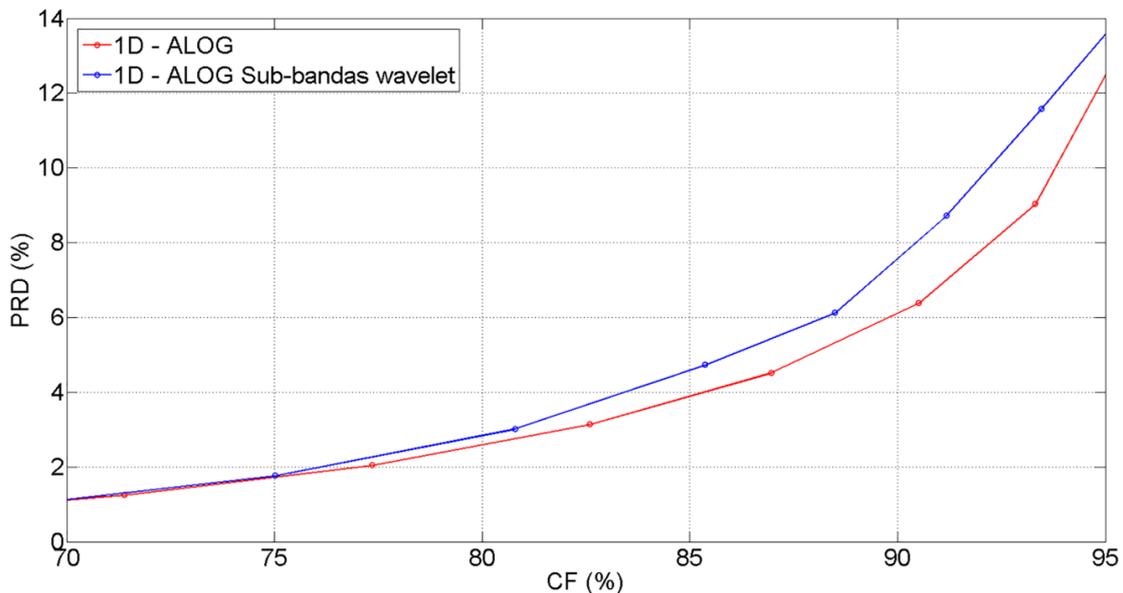


Figura A.6 - Gráfico de desempenho do algoritmo adaptativo 1D utilizando a técnica de segmentação em tamanho fixo (1D – ALOG) e utilizando a técnica de segmentação em tamanho variável (1D – ALOG Sub-bandas wavelet) aplicados a sinais dinâmicos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) *versus* o Fator de Compressão (CF).

A.2. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Com base nos resultados apresentados pelas Figuras A.5 e A.6 constatamos que a implementação que faz uso da segmentação em tamanho fixo mostrou-se superior a segmentação de tamanho variável. Aparentemente esta superioridade está relacionada com a geração de um vetor de alocação de bits que provê um melhor casamento entre a quantidade de bits alocada e o envoltório espectral, obtido pela estratégia de segmentação fixa em 16 sub-bandas. Conforme ilustrado nas Figuras A.1, A.2, A.3 e A.4.

Pode-se constatar a partir da Figura A.4, que o vetor de alocação de bits gerado pela estratégia de segmentação em tamanho variável não conseguiu acompanhar o caráter dinâmico do envoltório espectral da janela de coeficientes transformados apresentada na Figura A.3. Aparentemente, houve uma limitação na quantidade de bits atribuída a sub-banda 08 e uma excessiva quantidade de bits atribuída a sub-banda 09.

B. 2D – BF ATH COM DIFERENTES QUANTIDADE DE BLOCOS

A seção 5.2.3 apresentou o algoritmo de compressão 2D: 2D – BF ATH. O algoritmo é baseado na aplicação da 2D – DWT ao sinal de S-EMG arranjado de maneira bidimensional, na divisão do espaço transformado 2D em blocos de mesmo tamanho em quantidade de coeficientes, no ordenamento unidimensional do espaço transformado baseado no conteúdo energético de cada bloco e na quantização dos coeficientes transformados utilizando um vetor de alocação de bits fornecido pelo perfil tangente hiperbólico.

O algoritmo apresentado em 5.2.3 realizou a segmentação do espaço transformado em 16 blocos de tamanho fixo. A seção B.1 apresenta os resultados obtidos para simulações com 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256, 512, 1024 e 2048 blocos.

Os passos de codificação e decodificação seguem aqueles propostos na seção 5.2.2, sendo válidos os diagramas de blocos ilustrados pelas Figuras 5.9 e 5.12.

B.1. RESULTADOS

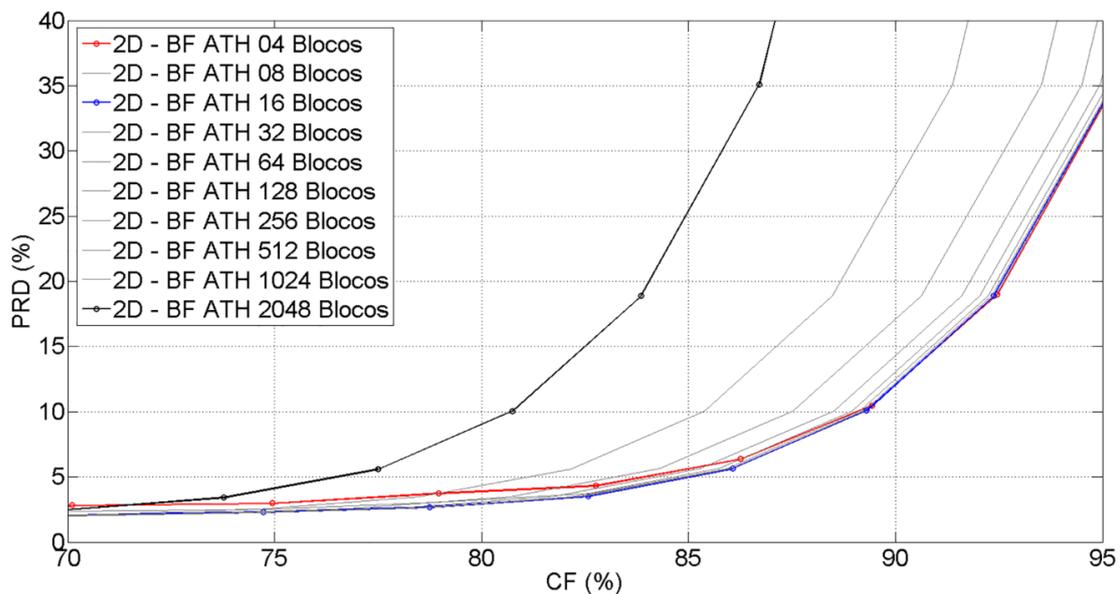


Figura B.1 - Gráfico de desempenho do algoritmo de compressão 2D – BF ATH para segmentações do espaço transformado em 04, 08, 16, 32, 64, 128, 256, 512, 1024 e 2048 blocos aplicado a sinais isométricos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) *versus* o Fator de Compressão (CF).

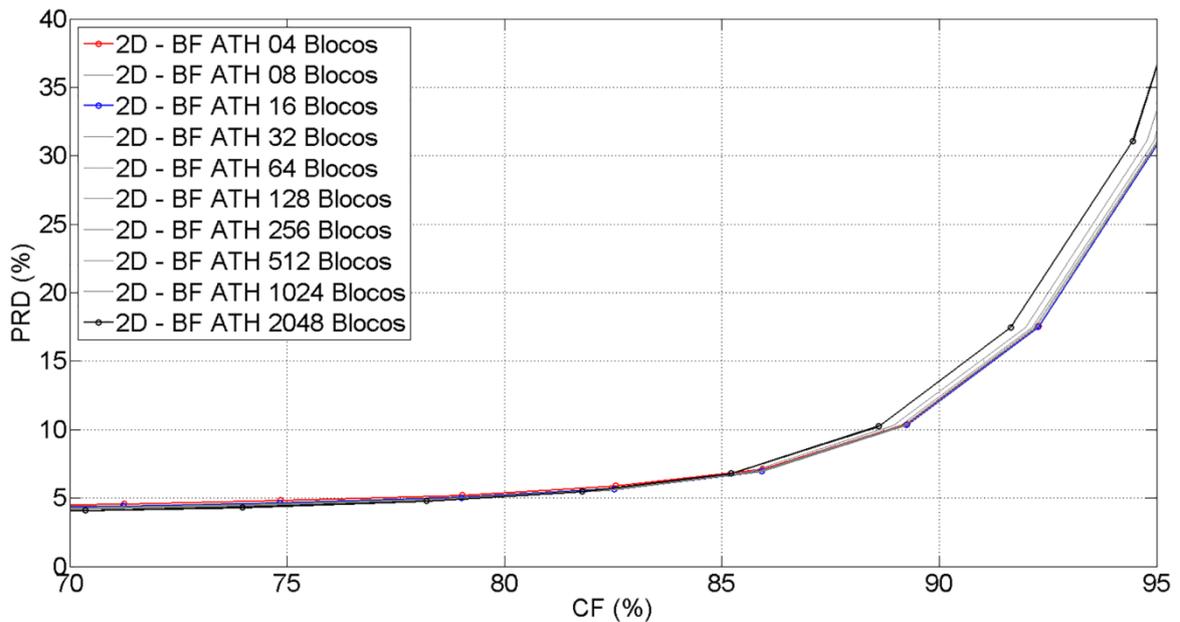


Figura B.2 - Gráfico de desempenho do algoritmo de compressão 2D – BF ATH para segmentações do espaço transformado em 04, 08, 16, 32, 64, 128, 256, 512, 1024 e 2048 blocos aplicado a sinais dinâmicos. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) *versus* o Fator de Compressão (CF).

B.2. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

As diferentes curvas de desempenho obtidas pelas diferentes quantidades de blocos ilustradas nas Figuras B.1 e B.2 justifica-se pelo conflito entre eficiência na segmentação do espaço transformado 2D *versus* quantidade de bits necessária pra enviar a informação lateral ao decodificador.

Quanto maior for a quantidade de blocos que segmenta o espaço transformado 2D maior vai ser a concatenação da energia na representação 1D, resultando em um casamento mais eficiente entre o envoltório espectral e o vetor de alocação de bits provido pelo perfil de alocação tangente hiperbólico. Em contrapartida, o vetor que armazena a sequência de ordenamento dos blocos enviado ao decodificador para que ele desfaça o arranjo 1D vai ocupar uma maior quantidade de bits.

As Figuras B.1 e B.2 mostram que a segmentação do espaço transformado 2D em 16 blocos gera a melhor relação entre eficiência na segmentação *versus* quantidade de bits de informação lateral.

C. RB – HEVC COM N BULHAS

A seção 5.3 apresentou a metodologia a ser seguida para aplicar o codificador de vídeo HEVC/H.265 na compressão de sinais de S-EMG. Foram desenvolvidas duas maneiras de representar o sinal em duas dimensões, a primeira, descrita na seção 5.3.1, consiste em segmentar o sinal de entrada em janelas de tamanho fixo, de forma a gerar um arranjo bidimensional quadrado e a segunda, descrita na seção 5.3.2, consiste em segmentar o sinal de entrada em janelas de tamanho variável, a fim de recortar o intervalo entre duas contrações musculares consecutivas (bulhas) presentes em um sinal dinâmico.

No processo de recorte de bulhas, a formação do arranjo bidimensional se dá após a determinação do máximo local de cada trecho de efetiva atividade muscular do sinal dinâmico e a determinação da distância média em amostras ($N_{médio}$) entre os picos consecutivos. O sinal de S-EMG é dividido em segmentos de tamanho $N_{médio}$ amostras, que são dispostos nas linhas da matriz de tamanho $N_{médio} \times M$, em que M representa a quantidade de segmentos obtidos ou a quantidade de bulhas presente no sinal original. Deste modo, é formada uma matriz, onde cada linha acomoda uma única bulha.

Este apêndice propõe uma maneira de formar o arranjo bidimensional, de modo a acomodar mais de uma bulha por linha da matriz geradora da imagem a ser aplicada ao codificador HEVC. Nesta implementação, o sinal de S-EMG é dividido em segmentos de tamanho $K * N_{médio}$ amostras, em que K representa o número de bulhas por segmento, que são dispostos nas linhas da matriz de tamanho $(K * N_{médio}) \times (M/K)$. Deste modo, é formada uma matriz onde cada linha acomoda K bulhas.

Os passos de codificação e decodificação seguem aqueles propostos na seção 5.3, sendo aplicáveis os diagramas de blocos ilustrados pelas Figuras 5.15 e 5.16.

A seção C.1 apresenta os resultados obtidos para simulações com 2, 3, 4, 5 e 6 bulhas por segmento.

C.1. RESULTADOS

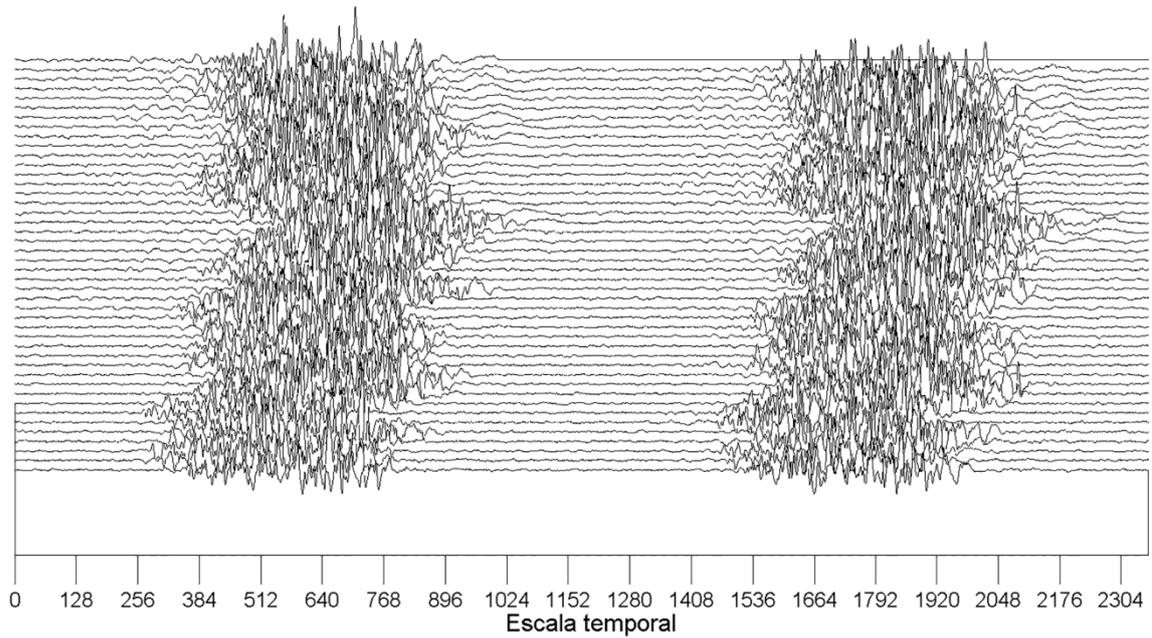


Figura C.1 - Representação 2D do sinal dinâmico após recorte de 2 bulhas por segmento e justaposição paralela

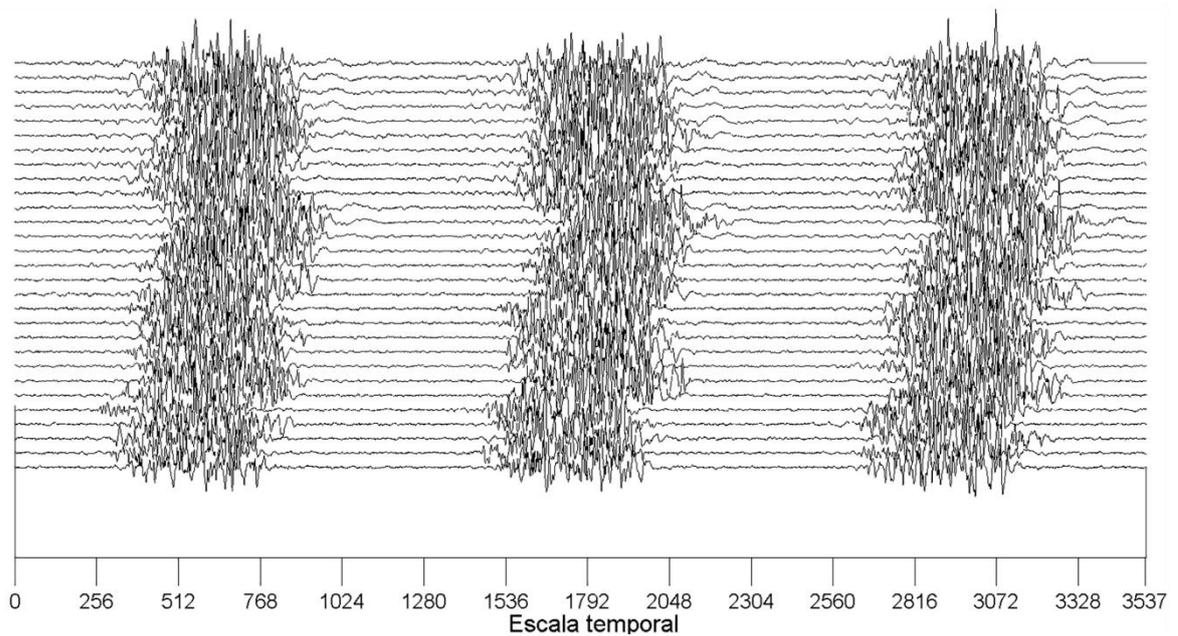


Figura C.2 - Representação 2D do sinal dinâmico após recorte de 3 bulhas por segmento e justaposição paralela

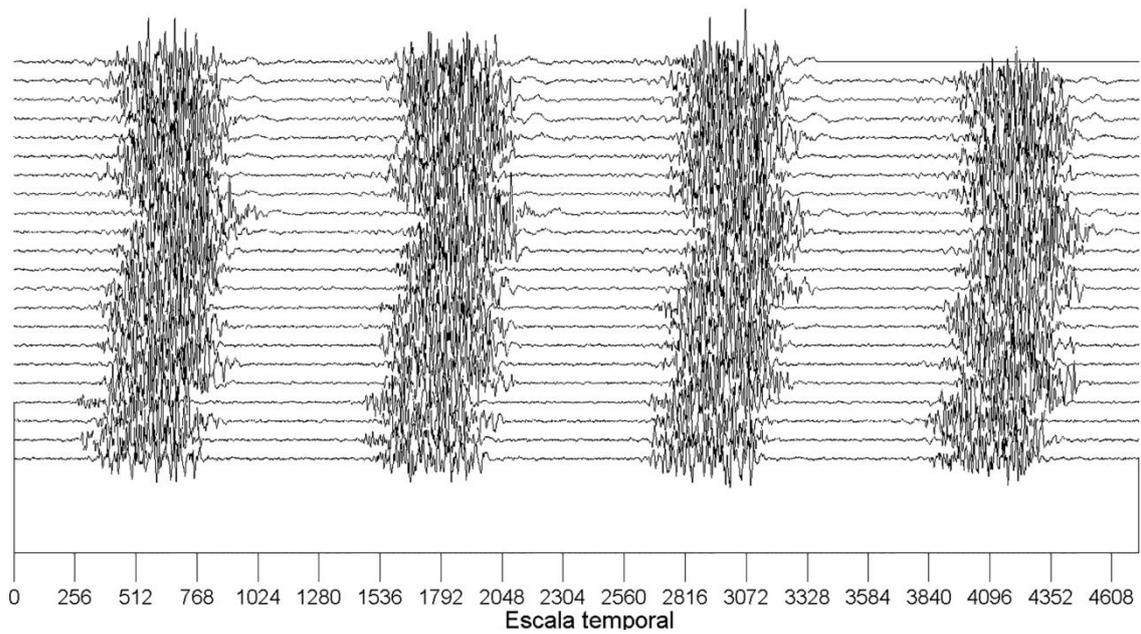


Figura C.3 - Representação 2D do sinal dinâmico após recorte de 4 bulhas por segmento e justaposição paralela

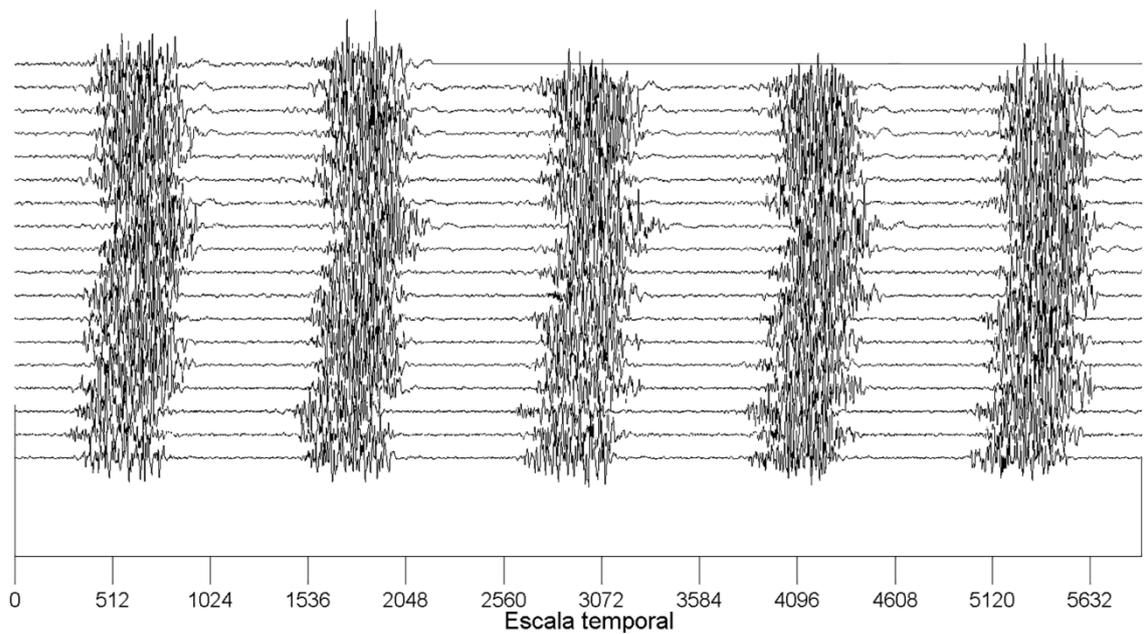


Figura C.4 - Representação 2D do sinal dinâmico após recorte de 5 bulhas por segmento e justaposição paralela

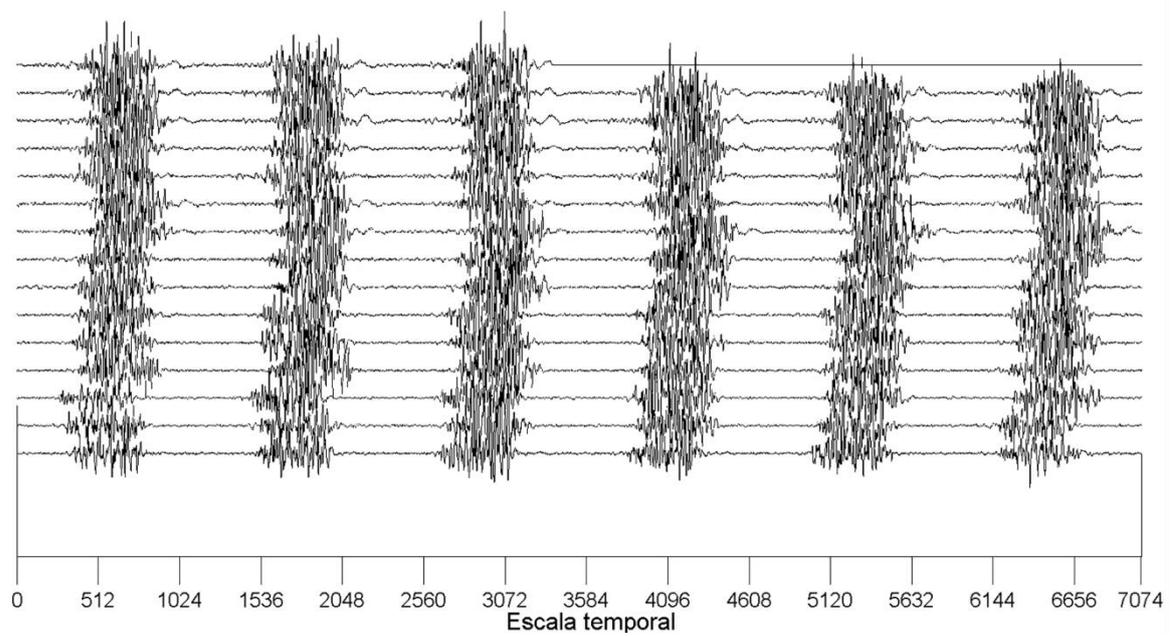


Figura C.5 - Representação 2D do sinal dinâmico após recorte de 6 bulhas por segmento e justaposição paralela

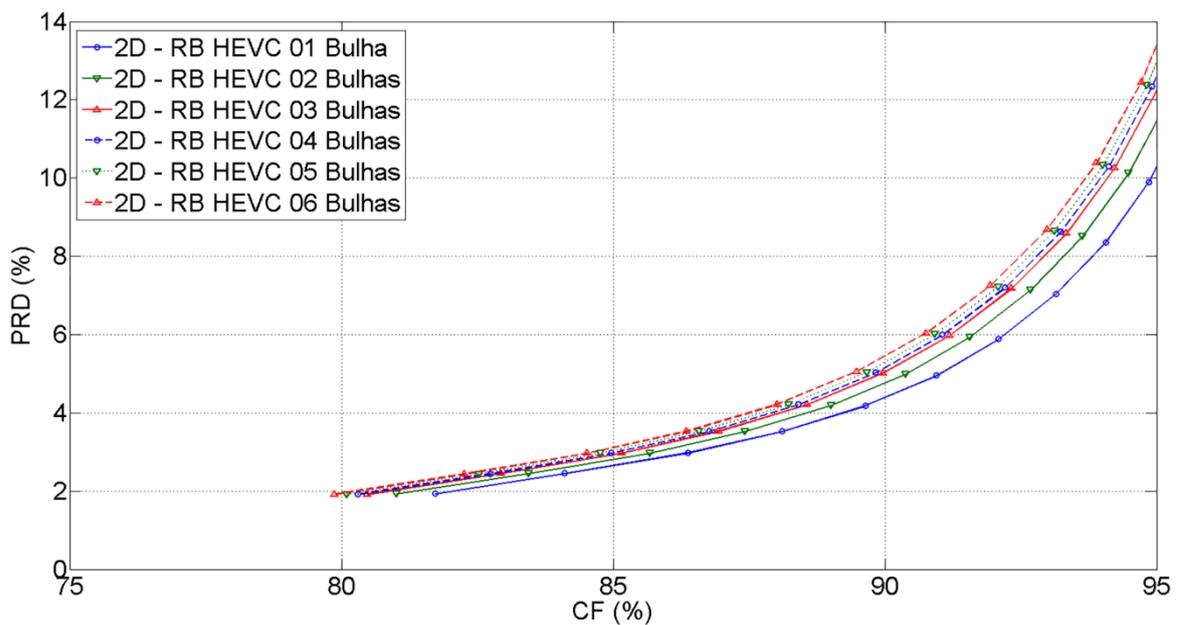


Figura C.6 - Gráfico de desempenho do algoritmo 2D – RB HEVC utilizando os recortes de 01, 02, 03, 04, 05 e 06 bulhas por segmento. É plotada a Diferença Percentual Residual (PRD) versus o Fator de Compressão (CF).

C.2. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

O melhor desempenho foi obtido com o algoritmo de compressão 2D – RB HEVC configurado para acomodar uma bulha por segmento, conforme ilustrado pela Figura C.6. De fato, observando-se as Figuras 6.21, C.1, C.2, C.3, C.4 e C.5, verifica-se que aquela configuração gera uma representação bidimensional mais homogênea o que favorece o desempenho da predição intra-quadro realizada pelo codificador HEVC.

D. DESLOCAMENTO ESPECTRAL DOS SINAIS RECONSTRUÍDOS

Dois parâmetros clássicos de medição de deslocamento espectral de sinais são a Frequência de Potência Média (MNF, do inglês *Mean Frequency*) e a Frequência de Potência Mediana (MDF, do inglês *Median Frequency*) (Stulen, 1981) (Gilmore, 1985).

A Frequência de Potência Média consiste em uma média ponderada do espectro de amplitude do sinal, indicando a frequência média em torno da qual a potência significativa do sinal está acumulada (Milhomem, 2011). Esse descritor é dado no tempo contínuo por:

$$MNF = \frac{\int_0^{\infty} \omega |X(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^{\infty} |X(\omega)|^2 d\omega}, \quad (D.1)$$

onde $X(\omega) = \mathcal{F}\{x(t)\}$ (Transformada de Fourier de $x(t)$) e em tempo discreto por:

$$MNF = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} k |X[k]|^2}{\sum_{k=0}^{N-1} |X[k]|^2}, \quad (D.2)$$

onde $X[k] = DFT\{x[n]\}$ (Transformada Discreta de Fourier de $x[n]$) do sinal de N amostras.

A Frequência de Potência Mediana de um sinal divide o espectro de frequência em duas partes de igual energia. Este descritor é dado no tempo contínuo por:

$$\int_0^{MDF} |X(\omega)|^2 d\omega = \int_{MDF}^{\infty} |X(\omega)|^2 d\omega = \frac{1}{2} \int_0^{\infty} |X(\omega)|^2 d\omega, \quad (D.3)$$

onde $X(\omega) = \mathcal{F}\{x(t)\}$ e em tempo discreto por:

$$\sum_{k=0}^{MDF} |X[k]|^2 = \sum_{k=MDF}^{N-1} |X[k]|^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N-1} |X[k]|^2, \quad (D.4)$$

onde $X[k] = DFT\{x[n]\}$ do sinal de N amostras.

A MNF e a MDF são dadas em Hertz por:

$$MNF(Hz) = MNF \times \frac{f_s}{N} \quad (D.5)$$

$$MDF(Hz) = MDF \times \frac{f_s}{N} \quad (D.6)$$

onde f_s é a frequência de amostragem do sinal e N é o número total de amostras do sinal.

A MNF e a MDF fornecem descrições bastante similares no que diz respeito ao deslocamento espectral de um sinal ao longo do tempo. A Figura D.1 mostra um comportamento típico segundo o MNF, e a Figura D.2, segundo o MDF.

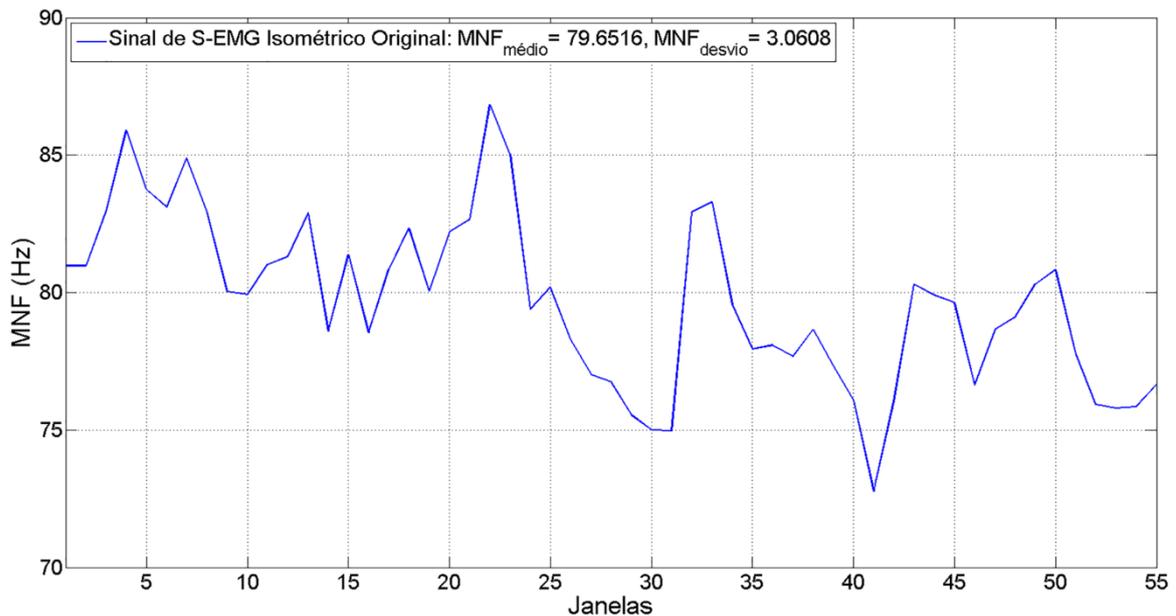


Figura D.1 - Frequência de Potência Média (MNF) calculada a partir de um sinal de S-EMG isométrico original. A MNF foi computada utilizando janelas de 1024 amostras e deslocamento de 128 amostras.

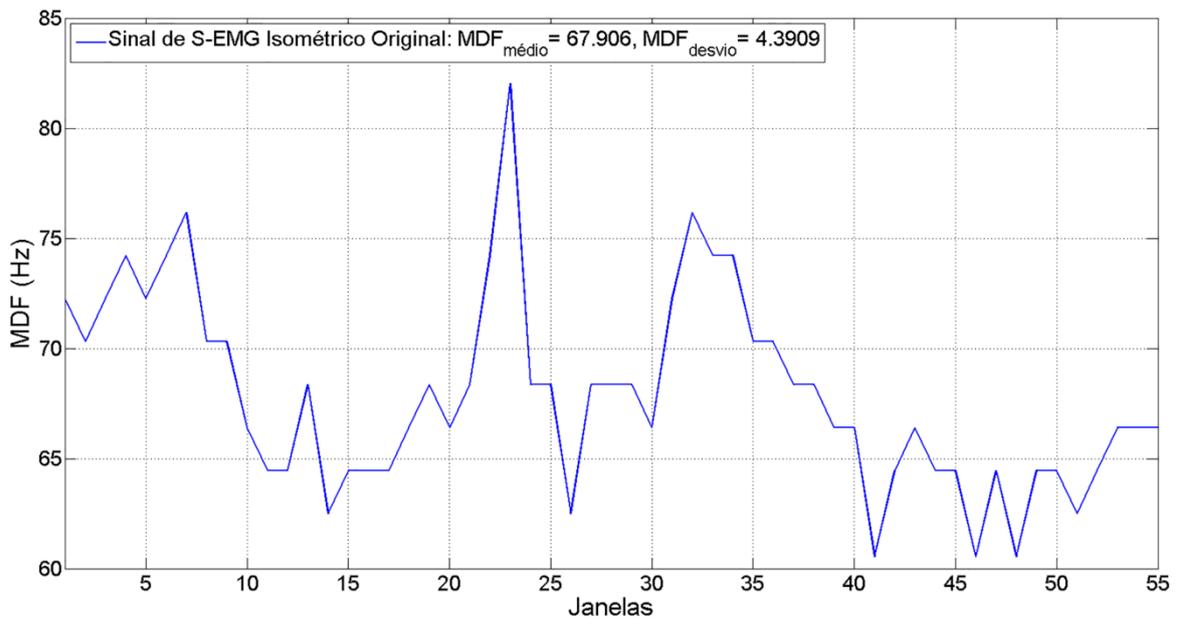


Figura D.2 – Frequência de Potência Mediana (MDF) calculada a partir de um sinal de S-EMG isométrico original. A MDF foi computada utilizando janelas de 1024 amostras e deslocamento de 128 amostras.

Para fazer a análise apresentada pelas figuras D.1 e D.2 foi utilizado um dos sinais de S-EMG presente no banco de sinais de S-EMG isométricos utilizado por este trabalho, janelas de 512 ms (1024 amostras) e com deslocamento de 64 ms (128 amostras). Isso significa uma sobreposição de 87,5 % entre janelas consecutivas. Para cada janela é calculado um valor de MNF e MDF respectivo.

Tanto na MNF quanto na MDF, observa-se a concentração da atividade mioelétrica em baixas frequências.

Os descritores MNF e MDF são comumente utilizados na literatura para determinar o índice de fadiga muscular (De Luca, 1997 e 2008). O efeito do processo de fadiga sobre um sinal de S-EMG é expandi-lo no domínio do tempo e comprimi-lo no domínio da frequência (De Luca, 2008). Tal processo é ilustrado pela Figura D.3. A Figura D.4 ilustra a identificação do deslocamento espectral utilizando o descritor MDF.

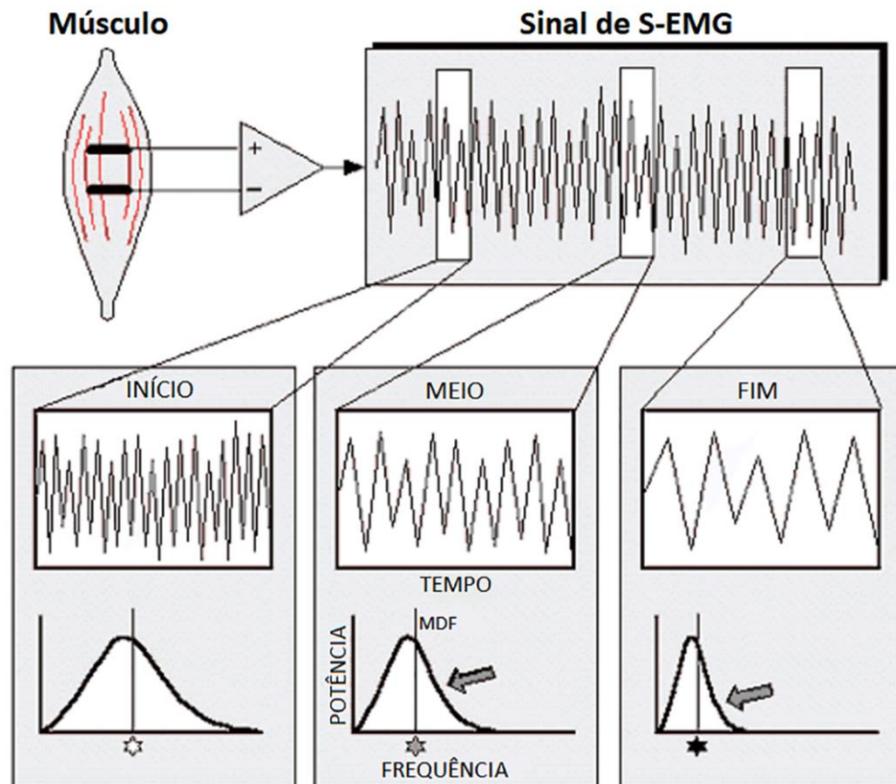


Figura D.3 - Alterações do sinal de S-EMG isométrico no domínio do tempo e da frequência. Com o decorrer do tempo e o aparecimento da fadiga, o sinal apresenta uma expansão no domínio do tempo e uma compressão no domínio da frequência, resultando em um deslocamento da MDF (Modificado – De Luca, 1997).

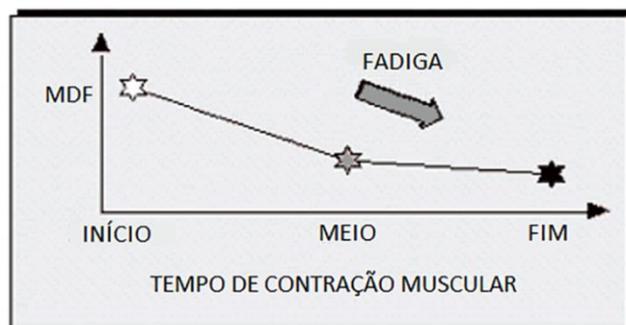


Figura D.4 - Índice de fadigamento muscular (Modificado – De Luca, 1997).

D.1. RESULTADOS

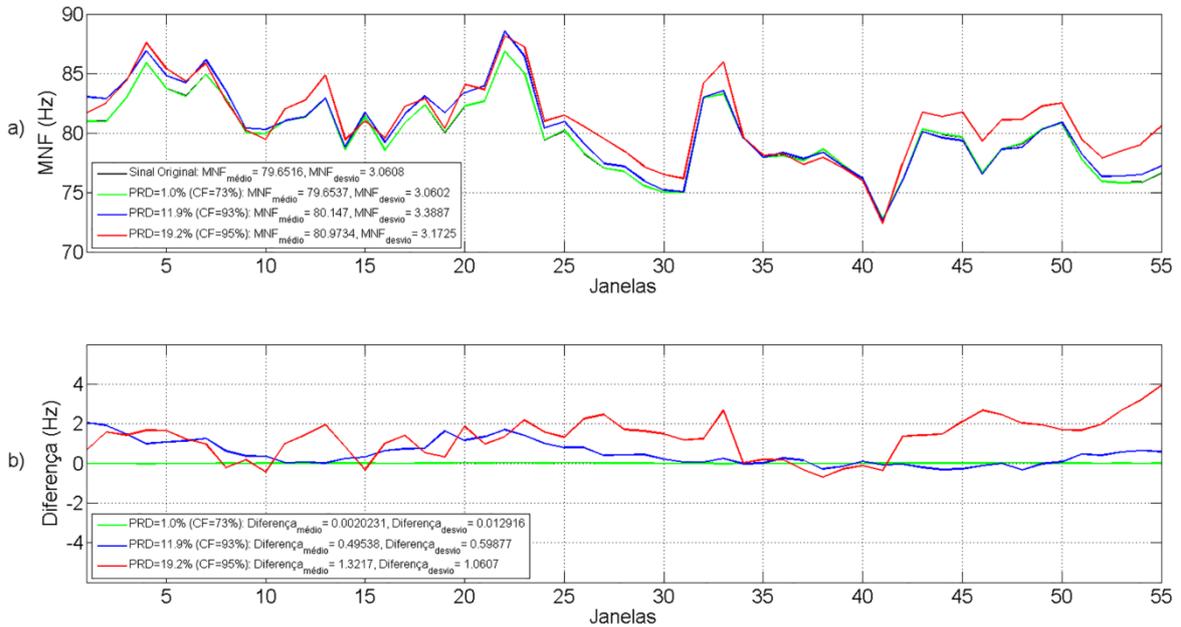


Figura D.5 - a) Frequência de Potência Média (MNF) calculada a partir de um sinal de S-EMG isométrico original e de seus respectivos sinais reconstruídos a taxas de PRD iguais a 1,0 %, 11,9 % e 19,2 % utilizando o algoritmo de compressão 1D – ALOG. A MNF foi computada utilizando janelas de 1024 amostras e deslocamento de 128 amostras. É também indicada a MNF média e o desvio padrão para cada caso. b) Diferença entre a MNF do sinal original e dos sinais reconstruídos exibidas em a). É calculada a Diferença média e o desvio padrão para cada caso.

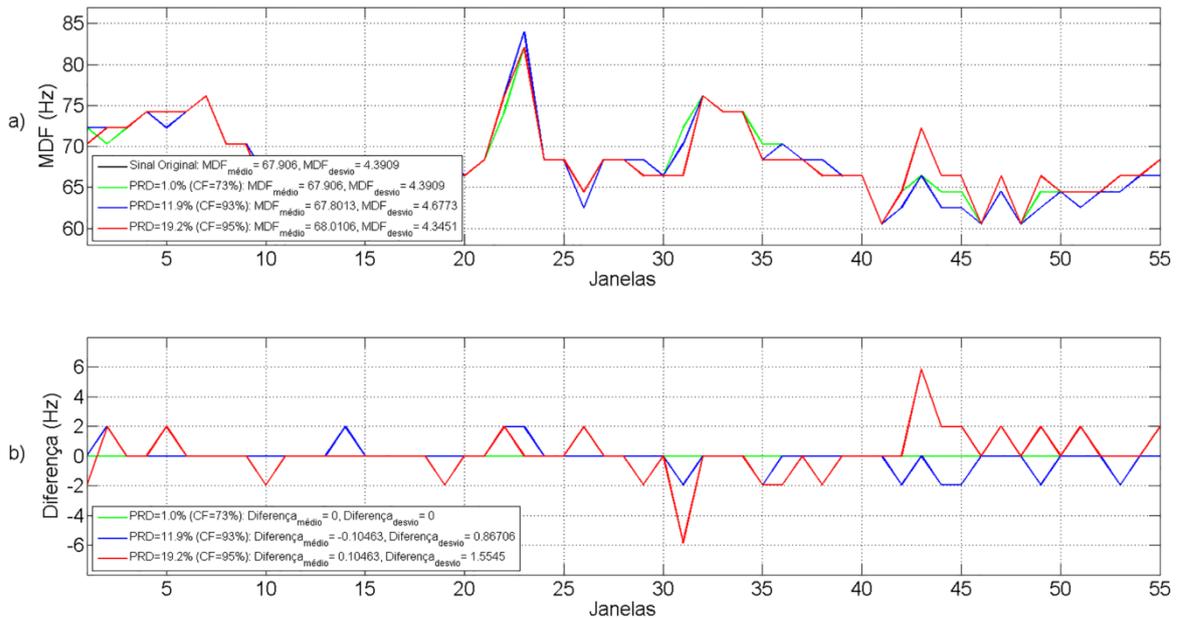


Figura D.6 - Frequência de Potência Mediana (MDF) calculada a partir de um sinal de S-EMG isométrico original e de seus respectivos sinais reconstruídos a taxas de PRD iguais a 1,0 %, 11,9 % e 19,2 % utilizando o algoritmo de compressão 1D – ALOG. A MDF foi computada utilizando janelas de 1024 amostras e deslocamento de 128 amostras. É também indicada a MDF média e o desvio padrão para cada caso. b) Diferença entre a MDF do sinal original e dos sinais reconstruídos exibidas em a). É calculada a Diferença média e o desvio padrão para cada caso.

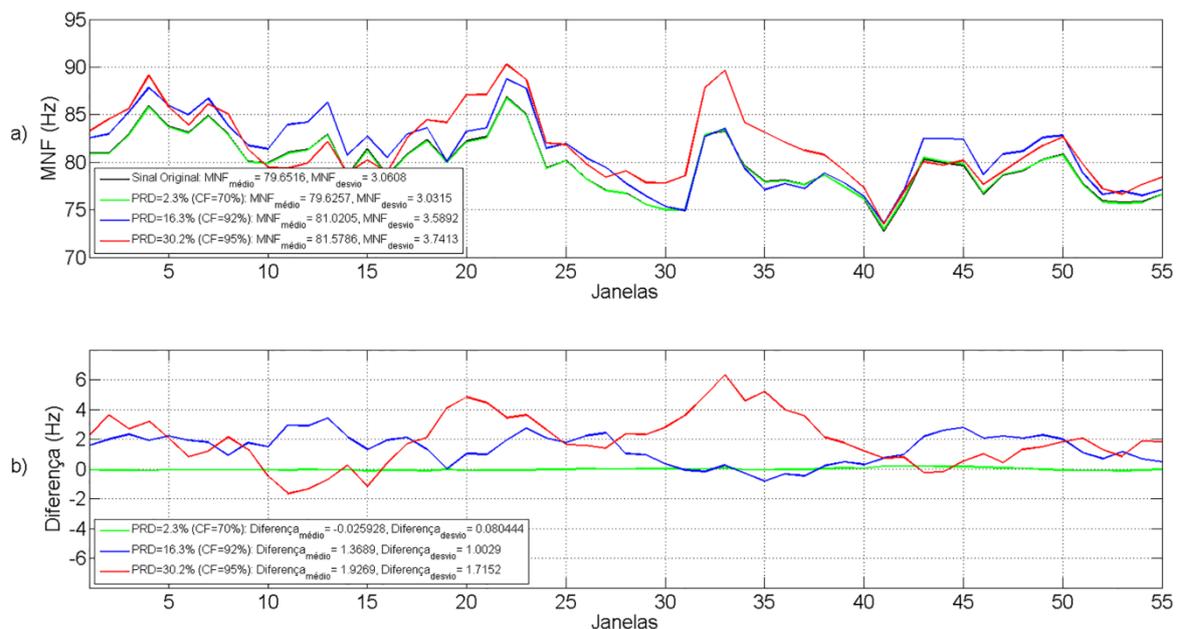


Figura D.7 - a) Frequência de Potência Média (MNF) calculada a partir de um sinal de S-EMG isométrico original e de seus respectivos sinais reconstruídos a taxas de PRD iguais a

2,3 %, 16,3 % e 30,2 % utilizando o algoritmo de compressão 2D – BF ATH. A MNF foi computada utilizando janelas de 1024 amostras e deslocamento de 128 amostras. É também indicada a MNF média e o desvio padrão para cada caso. b) Diferença entre a MNF do sinal original e dos sinais reconstruídos exibidas em a). É calculada a Diferença média e o desvio padrão para cada caso.

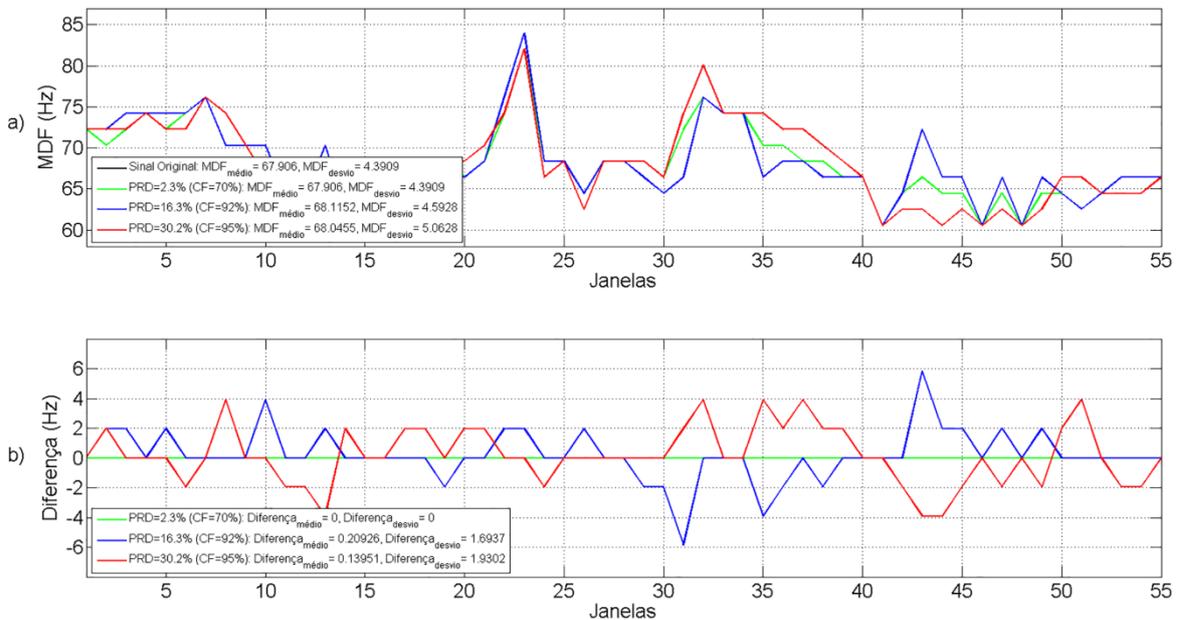


Figura D.8 - Frequência de Potência Mediana (MDF) calculada a partir de um sinal de S-EMG isométrico original e de seus respectivos sinais reconstruídos a taxas de PRD iguais a 2,3 %, 16,3 % e 30,2 % utilizando o algoritmo de compressão 2D – BF ATH. A MDF foi computada utilizando janelas de 1024 amostras e deslocamento de 128 amostras. É também indicada a MDF média e o desvio padrão para cada caso. b) Diferença entre a MDF do sinal original e dos sinais reconstruídos exibidas em a). É calculada a Diferença média e o desvio padrão para cada caso.

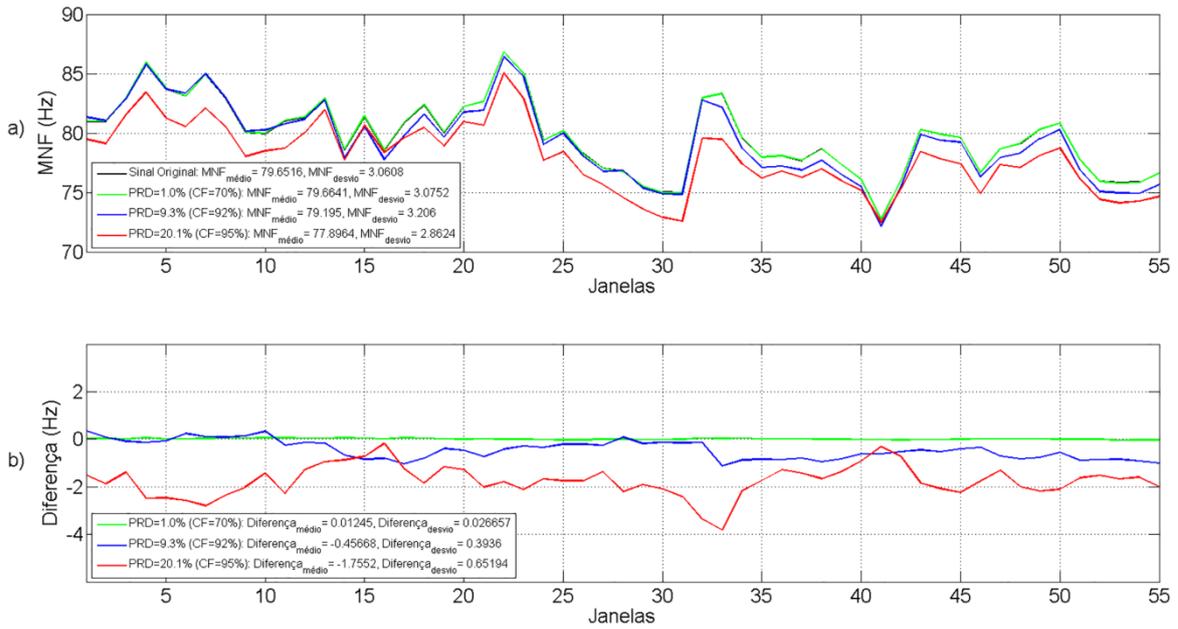


Figura D.9 - a) Frequência de Potência Média (MNF) calculada a partir de um sinal de S-EMG isométrico original e de seus respectivos sinais reconstruídos a taxas de PRD iguais a 1,0 %, 9,3 % e 20,1 % utilizando o algoritmo de compressão 2D – IQ HEVC. A MNF foi computada utilizando janelas de 1024 amostras e deslocamento de 128 amostras. É também indicada a MNF média e o desvio padrão para cada caso. b) Diferença entre a MNF do sinal original e dos sinais reconstruídos exibidas em a). É calculada a Diferença média e o desvio padrão para cada caso.

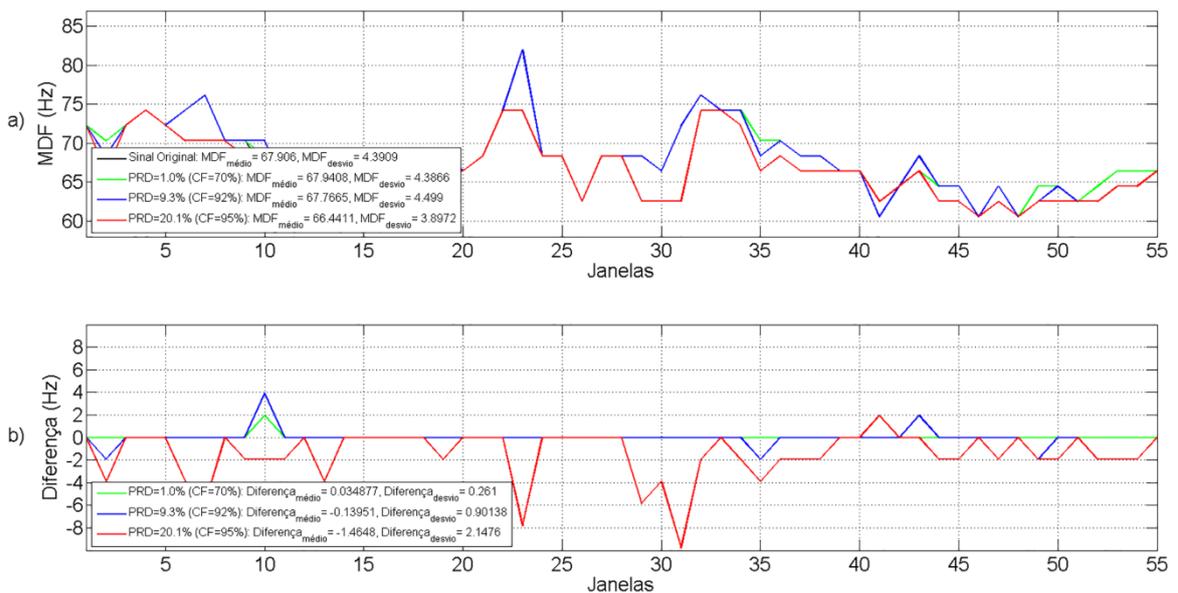


Figura D.10 - Frequência de Potência Mediana (MDF) calculada a partir de um sinal de S-EMG isométrico original e de seus respectivos sinais reconstruídos a taxas de PRD iguais a

1,0 %, 9,3 % e 20,1 % utilizando o algoritmo de compressão 2D – IQ HEVC. A MDF foi computada utilizando janelas de 1024 amostras e deslocamento de 128 amostras. É também indicada a MDF média e o desvio padrão para cada caso. b) Diferença entre a MDF do sinal original e dos sinais reconstruídos exibidas em a). É calculada a Diferença média e o desvio padrão para cada caso.

D.2. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

As Figuras D.5, D.7 e D.9 avaliam o comportamento da Frequência de Potência Média e as Figuras D.6, D.8 e D.10 avaliam o comportamento da Frequência de Potência Mediana do sinal de S-EMG isométrico. Como pode ser observado, os parâmetros possuem comportamento similar. A diferença de MNF e MDF entre o sinal original e o sinal reconstruído tende a aumentar com o aumento da PRD. Para pequenos valores de PRD observa-se uma diferença pequena ou até mesmo nula.

Assim, pode-se concluir que os algoritmos de compressão implementados por este trabalho não geram deslocamento espectral significativo aos sinais reconstruídos para PRD menor que 20 %. O mesmo comportamento foi observado com os outros sinais presentes em nosso banco.

E. FORMAS DE ONDA DO SINAL DE S-EMG ORIGINAL, RECONSTRUÍDO E ERRO EM DETALHES

Este apêndice faz as comparações apresentadas na seção 6.5 tomando trechos curtos do sinal de S-EMG (512 amostras e 526 ms) provenientes de protocolos dinâmicos e isométricos e dos respectivos sinais reconstruídos e de erro para diferentes valores de CF. Neste caso também utilizou-se a técnica 1D – ALOG proposta por este trabalho.

O objetivo é facilitar a análise das imperfeições adicionadas ao sinal reconstruído pelo processo de compressão proposto.

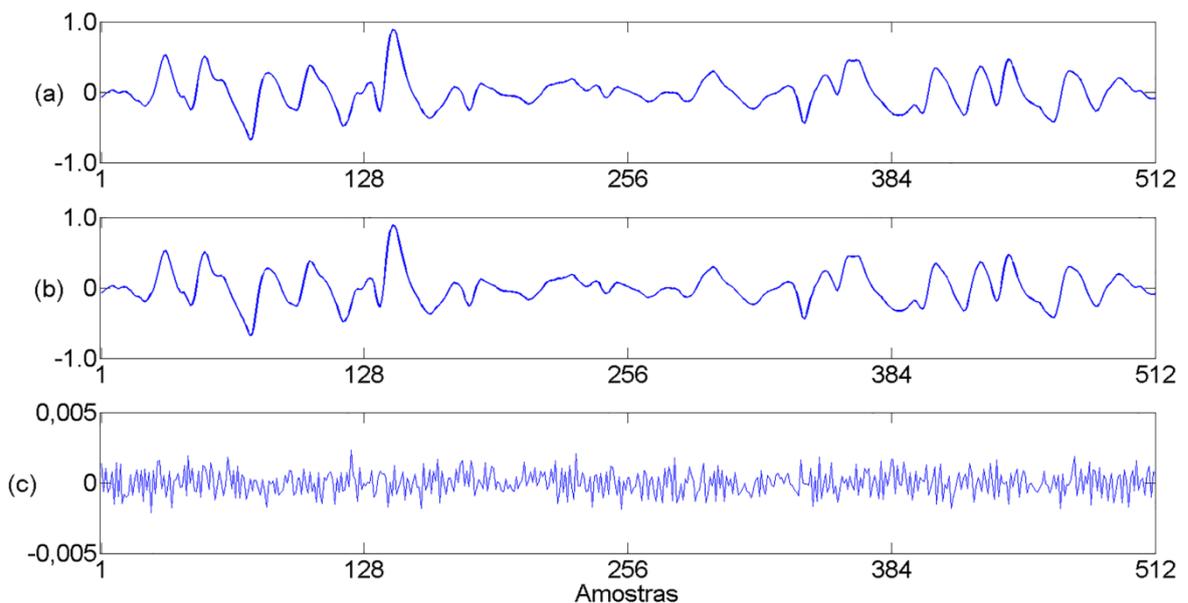


Figura E.1 - Exemplo ilustrativo mostrando um trecho (512 amostras) do sinal de S-EMG isométrico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=0,62 % e CF=70,01 %.

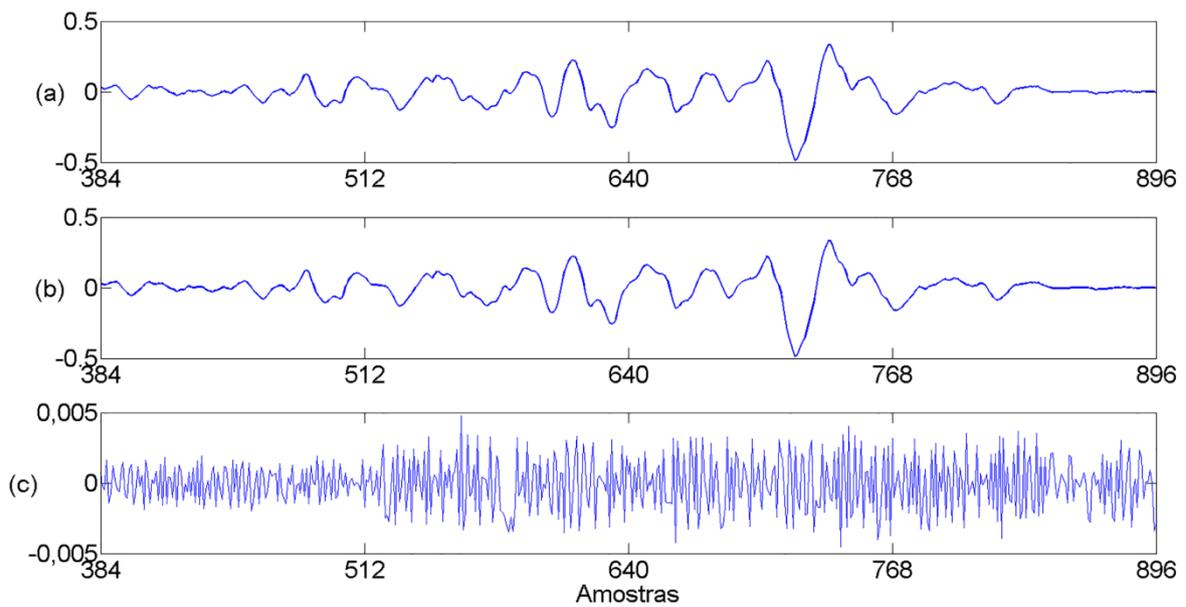


Figura E.2 - Exemplo ilustrativo mostrando um trecho (512 amostras) do sinal de S-EMG dinâmico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=1,52 % e CF=70,44 %.

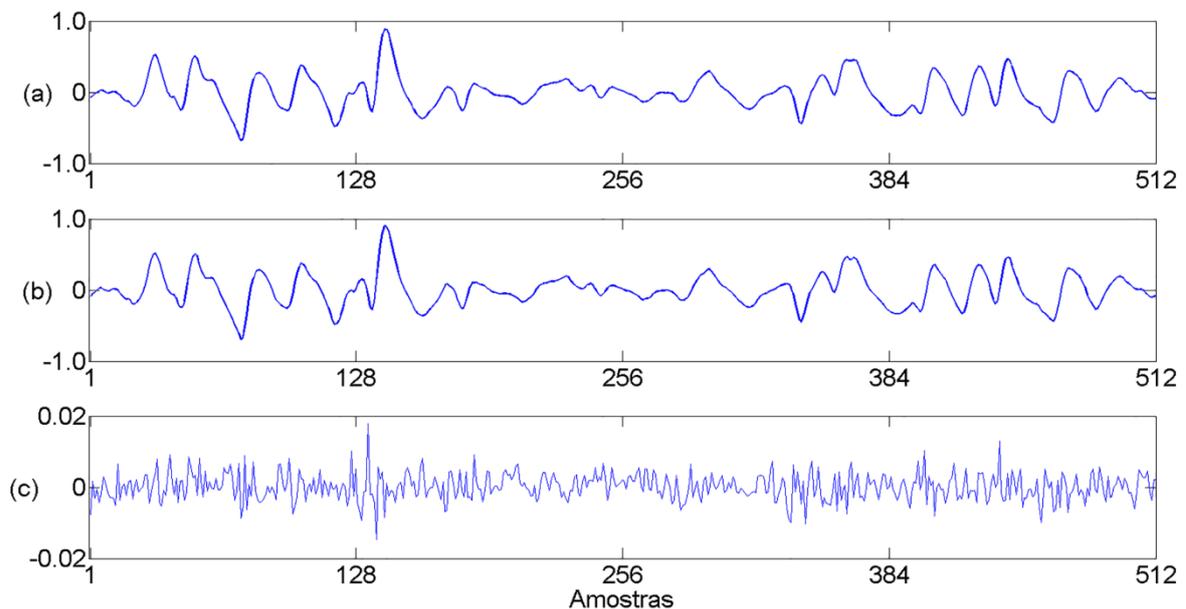


Figura E.3 - Exemplo ilustrativo mostrando um trecho (512 amostras) do sinal de S-EMG isométrico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=3,09 % e CF=86,16 %.

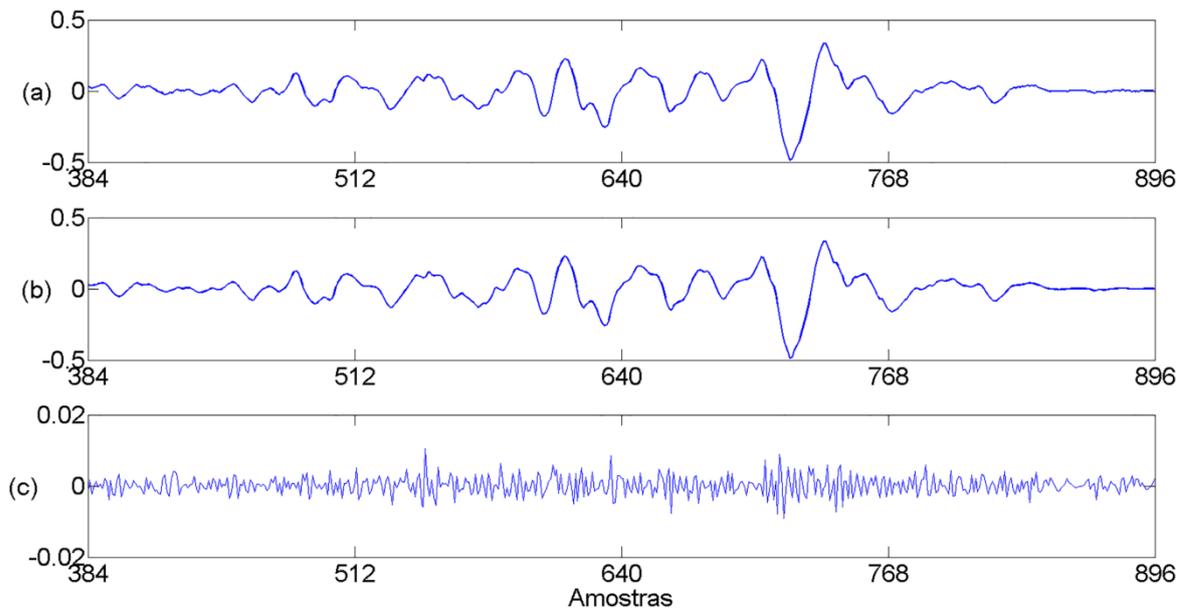


Figura E.4 - Exemplo ilustrativo mostrando um trecho (512 amostras) do sinal de S-EMG dinâmico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=4,19 % e CF=85,88 %.

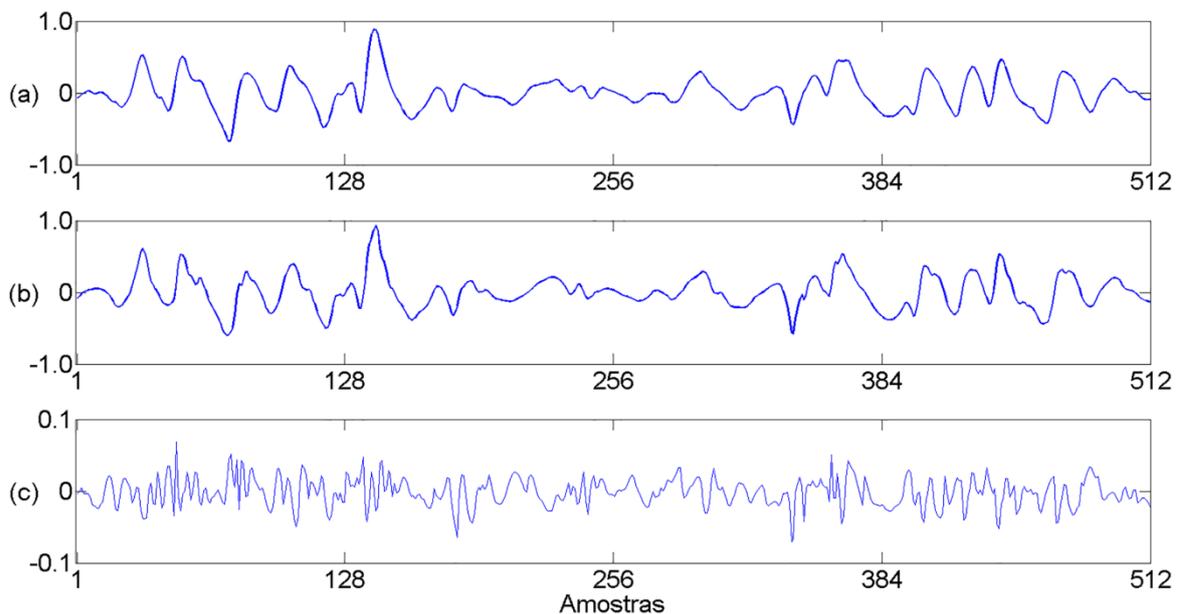


Figura E.5 - Exemplo ilustrativo mostrando um trecho (512 amostras) do sinal de S-EMG isométrico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=15,90 % e CF=94,88 %.

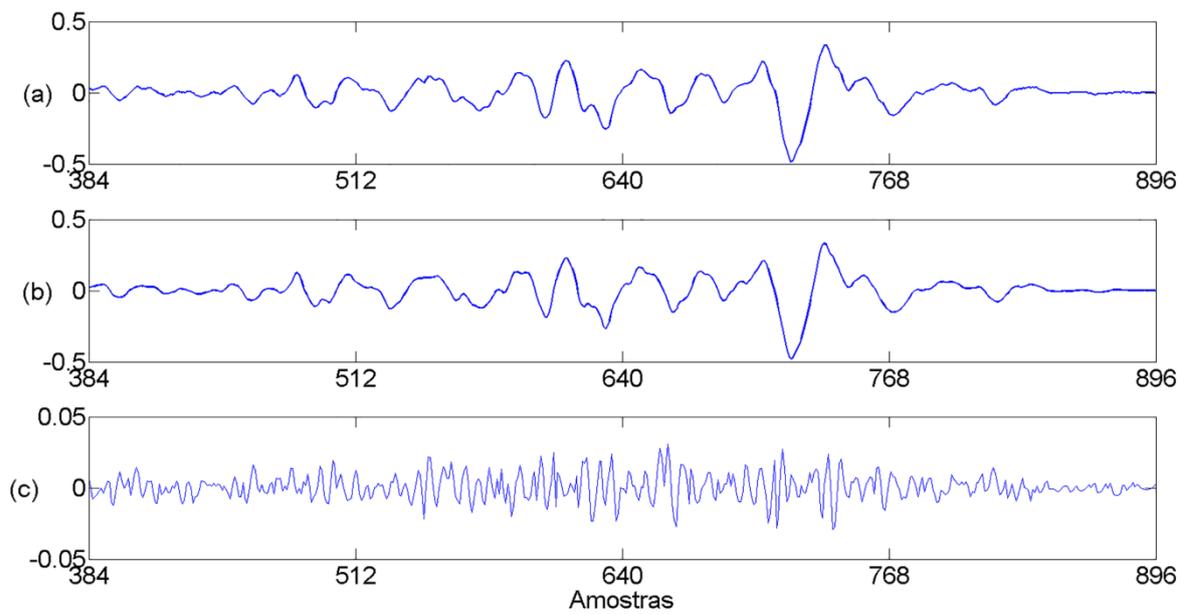


Figura E.6 - Exemplo ilustrativo mostrando um trecho (512 amostras) do sinal de S-EMG dinâmico original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado, tem-se PRD=10.89 % e CF=94,73 %.