



**COMPRESSÃO DE SINAIS DE ELETROMIOGRAFIA UTILIZANDO TRANSFORMADA  
DE WAVELETS E ALOCAÇÃO DE BITS POR SUB-BANDAS**

**MARCEL HENRIQUE TRABUCO**

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM ENGENHARIA DE SISTEMAS  
ELETRÔNICOS E DE AUTOMAÇÃO**

**FACULDADE DE TECNOLOGIA**

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA**

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

**COMPRESSÃO DE SINAIS DE ELETROMIOGRAFIA  
UTILIZANDO TRANSFORMADA DE WAVELETS E  
ALOCAÇÃO DE BITS POR SUB-BANDAS**

**MARCEL HENRIQUE TRABUCO**

**ORIENTADOR: FRANCISCO ASSIS DE OLIVEIRA NASCIMENTO**

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM ENGENHARIA DE SISTEMAS  
ELETRÔNICOS E DE AUTOMAÇÃO**

**PUBLICAÇÃO: PGEA.DM – 496/2012**

**BRASÍLIA/DF: AGOSTO – 2012**

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

**COMPRESSÃO DE SINAIS DE ELETROMIOGRAFIA UTILIZANDO  
TRANSFORMADA DE WAVELETS E ALOCAÇÃO DE BITS POR  
SUB-BANDAS**

**MARCEL HENRIQUE TRABUCO**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO ACADÊMICO SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA DA FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA, COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE.

APROVADA POR:

---

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

---

Prof. Dr. ANTÔNIO PADILHA LANARI BÓ, ENE/UnB

---

Prof. Dr. JOÃO SOUZA NETO, UCB/Correios

BRASÍLIA, 17 DE AGOSTO DE 2012

## **FICHA CATALOGRÁFICA**

TRABUCO, MARCEL HENRIQUE

Compressão de Sinais de Eletromiografia Utilizando Transformada de Wavelets e Alocação de Bits por Sub-bandas [Distrito Federal] 2012.

xiv, 67p., 210 x 297 mm (ENE/FT/UnB, Mestre, Dissertação de Mestrado – 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. (2012). Compressão de Sinais de Eletromiografia Utilizando Transformada de Wavelets e Alocação de Bits por Sub-bandas. Dissertação de Mestrado em Engenharia de Sistemas Eletrônicos e de Automação, Publicação PGEA.DM – 496/2012, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 67p.

## **CESSÃO DE DIREITOS**

AUTOR: Marcel Henrique Trabuco

TÍTULO: Compressão de Sinais de Eletromiografia Utilizando Transformada de Wavelets e Alocação de Bits por Sub-bandas.

GRAU: Mestre

ANO: 2012

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

---

Marcel Henrique Trabuco  
Faculdade de Tecnologia  
Departamento de Engenharia Elétrica  
70.910-900 Brasília – DF – Brasil.



## **DEDICATÓRIA**

A meus pais Antônio Carlos Trabuco e Marlei Costa Trabuco, que cedo me mostraram a importância dos estudos e acreditaram no meu potencial, me proporcionando educação de boa qualidade e incentivos a todo o momento.

## **AGRADECIMENTOS**

Ao meu orientador Professor Dr. Francisco Assis de Oliveira Nascimento, pelo apoio, paciência, amizade e auxílio prestados durante todo o trabalho.

Ao Professor Dr. Pedro Berger e ao Dr. Jorge Cormane por toda ajuda prestada e pela paciência.

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

Aos meus pais e ao meu irmão, por toda alegria, amor e dedicação prestadas a mim durante toda minha vida.

A Raquel, por me fazer sorrir nos momentos mais difíceis, pelo carinho, amor e cuidado.

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

## **RESUMO**

### **COMPRESSÃO DE SINAIS DE ELETROMIOGRAFIA UTILIZANDO TRANSFORMADA WAVELETS E ALOCAÇÃO DE BITS POR SUB-BANDAS**

**Autor: Marcel Henrique Trabuco**

**Orientador: Francisco Assis de Oliveira Nascimento**

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

**Brasília, agosto de 2012**

Em face ao crescente uso de sinais de eletromiografia pela medicina, é imprescindível a otimização do processo de codificação dos sinais envolvidos. Assim, esta pesquisa visa colaborar com essa crescente necessidade. Aqui é apresentado um codificador de sinais baseado em transformada Wavelet e alocação de bits por sub-bandas. Foram implementadas e comparadas três formas distintas de alocação de bits: exponencial, linear e raiz-quadrática, todas decrescentes. Comparações com outros codificadores presentes na literatura são apresentadas. Verificou-se que alocação raiz-quadrática decrescente aplicada a alocação de bits por sub-banda gerou um melhor resultado quando comparada com as outras formas de alocação e resultados melhores ou semelhantes foram alcançados na comparação com outros codificadores presentes na literatura. No desenvolvimento do codificador, buscou-se sempre a máxima compressão, mas sem a perda de fidelidade do sinal reconstruído, característica fundamental da análise de sinais eletromiográficos.

## **ABSTRACT**

### **COMPRESSÃO DE SINAIS DE ELETROMIOGRAFIA UTILIZANDO TRANSFORMADA WAVELETS E ALOCAÇÃO DE BITS POR SUB-BANDAS**

**Author: Marcel Henrique Trabuco**

**Supervisor: Francisco Assis de Oliveira Nascimento**

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

**Brasília, agosto de 2012**

Given the increasing use of electromyographic signals by the medicine, is essential to optimize the process of encoding the signals involved. So this research intends to collaborate with this growing need. In this work, an encoder signal based on wavelet transform and bit allocation for sub-bands is presented. Were implemented and compared three methods of allocating bits: exponential, linear and quadratic-root, all decreasing. It was found that decreasing quadratic-root allocation applied to the bits allocation per sub-band produced the best results when compared with other forms of allocation and similar or better results were achieved in comparison to other encoders in the literature. In the development of the encoder, always sought to maximum compression, but without loss of fidelity of the reconstructed signal, a fundamental characteristic of the analysis of electromyographic signals.

# SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO.....</b>	<b>1</b>
1.1. REVISÃO DA LITERATURA.....	1
1.2. PRINCIPAIS CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO .....	2
1.3. SUMÁRIO DA DISSERTAÇÃO .....	3
<b>2. ELETROMIOGRAFIA .....</b>	<b>5</b>
2.1. FUNDAMENTOS E CARACTERÍSTICAS .....	5
2.1.1. Eletromiografia invasiva e de superfície .....	8
2.2. AQUISIÇÃO DOS SINAIS .....	9
2.2.1. Instrumentação .....	9
2.3. RUÍDOS E ARTEFATOS .....	13
2.4. CARACTERÍSTICAS E PROCESSAMENTO DO SINAL DE EMG.....	13
<b>3. COMPRESSÃO DE SINAIS E DADOS.....</b>	<b>16</b>
3.1. TRANSFORMADA WAVELET .....	17
3.1.1. Transformada contínua de Wavelet.....	18
3.1.2. Análise em multiresolução.....	19
3.1.3. Transformada Discreta de Wavelet .....	21
3.1.4. Filtros digitais e DWT.....	22
3.2. COFICAÇÃO POR ENTROPIA .....	25
3.2.1. Codificação de Huffman .....	26
3.2.2. Codificação aritmética.....	28
<b>4. ALGORITMOS PROPOSTOS .....</b>	<b>32</b>
4.1. ALGORITMO DE ALOCAÇÃO DINÂMICA UTILIZANDO REDES NEURAIS .....	32
4.2. PROCESSOS DE CODIFICAÇÃO E DECODIFICAÇÃO PROPOSTOS POR ESTE TRABALHO.....	33
4.2.1. Codificador e Decodificador.....	33
4.2.2. Algoritmos de alocação de bits .....	37
4.2.2.1. Alocação exponencial decrescente .....	37
4.2.2.2. Alocação linear decrescente .....	39
4.2.2.3. Alocação raiz-quadrática decrescente.....	41

<b>5. RESULTADOS EXPERIMENTAIS.....</b>	<b>44</b>
5.1. METODOLOGIA.....	44
5.2. RESULTADOS DA COMPRESSÃO DE SINAIS S-EMG.....	45
5.2.1. AED, ALD e ARD com $16 \geq Q \geq 2$ e $L = 1$ .....	46
5.2.2. AED, ALD e ARD com $16 \geq Q \geq 3$ e $L = 2$ .....	48
5.2.3. AED, ALD e ARD com $16 \geq Q \geq 5$ e $L = 4$ .....	50
5.2.4. ALD com $L = Q, L = Q - 1, L = Q - 2$ e $L = Q - 3$ .....	51
5.2.5. Comparação entre o sinal reconstruído e o sinal original.....	52
5.3. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	54
<b>6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....</b>	<b>58</b>
6.1. CONCLUSÕES GERAIS.....	58
6.2. RECOMENDAÇÕES PARA PESQUISAS FUTURAS.....	59
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>60</b>
<b>APÊNDICES.....</b>	<b>63</b>
<b>A - OUTROS RESULTADOS EXPERIMENTAIS.....</b>	<b>64</b>

## LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 - Codificação final por Huffman .....	27
Tabela 3.2 - Tabela de valores da codificação aritmética .....	30
Tabela 5.1 - Tabela de desempenho dos codificadores para $16 \geq Q \geq 2$ e $L=1$ .....	47
Tabela 5.2 - Tabela de desempenho dos codificadores para $16 \geq Q \geq 3$ e $L=2$ .....	49
Tabela 5.3 - Tabela de desempenho dos codificadores para $16 \geq Q \geq 5$ e $L=4$ .....	51

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - Unidade motora (modificado – Drews, 2000).....	6
Figura 2.2 - Eventos que envolvem o Potencial de Ação. (Modificado – Silbermagl e Despopoulos, 2003) .....	8
Figura 2.3 - Posicionamento dos eletrodos sobre a fibra muscular (Modificado – De Lucca, 1997) .....	11
Figura 2.4 - a) Sinal Original b) Sinal filtrado. Adaptado (Modificador – Marchetti & Duarte, 2006).....	12
Figura 2.5 - Comparação entre sinais de EMG isométricos e isotônicos (Modificado – Berger, 2006).....	14
Figura 3.1 - Família Daubechies (Modificador – Misiti et al, 1997).....	18
Figura 3.2 - Decimador (Modificado – Burros et al, 1998). .....	22
Figura 3.3 - Análise em duas bandas (Modificado – Burros et al, 1998). .....	22
Figura 3.4 - Árvore de análise de 3 estágios e duas bandas (Modificado – Burros et al, 1998). .....	23
Figura 3.5 - Bandas de frequência para árvore de análise (Modificado – Burros et al, 1998). .....	23
Figura 3.6 - Amostras de um sinal obtidas com a análise em árvore (Modificado – Misiti et al, 1997).....	24
Figura 3.7 - Processo de reconstrução (Modificado – Burros et al, 1998).....	24
Figura 3.8 - Árvore binária utilizando codificação de Huffman .....	27
Figura 3.9 - Sequência de codificação aritmética. ....	30
Figura 4.1 - Diagrama de blocos do codificador e decodificador (Modificado – Berger, 2006) .....	32
Figura 4.2 - Diagrama de blocos do codificador .....	34
Figura 4.3 - Diagrama de blocos da decodificação de sinais S-EMG .....	36
Figura 4.4 - Curva exponencial decrescente .....	38
Figura 4.5 - Gráfico da função exponencial decrescente .....	38
Figura 4.6 - Curva linear decrescente .....	40
Figura 4.7 - Curva raiz quadrática decrescente .....	41
Figura 4.8 - Gráfico da função raiz quadrática.....	42
Figura 5.1 - Sinal de S-EMG.....	44



Figura 5.2 - Módulo dos coeficientes transformados de uma janela .....	46
Figura 5.3 - Curvas de alocação para $Q=16$ e $L=1$ .....	46
Figura 5.4 - Alocação de bits para cada sub-banda com $Q=16$ e $L=1$ .....	47
Figura 5.5 - Desempenho dos codificadores para $16 \geq Q \geq 2$ e $L=1$ .....	48
Figura 5.6 - Curvas de alocação para $Q=16$ e $L=2$ .....	48
Figura 5.7 - Alocação de bits para cada sub-banda com $Q=16$ e $L=2$ .....	49
Figura 5.8 - Desempenho dos codificadores para $16 \geq Q \geq 3$ e $L=2$ .....	49
Figura 5.9 - Curvas de alocação para $Q=16$ e $L=4$ .....	50
Figura 5.10 - Alocação de bits para cada sub-banda para $Q=16$ e $L=4$ .....	50
Figura 5.11 - Desempenho dos codificadores para $16 \geq Q \geq 5$ e $L=4$ .....	51
Figura 5.12 - Desempenho do codificador utilizando ALD com $L=Q$ , $L=Q-1$ , $L=Q-2$ e $L=Q-3$ .....	52
Figura 5.13 - Alocação de bits para cada sub-banda utilizando ALD com $L=Q$ , $L=Q-1$ , $L=Q-2$ e $L=Q-3$ com $Q=16$ .....	52
Figura 5.14 - Exemplo ilustrativo mostrando uma janela (2048 amostras) do sinal S-EMG 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 a $SNR=32,56$ (dB) e $GC=3,57$ . .....	53
Figura 5.15 - Exemplo ilustrativo mostrando uma janela (2048 amostras) do sinal S-EMG 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 a $SNR=14,60$ (dB) e $GC=18,43$ . .....	53
Figura 5.16 - Exemplo ilustrativo mostrando uma janela (2048 amostras) do sinal S-EMG 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 a $SNR=5,70$ (dB) e $GC=54,29$ . .....	54
Figura A.1 – Desempenho dos codificadores para $16 \geq Q \geq 4$ e $L=3$ .....	64
Figura A.2 – Desempenho dos codificadores para $16 \geq Q \geq 6$ e $L=5$ .....	64
Figura A.3 – Desempenho dos codificadores para $16 \geq Q \geq 7$ e $L=6$ .....	65
Figura A.4 – Desempenho dos codificadores para $16 \geq Q \geq 8$ e $L=7$ .....	65
Figura A.5 – Desempenho dos codificadores para $16 \geq Q \geq 9$ e $L=8$ .....	66

Figura A.6 – Desempenho dos codificadores para  $16 \geq Q \geq 10$  e  $L=9$ .....66

Figura A.7 – Desempenho dos codificadores para  $16 \geq Q \geq 11$  e  $L=10$ .....67

## LISTA DE SÍMBOLOS, NOMECLATURA E ABREVIACÕES

ADC	<i>Analogic to Digital Converter</i> (Conversor Analógico Digital)
AED	Alocação Exponencial Decrescente
ALD	Alocação Linear Decrescente
ARD	Alocação Raiz-quadrática Decrescente
CVMI	Contração Voluntária Máxima Isométrica
DWT	<i>Discrete Wavelet Transform</i> (Transformada de 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)
GC	Ganho de Compressão
IDWT	<i>Inverse Discrete Wavelet Transform</i> (Transformada de Wavelete Discreta Inversa)
IEMG	EMG Integrado
LZW	<i>Lempel Ziv Welch</i>
MU	<i>Motor Unit</i> (Unidade Motora)
PSD	<i>Power Spectral Density</i> (Densidade Espectral de Potência)
S-EMG	Eletromiografia de superfície
SNR	<i>Signal Noise Ratio</i> (Relação Sinal Ruído)
TDW	Transformada Discreta de Wavelet

# 1. INTRODUÇÃO

Recentemente, a eletromiografia de superfície S-EMG (do inglês, *surface electromyographic signals*) tem atraído um maior interesse de segmentos que lidam com fisioterapia, biomecânica, medicina esportiva e ortopedia. Dois motivos principais podem ser relacionados: (1) permite acesso a estrutura e a função muscular por meio de um processo não invasivo e; (2) as tecnologias associadas a aquisição e ao tratamento dos sinais atingiram um patamar que tornam viáveis pesquisas e aplicações com base na eletromiografia de superfície. A digitalização de um sinal de S-EMG envolve a amostragem do sinal que geralmente varia entre 1 kHz e 2 kHz e, na quantização com um comprimento de palavra digital de 2 bytes por amostra (a maioria dos eletromiógrafos utilizam conversores A/D de 12 bits a 16 bits).

Protocolos envolvendo S-EMG muitas vezes tem duração de vários minutos gerando uma grande quantidade de sinais e de dados para serem armazenados ou transmitidos. Neste sentido, é de interesse o desenvolvimento de técnicas eficientes de codificação dos sinais (ou de técnicas de compressão de dados), para que os dados gerados ocupem uma menor quantidade de banda ou de memória de armazenamento. Os requisitos de fidelidade das formas de ondas codificadas são tais que, depois de recuperados (decodificados), os sinais possam efetivamente ser tratados por ferramentas computacionais específicas de avaliação objetiva e de identificação de padrões de interesse.

## 1.1. REVISÃO DA LITERATURA

Várias abordagens distintas para compressão de sinais de S-EMG podem ser encontradas na literatura científica recente. Predição linear (Carotti et al, 2006) apresenta 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, perde informação de fase. Isso leva a perdas na relação sinal-ruído. Um codificador de forma de onda significativamente superior ao método da predição linear em termos da fidelidade da forma de onda é apresentado em (Norris et al, 2001). A técnica baseada em transformada de wavelet é conhecida como EZW (*Embedded Zero-tree*

*Wavelets*). Outras técnicas também baseadas em transformadas de Wavelets podem ser encontradas na literatura.

Uma técnica elegante quanto à concepção e eficiente quanto ao desempenho associado ao (ganho de compressão) x (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). Técnicas envolvendo aprendizado por meio de redes neurais e transformadas de wavelets são apresentadas em (Berger et al, 2006) e (Berger et al, 2003). As redes neurais aprendem os padrões espectrais dos sinais de S-EMG e, dinamicamente, alocam bits para o vetor de coeficientes transformados de forma a aproximar o comportamento do envoltório de amplitude no domínio das transformadas de wavelets.

Algoritmo baseado em padrões recorrentes (Filho et al, 2008) tem apresentado excelente desempenho (ganho de compressão) x (relação sinal/ruído), principalmente para processos passa-baixas em que subintende-se estacionaridade (o processo é não estacionário, mas apresenta grande inércia). Isso pode ser observado em experimentos com protocolos S-EMG isométricos. Contudo, o custo computacional é grande, depende do tamanho e do comportamento espectral do banco de sinais.

Abordagens mais recentes (Costa et al, 2008 e 2009) segmentam o sinal de S-EMG. Cada segmento é justaposto de forma a construir um sinal bidimensional (uma matriz de  $N \times M$  amostras). Em um segundo passo, as linhas que apresentam maior correlação entre si são deslocadas de forma a ficarem imediatamente uma após a outra (os índices de suas posições originais são guardados como informação lateral para o processo de decodificação). Finalmente, técnicas de codificação de sinais bidimensionais (imagens) são aplicadas. Os resultados de simulações computacionais mostram bons desempenhos da estratégia.

## **1.2. PRINCIPAIS CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO**

Este trabalho propõe uma técnica de compressão de sinais de S-EMG baseado em transformada de wavelets e na segmentação do espectro transformado em sub-bandas. Em

cada sub-banda é adaptada uma maneira de alocar os bits para a quantização dos coeficientes da transformada de wavelet, os dados quantizados são então compactados por um codificador por entropia.

Foram implementadas três maneiras de alocação de bits para a quantização dos coeficientes transformados, são elas:

- 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;

O objetivo 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 outras técnicas relatadas na literatura. São apresentados os resultados utilizando banco de sinais reais e comparações foram feitas com técnicas apresentadas nas referências.

### **1.3. SUMÁRIO DA DISSERTAÇÃO**

O intuito desse trabalho foi apresentar técnicas de compressão de sinais S-EMG e analisar os resultados obtidos por cada técnica. 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 desse trabalho se deu inicialmente com uma abordagem da teoria envolvida acerca da eletromiografia de superfície e das técnicas de compressão que hoje são o estado da arte na área de compressão de sinais de S-EMG. Todo o procedimento foi sintetizado em seis capítulos.

O texto tem início com este capítulo introdutório, onde é feita uma contextualização do tema abordado, uma revisão bibliográfica e as principais contribuições do presente trabalho.

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 dados utilizadas nesta pesquisa, que hoje são o estado da arte no tratamento de sinais S-EMG.

Em seguida, no capítulo 4 são apresentadas as técnicas propostas por esse trabalho. É feita uma abordagem acerca da origem e desenvolvimento de cada técnica.

O capítulo 5 apresenta os resultados obtidos por cada técnica quando se faz uso de sinais reais de S-EMG. Uma discussão dos resultados é feita ao final do capítulo.

O capítulo 6 encerra esse trabalho fazendo uma abordagem das contribuições e principais conclusões obtidas com os resultados e propõe novas técnicas que podem ser implementadas em trabalhos futuros.

## **2. ELETROMIOGRAFIA**

Foram utilizados sinais eletromiográficos nos codificadores propostos. Neste capítulo iremos abordar os fundamentos, características e tipos de eletromiografia (EMG). Faremos também uma análise dos sinais relacionados, levando em conta a metodologia científica de tratamento e obtenção dos mesmos.

Eletromiografia é uma técnica de monitoramento da atividade elétrica das membranas excitáveis, representando a medida dos potenciais de ação do sarcolema, como efeito de voltagem em função do tempo. O sinal eletromiográfico é a adição algébrica de todos os sinais detectados em certa área, podendo ser afetado por propriedades musculares, anatômicas e fisiológicas, assim como pelo controle do sistema nervoso periférico e a instrumentação utilizada para a aquisição dos sinais (Enoka, 2000).

### **2.1. FUNDAMENTOS E CARACTERÍSTICAS**

A compreensão de sinais eletromiográficos só é completa se for feito o entendimento das fontes dos sinais: os músculos. No corpo humano, existem três tipos de músculos, são eles: músculo esquelético, músculo liso e músculo cardíaco.

O músculo esquelético constitui aproximadamente 45% do peso corporal (Santos, 2005) é o tipo de músculo que podemos ver e sentir. Esses músculos trabalham de forma voluntária, ou seja, você pensa em contraí-los, o seu sistema nervoso os manda obedecerem ao seu pensamento. Eles ligam-se ao esqueleto e aparecem aos pares: um músculo para mover o osso em uma direção e outro para mover esse mesmo osso 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.



O músculo cardíaco é encontrado somente no coração e suas características são resistência e consistência. Ele pode esticar 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.

A estrutura básica que forma os músculos é chamada de sarcômero. Alguns músculos são compostos de compartimentos que se deslocam na mesma direção ou em direções ligeiramente diferentes. Cada compartimento contém fibras musculares, as quais são constituídas de miofibrilas. Por sua vez, cada miofibrila é um conjunto de filamentos das proteínas actina e miosina, entre outras.

No músculo esquelético normal, 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 simples unidade motora pode ter de 3 a 2000 fibras musculares. Músculos que controlam movimentos mais finos possuem uma menor quantidade de fibras musculares por unidade motora do que músculos que controlam grandes movimentos (Rash, 2004).

Uma unidade motora é constituída por um neurônio motor, suas junções neuromusculares e as fibras musculares enervadas por esse neurônio. Na figura 2.1, é apresentada uma unidade motora simples.

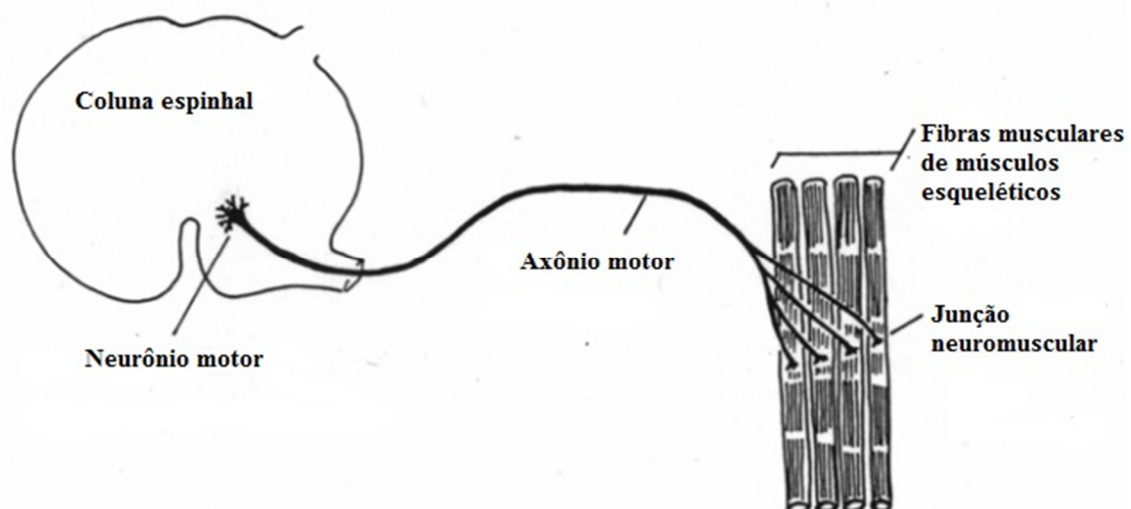


Figura 2.1 - Unidade motora (modificado – Drewes, 2000)

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 contraíam 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 muscular, produzem um desequilíbrio eletroquímico, este desequilíbrio faz 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  $-90\text{mV}$  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, tal processo pode ser apreciado na figura 2.2.

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 ativação. A superposição dos trens de potenciais de ativação provenientes de diferentes unidades motoras no local da aquisição forma o sinal de EMG.

Os sinais de EMG podem ser provenientes de contrações isométricas ou de contrações isotônicas. A contração isométrica pode ser chamada de estática ou de sustentação. E não provoca movimento ou deslocamento articular, sendo que o músculo exerce um trabalho estático. Não há alteração no comprimento do músculo, mas sim um aumento na tensão máxima do mesmo. A contração isotônica também conhecida por contração dinâmica é a contração muscular que provoca um movimento articular. Há alteração do comprimento do músculo sem alterar sua tensão máxima. Ocorre quando ao realizar o movimento o

músculo encurta, ou seja, as inserções se aproximam, com a diminuição do comprimento de seus sarcômeros.

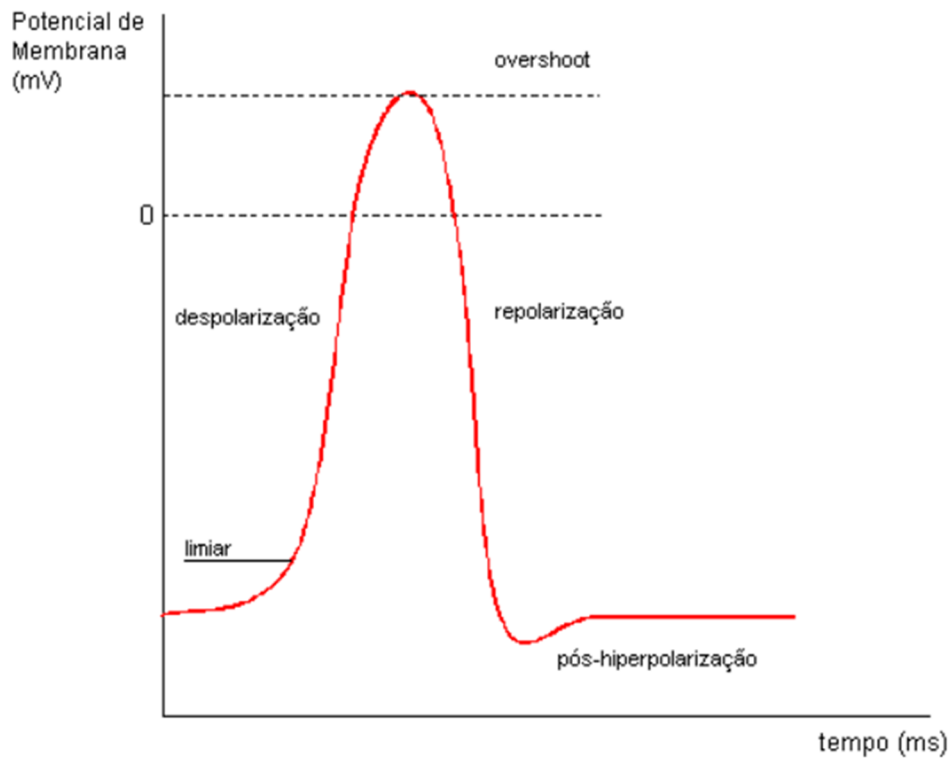


Figura 2.2 - Eventos que envolvem o Potencial de Ação. (Modificado – Silbermagl e Despopoulos, 2003)

### 2.1.1. 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 preciso, no entanto esse método traz dor e desconforto para o paciente. Assim, cada vez mais se procura a substituição desse método. O método de superfície é conhecido como eletromiografia de superfície (EMG-S), 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 2.3.

## 2.2. AQUISIÇÃO DOS SINAIS

Basicamente, o sinal 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.

Em virtude da exposição a ruídos e da não padronização das técnicas de aquisição dos sinais utilizando a eletromiografia de superfície, muitos problemas e confusões ainda existem no uso clínico dos sinais de EMG-S. Estudos têm sido feitos com o objetivo de aperfeiçoar os procedimentos e instrumentos adotados pelos profissionais de saúde. O aperfeiçoamento dessas técnicas é de suma importância para a obtenção de um sinal mais fiel as variações de potencial provenientes dos músculos.

### 2.2.1. Instrumentação

Os principais instrumentos envolvidos em um procedimento de aquisição de um sinal de EMG-S são: eletrodos, amplificadores, filtros e conversor analógico digital (ADC). 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).

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 EMG-S 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.

O sinal de EMG-S pode ser adquirido, não necessariamente por um simples eletrodo, mas pode resultar de uma combinação dos sinais advindos de vários detectores, podendo assim ser classificado como monopolar ou bipolar (Souza et al, 2005). A configuração monopolar obtém diferenças de potencial entre dois pontos no qual um dos pontos é a referência (terra). Na configuração bipolar são obtidos sinais em relação a uma referência, neste caso existem três pontos de detecção (Souza et al, 2005).

A amplitude e a frequência de um sinal de EMG-S são influenciados principalmente pelo tamanho e orientação do eletrodo com relação as fibras musculares ativas, tamanho e número de fibras musculares ativas e a distância entre as fibras e o eletrodo de detecção. A figura 2.3 resume bem a influência da orientação dos eletrodos no sinal EMG-S captado. De acordo com a figura, o ponto de detecção pode estar mais próximo à zona de inervação (eletrodo superior), a junção miotendinosa (eletrodo inferior), a extremidade lateral do músculo (eletrodo a direita) e no 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.

Após o sinal ser captado pelos eletrodos, ele precisa passar por amplificadores em função da baixa amplitude. Entretanto, alguns cuidados devem ser tomados na escolha do amplificador para que o sinal não tenha suas características alteradas. Os seguintes pontos precisam ser analisados: características do ruído, razão sinal/ruído, ganho, taxa de rejeição de modo comum, impedância de entrada, *input bias current* e largura de banda (Marchetti e Duarte, 2006).

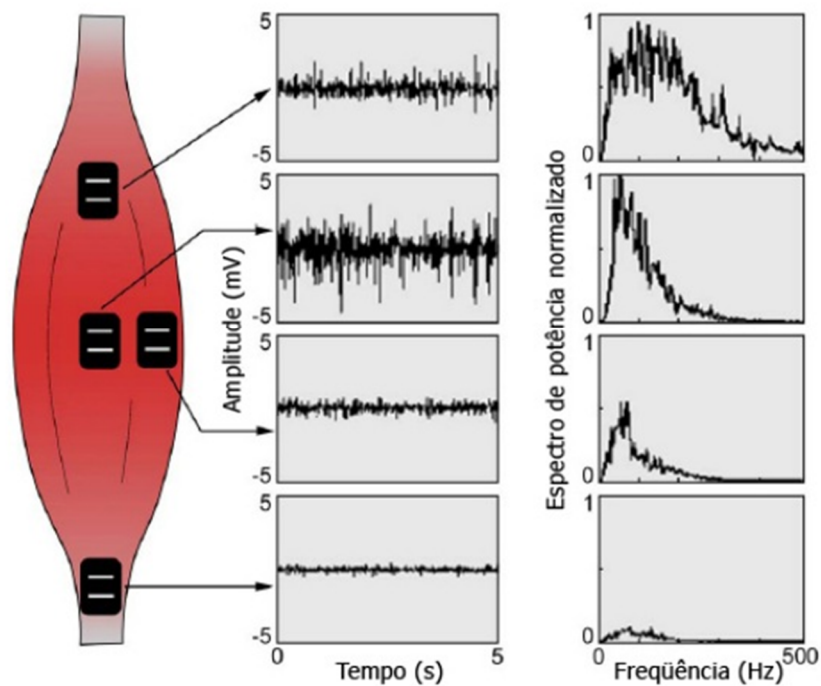


Figura 2.3 - Posicionamento dos eletrodos sobre a fibra muscular (Modificado – De Lucca, 1997)

Uma vez amplificado, o sinal então 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). Os filtros podem ser analógicos ou digitais.

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.

A figura 2.4 mostra um exemplo de utilização de um filtro passa-banda de 20-200 Hz.

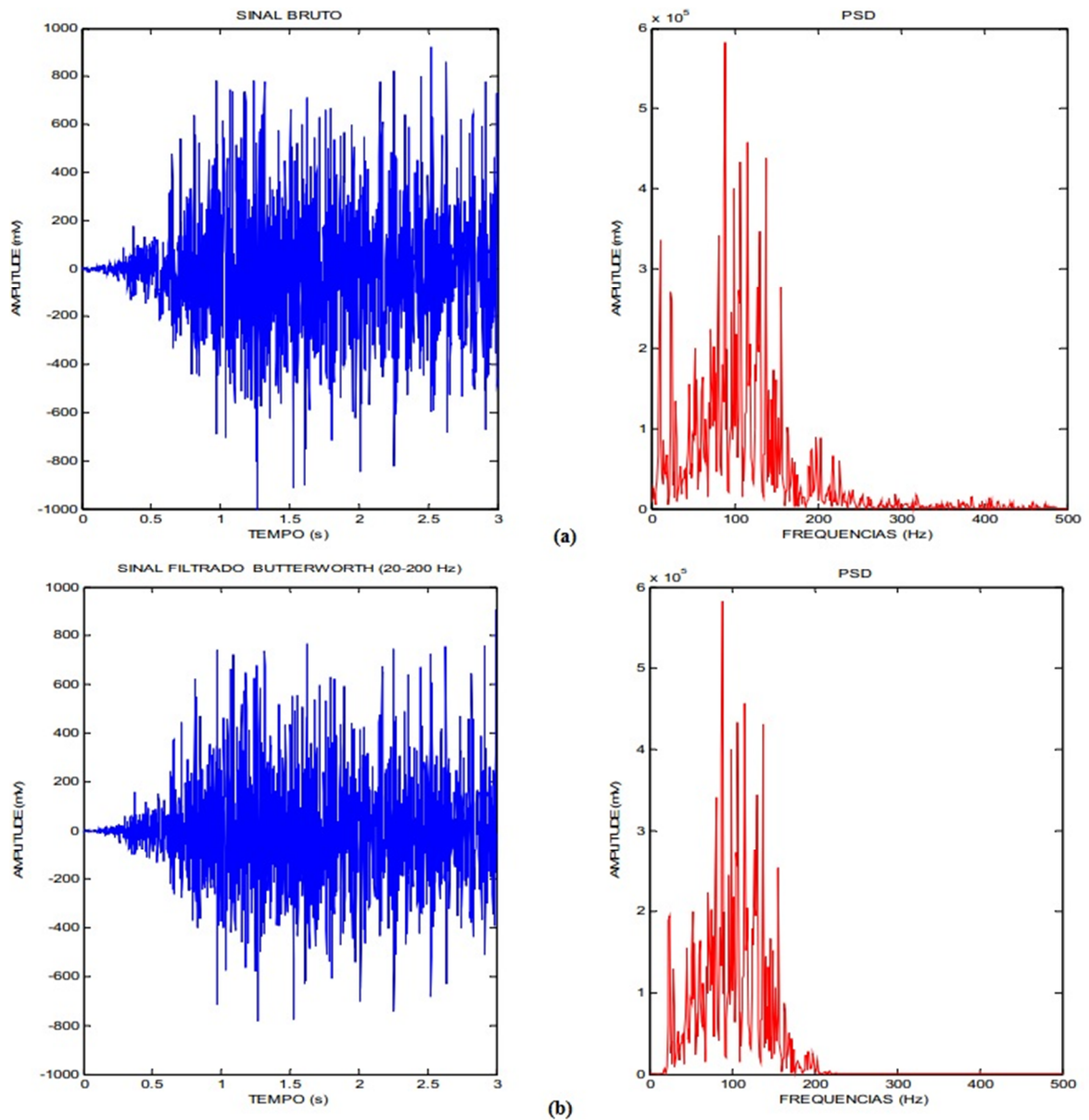


Figura 2.4 - a) Sinal Original b) Sinal filtrado. Adaptado (Modificador – Marchetti & Duarte, 2006).

Por fim, o sinal segue para um conversor analógico-digital (ADC), nesse ponto temos a transformação do sinal em uma sequência numérica, que apesar de reproduzir o sinal com fidelidade, não é idêntica ao mesmo, devido a duas componentes importantes, a amostragem e a quantização. Essas duas componentes adicionam ao sinal o que é chamado de erro de quantização. Assim a escolha do conversor a ser utilizado deve levar em conta essas componentes, de tal forma que o erro adicionado não interfira na acurácia do sinal avaliado.

### **2.3. RUÍDOS E ARTEFATOS**

É inevitável a presença de ruídos (componentes de sinais indesejados) em um sinal eletromiográfico. Os ruídos podem ser provenientes de outros órgãos do corpo humano, do equipamento de captação do sinal ou mesmo do ambiente onde se encontra a pessoa. Os ruídos mais comuns observados são:

- 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;
- Sinal de eletrocardiografia – Sinal bastante intenso e organizado, proveniente do músculo cardíaco, facilmente captado nas regiões lombar e torácica;
- *Crosstalk* – Esse ruído é causado devido a interferência de sinais provenientes de outros músculos que estão próximos ao músculo analisado;
- Movimento de artefato – Esse ruído pode ser gerado pela movimentação do eletrodo na pele ou pelo cabo que conecta o eletrodo ao eletromiógrafo. Esse ruído possui frequências entre 0 e 20 Hz;
- Ruído ambiente – ruído proveniente de equipamentos presentes no local da aquisição do sinal, esses ruídos podem ter componentes em diversas frequências. Esse ruído é comumente chamado de branco;
- Instabilidade inerente ao sinal – o sinal de EMG é por natureza quase randômico e as componentes de frequência entre 0 e 20 Hz são particularmente instáveis. Em virtude dessa instabilidade, é recomendável considerar essa faixa de frequência como ruído e removê-la do sinal desejado.

### **2.4. CARACTERÍSTICAS E PROCESSAMENTO DO SINAL DE EMG**

O sinal proveniente diretamente do músculo, sem sofrer nenhum tratamento, é chamado de sinal RAW (do inglês, cru). Este sinal pode ser isométrico, quando é proveniente de contrações isométricas (também conhecidas como estáticas) ou isotônico, quando é proveniente de contrações isotônicas (também conhecidas como dinâmicas) (Francica, 2008).



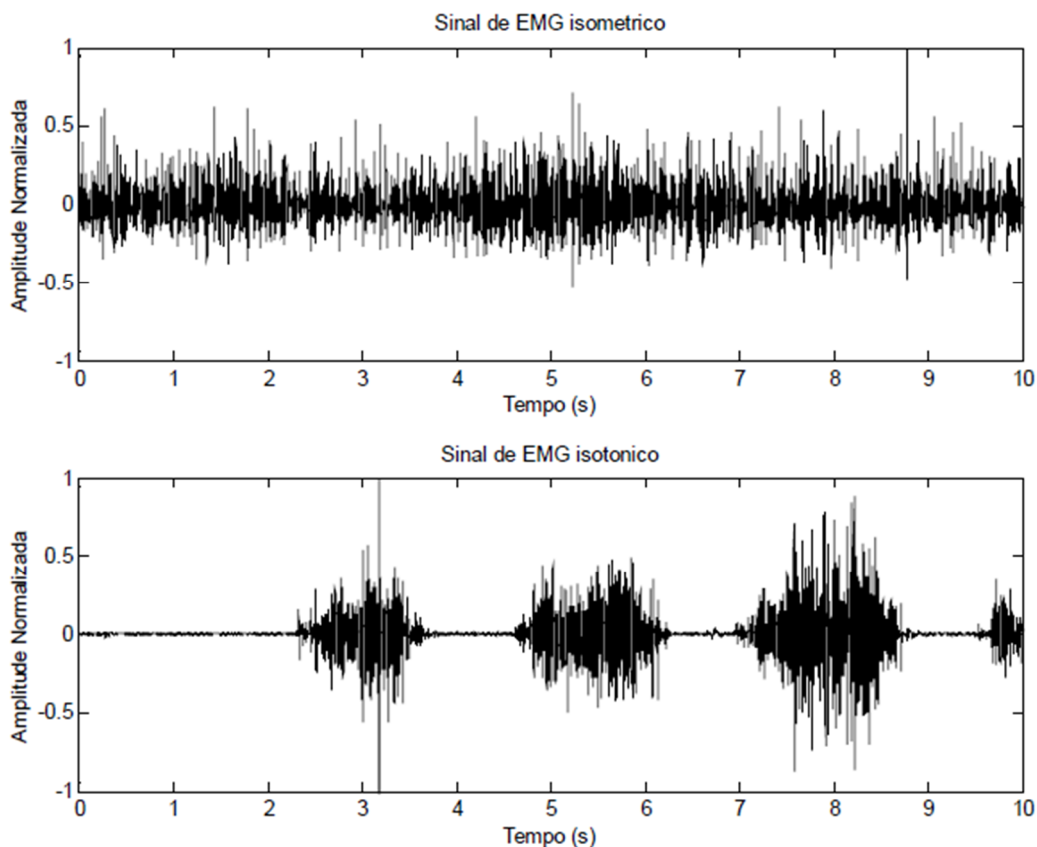


Figura 2.5 - Comparação entre sinais de EMG isométricos e isotônicos (Modificado – Berger, 2006)

O sinal bruto possui amplitude entre  $\pm 5000 \mu\text{V}$  (atletas) e a frequência varia entre 6 e 500 Hz, sendo que a maior parte da potência está concentrada entre 20 e 150 Hz (Konrad, 2005).

Após ter sido amplificado, filtrado e digitalizado, o sinal pode ser analisado no domínio do tempo ou da frequência. A primeira busca descrever quando algo ocorre e qual a amplitude do evento. A segunda descreve o conteúdo das frequências do sinal através da amplitude do sinal em determinada frequência, com base em transformadas como a FFT (*Fast Fourier Transform* – transformada rápida de Fourier) e wavelets.

As técnicas de análise mais comumente utilizadas no domínio do tempo são:

- Retificação – Consiste em tomar o valor absoluto do sinal EMG, ou seja, rebater as fases negativas (*full-wave*) ou remover os valores negativos do sinal bruto (*half-wave*);

- Envolvimento Linear – Consiste em analisar a amplitude do sinal a partir de uma média móvel;
- *Root mean square* (RMS) – Análise da amplitude do sinal a partir de uma raiz quadrática média de certa janela de tempo;
- Integração – Consiste em somar a atividade durante algum período de tempo. O sinal EMG integrado (IEMG) é utilizado para avaliar o nível de atividade.

As técnicas de análise mais comumente utilizadas no domínio da frequência são:

- Densidade espectral de potência (*Power Spectral Density* - PSD) – Fornece a contribuição de potência de cada frequência;
- Frequência média – O produto da frequência com a amplitude do espectro é igual a média de todos os produtos do espectro;
- Frequência mediana – Frequência que divide o espectro de potência em duas sessões com a mesma quantidade de potência;

Para que seja possível comparar sinais obtidos de diferentes indivíduos ou de diferentes músculos, é necessário realizar a normalização do sinal, que consiste em transformar as amostras do sinal em um percentual baseado em uma coleta de referência do próprio indivíduo (Konrad, 2005). Existem vários métodos de normalização, os mais comuns são:

- Contração Voluntária Máxima Isométrica (CVMI) – O maior valor encontrado em uma contração isométrica máxima para o músculo em questão é utilizado como referência;
- Pico Máximo do Sinal EMG – Este valor é caracterizado pelo pico do sinal EMG encontrado no movimento ou ciclo estudado, este valor é escolhido como referência;
- Valor Médio do Sinal EMG – O valor utilizado como referência é o valor médio do sinal EMG;
- Valor Fixo do Sinal EMG – O valor de referência escolhido aqui pode ser uma contração submáxima ou uma contração isométrica submáxima.

### 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 grandes 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 usadas técnicas de compressão sem perdas.

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

Neste capítulo trataremos de três técnicas presentes nos codificadores mais avançados e presentes nos codificadores estudados por esse trabalho, são elas: Transformadas Wavelets,

Codificação de Huffman e Compressão Aritmética. A primeira é um método com perdas, os dois últimos são métodos sem perdas.

### 3.1. TRANSFORMADA WAVELET

Os codificadores utilizados em eletromiografia que fazem uso de transformadas Wavelets têm apresentado melhores resultados quando comparados a codificadores que usam outras transformadas, como a de Fourier. Assim a transformada de Wavelet representa o estado da arte em transformada aplicada a codificadores.

Uma das transformadas mais conhecidas, a de Fourier, representa o sinal como combinação linear de senos 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 é perdida, 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.

A Transformada de Wavelet é ideal para sinais não estacionários, pois mapeia o sinal de uma dimensão para duas dimensões (tempo e escala), mapeando o sinal no tempo, é possível analisar variações locais do sinal. Mas o que são Wavelets?

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  $\Psi$  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, exibe os gráficos das funções wavelets Daubechies.

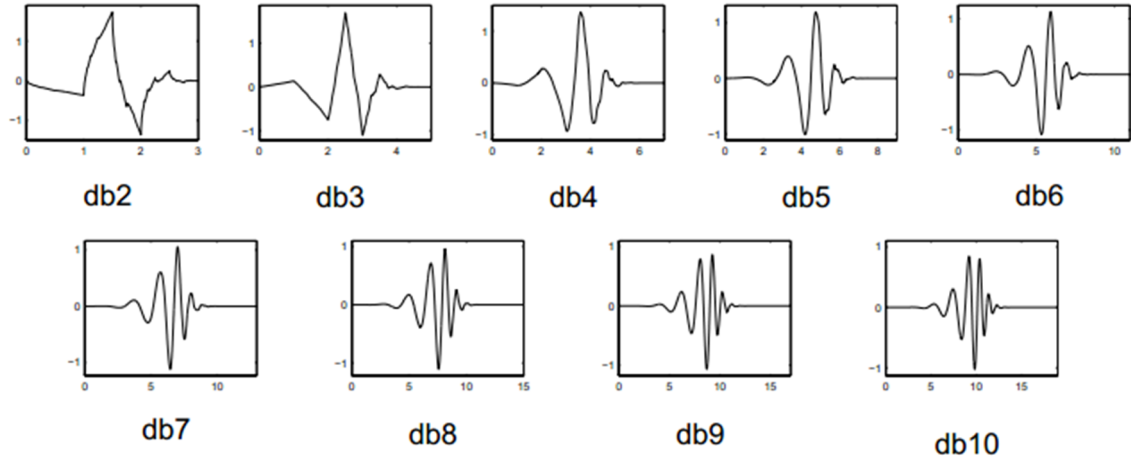


Figura 3.1 - Família Daubechies (Modificador – Misiti et al, 1997)

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

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

Onde  $s$  representa o fator de escala,  $\tau$  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  $\tau$  deslocam a função para a esquerda e valores negativos para a direita.

### 3.1.1. Transformada contínua de Wavelet

A transformada Wavelet contínua e sua transformada inversa são definidas como:

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

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

Onde  $C$  é uma constante que depende de  $\Psi(t)$ . Para esta definição temos  $s$  e  $\tau$  sendo variáveis contínuas.

Para utilizarmos a transformada Wavelet em processamento de sinais, precisamos discretizar os parâmetros de escala  $s$  e temporal  $\tau$ . A discretização é alcançada pela função:

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

Assim a versão discreta da transformada contínua de Wavelet 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.

### 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 pela equação (3.8):

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

Temos que  $V_0$  é um espaço de funções que podem ser escritas como combinação linear de  $\varphi$ . 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  $\varphi$ , temos que  $\varphi(t)$  pode ser escrito como uma soma ponderada de  $\varphi(2t)$  (Burros et al, 1998).

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

Onde 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 de Wavelet 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:

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

Onde 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 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:

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

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 acréscimo de  $j$ .

### 3.1.3. Transformada Discreta de Wavelet

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

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

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

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

Os 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 descrevemos nas seções anteriores, a transformada de 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, 1997).

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 1988 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 síntese .

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.

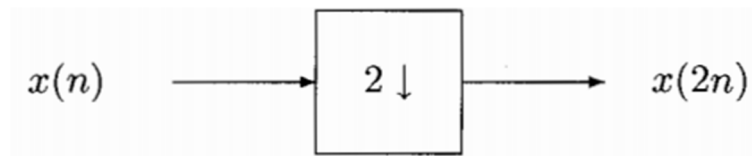


Figura 3.2 - Decimador (Modificado – Burros et al, 1998).

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.

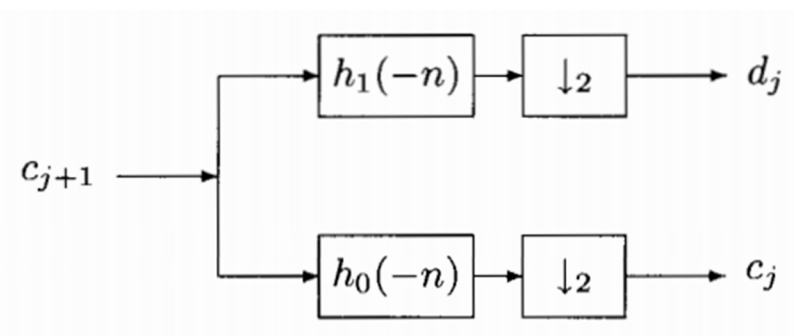


Figura 3.3 - Análise em duas bandas (Modificado – Burros et al, 1998).

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-baixa e o filtro  $h_0$ , um filtro passa-alta.

O processo de decomposição pode ser repetido sobre os coeficientes de escala, gerando uma árvore de análise, como pode ser observado na figura 3.4.

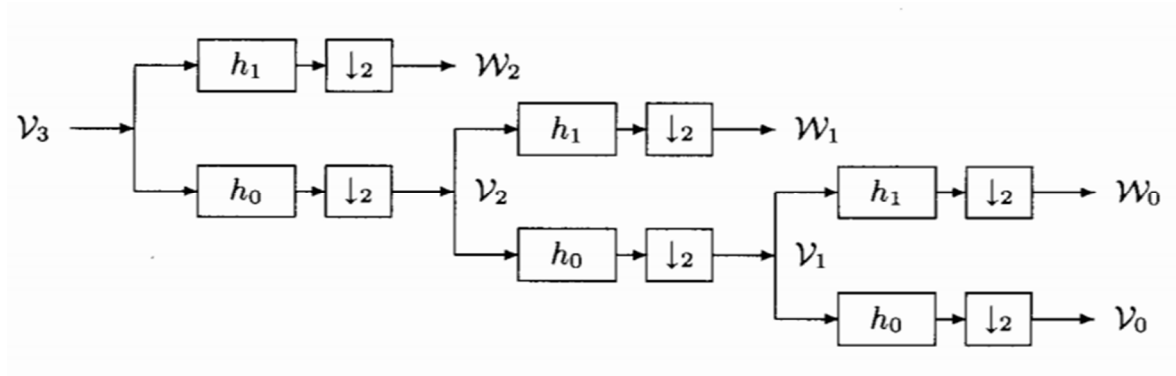


Figura 3.4 - Árvore de análise de 3 estágios e duas bandas (Modificado – Burros et al, 1998).

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.

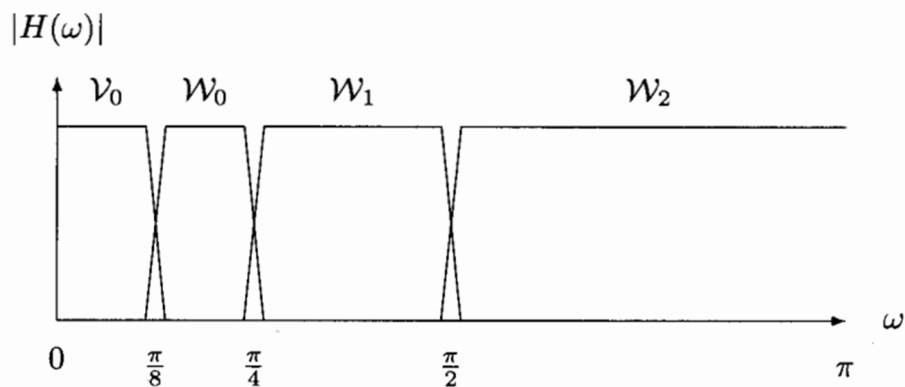


Figura 3.5 - Bandas de frequência para árvore de análise (Modificado – Burros et al, 1998).

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.

Na figura 3.6 pode-se analisar um exemplo de como um sinal pode ser dividido em coeficientes de aproximação e de detalhes.

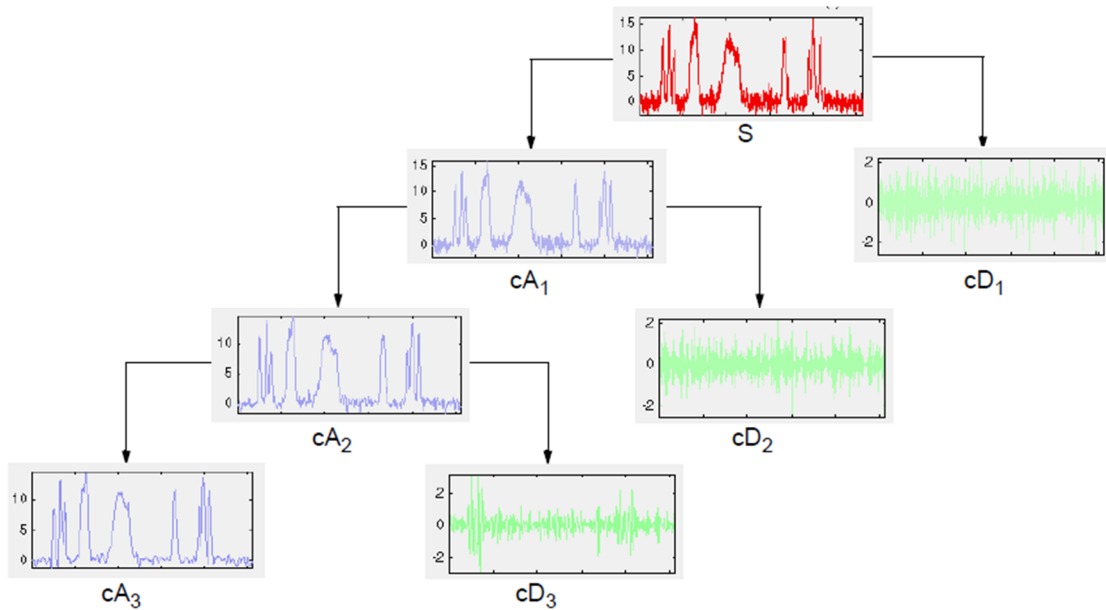


Figura 3.6 - Amostras de um sinal obtidas com a análise em árvore (Modificado – Misiti et al,1997).

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

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.

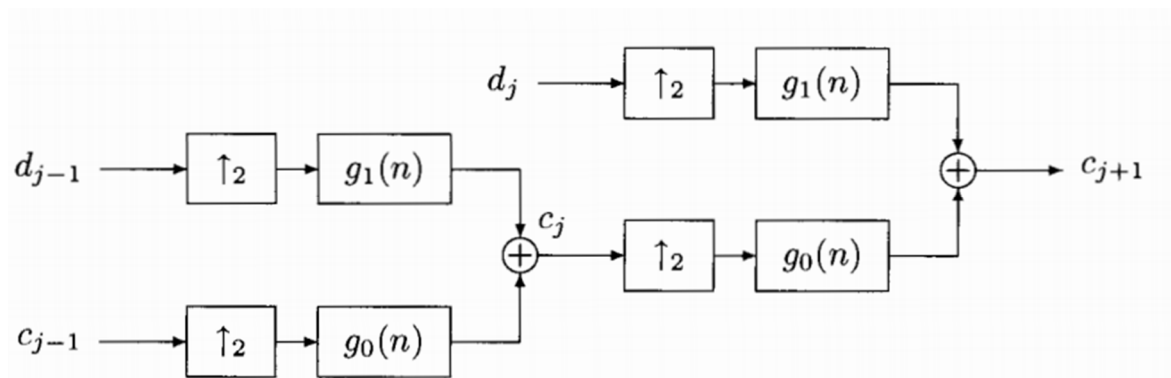


Figura 3.7 - Processo de reconstrução (Modificado – Burros et al, 1998).

### 3.2. CODIFICAÇÃO POR ENTROPIA

As técnicas de codificação que serão abordadas a seguir tiveram 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  $P(S = s_k) = p_k, k = 0, 1, \dots, K - 1$ , 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  $0 \leq H(S) \leq \log K$ , onde  $K$  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 conseguiu tal feito, apesar do número médio de bits chegar bem próximo ao valor de entropia nos codificadores mais eficientes. Os codificadores de entropia que veremos nas próximas subseções fazem parte desse grupo.

### 3.2.1. Codificação de Huffman

A codificação de Huffman foi determinada a partir de três condições (Sayood, 2006), são elas:

1. Os códigos correspondentes aos símbolos de maior probabilidade, não podem ser maiores que os códigos correspondentes aos símbolos de menor probabilidade.
2. Os dois símbolos de menor probabilidade possuem o mesmo comprimento de palavra de código.
3. Os dois símbolos de menor probabilidade tem códigos idênticos, a menos do último bit.

Essas três condições citadas são facilmente respeitadas se começarmos o processo de codificação pelas duas palavras com menor probabilidade e a cada uma associamos um bit (que será o último bit da representação). Para esse par de palavras somamos suas probabilidades e repetimos o primeiro passo, sendo as duas palavras agora representadas como uma única palavra. Assim temos a codificação de Huffman.

Exemplo: Considere uma fonte de 5 símbolos distintos com as probabilidades associadas  $A = \{a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\}$ , e para cada símbolo temos uma probabilidade correspondente  $P = \{0,3; 0,25; 0,25; 0,1; 0,1\}$ .

A árvore binária encontrada a partir da codificação de Huffman é mostrada na figura 3.8.

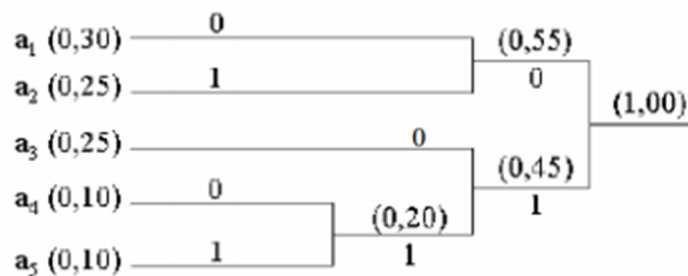


Figura 3.8 - Árvore binária utilizando codificação de Huffman

A codificação final é mostrada na tabela 3.1.

Tabela 3.1 - Codificação final por Huffman

Símbolos	Código
$a_1$	00
$a_2$	01
$a_3$	10
$a_4$	110
$a_5$	111

Para este caso temos  $H(A) = 2,18 \text{ bits}$  e o número médio de bits é de 2,2 bits. Assim, pode ser verificado que a codificação de Huffman forneceu uma codificação muito próxima da ideal.

O algoritmo de Huffman permite a criação de um código ótimo para um dado conjunto de símbolos e respectivas probabilidades, com a ressalva de que os símbolos devem ser codificados um de cada vez. O código é denominado código de bloco instantâneo e unicamente decodificável, porque cada símbolo da fonte é mapeado em uma sequência (bloco) de bits, cada palavra-código pode ser decodificada instantaneamente, ou seja, sem fazer referência a símbolos subsequentes e porque não há mais de uma forma de decodificar uma *string* de 0s e 1s, ou seja, nenhuma palavra-código é prefixo de alguma outra.

### 3.2.2. Codificação aritmética

A compressão aritmética procura atribuir uma palavra de código para toda a 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. O tamanho da palavra de código varia de acordo com o tamanho da sequência, sequências maiores possuem maiores palavras de código. À palavra de código é dado o nome de *Tag* (Sayood, 2006).

Ela 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:

$$X(a_i) = i, \quad a_i \in A \quad (3.16)$$

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

$$P(X = i) = P(a_i) \quad (3.17)$$

A função de densidade acumulada é definida como:

$$F_x(i) = \sum_{k=1}^i P(X = k) \quad (3.18)$$

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

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 3.2.

A figura 3.9 ilustra o processo de codificação, 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.

Tabela 3.2 - Tabela de valores da codificação aritmética

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	$[0,8; 1,0)$

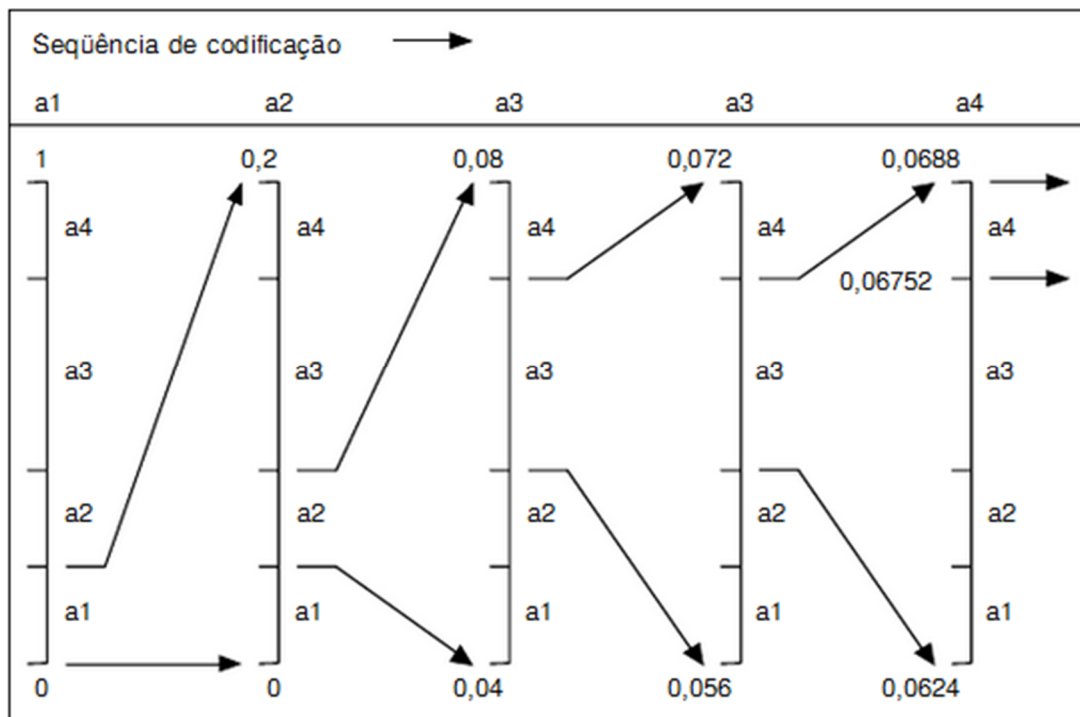


Figura 3.9 - Seqüência de codificação aritmética.

Na mensagem codificada aritmeticamente da figura 3.9, 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.

## 4. ALGORITMOS PROPOSTOS

Este capítulo aborda em detalhes cada etapa dos processos de codificação e decodificação propostos e analisados por este trabalho. Inicialmente é abordado de forma mais detalhada o codificador de sinais de eletromiografia produzido pelo pesquisador Pedro Berger em sua tese de doutorado (Berger, 2006). Os resultados gerados por esse trabalho são referência no atual cenário da eletromiografia e têm servido como base para diversos trabalhos, inclusive para este. E por fim, serão apresentadas as novas técnicas propostas por este trabalho.

### 4.1. ALGORITMO DE ALOCAÇÃO DINÂMICA UTILIZANDO REDES NEURAIAS

As etapas do processo de codificação e decodificação são exibidas no diagrama da figura 4.1.

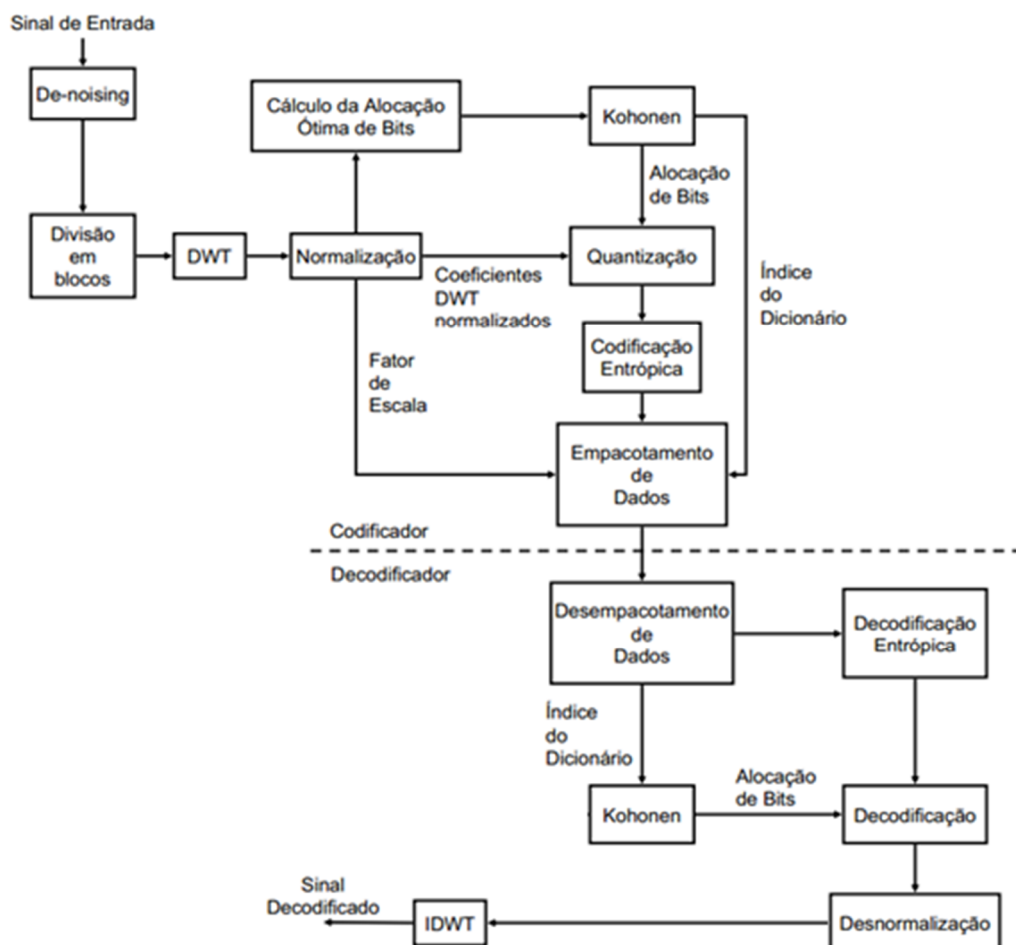


Figura 4.1 - Diagrama de blocos do codificador e decodificador (Modificado – Berger, 2006)

O sinal de S-EMG é dividido em blocos de tamanho fixo (2048 amostras), e cada bloco é então transformado para o domínio wavelet. Em seguida, um algoritmo de normalização calcula um fator de escala para cada bloco transformado. Esse fator de escala deve ser transmitido integralmente ao decodificador. Após a normalização dos coeficientes transformados é calculada a alocação de bits ótima para cada coeficiente. Essa alocação de bits é a entrada de um dicionário, formado pela rede de Kohonen, que faz uma aproximação. O bloco transformado é quantizado usando a quantidade de bits determinada pela camada de Kohonen. Uma vez quantizados, os coeficientes são codificados por um codificador de entropia, formado por um codificador de Huffman e uma codificação *Run-length*. Esses dados são empacotados com a informação lateral necessária à decodificação e estão prontos para a transmissão ou armazenamento (Berger,2006). A decodificação é realizada seguindo o caminho inverso, como mostra a figura 4.1.

## **4.2. PROCESSOS DE CODIFICAÇÃO E DECODIFICAÇÃO PROPOSTOS POR ESTE TRABALHO**

### **4.2.1. Codificador e Decodificador**

A figura 4.2 apresenta em um diagrama de blocos as etapas do codificador de sinais eletromiográficos.

A primeira etapa do codificador é segmentar o sinal em janelas de 2048 amostras, como proposto em (Berger, 2006), feito isso, a cada janela é aplicada a transformada ortogonal wavelet. A função da transformada ortogonal é concentrar a energia do sinal em uma quantidade pequena de coeficientes transformados levando a uma representação com menor correlação no domínio transformado. A transformada de 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 relação da equação 4.1 é atendida.

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

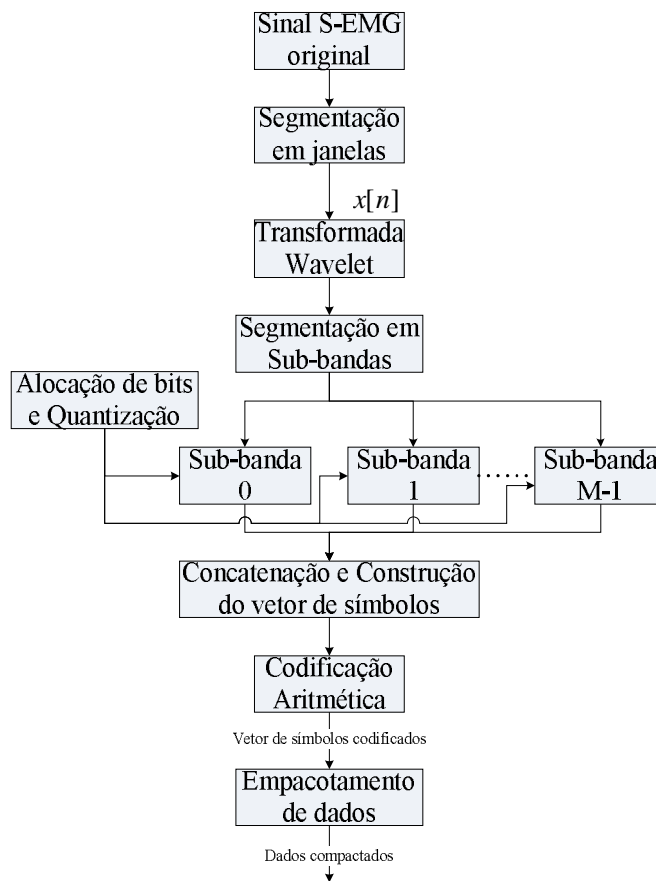


Figura 4.2 - Diagrama de blocos do codificador

Onde  $N$  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, tivemos  $N = 2048$  e  $R = 16$ .

Foram escolhidas as funções de base Daubechies-4 com 8 níveis de resolução. Essa 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, gerando um total de  $M$  sub-bandas. Utilizando como referência (Berger, 2006), adotamos a quantidade de 128 coeficientes para cada sub-banda, assim, para cada janela de 2048 coeficientes, obtivemos  $M = 16$  sub-bandas.

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 relação

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

Os  $N/M$  coeficientes pertinentes 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 de Wavelets, conforme as relações matemáticas

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

$$e m = 0, 1, \dots, M - 1 \quad (4.4)$$

O parâmetro  $\lambda$  é dado por

$$\lambda = 2^{B[m]}, \quad (4.5)$$

onde  $B[m]$  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 do vetor corresponde a um valor de  $B[m]$ , ou seja, cada posição corresponde à quantidade de bits alocada para cada coeficiente transformado pertencente à determinada sub-banda.

Após a quantização, as sub-bandas são reagrupadas 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 4.3 apresenta o diagrama de blocos que descreve o processo de decodificação dos dados comprimidos.

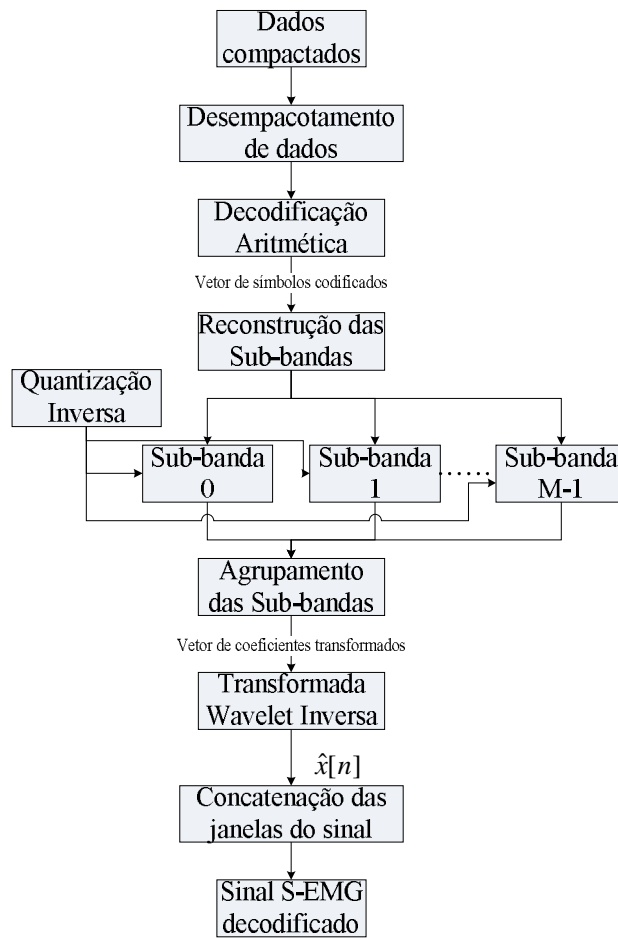


Figura 4.3 - Diagrama de blocos da decodificação de sinais S-EMG

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 transformada inversa de wavelet. 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.

Serão abordadas nas próximas seções as formas de obtenção dos valores de  $B[m]$  para cada algoritmo específico, no entanto, como ficará explícito, todos os algoritmos alocam uma maior quantidade de bits para os coeficientes de mais baixa frequência, ou seja, a 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, já os coeficientes de banda mais alta fornecem os detalhes do sinal, sendo eles, os responsáveis pelo refinamento do sinal reconstruído.

#### 4.2.2. Algoritmos de alocação de bits

Foram propostos e implementados três algoritmos 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 três formas de ondas, são elas, exponencial decrescente, linear decrescente e raiz-quadrática decrescente. Nas próximas seções temos  $B[m]$  correspondendo à quantidade de bits alocada para uma determinada sub-banda,  $Q$  e  $L$  correspondendo ao maior e menor comprimento da palavra digital e  $M$  correspondendo a quantidade de sub-bandas utilizadas na segmentação do espectro no domínio transformado.

##### 4.2.2.1. Alocação exponencial decrescente

Para este caso, devemos encontrar a fórmula de uma curva que obedeça ao gráfico da figura 4.4.

Para obtenção da fórmula desejada, seguimos os seguintes passos:

1. A função exponencial decrescente original é dada por:

$$y = (1/\beta)^x \quad (4.6)$$

Onde  $\beta > 1$ , note que uma função exponencial tem uma base constante e um expoente variável. O gráfico da função 4.6 é ilustrado na figura 4.5.



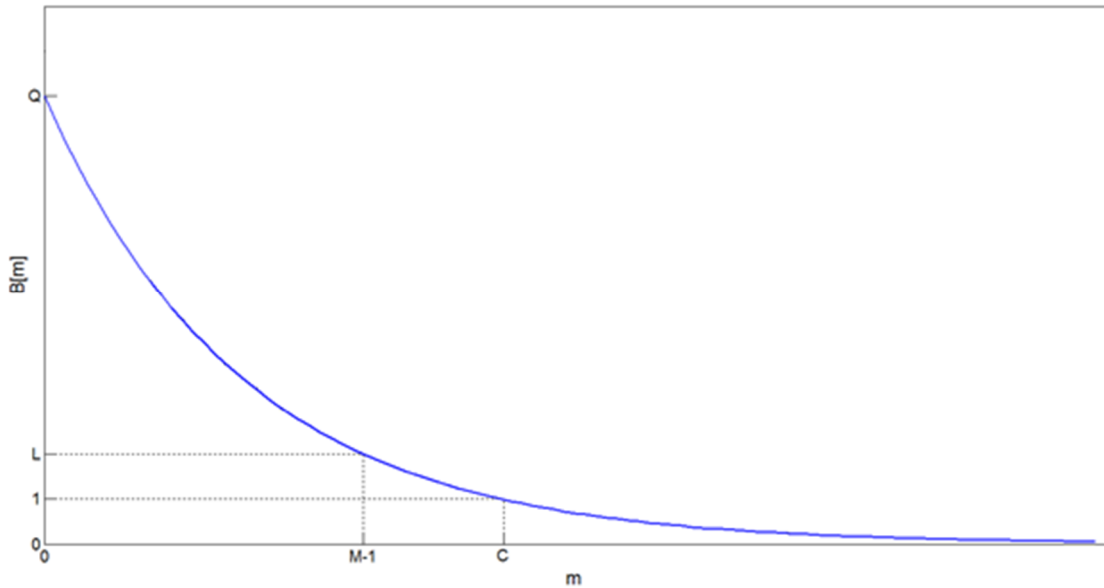


Figura 4.4 - Curva exponencial decrescente

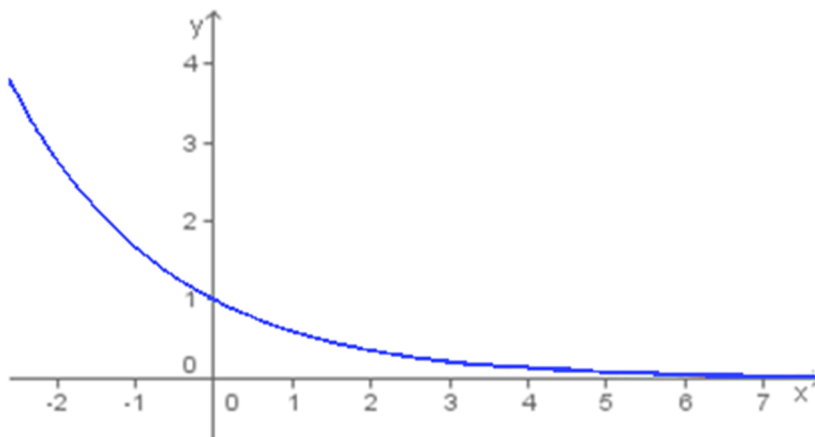


Figura 4.5 - Gráfico da função exponencial decrescente

2. O segundo passo foi aplicar uma translação à função original, aonde chegamos à equação 4.7. 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).

$$y = (1/\beta)^{x-c}, \quad C > 0 \quad (4.7)$$

3. Tendo determinado a equação 4.7, devemos encontrar os valores de  $\beta$  e  $C$ , para isso utilizamos os valores já conhecidos de  $y$  e  $x$ .

- Para  $x = 0$ , temos  $y = Q$ , então

$$Q = (1/\beta)^{-c} \quad (4.8)$$

Aplicando logaritmo e isolando  $\beta$ , chegamos a

$$\beta = Q^{(1/c)}, \beta > 1 \quad (4.9)$$

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

$$L = (1/\beta)^{M-1-c} \quad (4.10)$$

Aplicando logaritmo e isolando  $C$ , chegamos a

$$C = \left[ \frac{1-M}{(\log L / \log Q) - 1} \right], C > 0 \quad (4.11)$$

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

$$B[m] = \text{int sup}[(1/\beta)^{m-c}], C > 0 \text{ e } \beta > 1 \quad (4.12)$$

Onde  $\beta$  e  $C$ , são dados pela equação 4.9 e 4.11 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.

#### 4.2.2.2. Alocação linear decrescente

Para este caso, a fórmula deve obedecer a curva da figura 4.6. 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

$$y - Y_a = \alpha(x - X_a), \quad (4.13)$$

onde  $\alpha$  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

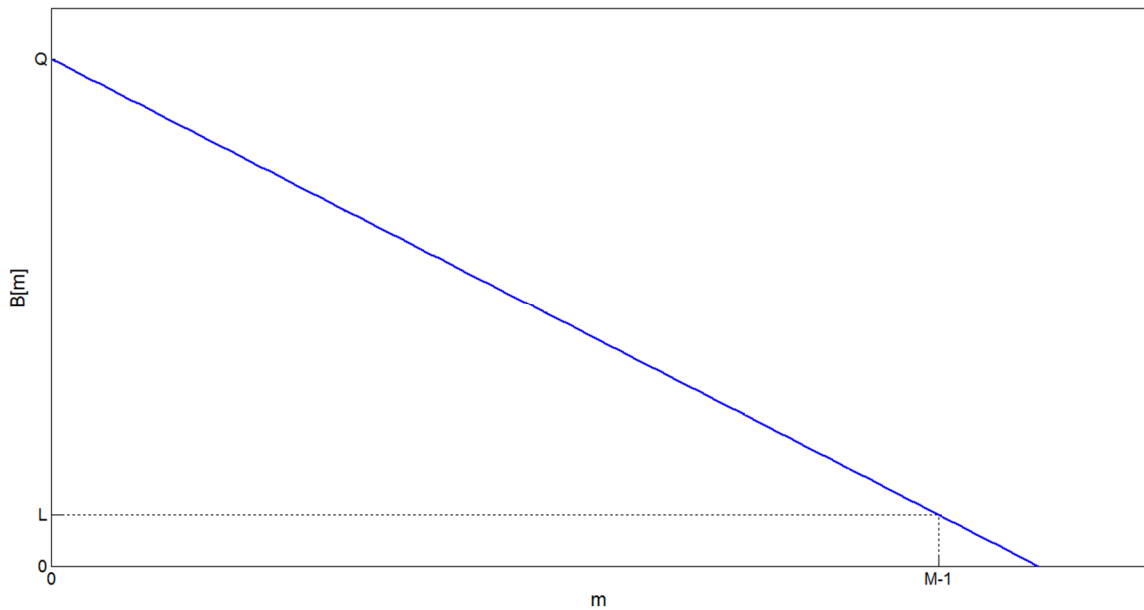


Figura 4.6 - Curva linear decrescente

$$\alpha = \frac{\Delta Y}{\Delta X} = \frac{(Y_a - Y_b)}{(X_a - X_b)}, \quad (4.14)$$

onde  $X_b$  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:

$$\alpha = \frac{(Q-L)}{[0-(M-1)]} = -\frac{(Q-L)}{(M-1)} \quad (4.15)$$

3. A fórmula é determinada utilizando o coeficiente angular calculado em 4.15 e utilizando o ponto A.

$$y = Q - \left(\frac{Q-L}{M-1}\right)x \quad (4.16)$$

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

$$B[m] = \text{int sup} \left[ Q - \left( \frac{Q-L}{M-1} \right) m \right] \quad (4.17)$$

#### 4.2.2.3. Alocação raiz-quadrática decrescente

Para este caso, devemos encontrar a fórmula de uma curva que obedeça ao gráfico da figura 4.7.

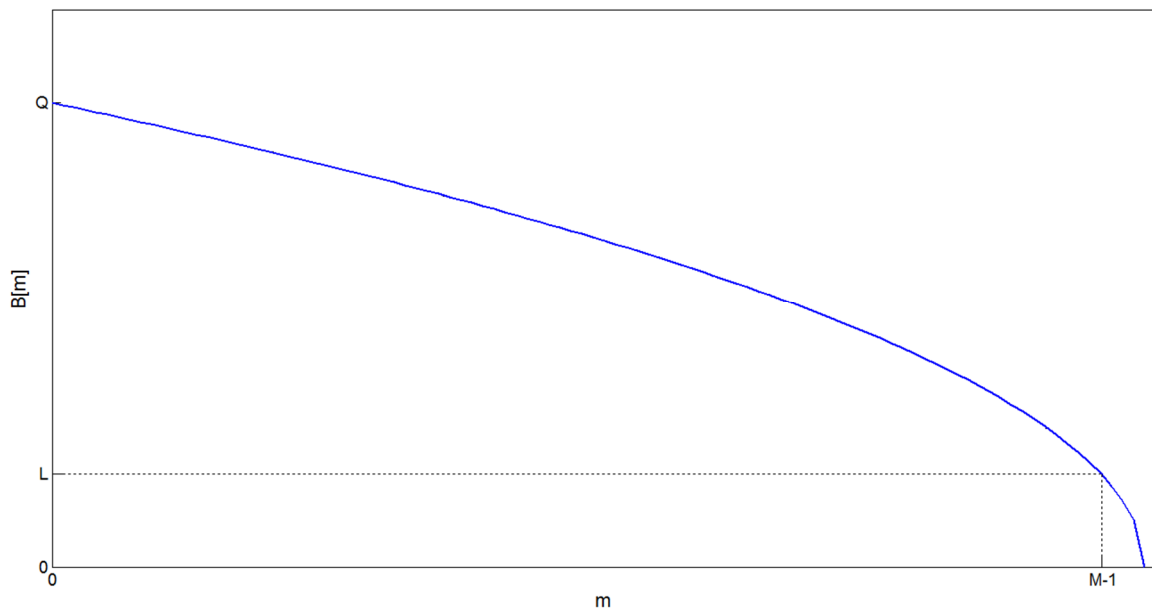


Figura 4.7 - Curva raiz quadrática decrescente

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

1. A função raiz quadrática original é dada pela equação 4.18 e seu gráfico é ilustrado na figura 4.8:

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

2. 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 função (4.19):

$$y = \sqrt{-x} \quad (4.19)$$

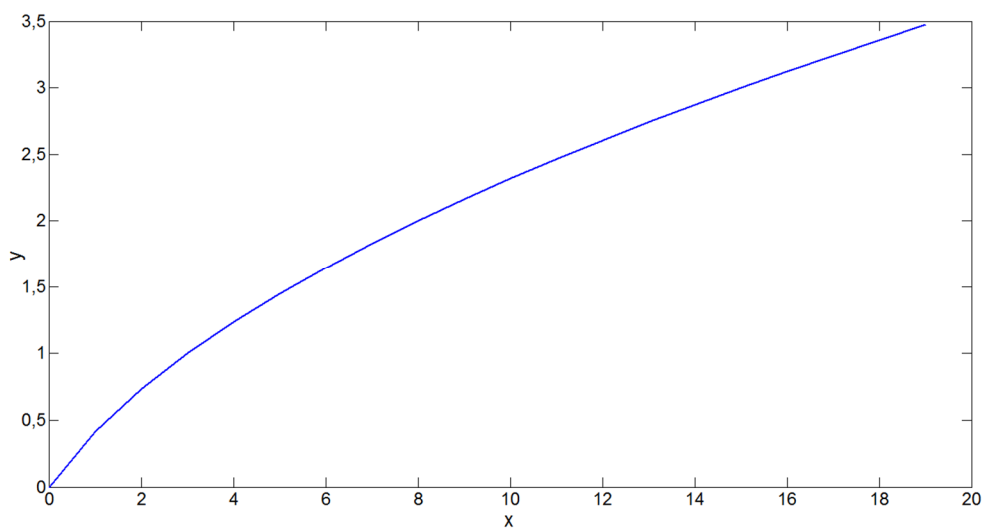


Figura 4.8 - Gráfico da função raiz quadrática

3. Efetuamos em seguida uma translação e obtemos a equação (4.20):

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

4. À função (4.20), 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 4.21:

$$y = \beta\sqrt{C - x}, \beta > 1 \text{ e } C > 0 \quad (4.21)$$

5. Tendo determinado a equação (4.21), temos que encontrar os valores para  $\beta$  e  $C$  a partir dos valores de  $x$  e  $y$  conhecidos.

- Para  $x = 0$ , temos  $Y = Q$ , então

$$\beta\sqrt{C} = Q, \text{ chegamos a}$$

$$\beta = Q/\sqrt{C} \quad (4.22)$$

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

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

$$\beta = L/\sqrt{C - M + 1} \quad (4.23)$$

Igualando (4.22) e (4.23), temos

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

$$C = \frac{Q^2(1-M)}{L^2-Q^2} \quad (4.24)$$

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

$$B[m] = \text{int sup}(\beta\sqrt{C-m}), \quad (4.25)$$

onde  $\beta$  e  $C$ , são dados pela equação (4.23) e (4.24) respectivamente e o resultado é arredondado para o inteiro superior mais próximo. Nas simulações realizadas, o valor  $B[0]$ , para  $m = 0$ , também corresponde a quantidade de bits alocada para a primeira sub-banda.

## 5. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos pelos codificadores utilizando as técnicas propostas por esta pesquisa. Os resultados foram obtidos a partir de diversas simulações, onde se buscou variar o máximo comprimento de palavra digital ( $Q$ ) e o mínimo comprimento de palavra digital ( $L$ ) para as três formas de alocação propostas. Os resultados são mostrados, analisados e comparados com os resultados obtidos pelo codificador proposto por (Berger,2006).

### 5.1. METODOLOGIA

Os sinais de EMG isométricos utilizados para testar o algoritmo de compressão foram coletados do músculo *biceps brachii* de 14 sujeitos em esforços de tensão isométricos, mantendo 60% da sua contração voluntária máxima (Berger,2006). 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 kHz e digitalizados com 2 bytes/amostras. A duração dos sinais varia de 3 a 6 minutos. A figura 5.1 exibe um exemplo de sinal utilizado, coletado de um paciente.

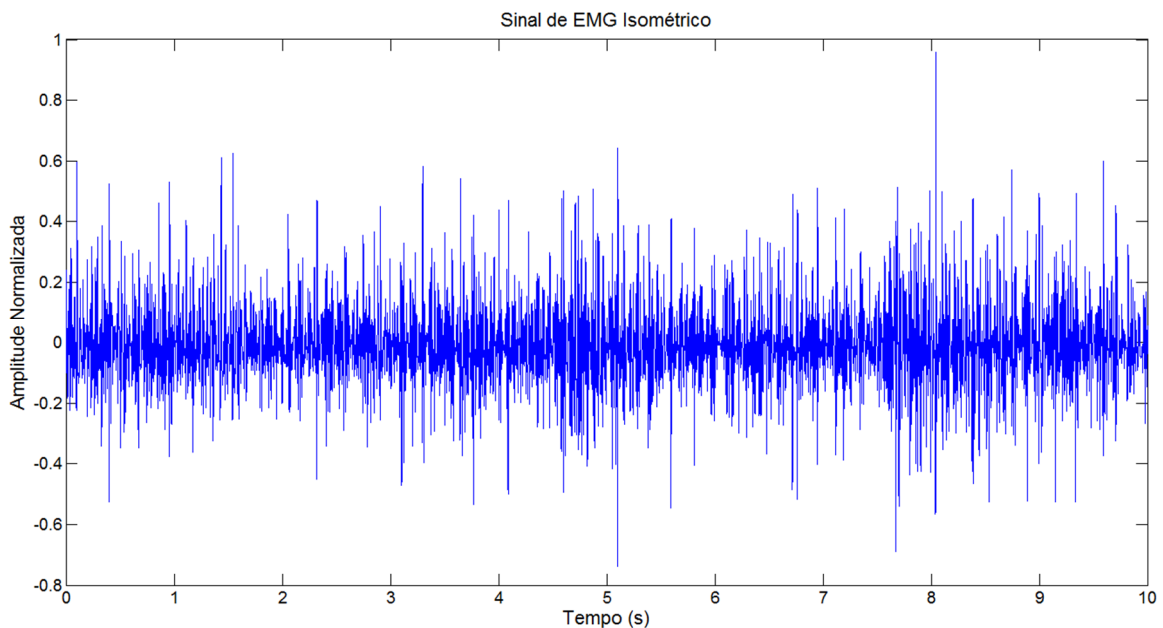


Figura 5.1 - Sinal de S-EMG

O algoritmo proposto foi avaliado tendo como parâmetro objetivo de medida de desempenho o ganho de compressão (GC) e a Relação sinal/Ruído (SNR, do inglês, Signal to Noise Ratio). O ganho de compressão é definido como

$$GC = \frac{2P(\text{bytes})}{B_{S-EMG}(\text{bytes})} \quad (5.1)$$

onde P é a quantidade de amostras do sinal de S-EMG (2 bytes por amostra) e  $B_{S-EMG}$  a quantidade de bytes do sinal codificado. A relação sinal ruído utilizada é definida como

$$SNR_{dB} = 10 \log_{10} \left( \frac{\sum_{n=0}^{P-1} x[n]^2}{\sum_{n=0}^{P-1} (x[n] - \hat{x}[n])^2} \right) \quad (5.2)$$

Onde  $x[n]$  é o sinal original e  $\hat{x}[n]$  o sinal decodificado.

Os gráficos de desempenho foram obtidos a partir da variação do fator Q (maior comprimento de palavra digital) em relação ao fator L (menor comprimento de palavra digital) que se manteve fixo para cada caso. As curvas apresentadas apresentam na maior parte dos casos o resultado médio para todos os sinais testados.

## 5.2. RESULTADOS DA COMPRESSÃO DE SINAIS S-EMG

O segundo passo do processo de codificação consiste em aplicar a DWT a uma janela de sinal. A figura 5.2 mostra os coeficientes transformados de uma janela provenientes da DWT. É exibido o módulo dos coeficientes para melhor análise.

Foram feitas simulações utilizando diversos valores para Q e L, as próximas seções mostram os resultados com Q e L mais relevantes, os resultados das outras simulações podem ser encontrados no apêndice A.



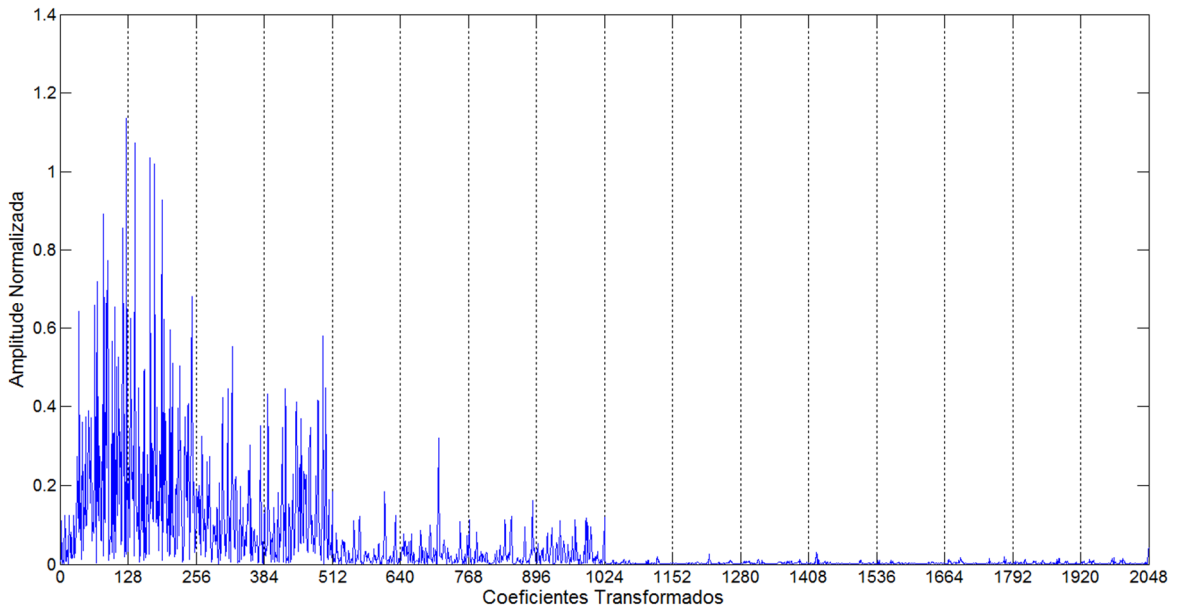


Figura 5.2 - Módulo dos coeficientes transformados de uma janela

### 5.2.1. AED, ALD e ARD com $16 \geq Q \geq 2$ e $L = 1$

As curvas para a Alocação Exponencial Decrescente (AED), Alocação Linear Decrescente (ALD) e Alocação Raiz-quadrática Decrescente (ARD), para este caso, seguem o formato descrito na figura 5.3.

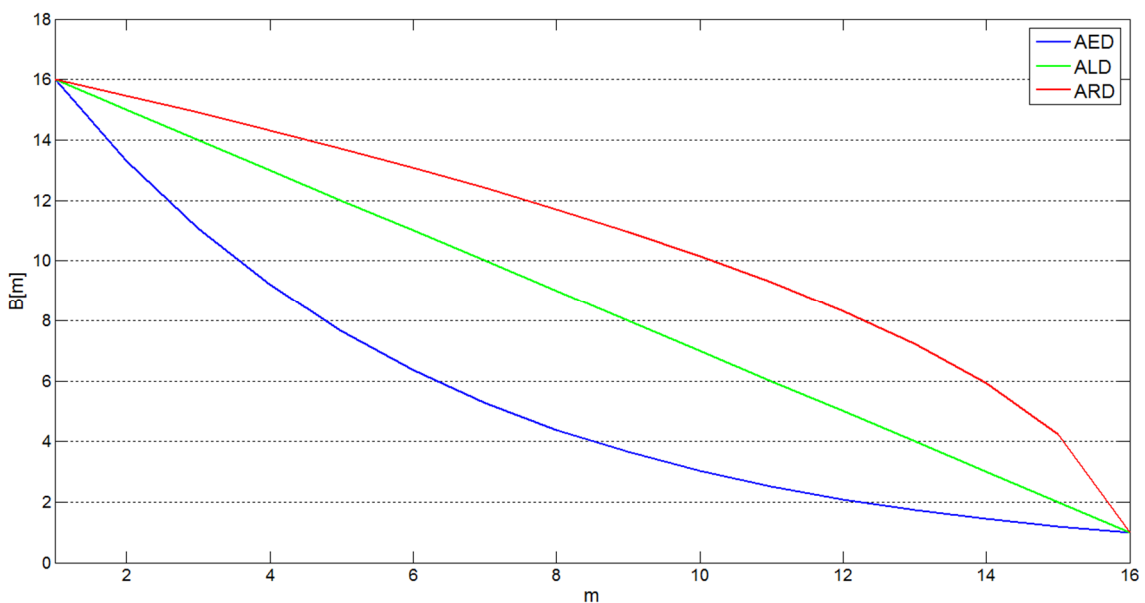


Figura 5.3 - Curvas de alocação para  $Q=16$  e  $L=1$

Pode-se inferir da figura 5.3, que o eixo das abscissas (coordenada horizontal) foi destinado a marcação das sub-bandas  $m$  e o eixo das ordenadas (coordenada vertical) foi

destinado a marcação da quantidade de bits atribuída a determinada sub-banda  $\mathbf{B[m]}$ . Para sub-banda número um, temos o maior comprimento de palavra digital, aqui chamado de  $\mathbf{Q}$ , e para sub-banda número dezesseis, temos o menor comprimento de palavra digital, aqui chamado de  $\mathbf{L}$ . Esse padrão é seguido para todos os gráficos de Curvas de alocação deste trabalho.

A figura 5.4 mostra como ficou a alocação de bits para cada sub-banda para este caso.

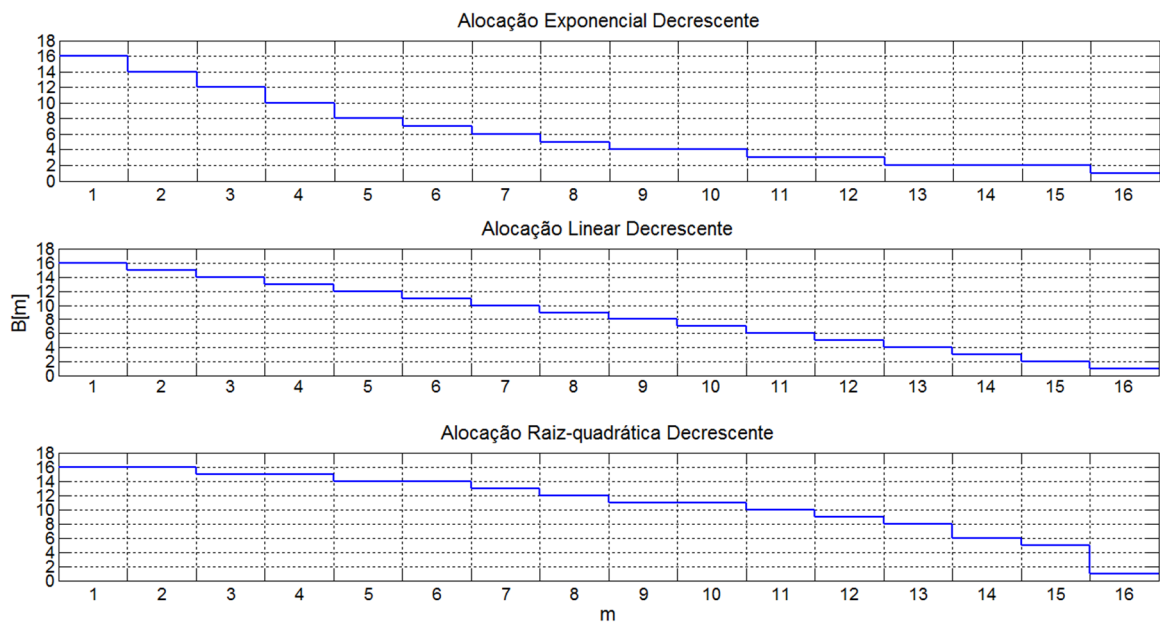


Figura 5.4 - Alocação de bits para cada sub-banda com  $Q=16$  e  $L=1$

A figura 5.5 e a tabela 5.1 mostra uma síntese dos resultados com o banco de sinais de S-EMG. É plotada a  $SNR_{db}$  pelo ganho de compressão GC. Uma comparação de desempenho (utilizando o mesmo banco de sinais) com o codificador inteligente também pode ser apreciada. Este resultado foi obtido adotando  $L = 1$  e  $Q$  variando de 2 a 16.

Tabela 5.1 - Tabela de desempenho dos codificadores para  $16 \geq Q \geq 2$  e  $L=1$

Codificadores	Ganhos de Compressão (GC)				
	5	10	15	20	25
ARD	32,10	23,80	18,70	15,40	13,35
ALD	31,10	22,75	18,70	15,50	13,40
AED	27,00	21,00	17,80	15,60	13,60
Berger et al. - A	32,10	21,80	16,30	13,40	10,55
Berger et al. - H	30,75	19,50	14,75	11,35	8,20

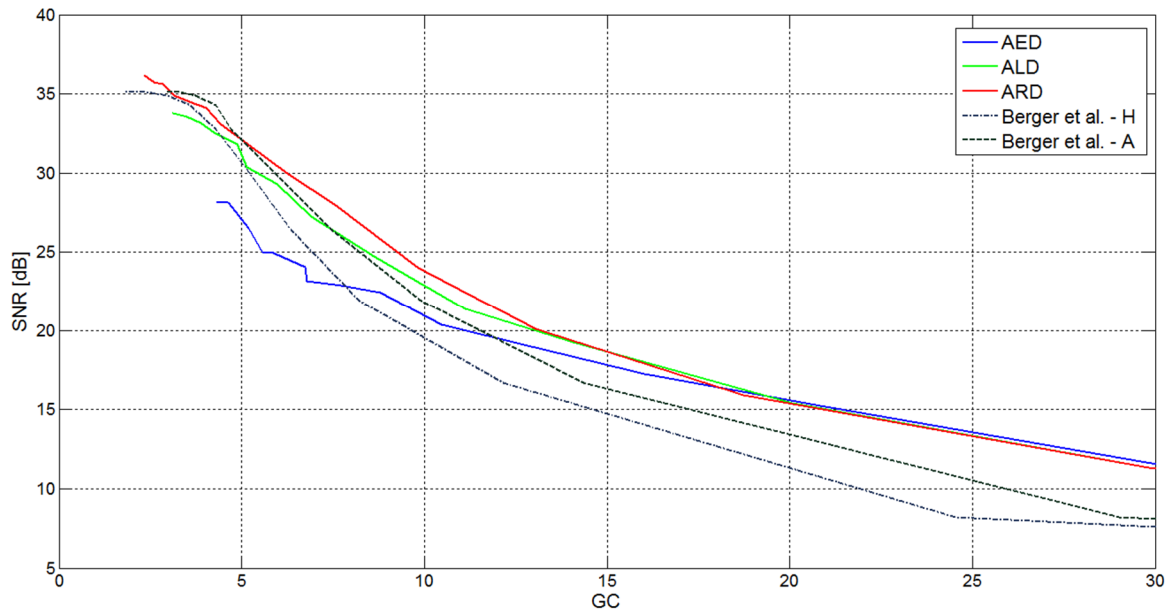


Figura 5.5 - Desempenho dos codificadores para  $16 \geq Q \geq 2$  e  $L=1$

### 5.2.2. AED, ALD e ARD com $16 \geq Q \geq 3$ e $L = 2$

As curvas de alocação para este caso seguem o formato descrito pela figura 5.6.

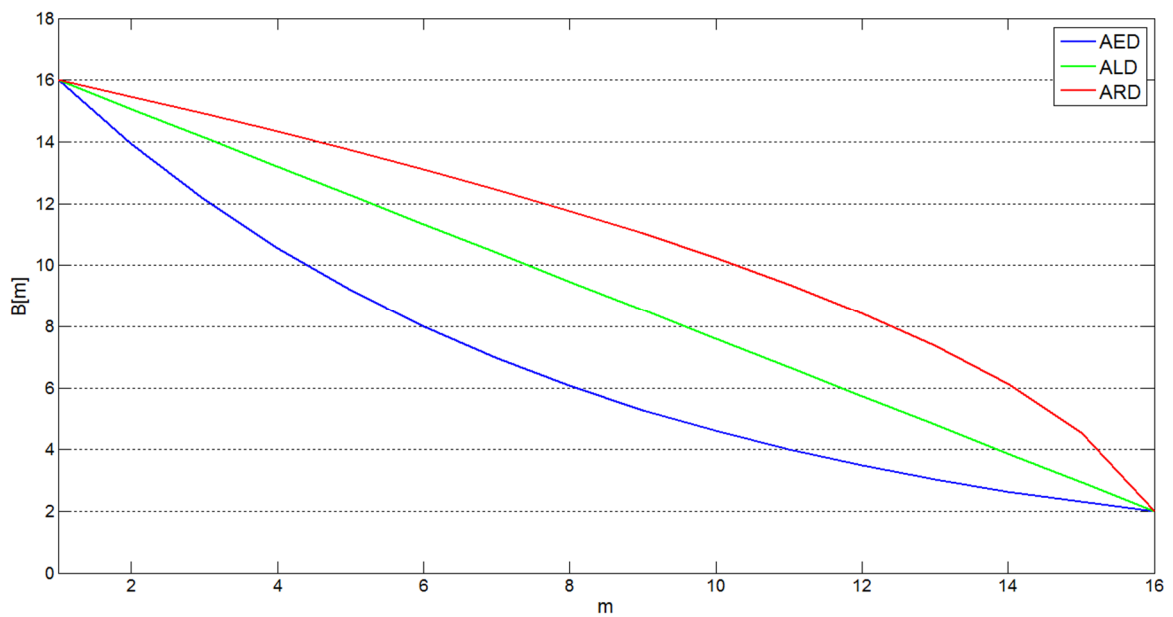


Figura 5.6 - Curvas de alocação para  $Q=16$  e  $L=2$

A figura 5.7 mostra como ficou a alocação de bits para cada sub-banda para este caso.

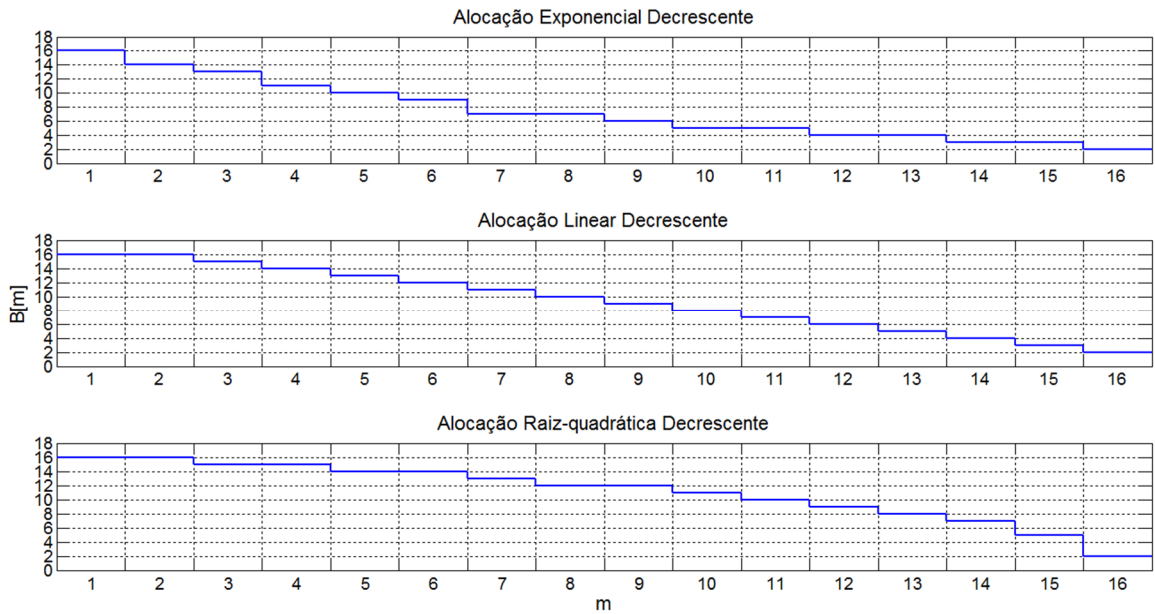


Figura 5.7 - Alocação de bits para cada sub-banda com  $Q=16$  e  $L=2$

O resultado, obtido adotando  $L = 2$  e  $Q$  variando de 3 a 16, é mostrado na figura 5.8 e na tabela 5.2.

Tabela 5.2 - Tabela de desempenho dos codificadores para  $16 \geq Q \geq 3$  e  $L=2$

Codificadores	Ganhos de Compressão (GC)				
	5	10	15	20	25
ARD	32,30	23,95	18,70	15,45	13,35
ALD	31,60	23,70	18,55	-	-
AED	29,90	22,50	18,60	15,40	13,35
Berger et al. - A	32,10	21,80	16,30	13,40	10,55
Berger et al. - H	30,65	19,55	14,75	11,30	8,2

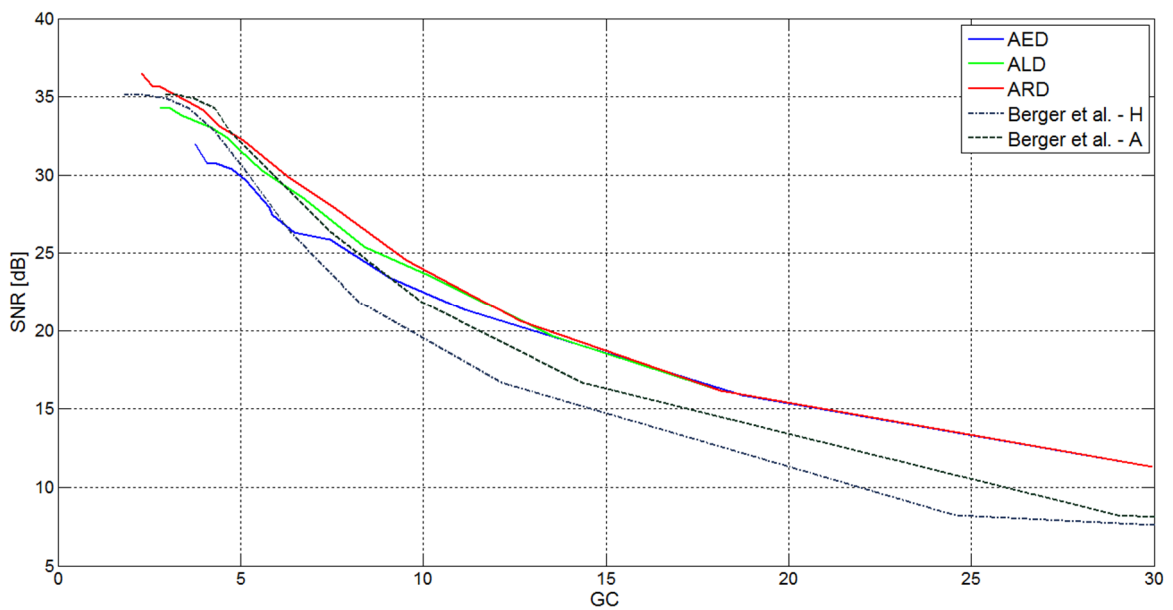


Figura 5.8 - Desempenho dos codificadores para  $16 \geq Q \geq 3$  e  $L=2$

### 5.2.3. AED, ALD e ARD com $16 \geq Q \geq 5$ e $L = 4$

As curvas de alocação para este caso seguem o formato descrito pela figura 5.9.

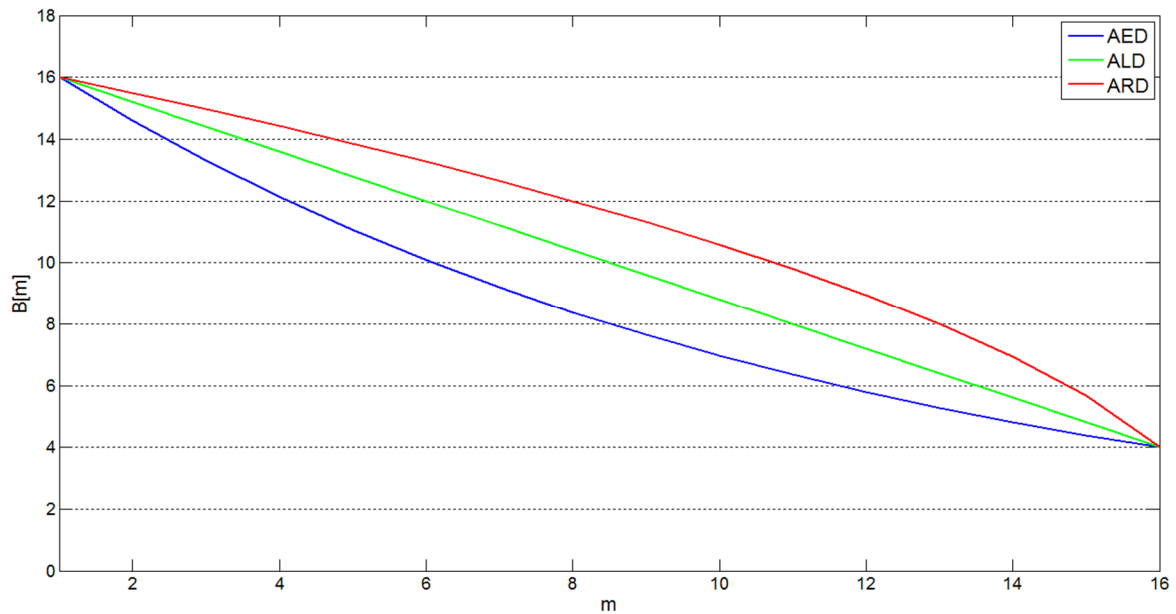


Figura 5.9 - Curvas de alocação para  $Q=16$  e  $L=4$

A figura 5.10 mostra como ficou a alocação de bits para este caso.

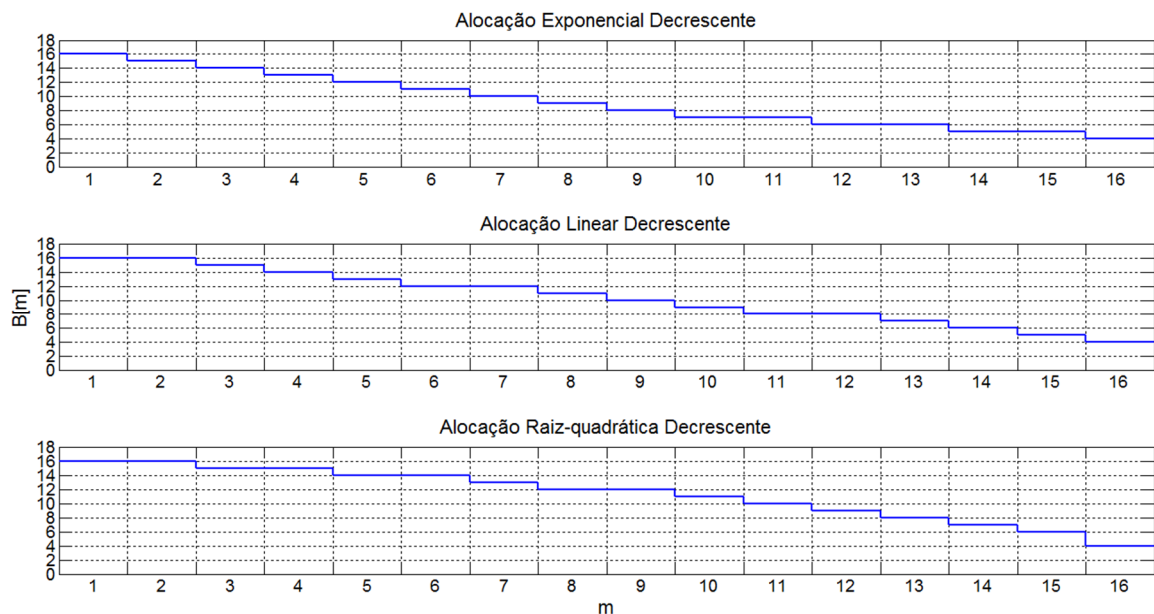


Figura 5.10 - Alocação de bits para cada sub-banda para  $Q=16$  e  $L=4$

O resultado obtido adotando  $L = 4$  e  $Q$  variando de 5 a 16 é mostrado na figura 5.11 e na tabela 5.3.

Tabela 5.3 - Tabela de desempenho dos codificadores para  $16 \geq Q \geq 5$  e  $L=4$

Codificadores	Ganhos de Compressão (GC)				
	4	6	8	10	12
ARD	34,80	31,20	27,50	24,50	21,60
ALD	34,40	31,10	27,40	24,50	21,60
AED	33,70	30,50	27,30	24,20	21,55
Berger et al. - A	34,60	29,80	25,40	21,80	19,45
Berger et al. - H	33,40	27,50	22,40	19,55	16,90

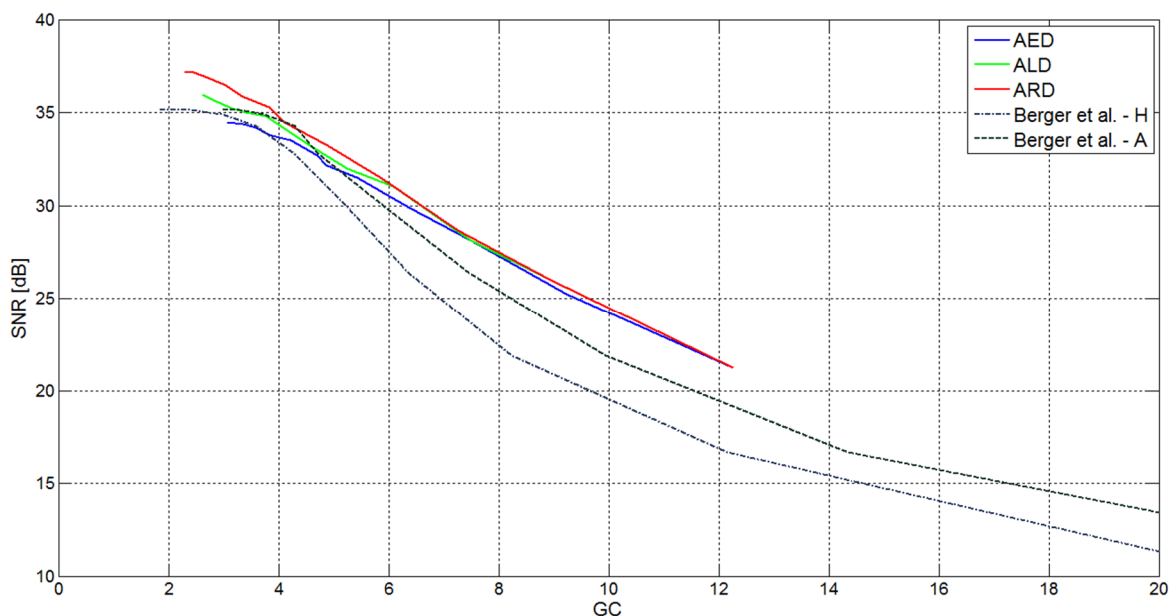


Figura 5.11 - Desempenho dos codificadores para  $16 \geq Q \geq 5$  e  $L=4$

#### 5.2.4. ALD com $L = Q$ , $L = Q - 1$ , $L = Q - 2$ e $L = Q - 3$

Nesta seção foram comparados quatro casos especiais de alocação linear decrescente, iniciou-se a análise estabelecendo o menor comprimento de palavra digital igual ao maior comprimento de palavra digital ( $L = Q$ ) e depois o menor comprimento de palavra digital foi diminuído gradualmente. Os resultados obtidos podem ser apreciados na figura 5.12. O maior valor de  $Q$  foi 16 e o menor valor de  $L$  foi 2. A figura 5.13 mostra como ficou a alocação de bits para cada sub-banda quando  $Q$  alcança seu valor máximo.

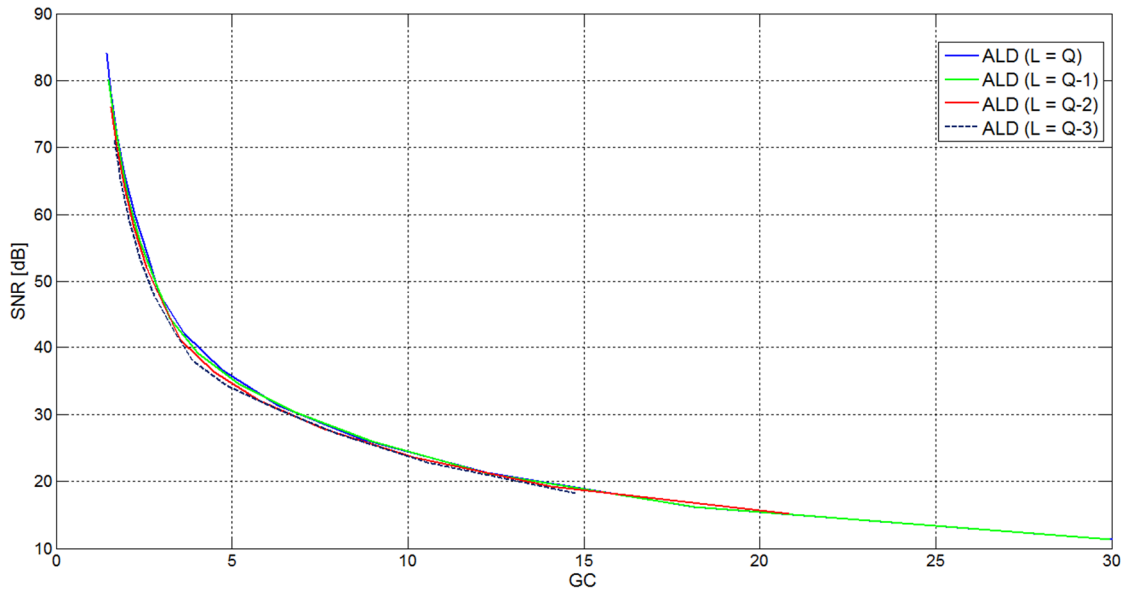


Figura 5.12 - Desempenho do codificador utilizando ALD com  $L=Q$ ,  $L=Q-1$ ,  $L=Q-2$  e  $L=Q-3$

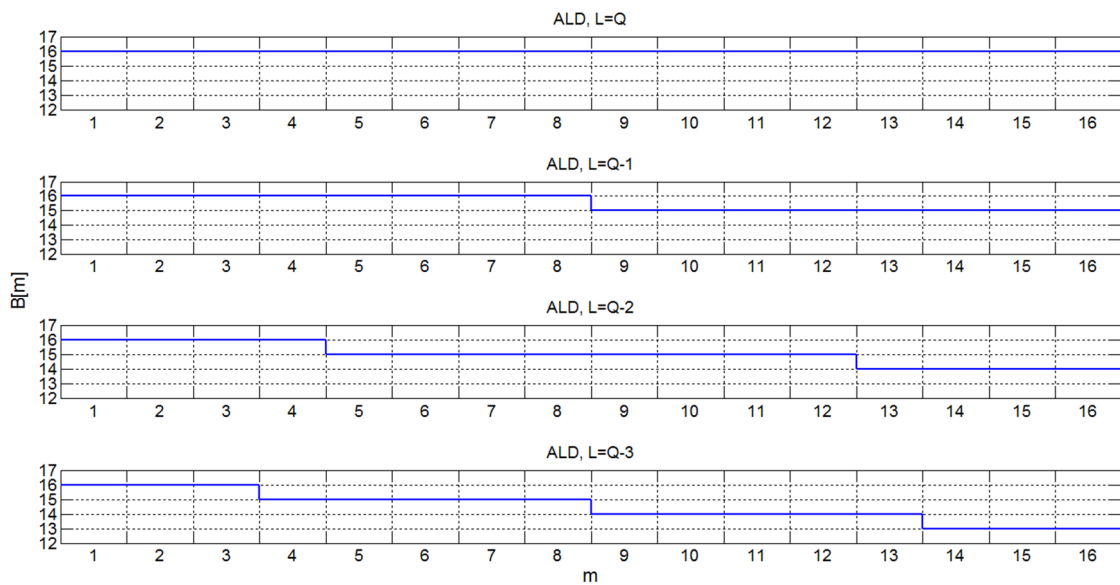


Figura 5.13 - Alocação de bits para cada sub-banda utilizando ALD com  $L=Q$ ,  $L=Q-1$ ,  $L=Q-2$  e  $L=Q-3$  com  $Q=16$

### 5.2.5. Comparação entre o sinal reconstruído e o sinal original

Aqui um trecho do sinal reconstruído pelo decodificador e seu respectivo sinal original, foram comparados. Também foi plotada a forma de onda de erro entre os dois sinais. A alocação exponencial decrescente foi utilizada para a geração dos resultados que se seguem. São mostrados três casos, o primeiro prioriza a relação sinal ruído em detrimento do ganho, figura 5.14, o segundo prioriza mais o ganho em detrimento da relação sinal

ruído, figura 5.15 e o último prioriza tanto o ganho, que a reconstrução chega a ser grosseira, figura 5.16.

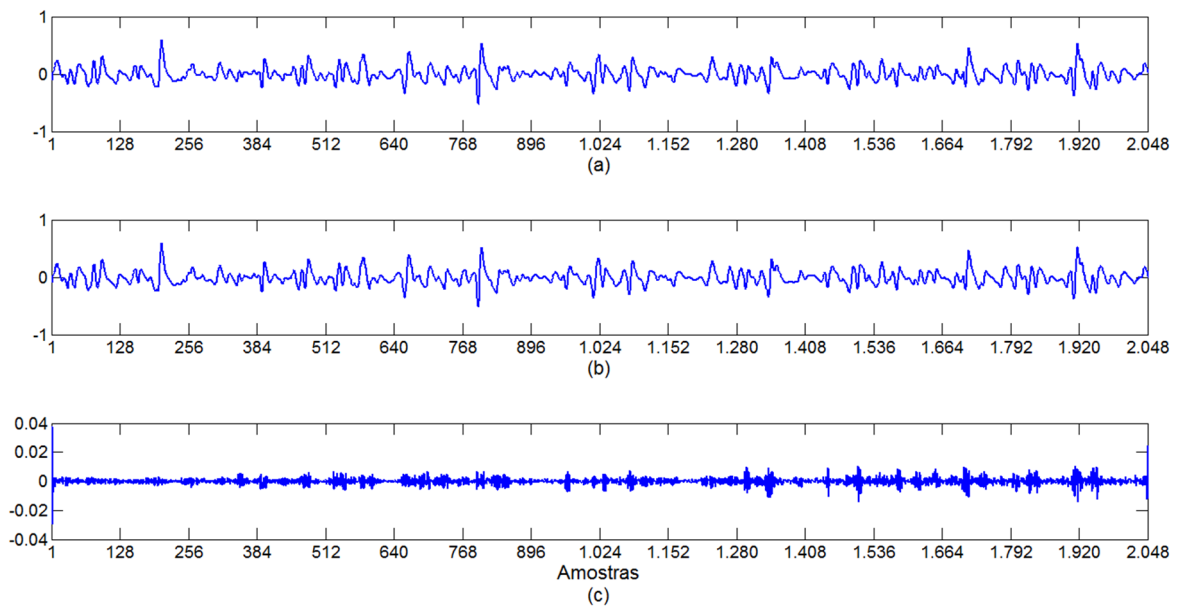


Figura 5.14 - Exemplo ilustrativo mostrando uma janela (2048 amostras) do sinal S-EMG original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado tem-se a  $SNR=32,56$  (dB) e  $GC=3,57$ .

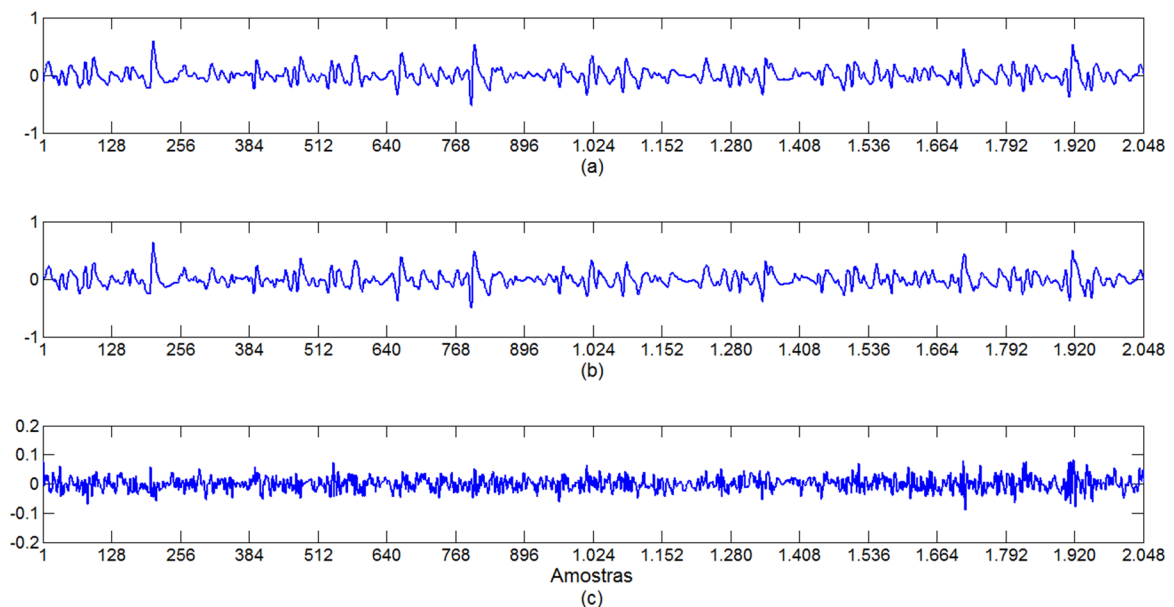


Figura 5.15 - Exemplo ilustrativo mostrando uma janela (2048 amostras) do sinal S-EMG original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado tem-se a  $SNR=14,60$  (dB) e  $GC=18,43$ .



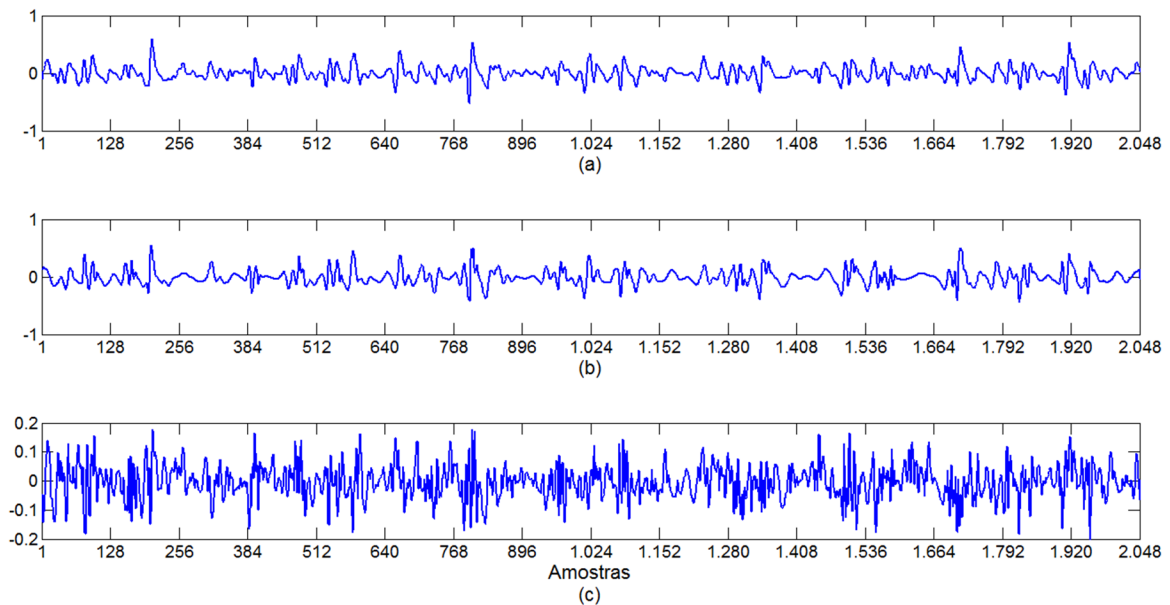


Figura 5.16 - Exemplo ilustrativo mostrando uma janela (2048 amostras) do sinal S-EMG original (a), logo abaixo o sinal reconstruído no processo de decodificação (b) e a forma de onda do erro entre os dois sinais (c). Para este caso simulado tem-se a  $SNR=5,70$  (dB) e  $GC=54,29$ .

### 5.3. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A figura 5.4 mostra que a quantidade de bits alocada para cada sub-banda decai mais rapidamente para alocação exponencial decrescente, o que significa que a maioria das sub-bandas possui um comprimento de palavra digital pequeno. Para alocação linear decrescente, o decaimento é mais lento e gradual, quando comparada com a alocação exponencial, o que significa que uma maior quantidade de sub-bandas é contemplada com palavras digitais maiores. Já a alocação raiz-quadrática decrescente é a que possui o decaimento mais lento quando comparada às outras duas formas, isso significa dizer que a maioria das sub-bandas é contemplada com comprimento de palavras digitais maiores.

Das três formas de alocação de bits estudadas por este trabalho, a que obteve melhor desempenho foi a alocação raiz-quadrática decrescente, isso porque nesta alocação é atribuída uma maior quantidade de bits para os coeficientes transformados de mais alta frequência (ou menor fator de escala), o que garante uma reconstrução mais fidedigna ao sinal original. Os bits que porventura foram atribuídos sem necessidade e não carregam informação relevante (redundantes), são minimizados pelo codificador de entropia. A alocação que apresentou pior desempenho foi a alocação exponencial decrescente, isso porque esta alocação peca ao atribuir uma pequena quantidade de bits aos coeficientes de

maior frequência, apenas os coeficientes de menor frequência são contemplados com uma quantidade maior de bits, assim a forma de onda do sinal é garantida, pois os coeficientes responsáveis pelo formato (coeficientes de amostragem) do sinal são bem expressos na alocação, no entanto, os coeficientes transformados responsáveis pelo detalhamento do sinal (coeficientes de detalhe) são mal reconstruídos, o que penaliza uma reconstrução mais fiel ao sinal original. A alocação linear decrescente obteve resultado intermediário, dentre as duas, como era de se esperar.

Observa-se nas figuras 5.5, 5.8 e 5.11 que as propostas para alocação de bits no domínio das transformadas de wavelets apresentadas neste trabalho permitem um desempenho ligeiramente superior quando comparado com os resultados apresentados no codificador inteligente (Berger, 2006). No codificador inteligente é forçado um comprimento máximo da palavra digital para a representação quantizada de cada coeficiente da TDW e se tem um total de 64 possíveis vetores de alocação de bits que em alguns casos não consegue fazer uma boa aproximação do envelope espectral da janela de sinais que está sendo processada. A proposta apresentada neste trabalho enfatiza o ajuste do envelope espectral permitindo uma maior liberdade para o comprimento de palavra digital que representa cada coeficiente em cada janela de sinal. A codificação de entropia se encarrega de minimizar a redundância do vetor de símbolos.

As figuras 5.3, 5.6 e 5.9 descrevem as curvas de alocação para cada caso, pode-se observar a partir delas que a medida que aumenta a diferença entre  $Q$  e  $L$ , aumenta a diferença do formato das curvas, conseqüentemente isso é refletido tanto na alocação de bits para cada sub-banda como nos resultados obtidos. Podemos ver a partir das figuras 5.4, 5.7 e 5.10 que a alocação de bits se torna mais parecida quando  $L$  se aproxima de  $Q$ , o mesmo ocorre com os gráficos de desempenho (figuras 5.5, 5.8 e 5.11), nestes também é possível observar que as curvas AED, ALD e ARD se aproximam para valores maiores de ganho, que foram gerados quando se usou valores de  $Q$  próximos a  $L$  na simulação.

É interessante destacar também que a forma de alocação que mais sofreu com a diminuição do fator  $L$ , foi a alocação exponencial decrescente, como pode ser visto nos gráficos de desempenho, isso porque nesta alocação a redução do fator  $L$  é mais propagada para os coeficientes transformados, ou seja, a redução da quantidade de bits afeta uma maior

quantidade de sub-bandas, o que conseqüentemente prejudica a reconstrução dos coeficientes transformados pelo decodificador.

Na seção 5.2.4 o paradigma de análise foi alterado, ao invés de comparar os resultados a partir de  $Q$  e  $L$  fixos e variando os tipos de curvas, foi fixada a curva, no caso a ALD, e verificou-se como ela se comporta com a gradual variação de  $L$  em relação a  $Q$ . Para isso estabeleceu-se quatro casos especiais, são eles:  $L = Q$ ,  $L = Q-1$ ,  $L = Q-2$ , e  $L = Q-3$ .

Como se pode observar na figura 5.12, o caso que obteve o melhor desempenho foi  $L = Q$ , ou seja, onde o comprimento de palavra digital máximo foi sempre igual ao comprimento de palavra digital mínimo. Esse resultado já era esperado, uma vez que os resultados anteriores mostraram que a alocação raiz-quadrática decrescente obteve um desempenho superior frente a ALD e AED. Para o caso onde  $L = Q$ , observa-se que os coeficientes de detalhe e de amostragem receberam igual quantidade de bits, o que proporcionou uma construção mais fidedigna, tanto da forma quanto dos detalhes, do sinal e os bits que porventura foram redundantes, foram minimizados pelo codificador de entropia.

A seção 5.2.5 mostra um exemplo do sinal reconstruído utilizando o codificador proposto. A partir das figuras 5.14, 5.15 e 5.16 pode-se observar a consequência do aumento do ganho de compressão no sinal reconstruído. A figura 5.14 mostra o resultado da obtenção de um sinal reconstruído com um baixo ganho e uma alta SNR, o sinal é bastante fiel ao sinal original, possuindo uma ordem de grandeza de erro muito pequena, não sendo possível perceber diferenças entre o sinal original e o sinal reconstruído a olho nu. A figura 5.15 mostra o resultado da obtenção de um sinal reconstruído com um alto ganho e uma baixa relação sinal ruído, neste caso o sinal reconstruído não é tão fiel ao sinal original e pequenas diferenças entre os dois podem ser observadas a olho nu. Já a figura 5.16 priorizou bastante o ganho, a ponto de ser obtida uma reconstrução grosseria do sinal original, a diferença entre o sinal original e o reconstruído é bem visível a olho nu. Assim, concluímos que se deve procurar aumentar o ganho, mas sempre mantendo uma alta SNR, para que o sinal reconstruído continue fiel ao sinal original. Um sinal reconstruído com grandes distorções pode levar o profissional de saúde que está avaliando o sinal a obter interpretações errôneas, dependendo da aplicação, errando assim o diagnóstico do paciente.

Por fim, é importante destacar que foram testados dois tipos de codificadores por entropia: a codificação de Huffman e o codificador aritmético. Em nossos testes verificamos que o codificador aritmético obteve melhor resultado, assim adotamos ele para todos os resultados finais dessa dissertação. Acredita-se que o melhor desempenho obtido com o codificador aritmético seja em virtude do fato de estarmos trabalhando com uma sequência que possui uma grande quantidade de símbolos, sabe-se que a codificação aritmética se comporta melhor nesses casos.

## 6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

### 6.1. CONCLUSÕES GERAIS

O crescente interesse da medicina pelos sinais eletromiográficos, têm motivado pesquisas na área de codificação de sinais eletromiográficos. Muitos avanços já foram realizados nos últimos anos e resultados expressivos foram alcançados. No entanto, esse trabalho mostrou que avanços ainda podem ser feitos no sentido de aperfeiçoar o processo de compactação dos sinais.

Procurou-se neste trabalho realizar a otimização da compressão de sinais através da análise do comportamento de diferentes formas de quantizar os coeficientes transformados obtidos pela DWT. Além disso, foram utilizadas técnicas já utilizadas na literatura que mostraram excelentes resultados quando utilizadas na compactação de sinais eletromiográficos, como é o caso do uso da transformada wavelet ao invés de outras transformadas como a Fourier, da segmentação do sinal transformado e do uso da compressão aritmética como codificador de entropia. Mais especificamente, foram implementadas três formas de alocação de bits, são elas alocação exponencial decrescente, alocação linear decrescente e alocação raiz quadrática decrescente.

A análise de desempenho foi feita tomando por base a relação sinal ruído (SNR, do inglês Signal Noise Rate) e o ganho de compressão (GC, do inglês Compression Gain). Foram utilizados sinais reais de 14 indivíduos mensurados durante contrações isométricas. A partir dos resultados obtidos, verificou-se que alocação raiz quadrática decrescente apresentou melhor desempenho quando comparada as outras duas formas analisadas. No entanto, é importante destacar que para ganhos de compressão acima de 20, a diferença de desempenho entre as formas de alocação é bastante semelhante.

Também verificou-se que os valores de Q e L, maior e menor comprimento da palavra digital, respectivamente, podem ser ajustados para que os requisitos de SNR e ganho possam ser atendidos da melhor maneira possível, permitindo assim a adequação do método para diferentes aplicações.

Quando comparado com outras técnicas de codificação presentes na literatura, o codificador proposto por esse trabalho apresentou desempenho igual ou superior, com uma redução da complexidade do processo de codificação, dando destaque ao fato de não ser utilizada rede neural para aproximação do vetor de alocação de bits.

Portanto as técnicas apresentadas comprovaram ser eficientes, no entanto, não definitivas, uma vez que otimizações ainda podem ser realizadas em todas etapas do processo de codificação.

## **6.2. RECOMENDAÇÕES PARA PESQUISAS FUTURAS**

Os resultados de simulações com banco de sinais de S-EMG se mostrou promissora. 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 adaptar melhor a alocação dinâmica de bits, utilizando outras formas de curvas ou filtrando coeficientes transformados menos significativos. Outra possibilidade interessante seria adaptar a transformada para as características espectrais do banco de sinais (Paiva et al, 2008). Pode-se também executar as simulações com outros tipos de codificadores por entropia, tais como a Desigualdade de Kraft e a Codificação LZW (Lempel-Ziv-Welch).

## **REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

- Anton, Howard. Cálculo, um novo horizonte; Trad. Cyro de Carvalho e Márcia Tamanaha. – 6. Ed. – Porto Alegre: Bookman, 2000.
- Berger P A, Nascimento F A O, Carmo, J C, Rocha A F and dos Santos I (2003) Algorithm for compression of EMG signals in *Proc. 23th annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine Biology Society*, Cancun, 1299–1302.
- Berger, P. A., Nascimento F. A. O., Carmo, J. C, Rocha., A. F. (2006) “Compression of EMG signals with wavelet transform and artificial neural networks” *Physiological Measurement*, England, v. 27, p. 457-465, 2006.
- 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<sup>a</sup>/06, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 200.
- Burrus, S. C., Gopinath, R.A., 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. & 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.
- 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. Chaffim, Carvalho, J. L, Berger, P. A., Zaghetto, A, Rocha, A. F, Nascimento, Francisco A de 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.

Costa, M. V. Chaffim, Berger, P. A., Rocha, A. F., Carvalho, J. L., Nascimento, Francisco A de 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. v. 1. p. 2948-2951.

Costa, M. V. Chaffim, Berger, P. A., Carvalho, J. L., Rocha, A. F., Nascimento, Francisco A de 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. Chaffim, Zaghetto, A., Berger, P. A., Carvalho, J. L., Rocha, A. F., Nascimento, Francisco A de 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.

Drewes, Charlie. *Eletromiography: Recording Electrical Signals from Human Muscle* (2000)

Enoka, R. M. *Bases neuromecânicas da cinesiologia*. São Paulo: Manole. 2000.

Filho, E. B. L.; da Silva, E. A. B. & 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.

Francica, Juliana Valente. *Ajustes cardiovasculares induzidos pelos exercícios resistidos em jovens com história familiar positiva de hipertensão*. Universidade São Judas Tadeu, São Paulo, 2008.

Kandel, E.. *Principles of Neural Science*, 4th Edition (2000), McGraw-Hill



- Konrad, Peter. *The ABC of EMG, A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography*. Noraxon Inc. USA. 2005.
- 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, Paulo H., Duarte, Marcos. *Instrumentação em Eletromiografia*. Laboratório de Biofísica, Escola de Educação Física e Esporte, USP. 2006.
- Misiti, Michel. Misiti, Yves. Oppenheim, Georges. Poggi, Jean Michel. *Wavelet Toolbox, For Use with Matlab*. 1997.
- Norris, J. A.; Englehart, K. & 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.
- Paiva, J. P. L. M., Kelencz, C. A., Paiva, H. M., Galvão, R. K. H. & 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.
- Rash, Gregoty S. *EMG Fundamentals*. 2004.
- Santos, Paulo J. M.. *Fisiologia do músculo esquelético*. 2005.
- Sayood, K., *A Introduction to Dara Compression*, 3th edition, 2, 2006.
- Silbernagl, S; Despopoulos, A. *Fisiologia: Texto e Atlas*. 5º Edição. Porto Alegre: Artmed, 2003.
- Souza, Vagner R., Souza, Marco A. S., Romero, Jesus F. Na. *Circuito de condicionamento de sinais eletromiográficos*. 2006.

## **APÊNDICES**

## A – OUTROS RESULTADOS EXPERIMENTAIS

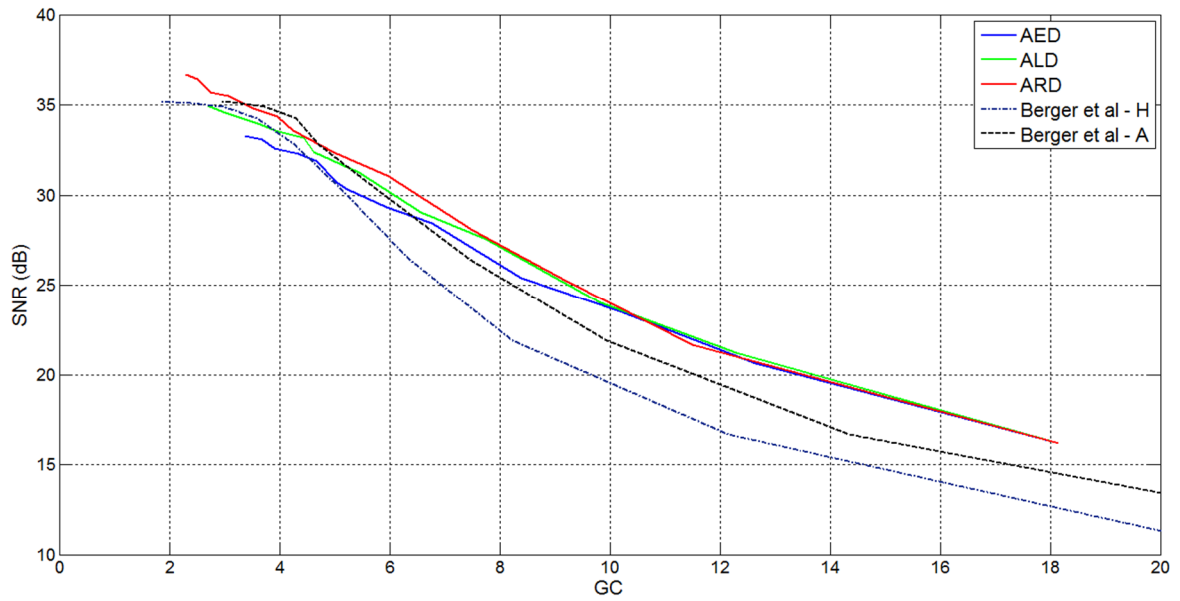


Figura A.1 – Desempenho dos codificadores para  $16 \geq Q \geq 4$  e  $L=3$

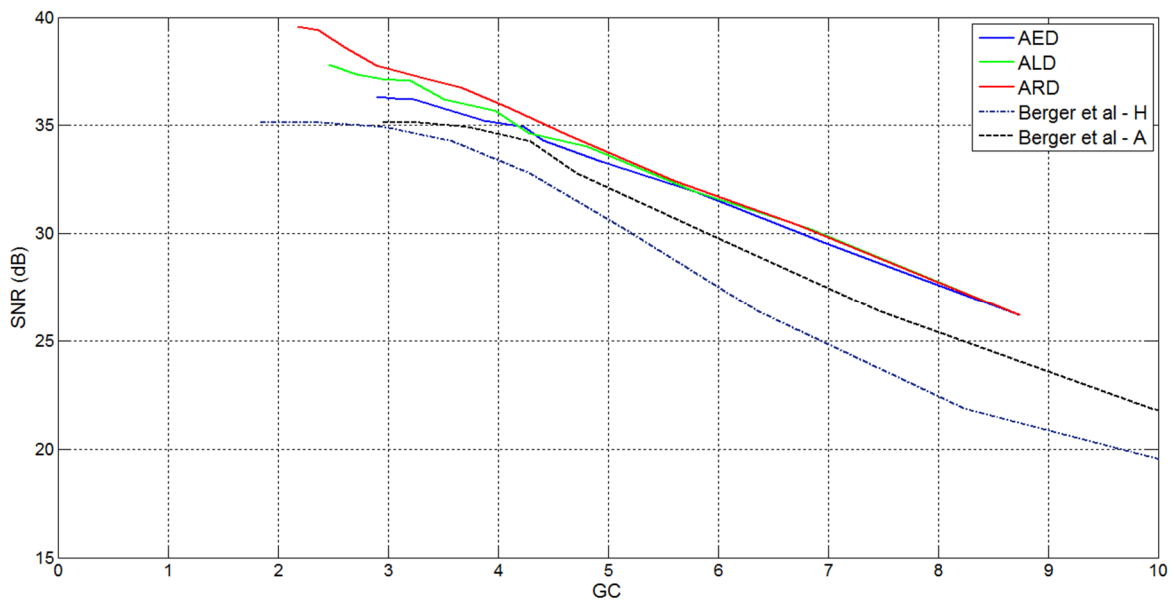


Figura A.2 – Desempenho dos codificadores para  $16 \geq Q \geq 6$  e  $L=5$

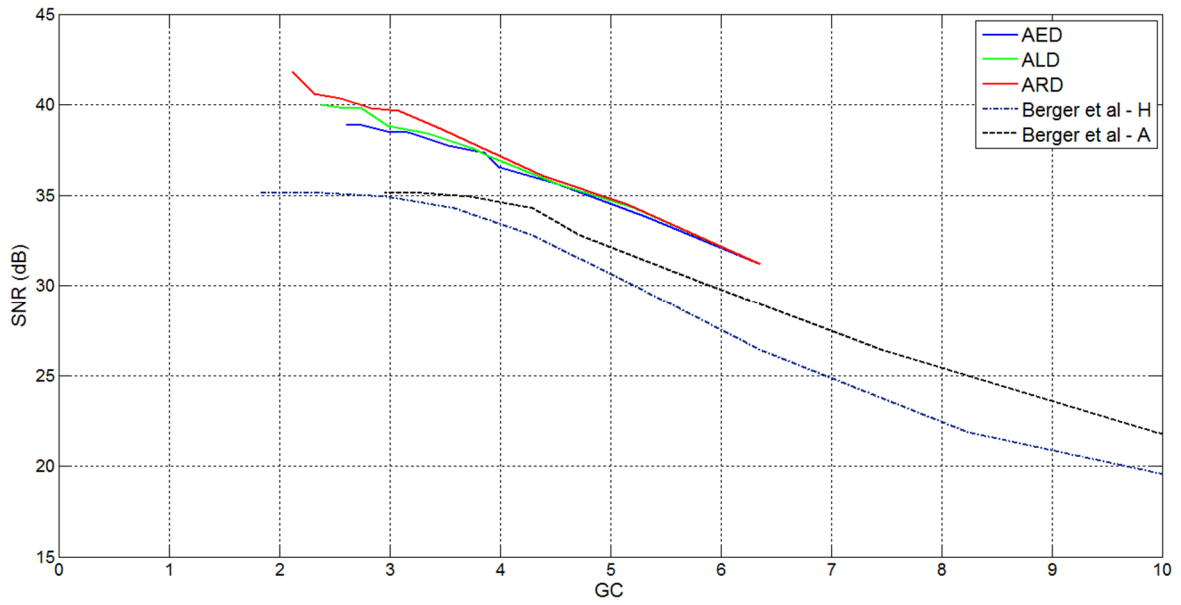


Figura A.3 – Desempenho dos codificadores para  $16 \geq Q \geq 7$  e  $L=6$

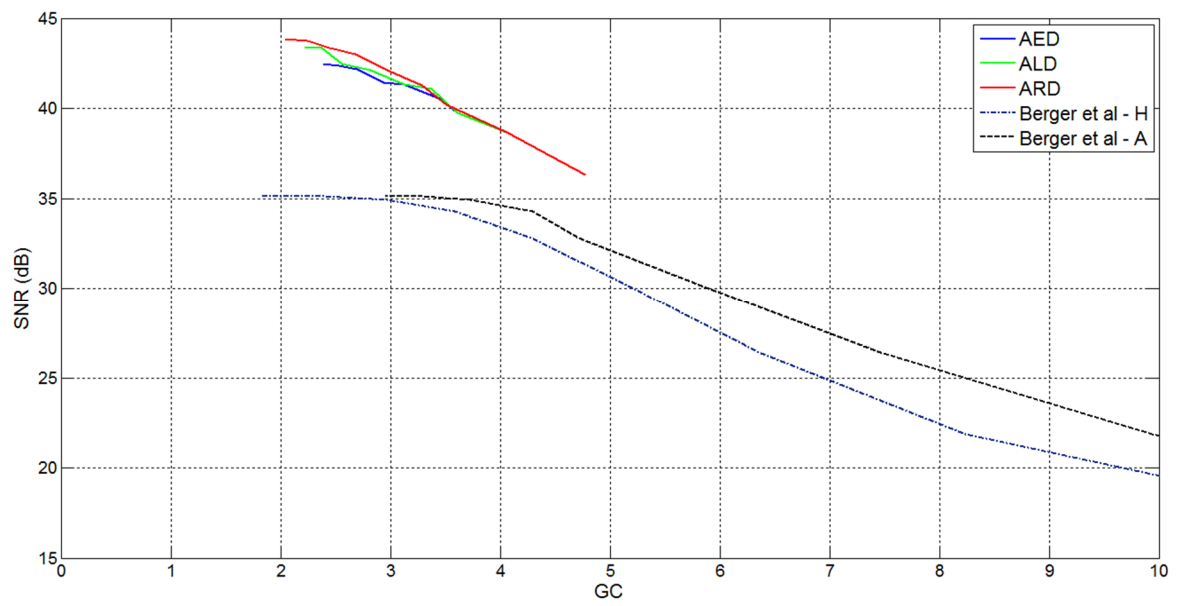


Figura A.4 – Desempenho dos codificadores para  $16 \geq Q \geq 8$  e  $L=7$

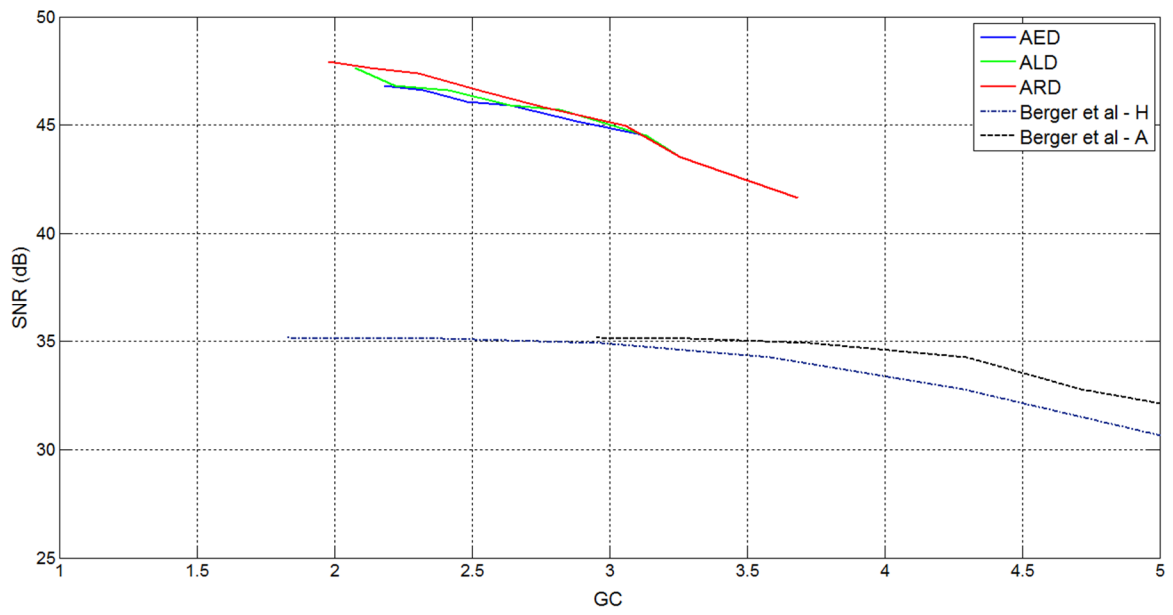


Figura A.5 – Desempenho dos codificadores para  $16 \geq Q \geq 9$  e  $L=8$

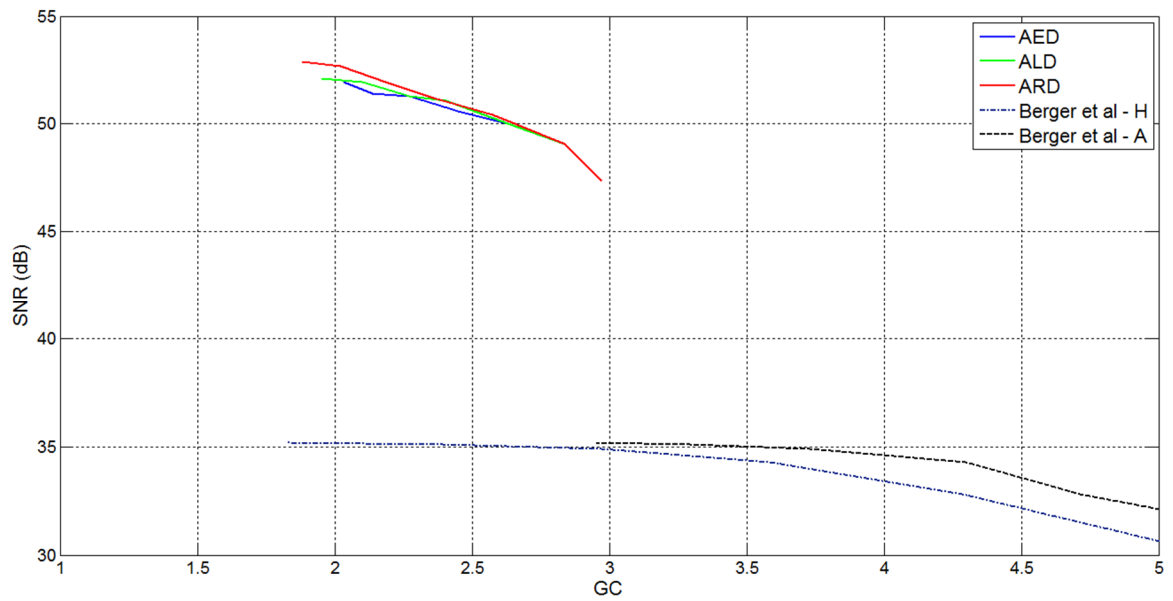


Figura A.6 – Desempenho dos codificadores para  $16 \geq Q \geq 10$  e  $L=9$

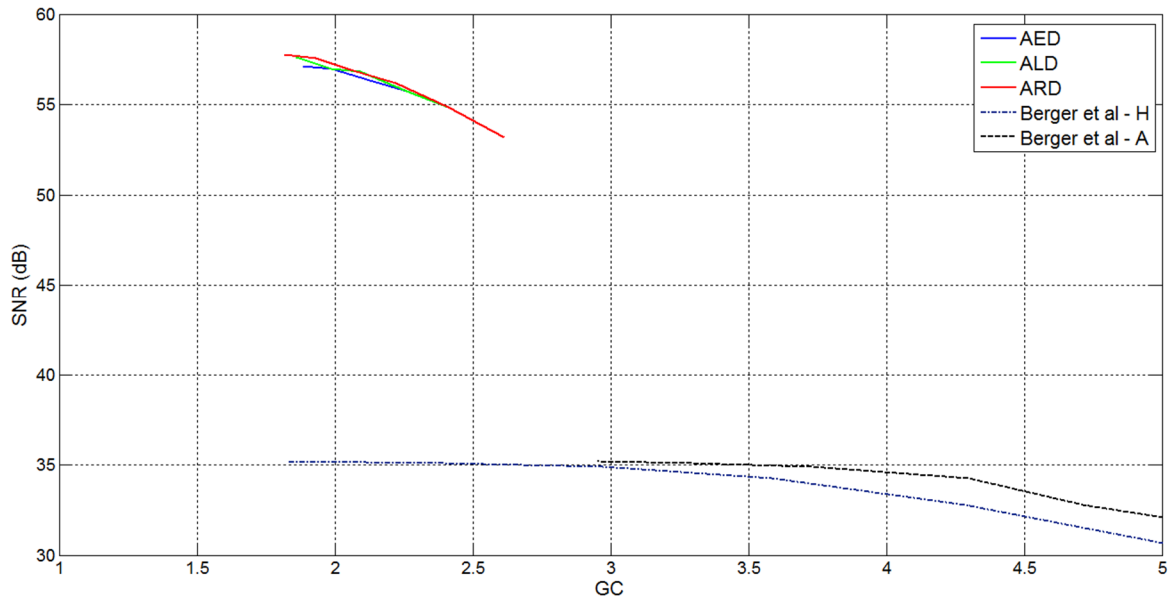


Figura A.7 – Desempenho dos codificadores para  $16 \geq Q \geq 11$  e  $L=10$