



Universidade Federal de Campina Grande
Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Dissertação de Mestrado

Transmissão de Imagens em Canais de HF

Ítalo Rodrigo Monte Soares

Francisco Marcos de Assis
Orientador

Edmar Candeia Gurjão
Orientador

Campina Grande
Dezembro de 2013

Universidade Federal de Campina Grande
Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Transmissão de Imagens em Canais de HF

Ítalo Rodrigo Monte Soares

Dissertação de Mestrado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Ciências no Domínio da Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Processamento da Informação/Comunicações.

Francisco Marcos de Assis
Orientador

Edmar Candeia Gurjão
Orientador

Campina Grande
©Ítalo Rodrigo Monte Soares

Instituto Federal de Campina Grande
Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Transmissão de Imagens em Canais de HF

Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica
Campina Grande, 2013.

Dissertação
Engenharia Elétrica
Campina Grande, 2013.

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL DA UFCG

S676t Soares, Ítalo Rodrigo Monte.
Transmissão de imagens em cana de HF / Ítalo Rodrigo Monte Soares. –
Campina Grande, 2013.
44 f.

Dissertação (Mestrado em Ciências no Domínio da Engenharia Elétrica)
– Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Engenharia Elétrica e
Informática.

"Orientação: Prof. Francisco Marcos de Assis, Prof. Edmar Candeia
Gurjão".

Referências.

1. Canal HF. 2. Transformada Wavelet. 3. Quantização Vetorial. I.
Assis, Francisco Marcos de. II. Gurjão, Edmar Candeia. III. Título.

CDU 621.391(043)

Campina Grande
Ítalo Rodrigo Monte Soares

"TRANSMISSÃO DE IMAGENS EM CANAIS DE HF"

ITALO RODRIGO MONTE SOARES

DISSERTAÇÃO APROVADA EM 05/12/2013



FRANCISCO MARCOS DE ASSIS, Dr., UFCG
Orientador(a)



EDMAR CANDEIA GURJAO, D.Sc., UFCG
Orientador(a)



BRUNO BARBOSA ALBERT, D.Sc., UFCG
Examinador(a)



ERNESTO LEITE PINTO, Dr, IME
Examinador(a)



WASLON TERLLIZZIE ARAUJO LOPES, D.Sc., UFCG
Examinador(a)

CAMPINA GRANDE - PB

Aos meus pais Itamar e Nádia.

Agradecimentos

- Aos meus pais por sempre me apoiarem e propiciarem uma base familiar sólida.
- Ao professor Edmar Candeia Gurjão pela orientação, amizade e confiança que sempre depositou em mim.
- Ao professor Francisco Marcos de Assis pela orientação e ensinamentos repassados
- À Mayara por estar sempre presente, com carinho e dedicação.
- À Camila e Ísis pela amizade verdadeira e pelos exemplos que são para mim.
- Ao Programa de apoio ao ensino e à pesquisa científica e tecnológica em defesa nacional (Pró-Defesa) PD 07/2008.
- Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq).
- À Coordenação de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (COPELE) do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande.

Resumo

As comunicações que utiliza a banda de altas frequências (HF, do inglês *High Frequency*) tem longo alcance sem a necessidade de repetidores, por esse motivo tem importância estratégica. No caso dos sistemas de comunicações militares, por questões de segurança, essa importância tem mais ênfase, pois pode-se rapidamente estabelecer um enlace de comunicações em cenários de conflito. Entretanto, esses canais apresentam largura de banda estreita e são tradicionalmente empregados apenas para transmissão de voz e dados a baixas taxas. Embora já hajam normas para transmissões nesses canais, busca-se técnicas que permitam aumentar as taxas obtidas para possibilitar novas aplicações, como por exemplo a transmissão de imagens. Nesse caso tem-se um desafio que requer um pré-processamento na imagem que pode ser composto de compressão em altas taxas seguida de codificação para controle de erros. Uma alternativa é usar as técnicas de codificação conjunta fonte/canal, uma dessas codificações realiza a associação do quantizador vetorial com a modulação, e é a base do trabalho aqui desenvolvido. Neste trabalho é feita uma extensão da codificação fonte/canal acima descrita pela redução da modulação de 16-QAM para 4-QAM, mais adequada ao canal HF. Para realizar essa modificação foi realizado o treinamento do dicionário em um mapa auto organizável de Kohonen em uma topologia de 8 dimensões. Resultados obtidos via simulação computacional mostram que essa nova associação se mostrou robusta aos erros quando o canal apresenta uma baixa relação sinal ruído.

Abstract

The long range without repeaters is on the reasons of strategic importance of communication based on High Frequency band (HF). In special to military communications, this importance increases as the possibility of to establish a link in a war scenario. However, due to its low bandwidth and severe channel conditions, HF channels are normally used to voice and low data rate transmission. In spite of the well established standards, to increase transmission possibilities, like image transmission, new techniques have to be implemented. Image transmission in the HF channel is a challenge, and to perform this task it is necessary to pre-process the image, e.g. by compressing it with a high rates followed by a powerful error correction encoding. An alternative is to use a joint source/channel encoding, and one of these techniques uses vector quantization combined adjusted to the channel modulation. In this work a previously proposed vector quantization combined with modulation is extended by reduction the modulation order from 16-QAM to 4-QAM, more adequate to the HF channel. The proposed modification was performed by training a dictionary in a Kohonen self organized map in a topology with 8 dimensions. Computational simulation results show the robustness of the proposed modification even in low signal-to-noise regime.

Sumário

1	Introdução	1
2	Comunicações em Canais de HF	3
2.1	Propagação de Ondas HF na Ionosfera	3
2.2	Modelo do Canal	6
2.3	Transmissão em HF	7
2.3.1	MIL-STD-188-110C	8
3	Compressão de Imagem	11
3.1	Quantização Vetorial	11
3.1.1	Algoritmo de Kohonen	13
3.2	Transformada Wavelet Discreta	16
3.3	Medidas de Distorção	18
4	Sistema Proposto	20
4.1	Mapeamento do Codificador de Fonte na Modulação	21
4.2	Quantização vetorial dos Coeficientes Wavelet	23
4.3	Mapeamento na Modulação 4-QAM	25
4.4	Sistema de Transmissão em HF	26
5	Resultados	28
5.1	Compressão da Imagem	28
5.2	Topologia do dicionário em 8D	33
5.3	Transmissão em HF	35
6	Conclusões e Perspectivas	43
	ANEXO	45
	Referências Bibliográficas	45

Lista de Figuras

2.1	Representação da variação de altura das camadas ionosféricas ao longo do dia e estações do ano.	4
2.2	Propagação dos multipercursos na ionosfera.	5
2.3	Diagrama de blocos do modelo do canal ionosférico HF.	6
2.4	Diagrama de blocos do codificador convolucional da norma MIL-STD 188-110C.	9
3.1	Partição do espaço bidimensional ($k = 2$) em $N = 19$ regiões.	12
3.2	Codificação baseada em quantização vetorial.	13
3.3	Estrutura de uma rede de Kohonen bidimensional.	14
3.4	Transformada wavelet de uma dimensão, no nível K com filtro passa-baixa h e filtro passa-alta g	16
3.5	Banco de filtros para decomposição wavelet de nível 1 de uma imagem.	17
3.6	Exemplo de decomposição wavelet no nível 2 da imagem: (a) imagem original; (b) imagem transformada; (c) diagrama indicando a localização de cada sub-banda.	18
3.7	Imagem comprimida, PSNR = 28,64 dB.	19
3.8	Imagem comprimida, PSNR = 29,82 dB.	19
4.1	Constelação de sinais para uma modulação 16-QAM.	22
4.2	(a) Constelação 256-QAM; (b) Dicionário com topologia 16×16 cujos vetores-código são blocos de 3×3 pixels	22
4.3	Diagrama indicando a localização de cada subimagem de decomposição da wavelet nível 3.	24
4.4	Pontos em uma topologia retangular bidimensional. Os losângulos indicam o raio da vizinhança. O losângulo menor corresponde ao raio zero, o segundo ao raio 1 e o maior ao raio 2.	26
4.5	Diagrama de blocos do sistema de transmissão de imagens proposto.	27
5.1	Imagem original Lena que foi utilizada em todas as simulações.	29
5.2	Blocos de 4×4 pixels do dicionário utilizado para compressão da imagem.	30
5.3	QV com blocos 3×3 , PSNR = 28,56 dB.	31

5.4	QV com blocos 4×4 ., PSNR = 27.66 dB.	31
5.5	(a) Diagrama indicando as sub-bandas que foram descartadas; (b) Imagem comprimida com $T_c = 5,82$ e PSNR = 31,24 dB	32
5.6	Imagem comprimida DWT+QV-1 , PSNR = 28,64 dB.	34
5.7	Imagem comprimida DWT+QV-2. , PSNR = 29,82 dB.	34
5.8	Gráfico da relação sinal ruído em função taxa de erro de bits do canal simulado, para modulação 4-QAM	35
5.9	Varição da PSNR em função da SNR do canal para duas topologias do codificador SOM.	36
5.10	Imagem 8D sem canal, PSNR = 27,63 dB.	36
5.11	Imagem 2D sem canal, PSNR = 28,64 dB.	36
5.12	Imagem 8D, SNR=20 dB, PSNR = 26,74 dB.	37
5.13	Imagem 2D, SNR=20 dB, PSNR = 26,91 dB.	37
5.14	Imagem 8D, SNR=18 dB, PSNR = 26,29 dB.	37
5.15	Imagem 2D, SNR=18 dB, PSNR = 25,81 dB.	37
5.16	Imagem 8D, SNR=16 dB, PSNR = 25,84 dB.	38
5.17	Imagem 2D, SNR=16 dB, PSNR = 24,89 dB.	38
5.18	Imagem 8D, SNR=14 dB, PSNR = 25,13 dB.	38
5.19	Imagem 2D, SNR=14 dB, PSNR = 23,25 dB.	38
5.20	Imagem 8D, SNR=12 dB, PSNR = 24,10 dB.	39
5.21	Imagem 2D, SNR=12 dB, PSNR = 21,79 dB.	39
5.22	Imagem 8D, SNR=10 dB, PSNR = 23,09 dB.. . . .	39
5.23	Imagem 2D, SNR=10 dB, PSNR = 20,84 dB.	39
5.24	Imagem 8D, SNR=8 dB, PSNR = 21,88 dB.	40
5.25	Imagem 2D, SNR=8 dB, PSNR = 19,44 dB.	40
5.26	Modelo de simulação baseado na norma MIL-STD-188-110B.	40
5.27	Diagramas de blocos do <i>Simulink</i> para transmissão em HF.	41
5.28	Imagem transmitida pelo canal HF quieto em baixa latitude com SNR = 16dB. PSNR = 26,53 dB	41
5.29	Imagem transmitida pelo canal HF quieto em baixa latitude com SNR = 20dB. PSNR = 27,49 dB	41
5.30	Imagem transmitida pelo canal HF moderado em baixa latitude com SNR = 16dB. PSNR = 22,58 dB	42
5.31	Imagem transmitida pelo canal HF moderado em baixa latitude com SNR = 20dB. PSNR = 23,59 dB	42

CAPÍTULO 1

Introdução

Em todo sistema, a troca de informação necessita ser realizada por um meio de comunicação condizente com a importância do que está sendo tratado. Em especial no caso de sistemas que envolvam a segurança nacional, os sistemas de comunicações devem, dentre outras características, serem resistentes a cenários de crise, por exemplo, devem haver alternativas para manter as comunicações quando ocorrerem fatos como catástrofes naturais ou em conflitos, ou que permitam o estabelecimento de enlaces de comunicação que cubram um grande território sem a necessidade de repetidores.

Dois canais se destacam na transmissão de sinais sem a utilização de cabos em distâncias relativamente longas, os que utilizam satélite e o canal de altas frequências (HF, do inglês *High Frequency*). As vantagens do canal de HF são o baixo custo de operação quando comparada à transmissão por satélite e a flexibilidade, pois pode ser implementado de forma simples e rápida além de independe de uma estrutura complexa, o satélite, e que introduz um ponto de vulnerabilidade no enlace de comunicação. Isto fica mais acentuado em locais com condições de isolamento geográfico e carência de infra-estrutura (HARRIS, 1996).

Um fato que demonstrou a vantagem da utilização dos canais de HF foi na passagem do furacão Katrina nos Estados Unidos em 2005, que causou danos à infraestrutura de telecomunicações, isolando a área do resto do mundo. O sistema de rádio amadorismo na faixa de frequência HF foi crítico para as operações de resgate (UYSAL; HEIDARPOUR, 2012)

Nas últimas décadas ocorreu uma retomada das pesquisas em comunicações por canais de HF, surgiu então uma nova geração de equipamentos com maior automação e confiabilidade. Um exemplo dessa automação é o ALE (*Automatic Link Establishment*) (CASEY, 2006), que monitora os canais disponíveis e automaticamente passa a transmitir nos canais de melhor qualidade, o que tornou o rádio HF mais fácil de usar, sem a necessidade de um operador de rádio que constantemente ajuste os parâmetros manualmente para manter a conexão. Com esses avanços, para determinados cenários, transmissão em HF se tornou uma tecnologia complementar e/ou alternativa à tecnologia de comunicações por satélite.

Tradicionalmente o sistema de transmissão em HF é utilizado para transmitir voz e dados em baixa taxa (HARRIS, 1996). Com essas melhoras nos moduladores / demoduladores (modem) de HF, a possibilidade do uso do rádio definido por *software* e a facilidade no tratamento de sinais digitais, a possibilidade de transmissão de outros sinais, como imagens, ficou mais factível.

O objetivo do presente trabalho é estudar o canal de HF, as técnicas para transmissões nesse canal e as possíveis adaptações que permitam a transmissão de imagens. Durante a revisão bibliográfica poucos trabalhos foram encontrados sobre esse assunto, transmissão de imagens em canais de HF. Uma possível justificativa é a importância militar e estratégica desse canal. Com isso, pesquisas na área são mantidas em sigilo.

Após o levantamento foram encontrados três trabalhos acerca da temática, (KURDZIEL; FURMAN, 2002), (STRUTZ; AHRENS, 1999) e (CHATELLIER et al., 2007). Em todos, foi dado um destaque especial à compressão da imagem e às adaptações necessárias nessa compressão, uma vez que que padrões tradicionais de compressão não são adequados para as altas taxas de erros de bits presentes no canal de HF.

Com base no levantamento bibliográfico foram estudadas técnicas de compressão de imagem e proposta uma modificação para tornar a transmissão mais robusta aos efeitos do canal. Em essência, obteve-se uma codificação conjunta fonte/canal, que faz uso de quantização vetorial, transformada Wavelet e um mapeamento para os símbolos da constelação. Foram obtidos resultados via simulação computacional que demonstraram a vantagem em utilizar a técnica proposta.

Este texto encontra-se organizado da seguinte forma: o Capítulo 2 trata de transmissões em canais de HF, modelo do canal e da norma militar que regulamenta a camada física na transmissão. No Capítulo 3, são apresentadas as técnicas de quantização vetorial e transformada wavelet aplicadas na compressão de imagens. O Capítulo 4 contém o sistema de compressão e a técnica de codificação conjunta fonte/canal proposto. Os resultados estão no Capítulo 5 e as Conclusões no Capítulo 6.

CAPÍTULO 2

Comunicações em Canais de HF

O canal de comunicação é o meio utilizado pelo transmissor para enviar informação ao receptor. Quando a informação atravessa o canal, pode ser corrompida de diversas maneiras, sendo a mais comum a adição de ruído (PROAKIS,). Outra limitação do canal é a largura de banda disponível, que pode ser devido às limitações físicas do meio ou aos componentes eletrônicos utilizados no transmissor e receptor (PIMENTEL, 2007).

Os canais podem ser agrupados de acordo com o modo de propagação do sinal (HAYKIN, 2004), os baseados em propagação guiada, como cabos coaxiais e fibra ótica, e os baseados em propagação livre, como canais de rádio móvel e de satélite.

Esse trabalho aborda o canal de rádio que utiliza frequências altas (*High Frequency* – HF), cujas ondas são refletidas na camada ionosférica da Terra. O canal de HF utiliza a banda de frequência de 3 a 30 MHz. Os principais usuários desse espectro são sistemas de comunicações militares, comunicação ar-terra para aeronaves e rádio amadorismo. O uso desse canal em sistemas de comunicações militares é devido ao baixo custo de operação, à independência de equipamentos operados por terceiros e ao longo alcance (CAMPOS, 2002).

Neste capítulo é feita a caracterização do canal HF. Para tanto, na Seção 2.1 é descrita a camada ionosférica, na Seção 2.2 é apresentado um modelo para esse canal e suas características, como tempo e banda de coerência. Por fim, na Seção 2.3 são descritos os componentes da camada física utilizados para transmissão e o padrão militar para modems em HF MIL-STD-188-110C.

2.1 Propagação de Ondas HF na Ionosfera

Em comunicações de longa distância, as ondas de rádio na faixa de frequência HF utilizam a ionosfera como meio de propagação. A ionosfera é a região da atmosfera terrestre composta de gases e partículas eletricamente carregadas, com altura variando de aproximadamente 75 a 600 km (SIZUN, 2005).

Quando as ondas de rádio chegam na camada ionizada, elas podem ser absorvidas, atravessar a ionosfera e ir para o espaço exterior ou sofrerem refração até retornar a superfície da terra. O ângulo de incidência é um dos fatores que determinam a distância da transmissão.

Devido à variação na densidade de ionização, a ionosfera é dividida em quatro camadas, denominadas D, E, F1 e F2. O maior agente de ionização da ionosfera é o Sol, então, as camadas mais altas possuem maior densidade de ionização, enquanto as camadas inferiores, por estarem protegidas, sofrem menos ionização. Como a ionização depende da radiação solar, o comportamento das camadas varia com o decorrer do dia, estação do ano, latitude, altura e com o ciclo de 11 anos das manchas solares (CAMPOS, 2002).

A camada D é a mais próxima do solo, situada aproximadamente entre 75 km e 95 km. É a que absorve maior quantidade de energia eletromagnética das ondas de rádio, atua de forma negativa na propagação ionosférica. Seu comportamento é diurno, desaparece durante a noite devido à falta de energia solar.

A camada E é situada aproximadamente entre 95 e 150 km. Ela é útil para a propagação mas também pode apresentar uma considerável absorção de energia eletromagnética. Apresenta variação ao longo do dia e formações irregulares de gases ionizantes, o que aumenta a densidade de ionização e provoca a reflexão da onda em HF semelhantes as que ocorrem na camada F mas em altitudes mais baixas. Essa formação irregular é chamada de camada E Esporádica, E_S .

A camada F está compreendida aproximadamente entre 150 e 600 km, é dividida em duas, F1 e F2, durante o dia. A maior parte das reflexões das ondas em HF ocorre nessa região, devido a sua elevada taxa de ionização e estabilidade (AMENDOLA, 2003). A Figura 2.1 ilustra o comportamento da camada ionosférica durante o dia e noite nos períodos de verão e inverno.

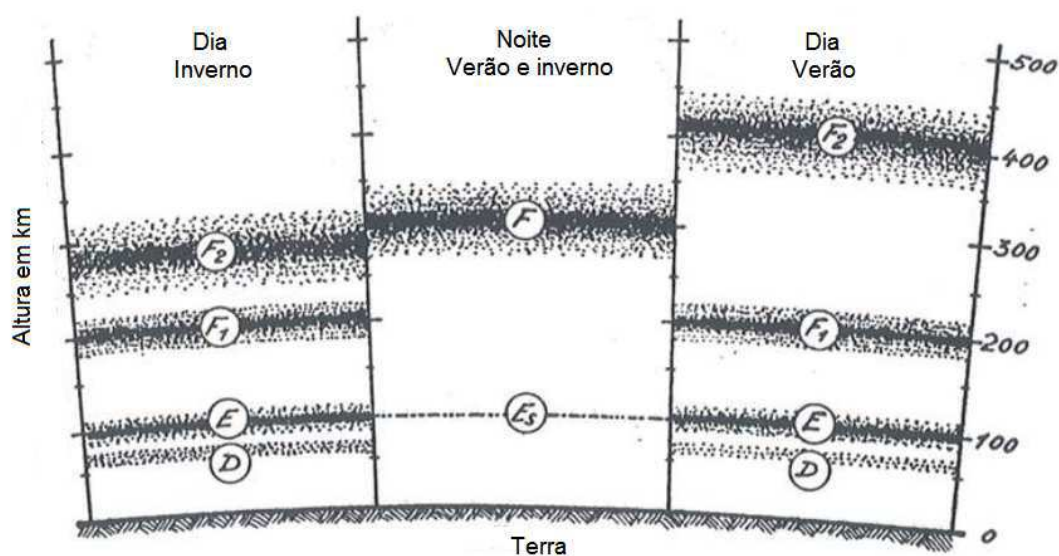


Figura 2.1: Representação da variação de altura das camadas ionosféricas ao longo do dia e estações do ano.

Se uma sinal é transmitido por um enlace HF, com propagação na ionosfera, o receptor pode receber várias cópias desse sinal, pois a onda pode ser refletida uma ou várias vezes nas camadas E e F, conforme Figura 2.2. Esse fenômeno é conhecido como multipercurso e é comum em canais de comunicações sem fio. Cada percurso possui distâncias diferentes e como resultado, as múltiplas cópias do sinal chegam no receptor em tempos diferentes. Se o tempo de atraso entre os diferentes percursos for da ordem do período de símbolo, ocorre interferência intersimbólica.

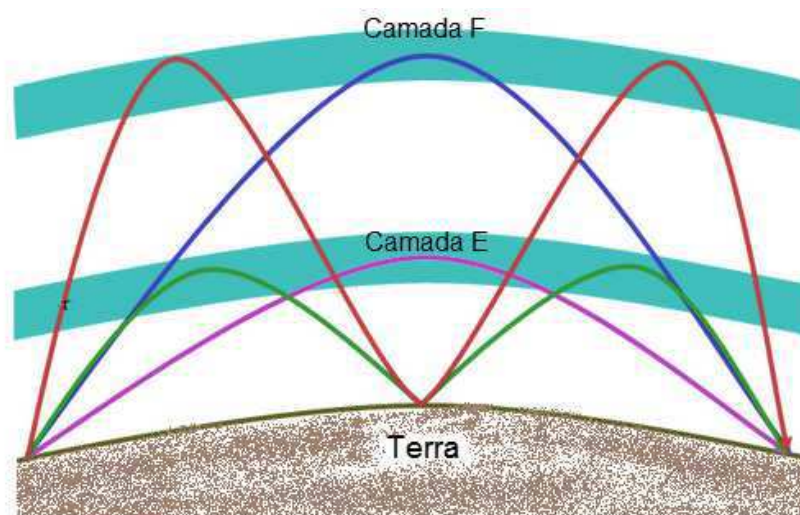


Figura 2.2: Propagação dos multipercursos na ionosfera.

Além dessa dispersão temporal, ocorre também a dispersão Doppler (RAPPAPORT et al., 1996), que em termos gerais é uma medida do alargamento do espectro do sinal transmitido. O espectro de potência Doppler é a função que indica o comportamento dessa dispersão, que é independente para cada percurso.

O campo magnético da Terra também influencia na propagação ionosférica. Devido à sua influência nas cargas elétricas presentes na camada, a ionosfera se torna um meio anisotrópico, ou seja, apresenta velocidades de propagação e absorção diferentes para cada componente de polarização da onda eletromagnética (DAVÇES, 1990). Com isso, a onda é dividida em dois modos de propagação (modo ordinário e modo extraordinário), com atrasos e dispersão Doppler diferentes. Esse fenômeno é denominado de efeito magneto-iônico.

Caso a dispersão temporal entre as duas componentes magneto-iônicas seja grande, cada uma é tratada como um percurso independente, com o espectro de potência Doppler Gaussiano. Entretanto, se as componentes não forem distinguíveis no tempo, elas são consideradas apenas um percurso com espectro de potência Doppler bi-gaussiano (WATTERSON; JUROSHEK; BENSEMA, 1970).

2.2 Modelo do Canal

Em (WATTERSON; JUROSHEK; BENSEMA, 1970), é proposto e validado experimentalmente um modelo estacionário para o canal HF, denominado modelo de Watterson. Como na prática o canal tem comportamento não estacionário, o modelo é válido somente para transmissões em um pequeno intervalo de tempo (aproximadamente 10 minutos) e em um canal de banda limitada (aproximadamente 10 kHz).

O modelo de Watterson é a principal referência para desenvolvimento de simuladores do canal HF. Ele é utilizado pela norma da ITU (*International Telecommunication Union*) que regulamenta os parâmetros para simulações de canais ionosféricos (ITU-R F.1487, 2000) e foi adicionado na última revisão da norma MIL-STD-188-110 (MIL-STD-188-110C, 2011).

O modelo engloba os efeitos de multipercursos e espalhamento Doppler. No modelo, o sinal de entrada alimenta uma linha de retardos, cada sinal atrasado é modulado em amplitude e fase, então, os sinais atrasados e modulados são somados e adicionado ruído para obter o sinal de saída, conforme ilustrado na Figura 2.3.

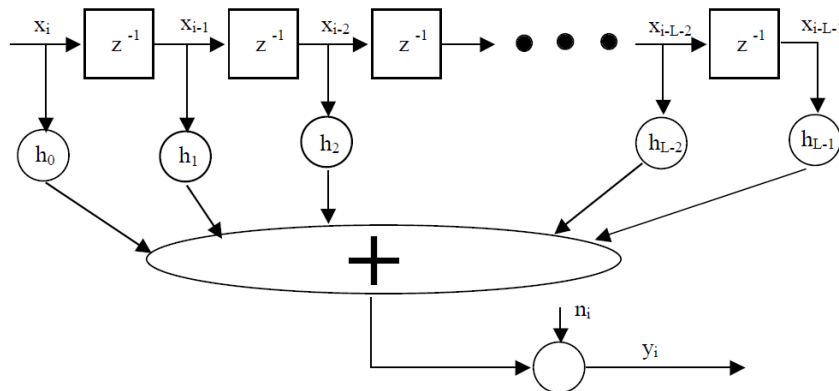


Figura 2.3: Diagrama de blocos do modelo do canal ionosférico HF.

A expressão matemática para o modelo é (FURMAN; NIETO, 2001)

$$y_i = \sum_{j=0}^{L-1} h_j x_{i-j} + n_i, \quad (2.1)$$

em que i é o índice de tempo, x_i é a entrada, y_i a saída do canal, h_j é o ganho de derivação, L o número de percurso e n_i é o ruído aditivo gaussiano branco.

Os ganhos de derivação, h_j , são gerados por filtros complexos WGN (*White Gaussian Noise*) cujos espectros de potência no domínio da frequência apresentam a forma gaussiana. O espalhamento Doppler (B_{d_j}) desejado para o canal deve ser igual a duas vezes o desvio padrão σ_j .

$$|H_j(f)|^2 = \frac{e^{-2f^2/B_{d_j}^2}}{\sqrt{\frac{\pi B_{d_j}^2}{2}}}, \quad -\infty < f < \infty \quad (2.2)$$

A equação no domínio do tempo dos filtros do ganho de derivação é:

$$f_j(t) = \sqrt{2}e^{-\pi^2 t^2 B_d^2}, \infty < t < \infty. \quad (2.3)$$

Apesar de existir a possibilidade do espectro de potência do ganho de derivação assumir a forma bi-gaussiana, devido ao efeito magneto-iônico, as normas que tratam dos parâmetros para simulação do canal de HF utilizam apenas a forma gaussiana.

A Tabela 2.1 contém os parâmetros que devem ser utilizados na simulação do canal de acordo com a norma F.1487 da ITU-R. São considerados dois percursos ($L = 2$). O parâmetro B_d é o espalhamento espectral, dado pelo espectro de potência Doppler, e τ_m é o retardo do segundo raio em relação ao primeiro.

Tabela 2.1: Parâmetros dos canais de teste previstos pelo ITU-R (ITU-R F.1487, 2000).

Latitude	Condição do canal	τ_m (ms)	B_d (Hz)
Baixa	quieto	0,5	0,5
	moderado	2	1,5
	perturbado	6	10
Média	quieto	0,5	0,1
	moderado	1	0,5
	perturbado	2	1
Alta	quieto	1	0,5
	moderado	3	10
	perturbado	7	30

2.3 Transmissão em HF

O efeito de multipercurso presente no canal de HF provoca o desvanecimento, que é a variação do nível médio do sinal causado pela adição ou subtração dos múltiplos sinais que chegam no receptor.

O desvanecimento pode ser classificado em 4 tipos (SIMON; ALOUINI, 2005): plano, seletivo em frequência, lento e rápido. Os dois primeiros estão relacionadas com o mecanismo de espalhamento temporal devido ao multipercurso. Se o tempo de atraso entre a primeira e última cópia do sinal recebido (T_m) for maior que o tempo de símbolo (T_s), ocorre o desvanecimento seletivo em frequência. Se $T_m < T_s$, o desvanecimento é classificado como plano. O desvanecimento seletivo em frequência causa interferência intersimbólica e está presente nos canais de HF (CASEY, 2006).

A classificação entre desvanecimento lento ou rápido esta relacionada com a variação temporal do canal. Se o espalhamento Doppler B_d for maior que a largura de faixa do sinal B , ocorre o desvanecimento rápido. Se $B_d < B$, ocorre o desvanecimento lento (SILVA, 2001).

Um sistema de comunicações que realiza transmissão em HF deve possuir técnicas para combater esse ruído e interferência. Dentre essas técnicas estão a equalização do canal, os códigos corretores de erros e o entrelaçamento. A modulação e o tempo de sinalização também determinam o quanto o sinal sofrerá os efeitos do canal. Nessa Seção será apresentada a norma militar que determina como essas técnicas devem ser empregadas, ou seja, tipo do código corretor de erro, tamanho do entrelaçador, etc.

2.3.1 MIL-STD-188-110C

A norma militar MIL-STD-188-110C, desenvolvida pelo Departamento de Defesa dos EUA, estabelece formas de ondas e requisitos de desempenho para garantir a interoperabilidade de modems utilizados para transmissão de longo alcance e de sistemas de comunicações táticos na faixa de HF.

A MIL-STD 188-110C foi publicada em 2011 como uma revisão do 188-110B. Apresentou três novidades nos apêndices: características para simuladores de canal HF, especificações para uma interface LAN (*Local Area Network*) e para transmissão em banda larga. Em frequências HF, um canal é considerado banda larga se sua largura de banda for maior que 3 kHz. A norma especifica larguras de bandas contínuas de 3 a 24 kHz que suportam taxas de 75 a 120.000 bps.

Nos apêndices desse documento encontram-se também um esquema para transmissão paralela, que utiliza 39 subportadoras, e especificações para transmissão com taxas acima de 2400 baud (símbolos por segundo) para largura de banda de 3 kHz.

Nesse trabalho será detalhado apenas o corpo da norma, que trata de comunicação serial, taxa de transmissão constante de 2400 baud, modulação 8-PSK e taxa de bits que pode variar de 75 a 2400 bps. Para manter constante a taxa de sinalização para as diferentes taxas de bits, é empregada técnica de repetição e formação dos símbolos com 1, 2 ou 3 bits.

O código corretor de erro é convolucional com taxa de $1/2$ e restrição de comprimento 7, definidos pelos polinômios geradores $g_1(x) = x^6 + x^4 + x^3 + x + 1$ e $g_2(x) = x^6 + x^5 + x^4 + x^3 + 1$. O diagrama de blocos do codificador é apresentado na Figura 2.4. Para as taxas menores que 600 bps ocorre a repetição do bit na saída do codificador. Por exemplo, para a taxa de 150 bps a saída é repetida 4 vezes, o que muda para $1/8$ a taxa efetiva da codificação.

A norma define dois tipos entrelaçadores, o curto (0,6 s) e o longo (4,8 s). Esses valores se referem ao tempo de retardo para preencher a matriz do entrelaçador. Então, para manter o tempo constante nas diferentes taxas nominais de bits o tamanho da matriz deve variar de acordo com a taxa. A Tabela 2.2 contém os tamanhos das matrizes do entrelaçador.

Após o entrelaçador, os dados são agrupados para formar os símbolos com 1, 2 ou 3 bits, de acordo com a taxa. Então são adicionados o preâmbulo e os símbolos de treinamento a esses símbolos de informação para formar a estrutura do sinal. Primeiro é transmitido o preâmbulo, que determina a taxa de bits e o entrelaçador usado pelo modem do transmissor. Na sequência

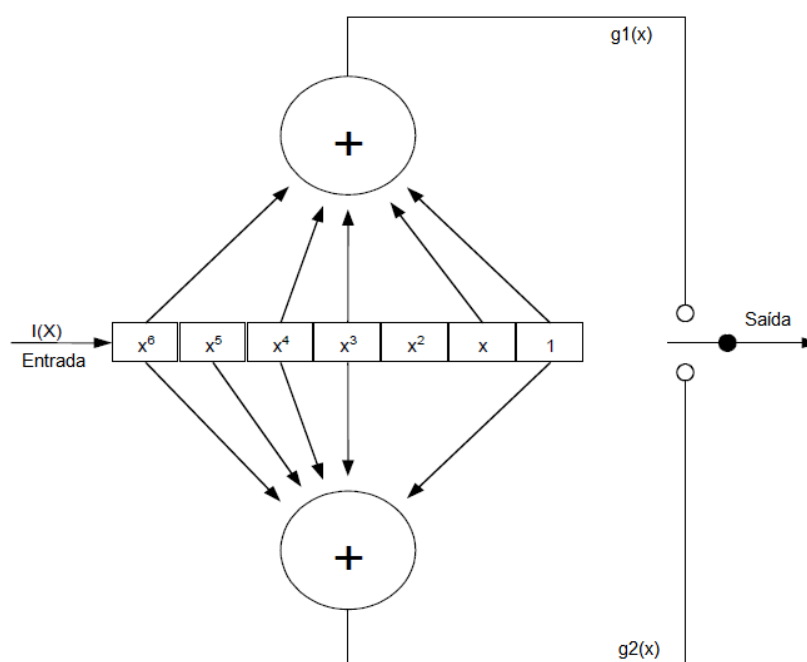


Figura 2.4: Diagrama de blocos do codificador convolucional da norma MIL-STD 188-110C.

Tabela 2.2: Dimensões da matriz do entrelaçador

Taxa de bits (bps)	Entrelaçador longo		Entrelaçador curto	
	N. de linhas	N. de colunas	N. de linhas	N. de colunas
2400	40	576	40	72
1200	40	288	40	36
600	40	144	40	18
300	40	144	40	18
150	40	144	40	18

são transmitidos blocos alternados de símbolos de informação e de treinamento. Os símbolos de treinamento são usados no receptor para estimar o canal no equalizador. Apesar de tratar sobre os símbolos de treinamento, a norma não especifica nenhum tipo de equalizador.

Na Tabela 2.3 são apresentadas, para cada taxa de bits, as taxas do código corretor de erro (considerando as repetições), a quantidade de bits por símbolo e a quantidade de símbolos de informação e treinamento que são enviados alternadamente.

A modulação adotada na norma é a 8-PSK, que mapeia símbolos de 3 bits em cada ponto da constelação. Como existem também símbolos de 2 e até 1 bit, para manter a modulação é adicionado o bloco Embaralhador (*scrambler*). Ele gera 3 bits que são combinados por uma soma modulo 8 com os símbolos provenientes do sistema. Com isso, as modulações que seria QPSK ou BSPK, são modificadas para 8PSK. O embaralhador também tem a função de eliminar grandes seqüências de zeros que estão presentes no preâmbulo.

Tabela 2.3: Informações gerais da estrutura do sinal na norma MIL-STD 188-110C

Taxa de bits (bps)	Taxa do CCE	Bits/Símbolo	No. de símbolos de informação	No. de símbolos de treinamento
2400	1/2	3	32	16
1200	1/2	2	20	20
600	1/2	1	20	20
300	1/4	1	20	20
150	1/8	1	20	20

CAPÍTULO 3

Compressão de Imagem

O principal objetivo da compressão de um sinal é reduzir os requisitos de memória ou armazenamento. Logo, ela é uma das técnicas utilizadas para transmitir um sinal por um canal com banda estreita.

Esquemas de compressão de dados podem ser divididos em duas classes, com ou sem perdas (SAYOOD, 2012). A compressão sem perdas ocorre sem perda de informação, ela elimina a informação redundante contida nos dados e também é chamada de compactação de dados. Por exemplo, no caso das compressão de imagens sem perdas, a intensidade original do pixel de uma imagem pode ser perfeitamente recuperada a partir da representação comprimida.

A compressão com perdas envolve perda de informação de maneira controlada e é capaz de obter maiores taxas de compressão quando comparado ao método sem perdas. Esse tipo de compressão é utilizada em imagens, pois perdas significativas podem ser toleradas pelo sistema visual humano sem prejudicar o entendimento da cena (GONZALEZ; WOODS, 2011).

Para reduzir a quantidade de bits necessária para representar um sinal, os métodos de compressão exploram a estrutura do sinal (como esparsidade e redundância) e características dos usuários. Neste capítulo serão apresentados métodos de compressão de imagens, na Seção 3.1 é apresentada a quantização vetorial (QV) e o algoritmo de Kohonen, que é utilizado para projetar o dicionário de vetores-código da QV. Na Seção 3.2 é descrito o método de transformada wavelet aplicado a imagens. Por fim, a Seção 3.3 apresenta a medida de distorção PSNR, que é uma avaliação objetiva da qualidade da imagem.

3.1 Quantização Vetorial

Um quantizador vetorial Q de dimensão k e tamanho N , é um mapeamento de um vetor k -dimensional do espaço euclidiano, \mathbb{R}^k , em um conjunto finito com N representantes, chamados de vetores-código (GERSHO; GRAY, 1992). Matematicamente, tem-se

$$Q : \mathbb{R}^k \rightarrow \mathcal{C}, \quad (3.1)$$

em que $\mathcal{C} = (\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_N)$ e $\mathbf{y}_i \in \mathbb{R}^k$ para cada $i = 1, 2, \dots, N$.

O conjunto \mathcal{C} é chamado de dicionário (*codebook*) e tem dimensão N . A taxa de codificação para a quantização vetorial é

$$r = \frac{\log_2 N}{k} \quad (3.2)$$

que mede o número de bits por amostra usados para representar o sinal de entrada. A taxa de codificação para imagens é dada em bit por *pixel* (bpp)

Na quantização vetorial (QV), um vetor $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^k$ é mapeado em um vetor-código \mathbf{y} , que pertence ao dicionário \mathcal{C} . Esse processo é denominado quantização e \mathbf{y} é a versão quantizada de \mathbf{x} ,

$$\mathbf{y} = Q(\mathbf{x}). \quad (3.3)$$

Associado a cada vetor-código, \mathbf{y}_j , existe uma região de Voronoi, ou região do vizinho mais próximo, que é definida por

$$R_i = \{\mathbf{x} : d(\mathbf{x}, \mathbf{y}_i) \leq d(\mathbf{x}, \mathbf{y}_j) \text{ para todo } j = 1, 2, \dots, N\} \quad (3.4)$$

em que $d(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ é uma medida de distorção entre os vetores \mathbf{x} e \mathbf{y} . A mais utilizada é a distância euclidiana quadrática.

O espaço vetorial \mathbb{R}^k é dividido em N regiões de Voronoi e cada região possui um representante, que é um vetor-código \mathbf{y}_j . Um exemplo de divisão do espaço \mathbb{R}^2 para quantização vetorial é ilustrado na Figura 3.1 (LOPES, 2003). Todos os vetores de entrada da partição R_i , em destaque na Figura, serão quantizados como vetores código \mathbf{y}_i .

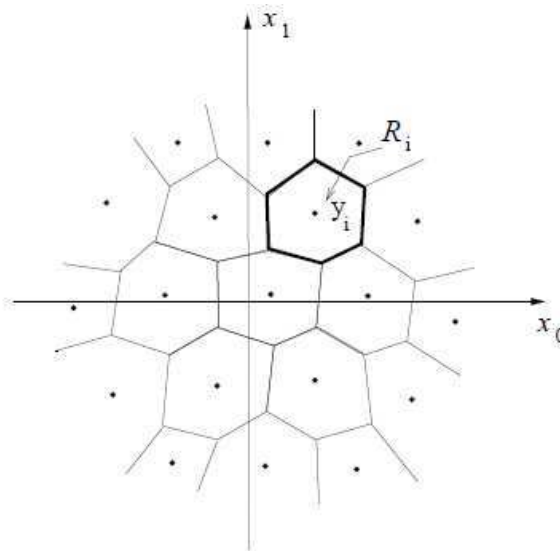


Figura 3.1: Partição do espaço bidimensional ($k = 2$) em $N = 19$ regiões.

Em um sistema de comunicações baseado em QV, Figura 3.2, o quantizador é utilizado para codificar o sinal da fonte. O codificador procura o vetor-código com menor distorção, $d(\mathbf{x}, \mathbf{y}_i)$, para o vetor de entrada $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^k$, então, o índice i é transmitido pelo canal ao de-

codificador. O decodificador, que possui uma cópia do dicionário, procura pelo vetor-código correspondente ao índice i e produz o vetor y_i como saída.

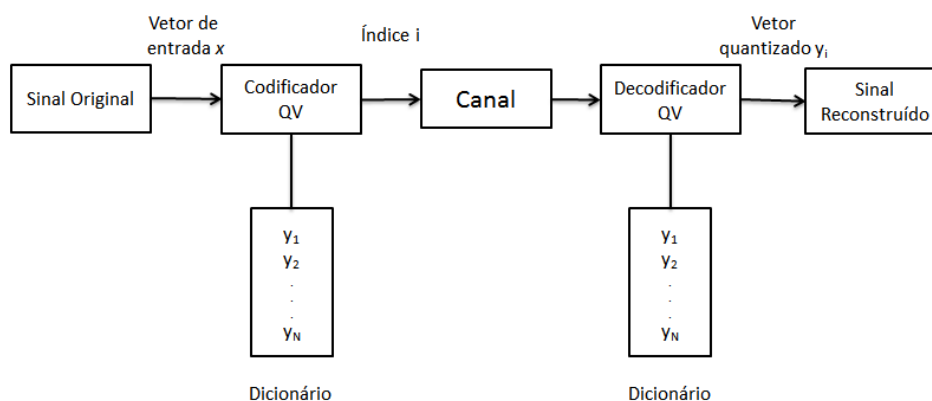


Figura 3.2: Codificação baseada em quantização vetorial.

A compressão da imagem com base na QV explora a redundância estatística entre *pixels*. A imagem é decomposta em blocos de $K_1 \times K_2$ *pixels*, de tamanho fixo sem sobreposição e esses blocos são usados como vetores na QV. Por exemplo, utilizando blocos de 4×4 *pixels*, cada vetor terá dimensão 16.

Um ponto importante na quantização vetorial é como encontrar as regiões de Voronoi e seus representantes, ou seja, determinar os vetores-código y_j do dicionário. Existem alguns algoritmos que realizam esse treinamento ou projeto do dicionário, como o algoritmo LBG (Linde-Buzo-Gray) (LINDE; BUZO; GRAY, 1980) e o algoritmo de Kohonen (KOHONEN, 1990).

3.1.1 Algoritmo de Kohonen

O algoritmo de Kohonen é utilizado para formar um mapa auto-organizável (*Self Organizing Map* – SOM). É baseado em redes neurais artificiais e utiliza o método de aprendizagem por competição (HAYKIN, 2009).

A estrutura da rede neural é composta por duas camadas. A primeira é a camada de entrada, onde estão os padrões de entrada, que são vetores do banco de dados utilizado no treinamento da rede. Na camada de saída, os neurônios de saída são dispostos em uma rede com topologia definida. No exemplo da Figura 3.3, a topologia é bidimensional de tamanho 5×5 . Essa topologia é importante no processo de aprendizagem e é preservada após o treinamento.

A cada neurônio de saída é associado um peso sináptico, que é um vetor com a mesma dimensão dos padrões de entrada. Os valores dos pesos são atribuídos de forma aleatória no início e atualizados no decorrer do processo de aprendizagem. No final do treinamento, cada unidade de saída irá representar um conjunto dos vetores de entrada e manterá um padrão de vizinhança de acordo com a topologia.

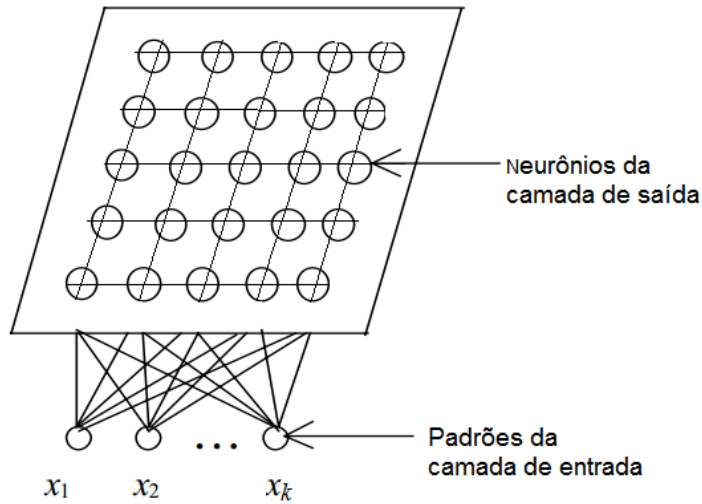


Figura 3.3: Estrutura de uma rede de Kohonen bidimensional.

O algoritmo de Kohonen envolve três processos, após a atribuição inicial de valores aos pesos sinápticos. O primeiro é um processo de competição, no qual um padrão de entrada é escolhido e seu valor é comparado com os valores dos pesos de todos os neurônios da saída. O neurônio que mais se aproxima do padrão de entrada ganha a competição e é denominado neurônio vencedor.

O processo seguinte é o de cooperação, no qual são selecionados neurônios vizinhos, na topologia, do neurônio vencedor. No último processo, denominado adaptação sináptica, os pesos dos neurônios vizinhos e do vencedor são atualizados de acordo com uma função específica para que eles se aproximem do padrão de entrada. O algoritmo é detalhado a seguir.

Dado uma rede com N neurônios, cada um é associado a um índice $j = 1, 2, \dots, N$ e um peso $\mathbf{y}_j = [y_{j1}, y_{j2}, \dots, y_{jk}]^T$. Para cada padrão de entrada $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_k]^T$ do conjunto de treinamento, um neurônio é escolhido como vencedor, v , que pode ser encontrado pela equação

$$v(\mathbf{x}) = \arg \min_j \|\mathbf{x} - \mathbf{y}_j\|, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (3.5)$$

em que $\|\cdot\|$ representa a distância euclidiana e $v(\mathbf{x})$ é o índice do neurônio vencedor para a entrada \mathbf{x} .

A vizinhança topológica do neurônio vencedor é dada pela função $h_{j,v}$. Essa função possui valor máximo no neurônio vencedor v , é simétrica em torno desse ponto e decresce com o aumento da distância $d_{j,v}$ entre o neurônio j e o neurônio vencedor v . Normalmente $h_{j,v}$ tem a forma gaussiana,

$$h_{j,v} = \exp\left(-\frac{d_{j,v}^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.6)$$

o desvio padrão da gaussiana, σ , é denominado de largura da vizinhança. Esse parâmetro diminui no decorrer das iterações do algoritmo (VESANTO et al., 2000).

Como já citado, após a determinação da vizinhança ocorre a atualização dos pesos dos neurônios selecionados. O novo valor é dado pela formula

$$\mathbf{y}_j(n+1) = \mathbf{y}_j(n) + \eta(n)h_{j,v}(n)(\mathbf{x} - \mathbf{y}_j(\mathbf{n})), \quad (3.7)$$

em que n é o tempo discreto.

O parâmetro $\eta(n)$ é a taxa de aprendizagem. Ela determina o quanto o valor do vetor de entrada \mathbf{x} irá influenciar na atualização do peso sináptico. A taxa de aprendizagem deve começar com uma valor inicial η_0 e diminuir gradualmente com o tempo n , de forma linear ou exponencial (VESANTO et al., 2000).

O critério de parada do algoritmo é o número de iterações, o processo de aprendizagem é repetido uma quantidade pré determinada de vezes. Esse número de iterações pode variar da ordem de milhares a dezenas de milhares e é dividido em duas fases, de ordenação e convergência.

A fase de ordenação tem como objetivo propiciar uma ordenação geral dos vetores peso, numa perspectiva de toda topologia da rede. Para isso, a função de vizinhança deve abranger quase todos os neurônios da rede nos passos iniciais da iteração. Nessa primeira fase a taxa de aprendizagem inicial também deve ser mais alta, na ordem de 0,1 (HAYKIN, 2009), para que os valores do padrão de entrada tenham maior influência nos pesos, já que esses foram iniciados de forma aleatória.

Na fase de convergência é realizada a sintonia fina do mapa. Ela deve possuir um número maior de iterações que a fase anterior, a função de vizinhança deve ter uma largura bem menor, abrangendo apenas os vizinhos próximos, e a taxa de aprendizagem também deve ser reduzida, ficando na ordem de 0,01 (HAYKIN, 2009).

Resumindo, as etapas do algoritmo são:

- 1 Iniciar os valores dos vetores pesos \mathbf{y}_j .
- 2 Escolher um vetor \mathbf{x} dentre os padrões de entrada.
- 3 Achar o neurônio vencedor $v(\mathbf{x})$ usando o critério da distância euclidiana mínima.
- 4 Atualizar os pesos sinápticos dos neurônios vencedor e vizinhos.
- 5 Repetir passos 2, 3 e 4.

Os parâmetros que devem ser determinados pelo usuário são: topologia dos neurônios de saída; o tipo da função de vizinhança e os valores iniciais e finais da sua largura; valores iniciais e finais da taxa de aprendizagem e a forma de decaimento; número de iterações da fase de ordenação e da fase de convergência.

Ao final do treinamento o mapa estará topologicamente ordenado, ou seja, padrões que sejam próximos no espaço k -dimensional sejam mapeados em neurônios que estejam próximos na topologia da rede.

Na aplicação do algoritmo de Kohonen para o treinamento de um dicionário na quantização vetorial, os vetores de pesos sinápticos serão os vetores código e os vetores padrões usados na camada de entrada da rede neural são os vetores empregados no treinamento do dicionário (MADEIRO, 2001).

O algoritmo de Kohonen apresenta desempenho similar ao LBG no treinamento de dicionários para quantização vetorial aplicada na compressão de imagens (CORRAL; GUERRERO; ZUFIRIA, 1994). A vantagem do Kohonen é sua organização topológica, que faz com que vetores-código próximos no dicionário apresentem pequena distorção.

3.2 Transformada Wavelet Discreta

O princípio dessa técnica é procurar uma representação na qual a informação do sinal seja concentrada em um pequeno número de coeficientes. Com isso, o número de coeficientes necessário para a transmissão ou armazenamento será reduzido.

Um modo prático de decompor um sinal em suas componentes wavelets é aplicar um banco de filtros, na Figura 3.4 esse processo é apresentado para um sinal unidimensional. O sinal passa por um filtro passa baixa, h , e um filtro passa alta, g , depois é subamostrado (decimado) por um fator de 2. Com esse processo são obtidos os coeficientes wavelets do nível 1. Os múltiplos níveis ou escalas da wavelet são obtidos repetindo o processo de filtragem e decimação apenas na saída do filtro passa baixa. Os coeficientes resultantes para K níveis são $d_{i1}(n)$, $i \in 1, \dots, K$ e $d_{k0}(n)$ (USEVITCH, 2001).

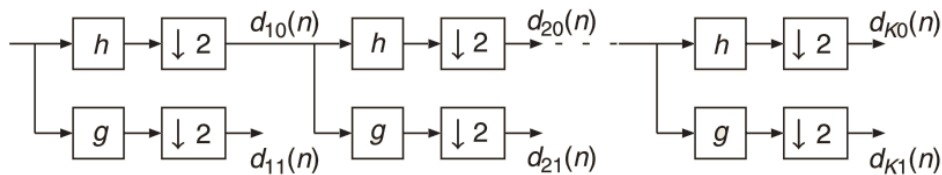


Figura 3.4: Transformada wavelet de uma dimensão, no nível K com filtro passa-baixa h e filtro passa-alta g

Como a imagem é um sinal bidimensional, é necessário realizar uma decomposição wavelet em duas dimensões. A transformada wavelet unidimensional pode ser estendida para duas dimensões usando filtros separados. A decomposição em uma dimensão é aplicada a todas as linhas da entrada, em seguida, o processo é repetido para todas as colunas. A Figura 3.5 representa a decomposição de 1 nível da imagem original $I(x, y)$, $h(y)$ e $g(y)$ são os filtros aplicados nas colunas e $h(x)$ e $g(x)$ são os filtros aplicados nas linhas da imagem.

Esse banco de filtros resulta em 4 subimagens, também denominadas sub-bandas, do ponto de vista da frequência. Cada subimagem possui 1/4 do tamanho da imagem original,

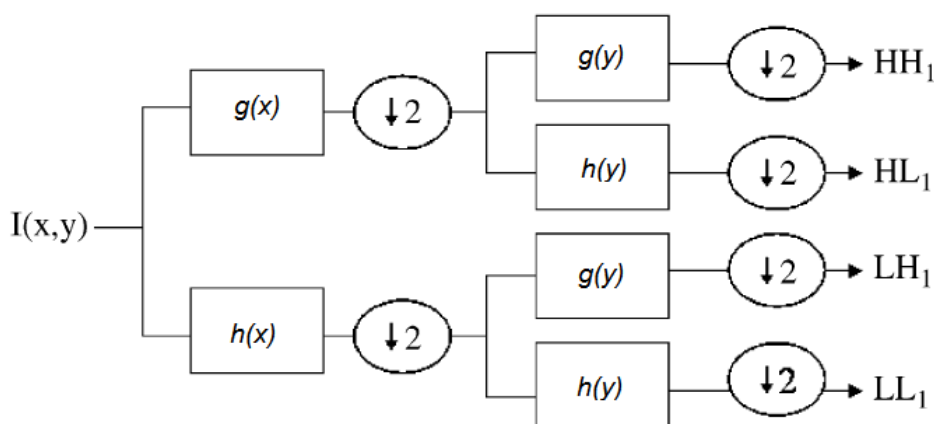


Figura 3.5: Banco de filtros para decomposição wavelet de nível 1 de uma imagem.

devido ao processo de decimação. A subimagem LL_1 (*Low-Low*), gerada pelos dois filtros passa baixa, é denominada de sub-banda de aproximação, as subimagens HL_1 (*High-Low*), LH_1 (*Low-High*) e HH_1 (*High-High*) são as sub-bandas de detalhes. A seguir é descrita cada uma das sub-bandas (ANTONINI et al., 1992):

- LL é a sub-banda de aproximação, os elementos horizontais e verticais são componentes de baixa frequência da imagem.
- HL é a sub-banda com detalhe horizontal, os elementos verticais são componentes de baixa frequência e os horizontais são componentes de alta frequência .
- LH é a sub-banda com detalhe vertical, os elementos verticais são componentes de alta frequência e os horizontais são componentes de baixa frequência.
- HH é a sub-banda com detalhe diagonal, os elementos horizontais e verticais são componentes de alta frequência.

Em imagens, as altas frequências são as regiões das bordas, ou seja, onde há uma grande diferença de valores entre pixels vizinhos. Logo, nas sub-bandas de alta frequência, a maioria dos coeficientes são próximos de zero, excetuando alguns coeficientes que ficam localizados na região correspondentes às bordas na imagem original.

Para aumentar o nível de decomposição da imagem, o processo é similar ao descrito anteriormente para decomposição de sinais unidimensionais. A sub-banda LL_1 é colocada como entrada no banco de filtros, o que gera 4 novas subimagens a partir dele, LL_2 , HL_2 , LH_2 e HH_2 . Esse processo é repetido para cada nível a mais de decomposição desejado. Um exemplo da transformada wavelet de nível 2 é apresentado na Figura 3.6.

A transformada wavelet da imagem possui o mesmo tamanho da imagem original. Por exemplo, uma imagem de tamanho 512×512 , que possui 262.144 *pixels*, passará a ser representada por 262.144 coeficientes wavelets. A vantagem da transformada é que ela concentra

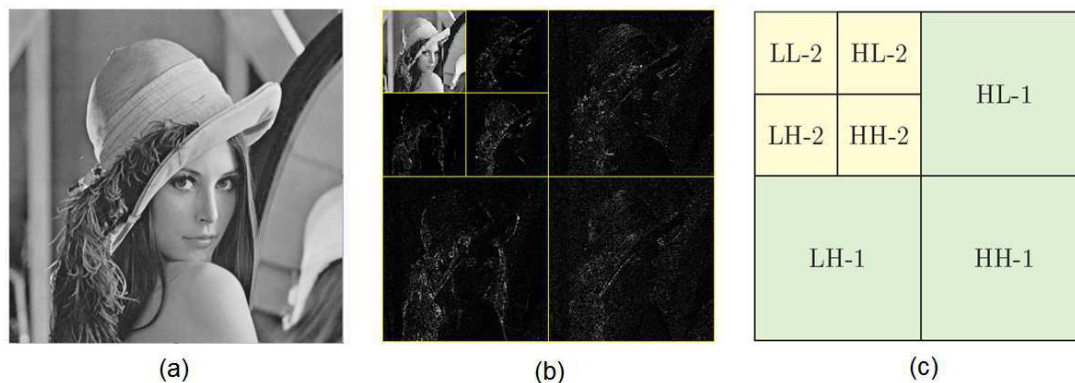


Figura 3.6: Exemplo de decomposição wavelet no nível 2 da imagem: (a) imagem original; (b) imagem transformada; (c) diagrama indicando a localização de cada sub-banda.

a energia da imagem em uma quantidade menor de coeficientes, a sub-banda de aproximação. Além disso, produz uma multirresolução da imagem e hierarquização dos coeficientes (BOVIK, 2010).

A compressão de imagens com base em transformada wavelet mais usual é a compressão com perdas (OLIVEIRA, 2007). Uma grande parte dos coeficientes wavelets pode ser eliminados sem que ocorra uma perda significativa da qualidade da imagem.

Existe uma grande quantidade de técnicas propostas para compressão de imagem que utilizam a transformada wavelet. A principal diferença entre eles está no nível da decomposição, na escolha dos coeficientes que serão descartados e na quantização utilizada nos coeficientes que serão transmitidos ou armazenados. São utilizados tanto quantização escalar quanto vetorial (SALOMON, 2004).

3.3 Medidas de Distorção

Medidas de distorção são utilizadas para avaliar a qualidade de um sinal que foi comprimido e/ou transmitido. Elas podem ser subjetivas, realizadas por um grupo de pessoas que subjetivamente classificam a qualidade baseados na comparação entre o sinal original e o processado (LOPES, 2003). Outra categoria é a medida de distorção objetiva, que se baseia na comparação matemática entre os sinais e é útil para avaliar os resultados de forma mais rápida.

Para avaliar o desempenho da compressão nas imagens foi utilizada relação sinal-ruído de pico (PSNR - *Peak Signal-to-Noise Ratio*) (BOVIK, 2010). A medida de distorção objetiva PSNR é definida como 10 vezes o logaritmo na base 10 da razão entre o quadrado do pico da amplitude do sinal de entrada e o erro médio quadrático (MSE - *Mean Square Error*). No caso da imagem de 8 bit por *pixel*, a PSNR é

$$\text{PSNR} = 10 \log \left(\frac{255^2}{\text{MSE}} \right) \quad (3.8)$$

O MSE entre a imagem original I e a aproximação K , ambas de dimensão $m \times n$ pixels, é definido como

$$\text{MSE} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (3.9)$$

Um dos problemas da PSNR é que o decréscimo de poucos decibéis pode ser percebido subjetivamente em algumas ocasiões e em outras não. Por exemplo, as Figuras 3.8 e 3.7 são resultados de um processo de compressão baseado em transformada wavelet e quantização vetorial, com taxas de compressão diferentes, elas possuem uma diferença de 1,8 dB na PSNR, que é um valor considerável, mas não tão perceptível na qualidade da imagem.



Figura 3.7: Imagem comprimida, PSNR = 28,64 dB.



Figura 3.8: Imagem comprimida, PSNR = 29,82 dB.

As técnicas de quantização apresentadas nesse capítulo serão utilizadas no próximo capítulo para obter representações mais compactas das imagens e que sejam adequadas para transmissão nos canais HF. Como medida de desempenho, será utilizada a PSNR da imagem recebida.

CAPÍTULO 4

Sistema Proposto

A transmissão de imagem em canais com largura de banda limitada e forte presença de ruído e desvanecimento, como o canal de HF, é um desafio que deve ser abordado em duas frentes. A primeira é a compressão da imagem, que é fundamental devido à baixa taxa de transmissão de bits suportada pelo canal. A outra é a utilização de técnicas (equalização, codificação para controle de erros, etc.) para aumentar robustez do sistema de comunicações frente aos erros inerentes do canal.

Imagens comprimidas são muito sensíveis a erros de transmissão, e quanto maior a taxa de compressão, maior a sensibilidade, devido à concentração de informações sobre a imagem em poucos bits. Padrões de compressão tradicionais, como o JPEG e JPEG 2000, sofrem grande impacto na qualidade da imagem para taxas de erros de bits (BER) na ordem de 10^{-4} (CHA-TELLIER et al., 2007). Dependendo da posição do erro nos bits comprimidos, a imagem pode até ficar impedida de ser reconstruída se o erro for no cabeçalho do arquivo.

Uma abordagem clássica para solucionar esse problema é uma codificação de canal com uma forte proteção contra erros. Entretanto, como codificações mais robustas implicam em inserir redundância, isso levaria ao aumento significativo da quantidade de dados a serem transmitidos, o que vai de encontro à limitação de banda do canal.

Uma solução alternativa mais adequada pode envolver proteção desigual contra erros (UEP - *Unequal Error Protection*) (BORADE; NAKIBOGLU; ZHENG, 2008). Na UEP, a codificação de canal protege de forma mais efetiva os dados que contêm informações importantes sobre a imagem e reduz a proteção de dados menos importantes, o que leva a uma redução dos bits de redundância necessários para a proteção da informação. Essa técnica pode ser considerada um tipo simples de codificação conjunta fonte e canal, pois o codificador de fonte indica para o codificador de canal a hierarquia de importância dos dados.

Uma técnica de UEP é proposta em (AHRENS; STRUTZ, 1999) e (STRUTZ; AHRENS, 1999) para a transmissão de imagens em canais de HF. O sistema é composto pela transformada wavelet da imagem e quantização escalar dos coeficientes, que são agrupados

em 5 categorias diferentes de acordo com sua importância. Um codificado Reed-Solomon é empregado, com 5 taxas de codificação diferentes, de acordo com a classificação dos dados.

Outra técnica que envolve codificação conjunta fonte canal (CHATELLIER et al., 2007) é caracterizada pela associação dos índices do quantizador vetorial com símbolos da modulação, e é a base do trabalho aqui descrito.

Na Seção 4.1, será detalhado como ocorre essa associação e como ela torna o sistema mais robusto a erros. Na Seção 4.2 é incluída a transformada wavelet na codificação de fonte. Na Seção 4.3, é proposta uma adaptação do sistema, que no trabalho original utiliza modulação 16-QAM, para uma modulação QPSK. E, na Seção 4.4, é apresentado um sistema de transmissão em HF compatível com o esquema de codificação proposto.

4.1 Mapeamento do Codificador de Fonte na Modulação

Em um sistema de comunicações baseado em quantização vetorial, o transmissor codifica cada vetor de uma sequência de vetores da fonte em um índice i de acordo com um dicionário \mathcal{C} . Esse índice é codificado para binário e envia para o modulador, passa pelo canal e chega ao receptor, onde ocorre o processo inverso composto de demodulação, seguida da decodificação para recuperar o seu valor. Uma cópia do dicionário \mathcal{C} presente no receptor é utilizada para determinar o vetor correspondente ao índice i e recuperar o sinal.

Esse sistema funciona bem quando não há ruído no canal e o índice transmitido é o mesmo utilizado no receptor para recuperar o sinal. Entretanto, efeitos de erros do canal no índice pode resultar numa distorção significativa do sinal reconstruído. Por exemplo, considerando um dicionário de tamanho 16. Ao se transmitir o índice 9 (1001_2), que corresponde ao vetor \mathbf{y}_9 no dicionário, e devido a erros do canal, o receptor pode interpretar como 11 (1011_2), que corresponde ao vetor \mathbf{y}_{11} . A distorção entre os vetores \mathbf{y}_9 e \mathbf{y}_{11} pode ser grande e gerar uma distorção no sinal reconstruído.

Uma forma de minimizar esse erro é ordenar o dicionário de forma que vetores-código que possuam valores parecidos tenham seus índices codificados em símbolos binários próximos. Para essa ordenação do dicionário e alocação adequada de índices é necessário saber quais vetores código têm valores parecidos. Isso pode ser feito por um algoritmo de busca após o treinamento do dicionário (FARVARDIN, 1990).

Outra solução mais simples para ordenar os vetores código é utilizar o algoritmo de Kohonen para treinar o dicionário. Como visto na Seção 3.1.1, os vetores códigos já ficam organizados de acordo com uma topologia predeterminada.

Entretanto, mesmo com um dicionário ordenado, se o sistema de modulação não for adequado o problema permanecerá. Tomando o exemplo anterior, depois de ordenado o dicionário os vetores correspondentes aos índices 9 (1001_2) e 11 (1011_2), \mathbf{y}_9 e \mathbf{y}_{11} , agora possuem valores próximos. Porém, se a modulação utilizada for a 16-QAM com o mapeamento dos símbolos

nos pontos da constelação indicado na Figura 4.1, a probabilidade do símbolo 1001_2 ser trocado por 1011_2 é baixa.

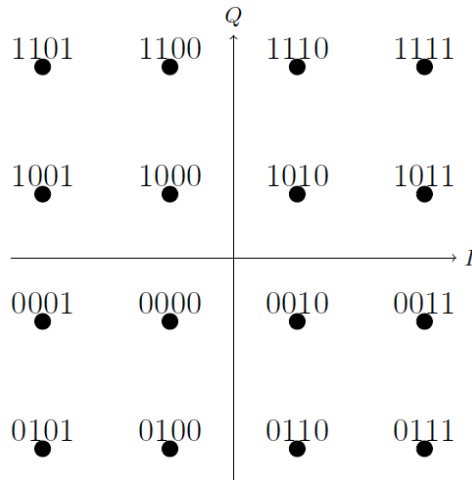


Figura 4.1: Constelação de sinais para uma modulação 16-QAM.

Seria mais adequado ordenar o dicionário levando em consideração a posição em que o índice será mapeado na constelação da modulação. Essa ideia foi proposta em (SOLAIMAN et al., 1996). No artigo de Solaiman, a quantização vetorial possui um dicionário de tamanho 256 que é treinado pelo algoritmo de Kohonen com topologia 16×16 e mapeado diretamente em uma constelação 256-QAM, como apresentado na Figura 4.2.

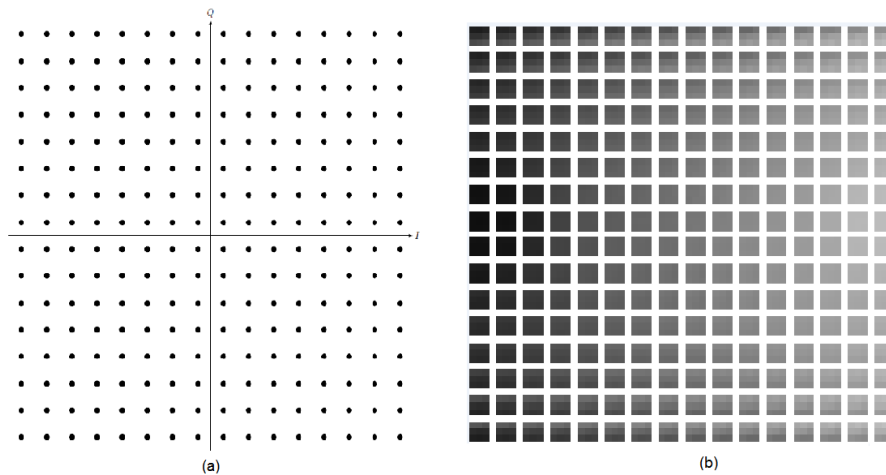


Figura 4.2: (a) Constelação 256-QAM; (b) Dicionário com topologia 16×16 cujos vetores-código são blocos de 3×3 pixels

O mapeamento é feito da seguinte forma: os vetores do dicionário são indexados por dois valores, indicando a linha e a coluna da sua posição na topologia em que foi treinado. A modulação 256-QAM pode ser vista como a combinação de 16 níveis de amplitude na componente em fase e de 16 níveis de amplitude na componente em quadratura. Dessa forma, cada nível de amplitude da fase é associado a uma coluna na topologia do dicionário, e cada nível da amplitude em quadratura à uma linha.

Assim, se um ruído do canal fizer com que o demodulador identifique um símbolo transmitido como sendo um dos seus vizinhos na constelação, esse erro não causará uma grande distorção no sinal reconstruído.

Com essa associação da quantização vetorial com a modulação, o sistema de comunicações ganha uma robustez aos erros do canal sem a necessidade de aumentar a complexidade do sistema nem de diminuir a taxa de transmissão.

Caso seja necessário reduzir o número de pontos da constelação, para uma 16-QAM, por exemplo, mantendo a mesma lógica, o número de vetores-código do dicionário teria que ser reduzido para 16, com uma topologia 4×4 . Entretanto, um dicionário de quantização vetorial com esse tamanho aumentaria a distorção provocada pelo quantizador.

Uma possibilidade para manter o dicionário com tamanho 256 (topologia 16×16) na modulação 16-QAM seria enviar primeiro o índice correspondente à linha e em seguida enviar o índice correspondente à coluna. Nessa situação, entretanto, um erro na transmissão pode não levar a um índice vizinho no mapa. Por exemplo, se o índice do vetor-código for (2,2) cuja representação binária é (0010, 0010), e o receptor detectar (1010, 0010), posição (10,2). Isso mostra que um simples erro de transmissão pode levar o índice recebido para longe do originalmente transmitido.

A solução é treinar o dicionário com uma topologia multidimensional (AITSAB; PYN-DIAH; SOLAIMAN, 1996). Ao aumentar o número de dimensões aumenta-se também o número de vizinhos de cada ponto. Por exemplo, pontos distribuídos ao longo de uma reta (uma dimensão) possuem dois vizinhos, pontos distribuídos um reticulado retangular de duas dimensões (como na modulação QAM) possuem 4 vizinhos, por outro lado pontos em um reticulado tridimensional possuem 6 vizinhos.

Esse aumento na quantidade de vizinhos é o que ocorre ao se utilizar as duas transmissões 16-QAM para enviar um índice de 8 bits. Na transmissão dos 4 primeiros bits existem quatro vizinhos próximos na modulação, e mais 4 vizinhos na segunda transmissão. Esse total de 8 vizinhos é obtido no dicionário do quantizador vetorial treinando-o com uma topologia do SOM de 4 dimensões, ($4 \times 4 \times 4 \times 4$).

O mapeamento é realizado da mesma forma, associando os níveis de amplitude das componentes em fase e quadratura da modulação às ordenadas de cada dimensão do SOM. Então, cada ponto do dicionário será representado por 4 índices, que indicam a sua posição na topologia. Em outras palavras, o que é transmitido são as coordenadas da posição topológica do vetor-código. Assim, erros mais prováveis na transmissão levam a pontos com coordenadas próximas, que apresentam pequena distorção entre os respectivos vetores-código.

4.2 Quantização vetorial dos Coeficientes Wavelet

Em (CHATELLIER et al., 2007) é proposto um esquema de codificação para transmissão de imagens em canais de HF que utiliza transformada wavelet e quantização vetorial

mapeada otimamente em uma modulação digital QAM. Nesse trabalho para aumentar a taxa de compressão e obter uma estrutura hierárquica dos dados, a imagem é decomposta em seus coeficientes wavelets. A wavelet utilizada foi no nível 3, o que gerou 10 subimagens, como apresentado na Figura 4.3 e que podem ser classificadas como:

- Informações mais significantes: LL_3 .
- Informações significantes: HL_3, LH_3, HH_3
- Informações de importância média: HL_2, LH_2, HH_2
- Informações de baixa importância: HL_1, LH_1, HH_1

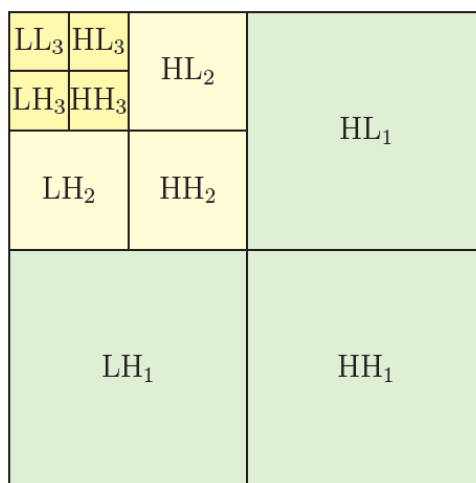


Figura 4.3: Diagrama indicando a localização de cada subimagem de decomposição da wavelet nível 3.

Para aumentar a compressão, os coeficientes das subimagens HH_3, HH_2, LH_1, HL_1 e HH_1 são descartados. As sub-bandas HH (detalhes diagonal) podem ser eliminadas sem grande prejuízo à qualidade visual da imagem, pois a informação que ela contém também está presente nas sub-bandas $LH HL$ (detalhes verticais e horizontais).

As sub-bandas que não foram eliminadas são quantizadas vetorialmente. A forma e dimensão do vetor-código é definida de acordo com a característica estatística e importância de cada sub-banda. Para isso, são projetados 5 dicionários diferentes. As sub-bandas com detalhes de alta-frequência (LH_3 e HL_3) são quantizadas com blocos de forma retangular orientados na direção do detalhe (vertical ou horizontal). Isso se deve porque os coeficientes possuem uma maior correlação. Detalhes sobre tamanho e forma dos vetores (CHATELLIER et al., 2007)

- Os vetores dos dicionários de LH_2 e HL_2 possuem tamanho 16 (blocos 4×4);
- Os vetores do dicionário LH_3 possuem tamanho 2 (blocos 1×2);
- Os vetores do dicionário HL_3 possuem tamanho 2 (blocos 2×1);

- Os vetores do dicionário LL_3 possuem tamanho 1 (quantização escalar).

O receptor realiza a quantização vetorial inversa para recuperar os coeficientes transmitidos e completa com zeros os coeficientes descartados pelo transmissor.

Os índices da QV são mapeados na constelação da modulação usando o processo descrito na seção anterior. Em (CHATELLIER et al., 2007) é utilizado dicionários com 256 vetores mapeados nas modulações 256 e 16 QAM, essa última para transmissão em HF.

4.3 Mapeamento na Modulação 4-QAM

A camada física do sistema de transmissão utilizado por Chatellier é descrita em (PERRINE et al., 2004) e possui características bem específicas, como um arranjo heterogêneo de antenas, equalização espacio-temporal, e modulação 16-QAM.

Entretanto, em sistemas tradicionais de comunicações em HF utiliza-se modulação com menor cardinalidade. Por exemplo, a norma MIL-STD-188-110 determina uma modulação BPSK, QPSK ou 8PSK.

O objetivo principal desse trabalho de dissertação foi utilizar essa técnica de codificação conjunta que foi apresentada em uma modulação mais adequada para transmissão em HF, como as utilizadas pela norma militar acima citada.

A modulação digital escolhida foi a QPSK, também denominada de 4-QAM. A razão dessa escolha se deu por eliminação das outras duas possibilidades. Na modulação 8PSK, os 8 símbolos da constelação estão distribuídos de forma circular, de modo que, para realizar a associação com os dicionário seria necessário um estudo mais aprofundado do algoritmo SOM com a finalidade de implementar uma topologia circular e em várias dimensões. Na modulação BPSK, por haver apenas dois pontos na constelação, não existe uma relação clara de vizinhança, que é o ponto forte da robustez desse sistema de codificação conjunto.

Pode-se determinar a topologia do SOM mais adequada à modulação 4-QAM mantendo a ideia de associar cada nível de amplitude da componente em fase (ou quadratura) à coordenada de uma dimensão na topologia. A 4-QAM possui apenas dois níveis de amplitude para cada componente, logo cada dimensão do mapa de Kohonen poderá ter apenas duas coordenadas.

Então, um dicionário com 256 vetores-código deve ser treinado com uma topologia SOM em 8 dimensões ($2 \times 2 \times 2 \times 2 \times 2 \times 2 \times 2 \times 2$). Cada ponto da topologia é um vértice de um hipercubo de 8 dimensões. O índice do dicionário é enviado em 4 transmissões, cada uma transporta duas coordenadas.

Como discutido anteriormente, o aumento do número de dimensões aumenta o número de vizinhos de cada ponto. Cada vértice de um quadrado (2D) possui 2 vizinhos, os vértices de um cubo (3D) possuem 3 vizinhos. Estendendo essa ideia para o hipercubo de 8D, cada vértice dele terá 8 vizinhos.

Essa noção de vizinhança é importante na hora de determinar os parâmetros da função de vizinhança do algoritmo de Kohonen. No algoritmo que treina o SOM com topologia 2D (16×16), o valor do raio inicial (distância para o neurônio vencedor $d_{j,v}$) da função de vizinhança utilizado foi 4. A Figura 4.4 ilustra o raio de vizinhança para a topologia 2D. Já para a topologia 8D, o valor utilizado foi 2. Como a densidade de vizinhança é maior, este valor de distância 2 já engloba vários neurônios.

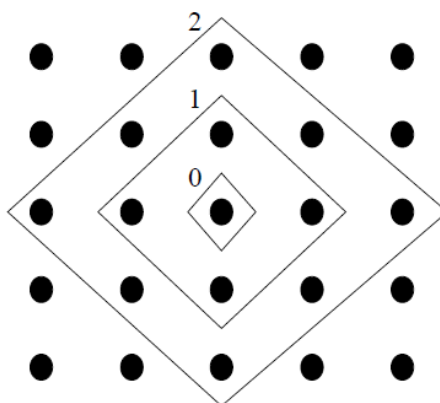


Figura 4.4: Pontos em uma topologia retangular bidimensional. Os losângulos indicam o raio da vizinhança. O losângulo menor corresponde ao raio zero, o segundo ao raio 1 e o maior ao raio 2.

Essa alta quantidade de vizinhos também afeta a fase de convergência do algoritmo. O objetivo dessa fase é o refinamento do dicionário. Para isso, o raio de vizinhança diminui para 1, que faz com que apenas o neurônio vencedor e seus vizinhos mais próximos sejam atualizados. Entretanto, na topologia 8D o raio de vizinhança 1 engloba vários neurônios. Assim, não ocorre um bom refinamento no dicionário pois ao atualizar o neurônio vencedor, os seus 8 vizinhos também são atualizados.

Para solucionar esse problema, o raio de vizinhança final da fase de convergência foi modificado para zero. Ou seja, apenas o neurônio vencedor é atualizado nas últimas iterações do algoritmo.

Mesmo com essas adaptações nos parâmetros do algoritmo, a representatividade dos vetores código não se iguala à obtida com uma topologia 2D. A vantagem do SOM em 8D está na robustez a erros, quando associado a uma modulação 4-QAM

4.4 Sistema de Transmissão em HF

Além da adaptação para a modulação 4-QAM, foi estudada também a possibilidade de utilizar esse esquema de codificação em modems que obedecem à norma MIL-STD-188-110C.

Entretanto, observou-se uma incompatibilidade nessa aplicação. No esquema de associação da quantização vetorial com a modulação o valor do índice da QV deve ser preservado

até chegar no modulador. Ou seja, se a saída do codificador da QV for o símbolo 0010, essa sequência de bits deve ser mantida até a modulação.

Na norma, o símbolo que sai do codificador de fonte não mantém a mesma sequência até a modulação. Primeiro por causa do código corretor de erros que é convolucional e não sistemático, i.e., a sequência de bits da entrada do codificador não é mantida na saída.

A ideia para solucionar esse problema é usar no sistema um código de blocos na forma sistemático. Dessa forma, os primeiros símbolos da palavra código correspondem aos símbolos da palavra de informação e o valor símbolo do índice é preservado.

Outro problema de compatibilidade entre a norma e a codificação proposta está no entrelaçador (*interleaver*). A norma sugere um entrelaçador de bits, que modifica sequência dos bits para diminuir o efeito provocado por erros em rajada. Esse espalhamento temporal dos bits faz com que os símbolos da fonte não sejam preservados até o modulador.

A solução é utilizar um entrelaçador de símbolos, que possui o mesmo princípio do entrelaçador de bits com a diferença de que em vez de modificar a ordem dos bits, modifica a ordem dos símbolos. Essa mudança de ordem não interfere na associação com a modulação, pois os símbolos são preservados.

Mais uma incompatibilidade é encontrada no embaralhador (*scrambler*), pelo mesmo motivo dos outros blocos, de modificar o símbolo codificador de fonte antes da modulação.

Em resumo, é completamente inviável a utilização desse esquema codificação fonte-canal, proposto em (CHATELLIER et al., 2007) e adaptado nesse trabalho, em modems que utilizam a norma MIL-STD-188-110C.

O diagrama de blocos sistema de transmissão sugerido quando se utiliza a codificação conjunta fonte canal proposta nesse trabalho está representado na Figura 4.5.

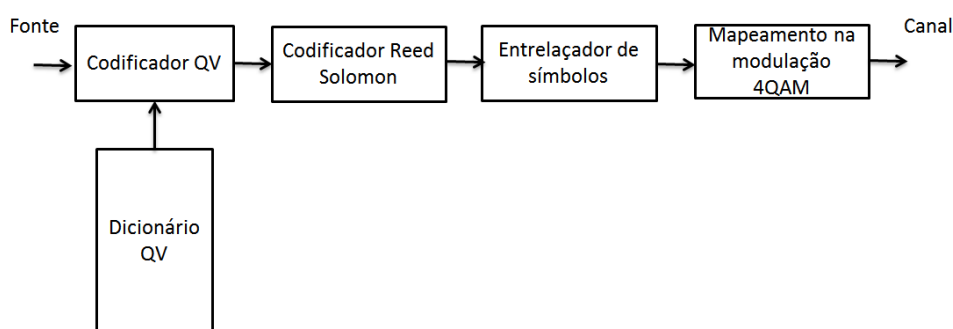


Figura 4.5: Diagrama de blocos do sistema de transmissão de imagens proposto.

CAPÍTULO 5

Resultados

Esse capítulo encontra-se dividido em três seções: na Seção 5.1 são apresentados os resultados das técnicas de compressão de imagens, resultados da quantização vetorial e da transformada wavelet discreta. Os resultados obtidos com a nova proposta de construir um dicionário com topologia em 8 dimensões e associá-lo a uma modulação 4-QAM são tratados na Seção 5.2. Finalmente, na Seção 5.3 são apresentados os resultados das simulações da transmissão de imagens em canal de HF.

5.1 Compressão da Imagem

As duas técnicas de compressão implementadas foram a quantização vetorial (QV) e a transformada wavelet discreta (DWT). A QV foi realizada diretamente nos *pixels* da imagem e nos coeficientes da DWT.

Todos os dicionários dos quantizadores vetoriais foram treinados pelo algoritmo de Kohonen. Foram utilizadas 13 imagens como base para a construção dos dicionários, elas possuem 512×512 *pixels*, são as mesmas utilizadas em (CHATELLIER et al., 2007) e são apresentadas no anexo. Observou-se a importância desse conjunto de imagens para treinamento do dicionário. No início das simulações foram escolhidas 4 imagens sem nenhum critério para constituir a base de dados e os resultados foram bem inferiores aos de (CHATELLIER et al., 2007). Após usar essas 13 imagens os resultados melhoraram.

Os algoritmos de treinamento foram implementados no Matlab utilizando as rotinas do SOM Toolbox. A função de vizinhança foi a gaussiana com raio inicial 4 e raio final 1. A topologia do mapa foi bidimensional retangular (16×16), totalizando 256 vetores-código. A taxa inicial de aprendizagem foi 0,5 com decaimento exponencial. O tempo das fases de ordenação e convergência não foi alterado, mantendo o padrão utilizados nas rotinas do SOM Toolbox.

A imagem original utilizada em todas as simulação foi a lena de 512×512 *pixels* com 256 tons de cinza, 8 bpp (8 bits por *pixel*), como apresentado na Figura 5.1.



Figura 5.1: Imagem original Lena que foi utilizada em todas as simulações.

Quantização Vetorial

A primeira técnica de compressão realizada foi a aplicação da quantização vetorial diretamente nos *pixels* da imagem, sem qualquer outro tratamento.

Os vetores-código utilizados foram blocos de *pixels* com tamanhos 3×3 e 4×4 , esses tamanhos foram escolhidos pois foram os utilizados em (CHATELLIER et al., 2007) e (SOLAÏMAN et al., 1996), principais referências para esse trabalho.

Na Figura 5.2, estão os 256 blocos 4×4 do dicionário. Eles foram obtidos pelo algoritmo de Kohonen usando uma topologia 16×16 . Pode-se observar que vetores-códigos vizinhos possuem valores próximos, que é uma propriedade característica de dicionário treinados com esse algoritmo.

Como o dicionário utilizado tem tamanho 256, cada índice é representado por 8 bits. No processo da quantização vetorial, cada bloco de 3×3 ou 4×4 *pixels* será representado por um índice. Definindo a taxa de compressão (T_c) como a razão entre o tamanho da imagem original e o tamanho após a compressão, tem-se: $T_c = 9$ e $T_c = 16$, respectivamente.

Para medir a qualidade da imagem comprimida é feita a recuperação da imagem a partir dos dados comprimidos. A imagem reconstruída é comparada com a imagem original pela medida de distorção PSNR. A compressão com blocos 3×3 gerou uma imagem com PSNR igual a 28,56 dB. A imagem comprimida com blocos 4×4 apresentou uma PSNR igual a 27,66 dB. As respectivas imagens estão nas Figuras 5.3 e 5.4 e os valores de taxa de compressão e PSNR na Tabela 5.1.

Quanto maior o tamanho do bloco utilizado na quantização maior o efeito de bloqueamento, esse efeito é perceptível principalmente nas bordas da imagem e isso se reflete na PSNR, que tem um valor menor na quantização com blocos 4×4

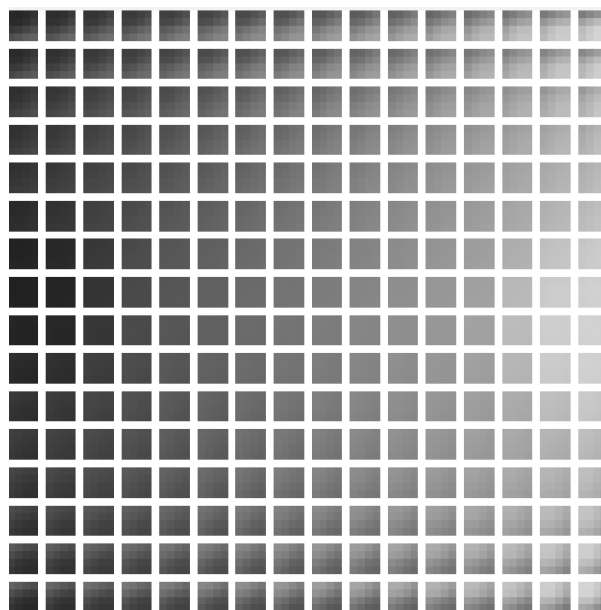


Figura 5.2: Blocos de 4×4 pixels do dicionário utilizado para compressão da imagem.

Tabela 5.1: Comparação de PSNR e taxa de compressão dos esquemas de quantização vetorial

	Taxa de compressão	<i>bits/pixel</i>	PSNR
blocos 3×3	9	0,89 bpp	28,56 dB
blocos 4×4	16	0,5 bpp	27,66 dB

Transformada Wavelet Discreta

A wavelet utilizada na transformada foi a biortogonal de Daubechies (9/7), a mesma adotada pelo padrão JPEG2000 (USEVITCH, 2001). A transformada foi realizada em 3 níveis, o que gerou 10 sub-bandas. A escolha de mais níveis na transformada foi descartada, pois, geraria mais sub-bandas e aumentaria o esforço computacional para determinar os coeficientes e para a quantização vetorial. Por outro lado, uma quantidade menor de níveis, como o nível 2, não é apropriado para compressão de imagens pois a sub-banda de aproximação ainda contém muitos coeficientes.

Para uma imagem original de 512×512 , o tamanho das sub-bandas são:

- LL_3, LH_3, HL_3 e HH_3 : 64×64 ;
- LH_2, HL_2 e HH_2 : 128×128 ;
- LH_1, HL_1 e HH_1 : 256×256 .

Foi realizada uma análise da importância de cada sub-banda, em termos da PSNR. O objetivo foi avaliar o efeito da retirada de uma determinada sub-banda. Na Tabela 5.2 são apresentados os valores da PSNR quando se aplica a transformada wavelet inversa na imagem, eliminando-se a sub-banda indicada. Esse procedimento foi repetido em 14 imagens (as 13 imagens do banco de treinamento e a lena) e a PSNR apresentada em cada linha da tabela é a



Figura 5.3: QV com blocos 3×3 , PSNR = 28,56 dB.



Figura 5.4: QV com blocos 4×4 ., PSNR = 27.66 dB.

média dos resultados. Foram utilizadas todas as imagens do banco de dados para a construção dessa tabela porque a importância de uma sub-banda pode variar muito de uma imagem para outra dependendo dos detalhes verticais e horizontais.

Tabela 5.2: PSNR da imagem reconstruída eliminando-se a sub-banda indicada.

Sub-banda eliminada	PSNR média (dB)
HH_1	40,26
LH_1	32,84
HL_1	34,71
HH_2	37,82
LH_2	30,72
HL_2	31,75
HH_3	35,90
LH_3	29,23
HL_3	30,12

Pelos resultados da Tabela 5.2 foi constatado que as 4 sub-bandas de detalhes cujos coeficientes são mais importantes para a imagem são HL_3 , LH_3 , HL_2 e LH_2 , pois seus descartes foram as que provocaram as maiores quedas na PSNR. Além dessas, a sub-banda de aproximação, LL_3 , também tem que ser preservada, pois como já citado, nela se concentram mais informações sobre a imagem.

Dessa forma, uma possibilidade de compressão da imagem utilizando transformada wavelet é simplesmente eliminar as sub-bandas menos relevantes. Realizado esse procedimento, e mantendo apenas as 5 sub-bandas que contêm mais informação, citadas no parágrafo anterior, a taxa de compressão alcançada é:

$$T_c = \frac{512 \times 512}{3(64 \times 64) + 2(128 \times 128)} = 5,82$$

Para recuperar a imagem pela transformada wavelet inversa, faz-se necessário completar as sub-bandas eliminadas com zero. Realizando esse procedimento obtém-se a imagem da Figura 5.5(b), na qual pode-se observar que a perda de qualidade da imagem é praticamente imperceptível, apesar da compressão de quase 6 vezes. A PSNR da imagem recuperada mostrada na Figura 5.5(b) é de 31,24 dB.

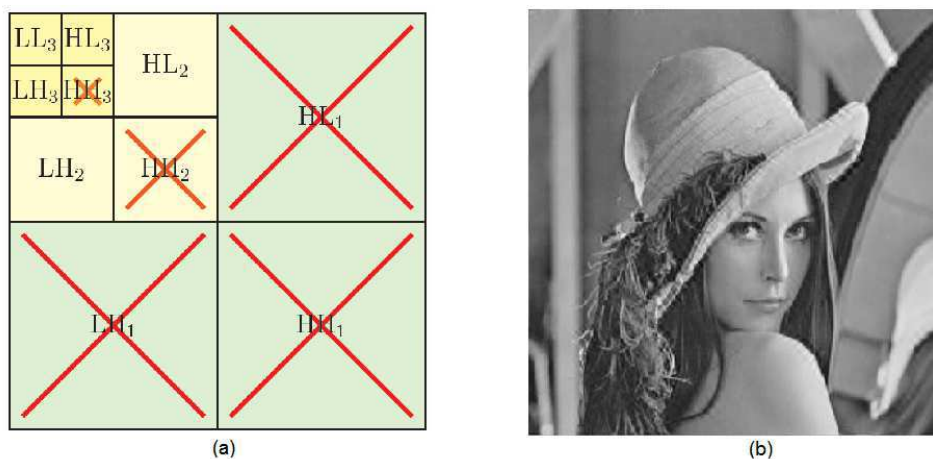


Figura 5.5: (a) Diagrama indicando as sub-bandas que foram descartadas; (b) Imagem comprimida com $T_c = 5,82$ e PSNR = 31,24 dB

Mesmo obtendo uma boa taxa de compressão e possibilitando uma boa qualidade da imagem recuperada, para transmissão das imagens nos canais de comunicação faz-se necessário quantizar os coeficientes obtidos e protegê-los contra possíveis erros, essas tarefas são descritas nas próximas seções.

Quantização Vetorial nos Coeficientes Wavelet

Os coeficientes das sub-bandas da transformada wavelet de uma imagem precisam ser quantizados antes de serem armazenados ou transmitidos, pois eles assumem valores reais que variam de próximo a zero (nas sub-bandas de detalhes em alta-frequência) até a casa de milhares (na sub-banda de aproximação).

Nesse trabalho utilizou-se a quantização vetorial, pois ela aumenta a taxa de compressão da imagem, mesmo quando aplicada aos coeficientes das sub-bandas, permitindo assim um aumento na compressão obtida pelo uso da transformada wavelet. Foram treinados 5 dicionários, sendo um para cada sub-banda. Os parâmetros do algoritmo de Kohonen foram os mesmos usados na quantização vetorial dos blocos de *pixels*. A única diferença foram os vetores de entrada, cujos elementos agora são os coeficientes da transformada wavelet.

Foram analisados dois tamanhos distintos de blocos para os vetores dos dicionários, ambos sugeridos em (CHATELLIER et al., 2007). O primeiro (DWT+QV-1) foi o citado no capítulo anterior e possui os seguintes tamanhos de vetores:

- Os vetores dos dicionários de LH_2 e HL_2 possuem tamanho 16 (blocos 4×4);

- Os vetores do dicionário LH_3 possuem tamanho 2 (blocos 1×2);
- Os vetores do dicionário HL_3 possuem tamanho 2 (blocos 2×1);
- Os vetores do dicionário LL_3 possuem tamanho 1 (quantização escalar).

Utilizando os dicionários listados acima, a taxa de compressão dada pela quantização vetorial é:

$$T_c = \frac{3(64 \times 64) + 2(128 \times 128)}{(64 \times 64) + 2(64 \times 64)/2 + 2(128 \times 128)/16} = 4,4.$$

A taxa de compressão total, considerando a compressão da transformada wavelet (5,82) e a da QV (4,4) é o produto das duas, que resulta em $T_c = 25,6$.

No outro conjunto de dicionários testados (DWT+QV-2), a única mudança foi no tamanho dos vetores-código de LH_2 e HL_2 , que passou a ser formado por blocos 2×2 . A taxa de compressão nesse segundo caso é:

$$T_c = \frac{3(64 \times 64) + 2(128 \times 128)}{(64 \times 64) + 2(64 \times 64)/2 + 2(128 \times 128)/4} = 2,75,$$

e a taxa de compressão total é 16.

A taxa de compressão do esquema DWT+QV-2 é a mesma da quantização em blocos 4×4 . Com a mesma taxa de compressão foi obtido uma PSNR mais elevada, o que mostra a vantagem de utilizar a transformada wavelet antes da quantização vetorial.

A PSNR da imagem comprimida para os dois casos está na Tabela 5.3 e as Figuras 5.6 e 5.7 mostram o resultado da imagem comprimida.

Tabela 5.3: Comparação de PSNR e taxa de compressão dos esquemas de codificação QV e DWT+QV.

	Taxa de compressão	<i>bits/pixel</i>	PSNR
DWT+QV-1	25,6	0,3125 bpp	28,64 dB
DWT+QV-2	16	0,5 bpp	29,82 dB

A qualidade visual da imagem codificada pelo esquema DWT+QV-1 é um pouco inferior. Entretanto, como o objetivo desse trabalho não é imagens de alta qualidade, ele foi o utilizado para transmissão da imagem pois apresenta uma grande taxa de compressão e a qualidade da imagem ainda é aceitável.

5.2 Topologia do dicionário em 8D

Nessa seção será apresentado o resultado da proposta de treinar os dicionários da quantização vetorial em uma topologia em 8 dimensões. Como explicado no capítulo anterior, o objetivo dessa nova organização topológica do dicionário é realizar uma associação dos vetores-código na modulação 4-QAM.



Figura 5.6: Imagem comprimida **DWT+QV-1**, PSNR = 28,64 dB.



Figura 5.7: Imagem comprimida **DWT+QV-2.**, PSNR = 29,82 dB.

A imagem comprimida utilizando dicionários treinados em 8D apresenta uma PSNR menor quando comparado as com que utilizam dicionário em 2D. Isso se deve ao alto número de vizinhos na topologia 8D que prejudica a fase de convergência no treinamento do dicionário. Entretanto, o objetivo é tornar o sistema mais robusto a erros para a transmissão de imagens em canal de HF.

Devido às intempéries do canal HF, os sistemas que transmitem por esse canal necessitam de um conjunto de proteções como equalização, códigos para controle de erro e entrelaçamento. Nessa primeira etapa o interesse foi avaliar o desempenho da redução na ordem da modulação e mudança na topologia do codificador vetorial, e para tanto serão apresentados os resultados para o canal com desvanecimento Rayleigh.

Nas simulações considera-se a transmissão da imagem Lena em um canal com desvanecimento Rayleigh plano, entrelaçamento infinito e ruído aditivo Gaussiano branco (AWGN - *do inglês Additive White Gaussian Noise*). No receptor considera-se conhecimento perfeito do canal e usa-se o critério de máxima verossimilhança (*Maximum Likelihood - ML*) na decisão. O gráfico da taxa de erros de bits (BER) pela relação sinal ruído do canal, para uma modulação 4-QAM está na Figura 5.8.

As simulações foram realizadas variando a SNR do canal, de 1 a 30 dB, com passo de 1. Para cada valor foram transmitidas 100 vezes cada uma das duas imagens, uma com dicionário em 8D e outra em 2D. A Figura 5.9 apresenta o gráfico da SNR pela PSNR média das 100 imagens recebidas para cada caso.

Como esperado, a medida que a SNR aumenta a PSNR melhora para ambos os casos. Porém até aproximadamente SNR 18 dB, a transmissão que utiliza que utiliza a topologia 8D tem desempenho melhor, isso se deve ao fato que na topologia 2D mapeada na modulação 4-QAM um erro de transmissão não leva a um índice vizinho. Por exemplo, se o índice transmitido for a posição de coordenadas (12,12) cuja representação binária é (11 00, 11 00), e o receptor

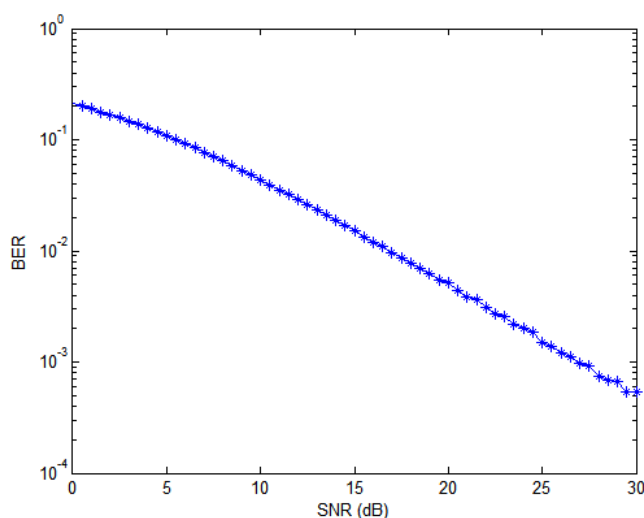


Figura 5.8: Gráfico da relação sinal ruído em função taxa de erro de bits do canal simulado, para modulação 4-QAM

detectar (01 00, 11 00), posição (4,12). O índice recebido não é vizinho do transmitido, o que ocasiona uma discrepância maior entre os vetores-código, aumentando a distorção e diminuindo o PSNR da imagem.

Por sua vez, a topologia em hipercubo de 8 dimensões resolve esse problema pois aumenta o número de vizinhos e é mais adequada à modulação 4-QAM. Por exemplo, um índice nessa topologia é representado por 8 coordenadas, se ocorrer um erro na recepção que leve a mudança de uma das 8 coordenadas no receptor o vetor-código terá um valor próximo do transmitido.

Como o SOM 8D possui apenas dois valores para cada coordenada eles são representados de forma binária. Assim, se o índice transmitido for a posição de coordenadas (0,0, 1,0, 0,0, 1, 1) e o receptor detectar (1, 0, 1,0, 0, 0, 1, 1), essas duas coordenadas são vizinhas e possuem vetores-código próximos, diminuindo o erro e aumentando a PSNR da imagem.

Nas Figuras 5.10 a 5.25, estão amostras das imagens reconstruídas no receptor, as duas primeiras sem canal e as outras com a SNR do canal variando de 8 a 20 dB. Nas legendas, imagem 2D significa que os dicionários utilizados na quantização vetorial possuem uma topologia bidimensional e imagem 8D indica que a topologia possui 8 dimensões.

5.3 Transmissão em HF

As simulações das transmissões da imagem pelo canal de HF foram realizadas com o auxílio da ferramenta computacional *Simulink*. Ela opera com diagrama de blocos e possui uma vasta biblioteca de sistemas disponíveis.

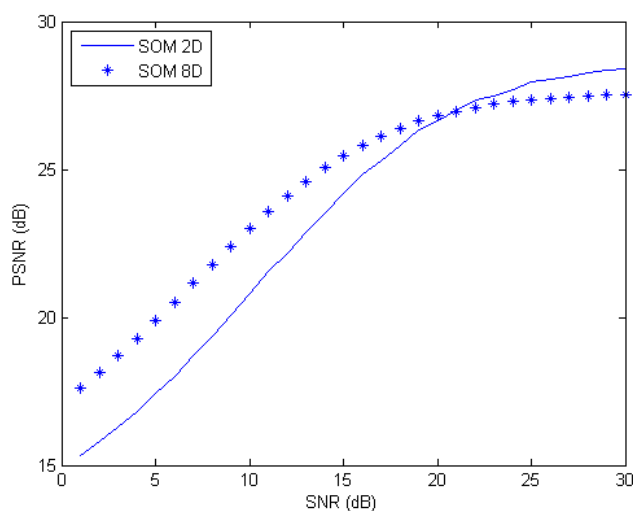


Figura 5.9: Variação da PSNR em função da SNR do canal para duas topologias do codificador SOM.



Figura 5.10: Imagem 8D sem canal, PSNR = 27,63 dB.



Figura 5.11: Imagem 2D sem canal, PSNR = 28,64 dB.

A escolha pelo *Simulink* se deu devido à dificuldade encontrada para implementar um equalizador para o canal em outra ferramenta. As primeiras simulações foram realizadas sem equalização e as imagens chegaram no receptor totalmente distorcidas.

Uma simulação da norma MIL-STD-188-110B está disponível como um dos exemplos do toolbox de comunicações do Matlab, o seu diagrama de blocos é mostrado na Figura 5.26. Devido à incompatibilidade dessa norma com a codificação aqui proposta, aproveitou-se desse exemplo apenas os blocos do canal e do equalizador.

Toda a parte de codificação da imagem foi realizada previamente, como descrito nas seções anteriores. Então, a sequência de bits gerada a partir da imagem foi exportado para o modelo do *Simulink* da Figura 5.27 para ser simulada a transmissão pelo canal de HF. Nesse modelo, o primeiro passo é transformar a sequência de bits em símbolos, depois, acrescentar



Figura 5.12: Imagem 8D, SNR=20 dB, PSNR = 26,74 dB.



Figura 5.13: Imagem 2D, SNR=20 dB, PSNR = 26,91 dB.



Figura 5.14: Imagem 8D, SNR=18 dB, PSNR = 26,29 dB.



Figura 5.15: Imagem 2D, SNR=18 dB, PSNR = 25,81 dB.

os símbolos de treinamento. A relação é de 20 símbolos de treinamento para 20 símbolos de dados, como indicado pela norma. Os símbolos são modulados numa constelação 4-QAM e passam pelo modelo de canal de HF.

No receptor, existe um equalizador não linear DFE (*Decision Feedback Equalizer*) e um demodulador, além de um bloco para transformar os símbolos de volta em bits. O equalizador tem seus coeficientes atualizados por um algoritmo de estimação do canal RLS (*Recursive Least Square*). Todos os parâmetros do equalizador foram mantidos iguais aos do modelo que implementa a norma MIL-STD-188-110B já apresentada.

A seguir será mostrado os resultados da imagem transmitida por esse sistema. A taxa de sinalização da simulação foi de 2400 bauds. Nesses resultados não foram empregados o código Reed Solomon e o entrelaçador de símbolos propostos na Seção 4.4. São necessários mais estudos para determinar a melhor taxa para o código e o tamanho do entrelaçador.



Figura 5.16: Imagem 8D, SNR=16 dB, PSNR = 25,84 dB.



Figura 5.17: Imagem 2D, SNR=16 dB, PSNR = 24,89 dB.



Figura 5.18: Imagem 8D, SNR=14 dB, PSNR = 25,13 dB.

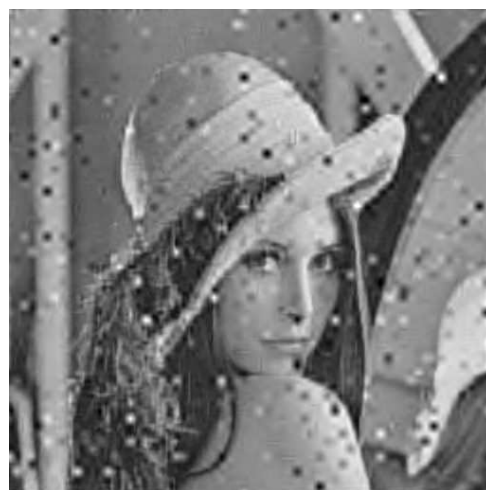


Figura 5.19: Imagem 2D, SNR=14 dB, PSNR = 23,25 dB.

Duas condições do canal de HF foram simuladas, de acordo com a norma F.1487 da ITU-R, Tabela 2.1. A primeira foi a do canal quieto para baixa latitude, cujos parâmetros são 0,5 ms de atraso entre os dois percursos e espalhamento Doppler de 0,5 Hz. A segunda condição foi a de um canal moderado para baixa latitude, cujos parâmetros são 2 ms de atraso e espalhamento Doppler de 1,5 Hz. O modelo do canal também possui um ruído aditivo gaussiano branco. Foram utilizados dois valores de SNR, 16 dB e 20 dB, para cada condição do canal. Esse último parâmetro foi alterado para mostrar a sua influência na qualidade da imagem recebida.

As imagens recebidas e decodificadas no receptor estão nas Figuras 5.28 e 5.29 para a primeira condição do canal citada acima e nas Figuras 5.30 e 5.31 para a segunda condição do canal. Vale ressaltar que esses resultados foram obtidos sem a utilização do código corretor de erro e do entrelaçador. A Tabela 5.4 contém o valor da PSNR das quatro imagens.

As imagens transmitidas pelo canal na condição quieta apresentaram poucos erros visualmente perceptíveis. Por outro lado, as transmitidas pelo canal moderado apresentam manchas

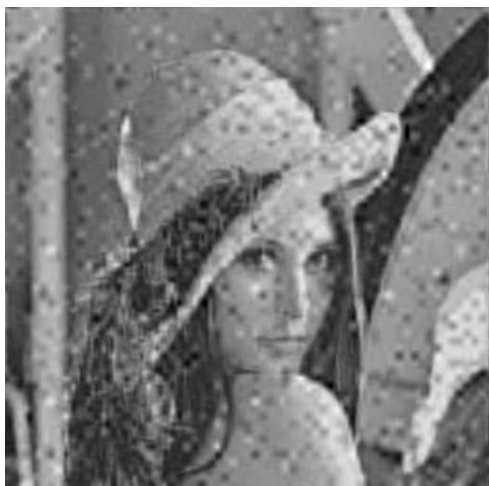


Figura 5.20: Imagem 8D, SNR=12 dB, PSNR = 24,10 dB.

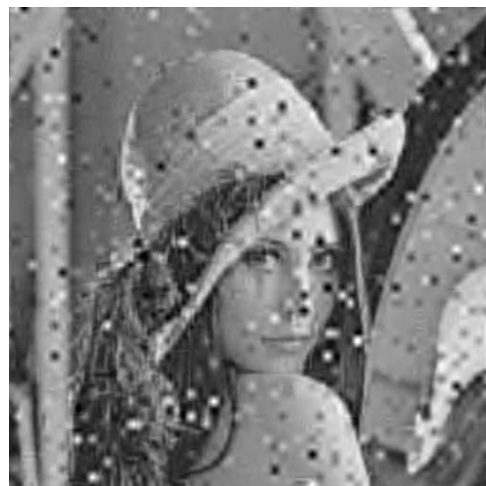


Figura 5.21: Imagem 2D, SNR=12 dB, PSNR = 21,79 dB.



Figura 5.22: Imagem 8D, SNR=10 dB, PSNR = 23,09 dB..



Figura 5.23: Imagem 2D, SNR=10 dB, PSNR = 20,84 dB.

verticais, que provavelmente foram causadas pelos erros em surtos. Esses erros serão diminuídos com a implementação do código de blocos sistemático e do entrelaçador de símbolos.



Figura 5.24: Imagem 8D, SNR=8 dB, PSNR = 21,88 dB.



Figura 5.25: Imagem 2D, SNR=8 dB, PSNR = 19,44 dB.

Tabela 5.4: PSNR das imagens transmitidas pelo canal de HF

Condição do canal	PSNR da imagem recebida
$\tau_m = 0,5 \text{ ms}$, $B_d = 0,5 \text{ Hz}$, SNR = 16 dB	26,53 dB
$\tau_m = 0,5 \text{ ms}$, $B_d = 0,5 \text{ Hz}$, SNR = 20 dB	27,49 dB
$\tau_m = 2 \text{ ms}$, $B_d = 1,5 \text{ Hz}$, SNR = 16 dB	22,58 dB
$\tau_m = 2 \text{ ms}$, $B_d = 1,5 \text{ Hz}$, SNR = 20 dB	23,59 dB

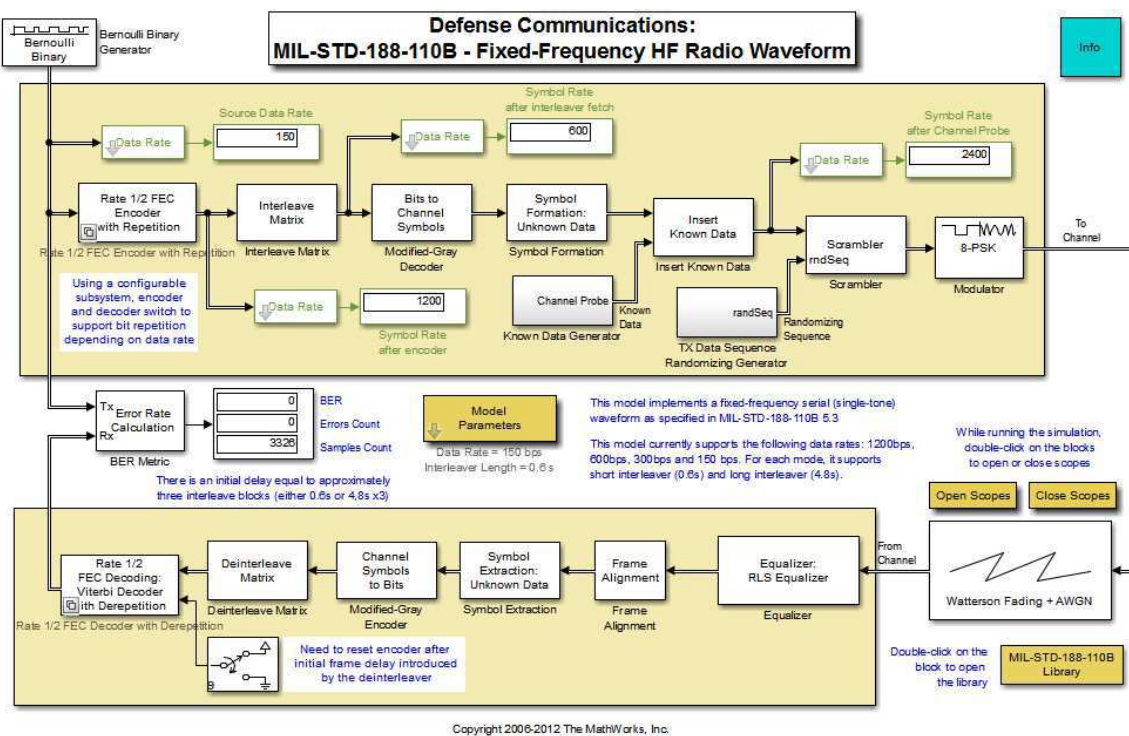


Figura 5.26: Modelo de simulação baseado na norma MIL-STD-188-110B.

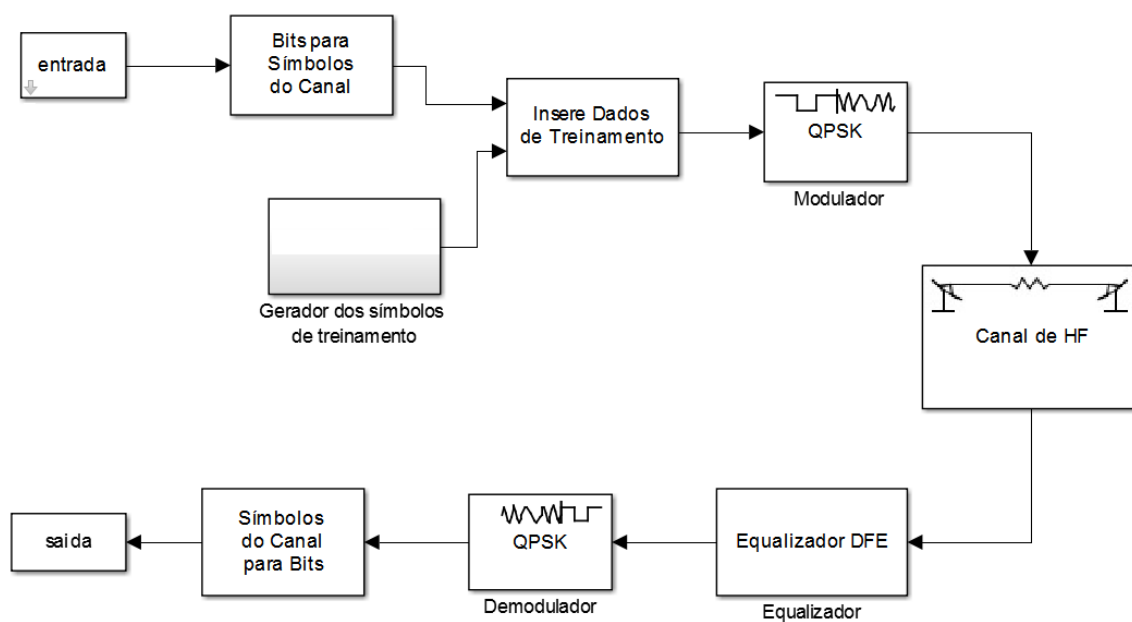


Figura 5.27: Diagramas de blocos do *Simulink* para transmissão em HF.



Figura 5.28: Imagem transmitida pelo canal HF quieto em baixa latitude com SNR = 16dB. PSNR = 26,53 dB



Figura 5.29: Imagem transmitida pelo canal HF quieto em baixa latitude com SNR = 20dB. PSNR = 27,49 dB



Figura 5.30: Imagem transmitida pelo canal HF moderado em baixa latitude com SNR = 16dB. PSNR = 22,58 dB



Figura 5.31: Imagem transmitida pelo canal HF moderado em baixa latitude com SNR = 20dB. PSNR = 23,59 dB

CAPÍTULO 6

Conclusões e Perspectivas

Nesse trabalho, foi realizado um estudo do canal de HF com o objetivo de avaliar técnicas para transmissão de imagens por esse tipo de canal. Devido às imperfeições desse canal, e a largura de banda limitada, chegou-se a conclusão de que é necessário utilizar métodos de compressão de imagens, destacando-se a quantização vetorial e a transformada wavelet discreta.

Da forma como esses métodos foram utilizados, obteve-se uma técnica simples de codificação conjunta fonte canal. Nela, o dicionário da quantização vetorial é treinado de acordo com a modulação que será utilizada na transmissão.

Trabalhos anteriores, (AITSAB; PYNDIAH; SOLAIMAN, 1996) e (CHATELLIER et al., 2007), implementaram essa associação entre a quantização vetorial e a modulação para constelações 256-QAM e 16-QAM. A contribuição dessa dissertação foi indicar como realizar essa associação na constelação 4-QAM. Essa redução da cardinalidade da modulação se justificou por não ser comum modens para transmissão em HF utilizarem modulações 16-QAM e 256-QAM.

O esquema de codificação proposto modifica principalmente a forma como o dicionário da quantização é treinado. Foi sugerida uma topologia formada por um hipercubo de 8 dimensões. Foram feitas simulações para verificar o desempenho do esquema de codificação proposto. O resultado foi que o novo esquema apresentou uma menor PSNR da imagem recebida quando a taxa de erros de bits do canal aumenta, mostrando assim sua robustez a erros. Finalmente, foram realizadas as simulações das transmissões no canal de HF. Mesmo com o sistema de comunicações incompleto, faltando o código corretor de erros e o entrelaçador de símbolos, as imagens transmitidas nas melhores condições do canal não sofreram uma perda de qualidade em termos de PSNR. As imagens transmitidas nas condições intermediárias do canal foram mais afetadas, mas, provavelmente a implementação do resto do sistema resolverá essa questão.

Verificou-se também nesse trabalho que a codificação proposta é incompatível com a norma MIL-STD-188-110C. Se a intenção seja desenvolver um módulo para transmissão de imagens que se adapte aos modens existentes que obedeçam essa norma, será necessário pensar

esquemas de compressão e codificação levando-se em consideração as restrições da norma, o que restringiria as opções.

Entretanto, com a facilidade de modificar a camada física de um sistema de comunicações pela sua implementação em rádio definido por *software*, pode-se desenvolver sistemas próprios, sem a necessidade de seguir a norma. Essa solução seria viável em aplicações específicas como um sistema de monitoramento por imagem de áreas remotas.

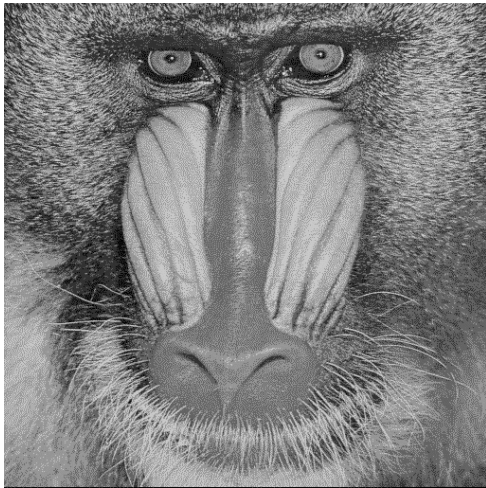
Apesar do principal resultado obtido ter sido na parte da codificação de imagens, o sistema de comunicações como um todo foi bem estudado ao longo do mestrado, o que resultou em uma boa base de conhecimento sobre comunicações em HF e abriu perspectivas para trabalhos futuros na área, tais como:

- Estudo de topologias de mapas de Kohonen que levem a um mapeamento ótimo em outros tipos de modulação, como a 8-PSK.
- Um aprofundamento matemático dessas topologias e estruturas de vizinhança, para obter resultados teóricos e não apenas experimentais.
- Finalizar o sistema de comunicações proposto, com a investigação do código corretor de erros e do entrelaçador;
- Analisar qual a melhor taxa para o codificador Reed-Solomon e o uso de taxas diferentes de acordo com a importância das sub-bandas da transformada wavelet;
- Analisar o tamanho ideal para o entrelaçador de símbolos;
- Implementação física do sistema;

Esse trabalho de dissertação resultou em um artigo publicado XXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações - SBrT2013, intitulado **Desempenho da Compressão de Imagens para Transmissão de Imagens em Canais de HF**

ANEXO

Imagens usadas como conjunto de treino. Foram as mesma utilizadas em (CHATEL-LIER et al., 2007).



Baboon



Barbara



Bridge



Couple



Crowd



Houses



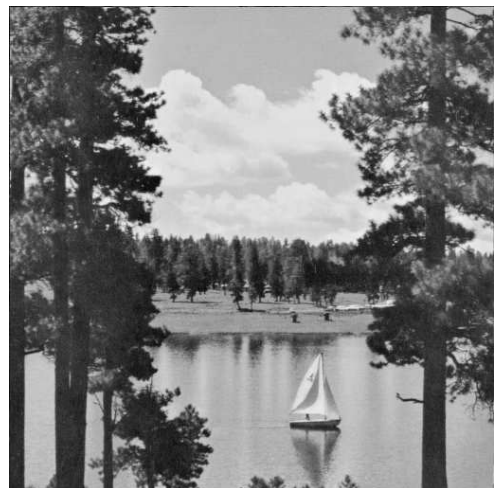
Lighthouse



Man



Peppers



Sailboat



Zelda



Airplane



Fishingboat

Referências Bibliográficas

- AHRENS, A.; STRUTZ, T. Channel coding for image transmission over HF-channels. In: *Image Processing And Its Applications, 1999. Seventh International Conference on (Conf. Publ. No. 465)*. [S.l.: s.n.], 1999. v. 1, p. 178–182 vol.1. ISSN 0537-9989.
- AITSAB, O.; PYNDIAH, R.; SOLAIMAN, B. Joint optimization of multi-dimensional SOFM codebooks with qam modulations for vector quantized image transmission. In: *Proceedings IWISPO*. [S.l.: s.n.], 1996. v. 96, p. 3–6.
- AMENDOLA, G. V. *Análise do Comportamento da Ionosfera a partir de Medidas em HF*. Dissertação (Mestrado) — IME, Rio de Janeiro, 2003.
- ANTONINI, M. et al. Image coding using wavelet transform. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 1, n. 2, p. 205–220, 1992. ISSN 1057-7149.
- BORADE, S.; NAKIBOGLU, B.; ZHENG, L. Some fundamental limits of unequal error protection. In: IEEE. *IEEE International Symposium on Information Theory, 2008. ISIT 2008*. [S.l.], 2008. p. 2222–2226.
- BOVIK, A. *Handbook of Image and Video Processing*. [S.l.]: Elsevier Science, 2010. (Communications, Networking and Multimedia). ISBN 9780080533612.
- CAMPOS, W. S. *Equalização Adaptativa para Receptores de Portadora Única em HF*. Dissertação (Mestrado) — IME, Rio de Janeiro, 2002.
- CASEY, R. B. *Blind equalization of an HF channel for a passive listening system*. Tese (Doutorado) — Citeseer, 2006.
- CHATELLIER, C. et al. A robust joint source channel coding scheme for image transmission over the ionospheric channel. *Signal Processing: Image Communication*, v. 22, n. 6, p. 543 – 556, 2007. ISSN 0923-5965.
- CORRAL, J.; GUERRERO, M.; ZUFIRIA, P. Image compression via optimal vector quantization: a comparison between SOM, LBG and K-means algorithms. In: *IEEE International Conference on Neural Networks, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence*. [S.l.: s.n.], 1994. v. 6, p. 4113–4118 vol.6.
- DAVÇES, K. *Ionospheric radio*. [S.l.]: IET, 1990.
- FARVARDIN, N. A study of vector quantization for noisy channels. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 36, n. 4, p. 799–809, 1990. ISSN 0018-9448.

- FURMAN, W.; NIETO, J. W. Understanding HF channel simulator requirements in order to reduce HF modem performance measurement variability. In: *Proc. 6th Nordic Shortwave Conf., HF*. [S.l.: s.n.], 2001. v. 1, p. 6–4.
- GERSHO, A.; GRAY, R. *Vector Quantization and Signal Compression*. [S.l.]: Springer, 1992.
- GONZALEZ, R.; WOODS, R. *Digital Image Processing*. [S.l.]: Pearson Education, 2011. ISBN 9780133002324.
- HARRIS, C. *Radio: Communications in the Digital Age*. [S.l.]: Harris Corporation, 1996.
- HAYKIN, S. *Sistemas de Comunicação, 4 ta Edição*. [S.l.]: Bookman, 2004.
- HAYKIN, S. *Neural Networks and Learning Machines*. [S.l.]: Prentice Hall, 2009.
- ITU-R F.1487. *Testing of HF modems with bandwidths of up to about 12 KHz using ionospheric channel simulators*. [S.l.], 2000.
- KOHONEN, T. The self-organizing map. *Proceedings of the IEEE*, v. 78, n. 9, p. 1464–1480, 1990. ISSN 0018-9219.
- KURDZIEL, M.; FURMAN, W. N. Image compression and transmission for HF radio systems. In: *MILCOM 2002. Proceedings*. [S.l.: s.n.], 2002. v. 2, p. 1281–1285 vol.2.
- LINDE, Y.; BUZO, A.; GRAY, R. An algorithm for vector quantizer design. *IEEE Transactions on Communications*, v. 28, n. 1, p. 84–95, 1980. ISSN 0090-6778.
- LOPES, W. T. A. *Diversidade em Modulação Aplicada à Transmissão de Imagens em Canais com Desvanecimento*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Campina Grande, 2003.
- MADEIRO, F. *Projeto e Avaliação de Dicionários para Quantização Vetorial de Voz e Imagem*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal da Paraíba, 2001.
- MIL-STD-188-110C. *Interoperability and Performance Standards for Data Modems*. [S.l.], 2011.
- OLIVEIRA, H. de. *Análise de Sinais para Engenheiros: Uma abordagem via WAVELETS*. [S.l.]: Brasport, 2007.
- PERRINE, C. et al. A way to increase the bit rate in ionospheric radio links. *Annals of Geophysics*, v. 47, n. 2-3 Sup., 2004.
- PIMENTEL, C. J. L. *Comunicação Digital*. [S.l.]: Brasport, 2007.
- PROAKIS, J. G. *Digital communications, 1995*. [S.l.]: McGraw-Hill, New York.
- RAPPAPORT, T. S. et al. *Wireless communications: principles and practice*. [S.l.]: Prentice Hall PTR New Jersey, 1996.
- SALOMON, D. *Data Compression: The Complete Reference*. [S.l.]: Springer, 2004. ISBN 9780387406978.
- SAYOOD, K. *Introduction to data compression*. [S.l.]: Elsevier, 2012.

- SILVA, G. A. da. *Contribuições aos Projetos de Sistemas com Codificação Espaço-temporal e Sequências para Espelhamento Espectral*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal da Paraíba, 2001.
- SIMON, M. K.; ALOUINI, M.-S. *Digital communication over fading channels*. [S.l.]: Wiley, 2005.
- SIZUN, H. *Radio Wave Propagation for Telecommunication Applications*. [S.l.]: Spring, 2005. ISBN 3-540-40758-8.
- SOLAIMAN, B. et al. Robust source coding scheme for image transmission over noisy-channels. In: *IEE Colloquium on the Future of Mobile Multimedia Communications (Digest No. 1996/248)*. [S.l.: s.n.], 1996. p. 8/1–8/6.
- STRUTZ, T.; AHRENS, A. Wavelet-based image sequence coding for transmission over HF-channels. In: *Image Processing and Its Applications, 1999. Seventh International Conference on (Conf. Publ. No. 465)*. [S.l.: s.n.], 1999. v. 2, p. 572–576 vol.2.
- USEVITCH, B. A tutorial on modern lossy wavelet image compression: foundations of JPEG 2000. *IEEE Signal Processing Magazine*, v. 18, n. 5, p. 22–35, 2001. ISSN 1053-5888.
- UYSAL, M.; HEIDARPOUR, M. Cooperative communication techniques for future-generation HF radios. *IEEE Communications Magazine*, v. 50, n. 10, p. 56–63, 2012. ISSN 0163-6804.
- VESANTO, J. et al. *SOM toolbox for Matlab 5*. [S.l.]: Citeseer, 2000.
- WATTERSON, C.; JURUSHEK, J.; BENSEMA, W. Experimental Confirmation of an HF Channel Model. *IEEE Transactions on Communication Technology*, IEEE, v. 18, n. 6, p. 792–803, 1970.