



USO DE FILTRAGEM ADAPTATIVA NA MODELAGEM DE CANAIS
SUBMARINOS EM TRANSMISSÕES SEM FIO DE SINAIS DE BANDA
LARGA

Stéphane Pierre Benoît Crombez

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientadora: Mariane Rembold Petraglia

Rio de Janeiro
Outubro de 2015

USO DE FILTRAGEM ADAPTATIVA NA MODELAGEM DE CANAIS
SUBMARINOS EM TRANSMISSÕES SEM FIO DE SINAIS DE BANDA
LARGA

Stéphane Pierre Benoît Crombez

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO
ALBERTO LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE
ENGENHARIA (COPPE) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE
JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A
OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA
ELÉTRICA.

Examinada por:

Prof. Mariane Rembold Petraglia, Ph.D.

Prof. Eduardo Luiz Ortiz Batista, D.Sc.

Prof. José Gabriel Rodriguez Carneiro Gomes, Ph.D.

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL
OUTUBRO DE 2015

Crombez, Stéphane Pierre Benoît

Uso de filtragem adaptativa na modelagem de canais submarinos em transmissões sem fio de sinais de banda larga/Stéphane Pierre Benoît Crombez. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2015.

XIX, 73 p.: il.; 29, 7cm.

Orientadora: Mariane Rembold Petraglia

Dissertação (mestrado) – UFRJ/COPPE/Programa de Engenharia Elétrica, 2015.

Referências Bibliográficas: p. 70 – 71.

1. Comunicações sem fio. 2. Canal acústico submarino. 3. Filtragem adaptativa. I. Petraglia, Mariane Rembold. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título.

*Aos que contribuem a fazer a
minha vida feliz.*

Agradecimentos

Agradeço primeiramente aos meus pais, Emmanuelle e Antoine, pelo apoio constante, pela confiança e pela educação que eles me deram, e por ter me deixado atravessar um oceano para fazer uma parte da minha vida no Brasil.

Agradeço a minha esposa, Juliana, pelo carinho e pelo apoio que ela me dá todos os dias, e também por compartilhar todos os momentos, que sejam felizes ou não.

Agradeço aos diferentes amigos e colegas que já tive durante a minha estadia no Brasil, fazendo com certeza o meu dia a dia mais alegre, e por me fazer descobrir as várias "caras do Brasil", e que me aconselharam nas minhas decisões numa cultura estrangeira.

Agradeço ao João Batista, à Myrian e a família deles para os muitos fins de semana em que eu me sinto em casa apesar de estar muito longe dela.

Agradeço à minha orientadora Mariane Rembold Petraglia, pelo seus conselhos, sua ajuda e o seu entendimento.

Agradeço ao Professor Eduardo Luiz Ortiz Batista e ao Professor José Gabriel Rodriguez Carneiro Gomes por terem aceitado o convite para participar da banca examinadora.

Agradeço à CAPES pelo apoio financeiro durante um ano.

Agradeço à COPPE-UFRJ pela oportunidade de ter estudado em uma das melhores instituições de ensino de pós-graduação do país.

Agradeço aos que acreditaram em mim e que me deram a oportunidade de participar de projetos interessantes no Brasil fazendo a minha estadia no Brasil viável, a Leontina Pinto, o Jacques Szczupak, o Geraldo Rodrigues e o Nelson Maculan.

Agradeço a todos que contribuíram a fazer a minha vida feliz, no Brasil e na França.

Resumo da Dissertação apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

USO DE FILTRAGEM ADAPTATIVA NA MODELAGEM DE CANAIS
SUBMARINOS EM TRANSMISSÕES SEM FIO DE SINAIS DE BANDA
LARGA

Stéphane Pierre Benoît Crombez

Outubro/2015

Orientadora: Mariane Rembold Petraglia

Programa: Engenharia Elétrica

Em várias tecnologias para a exploração submarina, por exemplo em sistemas SONAR, a detecção de sinais usa as ondas acústicas. No entanto, as comunicações ainda são feitas por fios ou cabos. Ao contrário do ar, a má propagação das ondas eletromagnéticas na água faz com que seja necessário se usar ondas acústicas para a transmissão de sinais em meio submarino. O desafio desse tipo de transmissão reside no fato de que esse meio gera muitas deformações, como atrasos, atenuações e escalamentos em frequências, que são perceptíveis por causa da relativa baixa velocidade de propagação do som na água. Além disso, a propagação de um sinal na água saindo de um ponto emissor até um ponto receptor se faz seguindo um número finito e relativamente pequeno de caminhos físicos, conferindo ao meio submarino a propriedade de canal esparso. Nesse contexto, esta dissertação estuda o emprego de algoritmos de filtragem adaptativa para identificar os parâmetros que descrevem as deformações geradas por um canal submarino. O método proposto usa um banco de subfiltros adaptativos, sendo cada um deles associado a um valor de doppler específico. Além disso, os subfiltros utilizados são atualizados por algoritmos desenvolvidos para a identificação de sistemas esparsos. Os resultados de várias simulações são apresentados no final desta dissertação com sinais OFDM a fim de avaliar o comportamento do método proposto segundo as características do canal e da transmissão OFDM.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

USING ADAPTIVE FILTERING TO PROCEED WIRELESS
COMMUNICATION IN AN UNDERWATER ACOUSTIC CHANNEL

Stéphane Pierre Benoît Crombez

October/2015

Advisor: Mariane Rembold Petraglia

Department: Electrical Engineering

In the field of marine survey, wireless communication using electromagnetic waves on the range of kilometers is prohibited because of the bad propagation of this kind of waves in sea water. Another kind of waves is used: acoustic waves. Transmitting high rate signals in underwater environment is a challenge because of the many deformations that occur in this kind of channel, as delays, attenuations and frequency scales. These distortions are especially noticeable because of the low propagation speed of sound in water. Furthermore, the underwater propagation path of an acoustic signal from an transmitter to a receptor is composed of a few physical paths, leading to a sparse channel. In this context, this dissertation investigates the use of adaptive filtering algorithms to identify the parameters that describe these underwater distortions. This channel identification process leads to a channel equalization process. The algorithm uses a bank of adaptive subfilters, with each subfilter associated to a specific doppler scale. Besides, these subfilters are updated to proceed sparse system identification. Simulation results obtained with OFDM signals are presented in order to better understand the influence of the channel and OFDM transmission characteristics in the performance of the proposed method.

Sumário

Lista de Figuras	xi
Lista de Tabelas	xv
Lista de Símbolos	xvi
Lista de Abreviaturas	xviii
1 Introdução	1
2 Estudo do canal submarino	3
2.1 Contexto do estudo	3
2.2 Propagação esférica e equação de propagação	3
2.3 Aproximação da velocidade de propagação da onda acústica em meio submarino	4
2.4 Propagação multipercurso: modelo geométrico	5
2.5 Modificações do sinal em um percurso	6
2.5.1 Atenuação do sinal	6
2.5.2 Atraso do sinal	8
2.5.3 Escalamento do sinal: efeito Doppler	8
2.6 Resumo sobre o modelo do canal submarino	10
3 Modulação multi-portadoras OFDM	11
3.1 Introdução à OFDM e seus interesses	11
3.2 Realização da OFDM	12
3.2.1 Ortogonalidade das portadoras	12
3.2.2 OFDM contínua	12
3.2.3 OFDM discreta	14
3.3 OFDM e prefixos	14
3.3.1 Prefixo cíclico	15
3.3.2 Preenchimento com zeros	15
3.3.3 Prefixos e ISI	15

4	Filtragem adaptativa	18
4.1	Conceitos básicos de filtragem adaptativa	18
4.1.1	Estrutura de um filtro adaptativo	18
4.1.2	Aplicações da filtragem adaptativa	19
4.2	Solução ideal e aproximação	20
4.2.1	Solução de Wiener	20
4.2.2	Solução do gradiente descendente	21
4.3	Algoritmos adaptativos convencionais	21
4.3.1	Algoritmo LMS	21
4.3.2	Algoritmo APA	22
4.4	Algoritmos adaptativos para sistemas esparsos	22
4.4.1	A norma- l_0 ou a medição da esparsidade de um vetor	23
4.4.2	l_0 -LMS	23
4.4.3	l_0 -APA	24
4.4.4	AP-SSI e QAP-SSI	25
5	Identificação do canal e equalização	27
5.1	Identificação do canal	27
5.1.1	Identificação do efeito Doppler	27
5.1.2	Grade de dopplers e banco de subfiltros	29
5.1.3	Influência dos parâmetros	31
5.1.4	Influência do passo de adaptação	32
5.1.5	Fator de reuso	33
5.1.6	Primeiro teste: Introdução de um efeito doppler em um dos caminhos do canal	33
5.1.7	Segundo teste: Influência do tamanho do intervalo doppler entre dois caminhos de um canal	38
5.1.8	Uso de uma grade de dopplers	44
5.2	Equalização do canal	47
5.2.1	Derivação da equalização de canal	47
5.2.2	Cálculo de H^{-1} : decomposição em valores singulares	48
5.3	Validação dos resultados sobre os outros blocos	49
5.4	Influência dos parâmetros do sinal OFDM e do canal sobre a identificação e equalização	52
5.4.1	Influência da SNR	52
5.4.2	Influência do número de subportadoras	58
5.4.3	Influência da grade de dopplers	61
5.4.4	Influência da constelação PSK	62
5.4.5	Influência do atraso máximo	65

5.4.6	Comparação com o <i>Basis-Pursuit</i>	66
6	Conclusão	68
	Referências Bibliográficas	70
A	Cálculo de r_m	72

Lista de Figuras

2.1	Exemplo de perfil de velocidade de propagação submarina do som em função da profundidade. Fonte: [1].	5
2.2	Ilustração dos múltiplos percursos do sinal até chegar no receptor. Vários tipos de caminhos são mostrados : 1) caminho direto 2) caminho com reflexão no fundo do mar 3) caminho com reflexão na superfície do mar 4) caminho com reflexão num outro objeto submarino.	6
2.3	Atenuação do som na água do mar - Fonte: [2].	7
3.1	Alguns exemplos de portadoras no tempo.	13
3.2	Alguns exemplos de portadoras na frequência.	13
3.3	Ilustração do prefixo cíclico - Fonte: [3].	15
3.4	Ilustração do <i>zero-padding</i> - Fonte: [3].	16
4.1	Ilustração geral de um filtro adaptativo.	19
4.2	Ilustração da identificação de sistema desconhecido: um sistema desconhecido produz o sinal $d(k)$ a partir de $x(k)$, o filtro FIR procura quais são os coeficientes que produzem a saída $y(k)$ que reduzem o sinal de erro $e(k)$	20
5.1	Diagrama da identificação de sistema - Cada subfiltro adaptativo AF_i identifica o atraso e a amplitude de um sinal afetado por um efeito doppler β_i	30
5.2	Identificação de sistema de um simples atraso - estudo da influência de tamanho do passo de adaptação μ - desajuste em função das iterações com diferentes tamanhos de passo de adaptação.	32
5.3	Identificação de um sistema igual a um simples atraso - estudo da influência do tamanho do passo de adaptação μ - MSE em função das iterações com diferentes tamanhos de passo de adaptação (uma média móvel de 1000 amostras é aplicada sobre o MSE).	33
5.4	Identificação de sistema de um simples atraso - estudo da influência do fator de reuso L - desajuste dos coeficientes em função das iterações com diferentes fatores de reuso. Passo de adaptação $\mu = 0,1$	34

5.5	Identificação de sistema de um simples atraso - estudo da influência do fator de reuso L - MSE em função das iterações com diferentes fatores de reuso (uma média móvel de 1000 amostras é aplicada sobre o MSE) Passo de adaptação $\mu = 0,1$	34
5.6	Diagrama do canal CAN1.	35
5.7	Diagrama do canal apresentando os mesmos caminhos que o canal CAN1 mas sem doppler.	35
5.8	Identificação de um canal MSML de dois caminhos - desajuste ao longo do tempo - algoritmo: APA - dopplers: conhecidos <i>a priori</i> - C1: canal sem doppler - C2: CAN1.	36
5.9	Identificação de um canal MSML de dois caminhos, MSE ao longo do tempo - algoritmo: APA - dopplers: conhecidos <i>a priori</i> - C1: canal sem doppler - C2: CAN1.	37
5.10	Representação teórica 3-D do canal CAN1.	37
5.11	Representação 3-D da estimação do canal CAN1 pelo MSMLAPA.	38
5.12	Detalhe da Figura 5.11 - a superposição entre coeficientes reais e coeficientes estimados não é exata: muitos zeros não foram acertados.	39
5.13	Diagrama do canal CAN2 - igual a CAN1 mas com $\beta_1 = 1.10^{-4}$	40
5.14	Estimação dos coeficientes dos subfiltros que compõem o canal CAN1 utilizando MSMLAPA - intervalo de 4.10^{-4} entre os dopplers.	41
5.15	Estimação dos coeficientes dos subfiltros que compõem o canal CAN2 utilizando MSMLAPA - intervalo de 10^{-4} entre os dopplers - o algoritmo tem mais dificuldade em acertar os zeros do que com o CAN1.	41
5.16	Desajuste entre coeficientes estimados pelo MSMLAPA e coeficientes teóricos - C1: canal CAN2, intervalo entre dopplers de 4.10^{-4} - C2: canal CAN2, intervalo entre dopplers de 10^{-4}	42
5.17	Representação 3-D da estimação do canal CAN2 utilizando os algoritmos MSMLAPA (pontos vermelhos) e MSML l_0 -APA (pontos verdes).	43
5.18	Identificação do canal CAN2: Desajuste dos coeficientes ao longo das iterações - C1: Estimação com MSMLAPA - C2: Estimação com MSML l_0 -APA.	43
5.19	Identificação do canal CAN2: MSE ao longo das iterações - C1: Estimação com MSMLAPA - C2: Estimação com MSML l_0 -APA.	44
5.20	Justaposição 3d dos subfiltros que modelizam o canal estudado com a grade G1.	45
5.21	Estimação do canal com subfiltro APA.	45
5.22	Estimação do canal com subfiltros QAPSSI.	45
5.23	Identificação do canal CAN1 com a grade G1, desajuste ao longo das iterações - C1: com algoritmo MSMLAPA - C2: com algoritmo MSMLQAPSSI.	46

5.24	Identificação do canal CAN1 com a grade G1, MSE ao longo das iterações - C1: com algoritmo MSMLAPA - C2: com algoritmo MSMLQAPSSI. . .	46
5.25	Diagrama do processamento da transmissão - Codificação, transmissão, identificação de canal, equalização, decodificação.	49
5.26	MSE ao longo das iterações durante a identificação do canal CAN3 pelo algoritmo MSMLQAPSSI. Após convergência, observamos um MSE de -12dB (a SNR nativo do canal CAN3 é de 15 dB).	51
5.27	BER e MSE em função da SNR. Quanto menor for o ruído ambiente, menores são a BER e o MSE.	53
5.28	BER e MSE em função da SNR variando de 10 a 20 dB.	54
5.29	Histogramas empíricos do MSE(a) e do BER(b) obtidos a partir de 150 realizações com SNR=17dB.	55
5.30	Estimação da distribuição do MSE no caso do SNR=17dB usando o algoritmo EM com uma gaussiana. Encontramos $\mu = 4,64 \cdot 10^{-2}$ e $\sigma = 1,23 \cdot 10^{-2}$	55
5.31	MSE médio (em dB) em função do SNR, enquadrado pelo desvio padrão. 68% das realizações são incluídas dentro das duas curvas azuis.	56
5.32	Estimação da distribuição da BER no caso da SNR=17dB usando o algoritmo EM com mistura de três gaussianas.	57
5.33	Evolução da BER em função da SNR. Todas as curvas apresentam a mesma tendência, mas a média não reflete os valores mais prováveis de serem atingidos pelo BER. Em 50% das realizações, a BER está abaixo da curva amarela.	57
5.34	Influência do número de subportadoras M sobre o MSE e a BER (valores testados $M = 128, 256, 512, 1024$). Os valores plotados são médias obtidas a partir de 150 identificações e equalizações.	58
5.35	Histogramas experimentais de BER obtidos para diferentes valores de M , número de subportadoras. O foco foi dado para valores entre 0 e 25 no eixo das ordenadas para distinguir os grandes valores de BER segundo o valor de M , mas em todos os gráficos, a coluna mais à esquerda do histograma tem valor superior a 25.	59
5.36	Evolução do MSE e do desajuste em função em função do número de subportadoras.	60
5.37	Superposição de uma senoide (azul) com outra senoide reamostrada (vermelha), é mais fácil diferenciá-las observando a totalidade da janela de tempo do que apenas o primeiro quarto.	61
5.38	Valore médios da BER para diferentes números de subportadoras. As duas curvas representam algoritmos MSMLQAPSSI com grades de dopplers diferentes.	62

5.39	Constelação obtida após a equalização de um canal submarino simulado com SNR = 15 dB (asteriscos) - o sinal original é 2-PSK (círculos).	63
5.40	Constelação obtida após a equalização de um canal submarino simulado com SNR = 15 dB (asteriscos) - o sinal original é 4-PSK (círculos).	63
5.41	Constelação obtida após a equalização de um canal submarino simulado com SNR = 15 dB (asteriscos) - o sinal original é 8-PSK (círculos).	64
5.42	BER média segundo o SNR do canal, para vários tipos de constelação PSK.	64
5.43	BER médio em função do maior atraso possível no canal submarino - Curvas para vários números de subportadoras N , SNR = 15 dB em todos os canais testados.	65
5.44	Comparação entre MSMLQAPSSI e BP para diferentes números de subportadoras. Os critérios comparados são a BER e o tempo de processamento.	66

Lista de Tabelas

5.1	Parâmetros para construção do sinal OFDM S_1 utilizado na Seção 5.3	50
5.2	Parâmetros fixos no estudo da influência da SNR.	52

Lista de Símbolos

I	número de percursos, p. 10
L	fator de reuso do APA, p. 22
M	ordem do filtro, p. 20
N	número de portadoras, p. 11
R_X	Receptor, p. 5
T	tempo de duração um símbolo OFDM, p. 12
T'	tempo de duração um símbolo OFDM com o intervalo de guarda, p. 14
T_X	Emissor, p. 5
T_g	tempo de duração do intervalo de guarda, p. 14
T_s	período de amostragem, p. 14
Δf	intervalo entre portadoras, p. 12
$\ \cdot\ _0$	norma-0, p. 23
$\ \cdot\ _1$	norma-1, p. 23
β	fator de escalamento Doppler, p. 10
τ	atraso, p. 10
\mathbf{A}^T	transposta da matriz \mathbf{A} , p. 14
\mathbf{W}_N	matriz IDFT de tamanho N , p. 14
a	coeficiente de atenuação, p. 10
f_R	frequência recebida, p. 8
f_T	frequência emitida, p. 8

f_c	frequência da portadora central, p. 14
f_k	frequência da k -ésima portadora, p. 14
p_i	função portadora, p. 12
v_R	velocidade do receptor, p. 8
v_T	velocidade do emissor, p. 8
z^*	conjugado do complexo z , p. 12

Lista de Abreviaturas

APA	<i>Affine Proejection Algorithm</i> , p. 21
BER	<i>Bit Error Rate</i> , p. 48
BP	<i>Basis Pursuit</i> , p. 66
CP	<i>Cyclic Prefix</i> , p. 15
FDM	<i>Frequency Division Multiplexing</i> , p. 11
FIR	<i>Finite Impulse Response</i> , p. 18
ICI	<i>Inter Carrier Interference</i> , p. 11
IDFT	<i>Inverse Discrete Fourier Transform</i> , p. 14
IFFT	<i>Inverse Fast Fourier Transform</i> , p. 14
IIR	<i>Infinite Impulse Response</i> , p. 18
ISI	<i>Inter Symbol Interference</i> , p. 11
LMS	<i>Least Mean Squares</i> , p. 21
ML	<i>Multi-Lag</i> , p. 8
MSD	<i>Mean Square Deviation</i> , p. 44
MSE	<i>Mean Square Error</i> , p. 19
MSML	<i>Multi-Scale Multi-Lag</i> , p. 10
MS	<i>Multi-Scale</i> , p. 9
NLMS	<i>Normalized Least Mean Squares</i> , p. 22
NP	<i>Nondeterministic Polynomial time</i> , p. 23
OFDM	<i>Orthogonal Frequency Division Multiplexing</i> , p. 11

QPSK	<i>Quadrature Phase Shift Keying</i> , p. 14
SNR	<i>Signal to Noise Ratio</i> , p. 32
SVD	<i>Singular Values Decomposition</i> , p. 48
UAC	<i>Underwater Acoustic Channel</i> , p. 1
UWA	<i>Underwater Acoustic</i> , p. 1
ZP	<i>Zero-Padding</i> , p. 15

Capítulo 1

Introdução

O transporte da informação de um emissor até um receptor sem perder ou alterar o seu conteúdo sempre foi uma tarefa primordial em comunicações. Os progressos da engenharia nos últimos séculos permitiram melhorar as soluções propostas para esse problema. No começo, o jeito mais cômodo de operar essas transmissões era pelo uso de cabos. O desenvolvimento tecnológico e a democratização das ferramentas de comunicação levaram ao desenvolvimento e ao uso, hoje em dia indispensável, das transmissões sem fio, pelo uso de ondas. É só pensar no celular para perceber o quanto usamos essas transmissões sem fio. A dificuldade em relação à transmissão a cabo é que o canal é muito mais sensível a perturbações, como ruídos ambientes ou reverberações devidas ao ambiente.

O meio onde se operam essas transmissões sem fio define também o tipo de ondas usadas. No ar, são usadas geralmente ondas de rádio, que são ondas eletromagnéticas. Elas têm a vantagem de se propagar bem e com velocidade alta, comparável à velocidade da luz ($\sim 3 \times 10^8$ m/s). Mas esse tipo de onda se torna inútil em outros meios como o submarino, onde elas se propagam numa distância da ordem do metro. No caso do meio submarino, um outro tipo de onda é utilizado, os sons, ou seja, as ondas acústicas. Apesar dessas ondas se propagarem bem melhor que as ondas eletromagnéticas em meio submarino, atingindo distâncias de vários quilômetros, a velocidade de propagação é bem menor (~ 1500 m/s).

Essa relativa baixa velocidade de propagação das ondas acústicas em um canal submarino (também chamado em inglês de *Underwater Acoustic Channel* ou canal UWA ou simplesmente UAC) tem como efeito de fazer aparecer alguns fenômenos que eram desprezíveis quando se tratava de transmissão usando ondas cujas velocidades de propagação era bem maiores. Esses efeitos são atrasos multipercursos e escalamentos do sinal transmitido devido ao efeito Doppler. Explicitaremos esses fenômenos no Capítulo 2, onde apresentaremos as propriedades dos canais submarinos. Os autores de [2] chegam a afirmar que falar que o canal UWA é possivelmente

o meio de comunicação sem fio mais imperdoável da natureza ¹.

No ponto do espaço onde se faz a recepção do sinal transmitido, chega um número finito e relativamente pequeno de réplicas deformadas deste sinal. É a soma de todas essas réplicas que forma o sinal recebido. O objetivo desta dissertação é conseguir identificar essas diferentes réplicas que compõem o sinal recebido, com as deformações sofridas por cada uma delas. Os atrasos, se forem grandes demais em relação ao tempo de um símbolo transmitido, são suscetíveis a atrapalhar a boa interpretação do sinal recebido. Para resolver esse problema, os símbolos são enviados durante um tempo maior, sendo enviados vários ao mesmo tempo. Isso é o princípio da modulação multi-portadora cujo modelo específico será estudado com mais detalhes no Capítulo 3.

Além disso, o canal submarino é dito esparsos. Isso quer dizer que só um número finito e relativamente pequeno de réplicas do sinal chegam até o receptor. Essa esparsidade é uma propriedade interessante que pode ser explorada para identificar mais rapidamente as deformações geradas pelos canais submarinos, conforme descrito no Capítulo 4.

A partir do estudo do canal submarino apresentado no Capítulo 2, permitindo explicitar as deformações sofridas pelo sinal na forma de um problema paramétrico, será proposto no Capítulo 5 um método inspirado em filtragem adaptativa para proceder a identificação do canal submarino. A novidade apresentada nessa dissertação é que é utilizado um banco de subfiltros adaptativos associados cada um com um valor de escalamento em frequência para considerar as deformações geradas pelo efeito doppler. Será apresentado também um método de equalização do sinal a partir dos parâmetros encontrados na fase de identificação. Por fim, apresentaremos os resultados de vários testes, para avaliar o desempenho do método proposto em função de diferentes parâmetros do canal e da transmissão.

Finalmente, no Capítulo 6 serão apresentadas as conclusões deste trabalho e propostos alguns temas para continuação da pesquisa na identificação e equalização de canais submarinos.

¹A citação exata em inglês é "The underwater channel is quite possibly nature's most unforgiving wireless communication medium."

Capítulo 2

Estudo do canal submarino

2.1 Contexto do estudo

Nesta dissertação, consideraremos a comunicação entre dois objetos submarinos (robôs, embarcações submarinas, etc) afastados um do outro de uma distância da ordem do quilômetro. O sinal em si é uma sequência de bits. Como ondas eletromagnéticas se propagam numa distância muito pequena antes de serem totalmente atenuadas (especialmente no caso da água do mar, que é salgada), serão utilizadas para essa comunicação ondas acústicas.

2.2 Propagação esférica e equação de propagação

Vários estudos experimentais foram feitos para determinar o modelo de propagação das ondas acústicas num meio submarino. Resumiremos nesta seção os principais resultados [1].

As ondas acústicas, enquanto se propagam na água, são sujeitas ao fenômeno de absorção, o qual resulta na atenuação da onda acústica ao longo da propagação, sendo uma parte da energia da onda convertida em calor. Essa absorção é função da banda de frequência do sinal transmitido. Assim, a capacidade do canal submarino é função da banda de frequência do sinal transmitido e da distância máxima alcançada antes da atenuação quase total do sinal. Levando em conta essas considerações, usam-se bandas de frequências entre 5 kHz e 30 kHz.

Uma onda acústica é uma variação local da pressão de um meio se propagando. Uma boa aproximação para sua propagação é considerar uma propagação esférica, onde a onda se propaga seguindo raios, todos saindo de uma fonte pontual. Limitando-se agora a uma propagação num espaço de duas dimensões, podemos definir um plano cartesiano ortonormalizado (O, \vec{i}, \vec{j}) , onde o vetor $\vec{r} = x\vec{i} + z\vec{j}$ é um ponto do plano onde estamos procurando a expressão da onda acústica. A pres-

são local p da onda acústica que se propaga num meio uniforme satisfaz a seguinte equação [1]:

$$\nabla^2 p(t, \vec{r}) = \frac{1}{c^2(\vec{r})} \frac{\partial^2 p(t, \vec{r})}{\partial t^2} \quad (2.1)$$

onde t é o tempo, $c(\vec{r})$ é a velocidade de propagação da onda acústica no ponto de coordenadas (x, z) e o operador ∇^2 é o laplaciano definido como $\nabla^2 p(t, \vec{r}) = \frac{\partial^2 p(t, \vec{r})}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 p(t, \vec{r})}{\partial z^2}$. Considerando uma onda senoidal de frequência f_0 , a equação (2.1) se torna

$$\nabla^2 p(t, \vec{r}) + k^2(\vec{r})p(t, \vec{r}) = 0 \quad (2.2)$$

onde $k(\vec{r}) = 2\pi f_0/c(\vec{r})$.

Os pontos do plano onde $\tau(\vec{r})$ é igual a uma constante definem frentes de onda. No caso de onda esférica se propagando num plano, as frentes de onda são círculos concêntricos de centro na posição da fonte do sinal acústico, sendo cada círculo associado a um valor de $\tau(\vec{r})$.

2.3 Aproximação da velocidade de propagação da onda acústica em meio submarino

A velocidade das ondas acústicas num meio submarino pode variar em função da pressão, da temperatura e da salinidade da água. Existem várias equações que relacionam a velocidade submarina do som a essas grandezas, tais como as equações de MacKenzie ou Leroy expostas em [4]. Na prática, a salinidade da água influencia pouco a velocidade e parece válido fazer a hipótese que a velocidade de propagação em meio submarino é função da profundidade. Exemplos de perfis de velocidade de propagação do som segundo a profundidade mostram que esta sempre oscila em torno de um valor médio de 1500 m/s. É possível ver um exemplo desses perfis na Figura 2.1. No contexto de uma comunicação entre dois objetos submarinos, é razoável considerar a velocidade de propagação submarina do som uniforme. Por isso consideraremos no restante desta dissertação a velocidade de propagação submarina do som igual a $c = 1500$ m/s.

Com essa hipótese, as soluções da equação (2.3), considerando então que $k(\vec{r}) = k$ e que o problema se limita a uma propagação unidimensional ao longo da dimensão x , são da forma

$$p(x, t) = p_0 e^{j(\omega t - kx)} \quad (2.3)$$

onde $\omega = 2\pi f_0$.

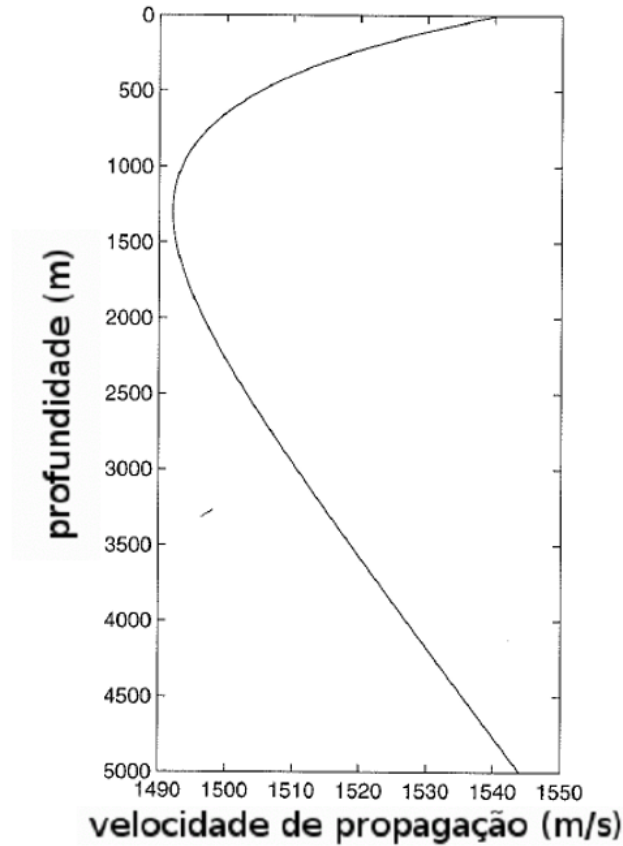


Figura 2.1: Exemplo de perfil de velocidade de propagação submarina do som em função da profundidade. Fonte: [1].

2.4 Propagação multipercurso: modelo geométrico

Considerando propagação esférica em que o som tem uma velocidade uniforme em todos os pontos do espaço, podemos construir um modelo geométrico para caracterizar o canal UWA. Para isso, consideraremos o trajeto percorrido por um sinal numa comunicação entre uma fonte emissora, chamada T_X , e um receptor, chamado R_X .

Como a onda saindo de T_X se propaga em raios que seguem linhas retas, é fácil perceber que uma primeira réplica do sinal chegará no receptor seguindo o caminho direto que liga R_X a T_X (ilustrado pelo caminho 1 da Figura 2.2). Mas outros raios, que não seguem a linha reta entre R_X e T_X , são sujeitos a reflexões que podem, segundo o ângulo dessas reflexões, levar essas outras cópias do sinal transmitido a chegar em R_X . Todas essas reflexões se devem ao fato que uma onda, ao encontrar uma mudança do meio de propagação, sofre uma reflexão e uma refração. A origem dessas reflexões pode ser de três tipos:

- reflexão no fundo do mar, onde ocorre uma mudança de meio de propagação mar/terra (ilustrado pelo caminho 2 da Figura 2.2);

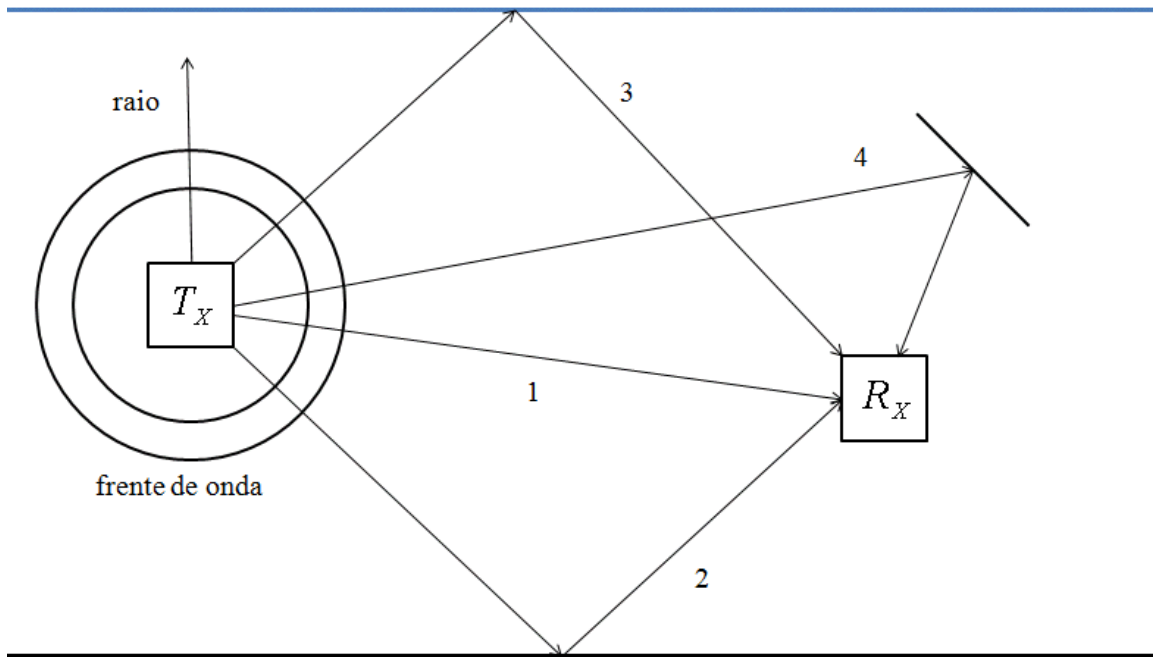


Figura 2.2: Ilustração dos múltiplos percursos do sinal até chegar no receptor. Vários tipos de caminhos são mostrados : 1) caminho direto 2) caminho com reflexão no fundo do mar 3) caminho com reflexão na superfície do mar 4) caminho com reflexão num outro objeto submarino.

- reflexão na superfície do mar, onde ocorre uma mudança de meio de propagação mar/ar (ilustrado pelo caminho 3 da Figura 2.2);
- reflexão sobre outro objeto submarino, onde ocorre uma mudança de meio de propagação mar/objeto submarino (ilustrado pelo caminho 4 da Figura 2.2)

. Visualizando esses diferentes percursos, surge o conceito de canal multipercurso para caracterizar o canal UWA. É preciso agora listar as modificações sofridas pelo sinal original em cada um desses percursos.

2.5 Modificações do sinal em um percurso

Em cada percurso, o sinal de origem é alterado. As principais modificações que acontecem são atenuação, atraso e escalamento devido ao efeito Doppler.

2.5.1 Atenuação do sinal

Uma onda acústica é uma variação local da pressão do meio em que se propaga. Num meio homogêneo, ao longo do percurso, essa variação de pressão diminui, e a energia da onda é convertida aos poucos em calor que se dissipa no meio [5]. A

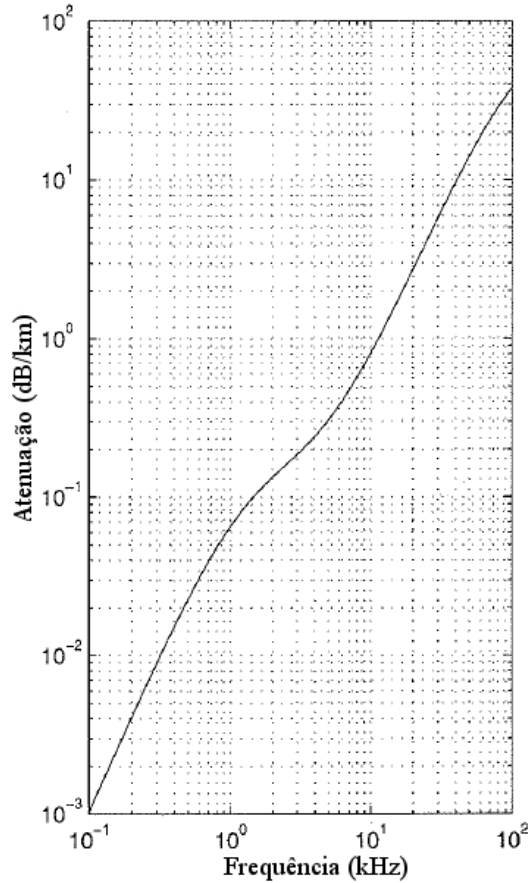


Figura 2.3: Atenuação do som na água do mar - Fonte: [2].

onda acústica é então atenuada. A variação de pressão dp , responsável pela onda acústica, é proporcional à pressão no local p e à distância percorrida dx , ou seja:

$$dp = -\alpha_e p dx \quad (2.4)$$

o que leva à seguinte expressão depois de uma integração:

$$p = p_0 e^{-\alpha_e x} \quad (2.5)$$

Conclui-se então que a onda acústica é exponencialmente atenuada com a distância percorrida ou com o tempo, considerando a velocidade de propagação constante. Na verdade, o coeficiente α_e é uma função $\alpha_e(f)$ da frequência da onda, ou seja, todas as frequências não são atenuadas do mesmo jeito. Portanto, o UAC é chamado de seletivo em frequência. Na Figura 2.3 é mostrado um exemplo de perfil de atenuação em função da frequência do sinal. Podemos ver que um som de frequência 10 kHz tem uma atenuação próxima de 1 dB/km. A título de comparação com a propagação das ondas eletromagnéticas na água do mar, podemos apontar que a atenuação seria de 3,5 dB/m [6].

Ainda na Figura 2.3, podemos observar que a atenuação é quase nula para as bai-

xas frequências (inferiores a 1 kHz). Mas não se trabalha nessa faixa de frequências para comunicações submarinas, pelo fato dos mares e oceanos serem naturalmente “poluídos” por sons de baixa frequência devidos à atividade sísmica e vulcânica nos oceanos [7].

Um dos objetivos da identificação de canal UWA é encontrar esses coeficientes de atenuação.

2.5.2 Atraso do sinal

Devido à distância que separa o emissor do receptor, é necessário algum tempo de percurso antes do sinal transmitido chegar no receptor. No modelo de propagação adotado, esse tempo de atraso é proporcional à distância percorrida para chegar até o receptor uma vez que a velocidade de propagação do som na água foi assumida constante e igual a $c = 1500$ m/s. Considerando os percursos ilustrados na Figura 2.2, pode-se concluir que, para cada caminho da onda que liga R_X a T_X , haverá um atraso específico. Na recepção, obtêm-se então várias cópias do sinal emitido, cada uma sendo deslocada por um atraso próprio ao caminho percorrido. Fala-se de canal *multi-lag* (ML). As diferenças de tempo entre atrasos de percursos diferentes nos canais submarinos podem chegar a várias dezenas de milissegundos devido à relativa baixa velocidade de propagação [2].

2.5.3 Escalamento do sinal: efeito Doppler

Um dos maiores interesses das transmissões sem fio é o fato que emissores e receptores podem se mover livremente sem as restrições impostas por cabos, mas os movimentos desses objetos não são sem consequência sobre a boa transmissão do sinal. Assim, é abordado nessa parte o efeito Doppler, que altera o conteúdo em frequência do sinal.

Princípio do efeito Doppler

Consideramos agora um emissor T_X se movendo com uma velocidade v_T e um receptor R_X se movendo com um velocidade v_R ao longo do eixo definido pelo vetor \vec{i} . T_X emite um sinal de frequência f_T . O movimento de T_X produz um sinal com comprimento de onda aparente λ_a dado por

$$\lambda_a = (c - v_T)/f_T. \quad (2.6)$$

Da mesma maneira, o movimento de R_X produz um sinal de frequência aparente f_R igual a

$$f_R = (c - v_R)/\lambda_a. \quad (2.7)$$

Assim, observam-se valores de frequências diferentes entre T_X e R_X , os quais são relacionados da seguinte maneira:

$$f_R = f_T \frac{c - v_R}{c - v_T}. \quad (2.8)$$

A expressão (2.8) pode ser reescrita ainda como

$$f_R = f_T(1 + \beta) \quad (2.9)$$

onde $\beta = \frac{v_T - v_R}{c - v_T}$. Essa diferença de leitura da frequência entre emissor e receptor devida aos seus movimentos é chamada de efeito Doppler, e se traduz por um escalamento em frequência do sinal transmitido. Num exemplo em que $v_R = 5$ m/s e $v_T = 8$ m/s, teríamos $\beta = 0,002$. Para as velocidades escolhidas, representativas das velocidades de objetos submarinos [3], podemos ver que β é diferente de zero por causa da relativamente baixa velocidade de propagação do som na água. No caso de uma onda muito mais veloz, como uma onda eletromagnética por exemplo, poderia-se desprezar o efeito Doppler.

Caso do efeito Doppler multi-percurso

Acima, foi analisado o escalamento no tempo sofrido por um sinal devido ao efeito Doppler numa transmissão entre dois objetos móveis. Contudo, foi visto apenas o caso em que a propagação da onda e os movimentos dos emissores e receptores aconteciam num mesmo eixo. No caso do modelo geométrico desenvolvido na Seção 2.4, podemos ver que os diferentes percursos chegam no receptor não alinhados, ou seja, com ângulos diferentes.

Sendo θ o ângulo entre um raio chegando em R_X e o vetor velocidade \vec{v}_R de R_X , é possível aproximar β como sendo [3]

$$\beta_i = 1 - \frac{\|\vec{v}_R\| \cos(\theta_i)}{c} + o\left(\frac{t\|\vec{v}_R\|}{c}\right) \quad (2.10)$$

i sendo um índice relativo ao percurso considerado. Essa aproximação é válida no caso de distância entre T_X e R_X da ordem de 1 km e de um fundo submarino de uma profundidade da ordem de 100 m [3].

Considerando a aproximação (2.10), e mais uma vez devido à baixa velocidade de propagação do som na água em relação às velocidades dos objetos submarinos considerados, o valor de β_i é dependente do caminho seguido. Fala-se então de um canal *multi-scale* (MS).

2.6 Resumo sobre o modelo do canal submarino

Neste capítulo, vimos as principais características de um canal acústico submarino. No nosso modelo de propagação, as ondas acústicas:

- se propagam desde o emissor em linhas retas em todas as direções, sendo as frentes de ondas esféricas;
- se atenuam exponencialmente com a distância percorrida;
- chegam no receptor via vários caminhos constituídos de percurso direto e reflexões no fundo, na superfície e nos obstáculos do mar, cada caminho tendo um atraso, um Doppler e uma atenuação próprios.

O nosso modelo de canal submarino, sendo MS e ML, é denominado MSML (*Multi-Scale Multi-Lag*).

Devido a todas as considerações feitas neste capítulo, sendo o sinal emitido $s(t)$ por T_X , chegamos na seguinte expressão do sinal recebido $r(t)$ por R_X :

$$r(t) = \sum_{i=1}^I a_i s((1 + \beta_i)t - \tau_i) + b(t) \quad (2.11)$$

onde I é o número de percursos, a_i , β_i e τ_i são a atenuação, o escalamento e o atraso do percurso i , respectivamente, e $b(t)$ é um ruído branco gaussiano aditivo que modela o ruído ambiente do canal.

Capítulo 3

Modulação multi-portadoras OFDM

3.1 Introdução à OFDM e seus interesses

Em telecomunicações, o sinal transmitido é geralmente modulado por um sinal modulador chamado portadora. Um primeiro interesse é deslocar o conteúdo frequencial do sinal para uma banda menos atenuada pelo canal e também filtrar na recepção o conteúdo de interesse, selecionando a portadora de interesse para sinais de banda estreita. Os exemplos mais conhecidos são as modulações de amplitude (AM) e de frequência (FM) usadas pelos canais de rádio e que utilizam portadoras de várias centenas de kHz (AM) até várias centenas de MHz (FM).

No caso de transmissões submarinas, a atenuação crescente das ondas com a sua frequência não permite o uso de portadoras de frequência elevada. As portadoras utilizadas são da mesma ordem de grandeza que as frequências contidas no sinal transmitido. Os sinais assim formados são chamados de sinais de banda larga.

Uma limitação das modulações mono-portadoras clássicas no caso de um canal ML é que o tempo de um símbolo deve ser superior ao maior atraso encontrado para evitar as interferências entre símbolos, abreviadas ISI (*Inter Symbol Interferences*). Para remediar esse problema foram desenvolvidos sistemas multi-portadoras chamados FDM (*Frequency Division Multiplexing*). Em tais sistemas, em vez de transmitir uma sequência de N símbolos numa só portadora num intervalo de tempo determinado, são transmitidos, nesse mesmo intervalo, um símbolo diferente em cada uma das N portadoras do sistema. Assim, sendo um símbolo transmitido num intervalo de tempo N vezes superior ao do caso mono-portadora, é possível cobrir valores de atrasos N vezes maiores e assim reduzir a ISI.

Um problema que surge nas modulações multi-portadoras é como, na recepção, receber essas N portadoras e conseguir extrair a informação de cada uma delas sem interagir com as outras, o que provocaria um outro tipo de interferência: a interferência entre portadoras, chamada ICI (*Inter Carrier Interference*). Por isso

foi desenvolvido um sistema multi-portadoras, cujas portadoras são ortogonais entre si, chamado de modulação OFDM (*Orthogonal Frequency Division Multiplexing*). O conceito foi exposto pela primeira vez em [8] em 1966. A OFDM se tornou hoje em dia uma das técnicas mais utilizadas para as tecnologias *wireless* no ar, como o WiFi ou a 4G [9].

3.2 Realização da OFDM

3.2.1 Ortogonalidade das portadoras

Como foi introduzido na Seção 3.1, um conceito importante da OFDM para evitar ICI é a ortogonalidade das portadoras. Num sistema FDM, o método emprega N portadoras cujos espectros em frequência não se superpõem, o que leva a uma grande largura da banda total. No caso da OFDM, sendo N o número de portadoras e T a duração de um símbolo OFDM, é possível escolher portadoras da forma $p_i(t) = e^{j2\pi k_i t/T} q(t)$, onde $k_i \in \{0, 1, 2, \dots, N-1\}$ e $q(t)$ é a função porta (igual a 1 apenas no intervalo $[0, T]$), que respeitam a propriedade de ortogonalidade entre si, ou seja

$$\frac{1}{T} \int_{-\infty}^{\infty} (e^{j2\pi k_1 t/T})^* (e^{j2\pi k_2 t/T}) dt = \frac{1}{T} \int_0^T e^{j2\pi(k_2 - k_1)t/T} dt = \begin{cases} 1, & k_1 = k_2 \\ 0, & k_1 \neq k_2 \end{cases} \quad (3.1)$$

Assim, o intervalo entre portadoras vizinhas é $\Delta f = \frac{1}{T}$. Alguns exemplos de portadoras são apresentados nas Figuras 3.1 e 3.2. Mais especificamente, na Figura 3.2, é possível ver que os espectros das diferentes portadoras possuem regiões de interseção, mas que são livres de interferências graças à propriedade de ortogonalidade dessas portadoras. Permitindo regiões de interseção dos espectros, a largura da banda ocupada pelo sinal OFDM é otimizada, sendo menor do que quando são utilizadas portadoras espectralmente afastadas o suficiente para que não haja superposição espectral.

Além disso, em vez de enviar N símbolos em sequência num tempo T como é o caso numa modulação mono portadora, a OFDM envia N portadoras cada uma modulada por um símbolo durante o tempo T . Assim, pode-se considerar o envio de N símbolos em paralelo.

3.2.2 OFDM contínua

Definindo f_c a frequência de modulação central e

$$f_k = f_c + k\Delta f = f_c + \frac{k}{T}, \quad k = -\frac{N}{2}, \dots, \frac{N}{2} - 1 \quad (3.2)$$

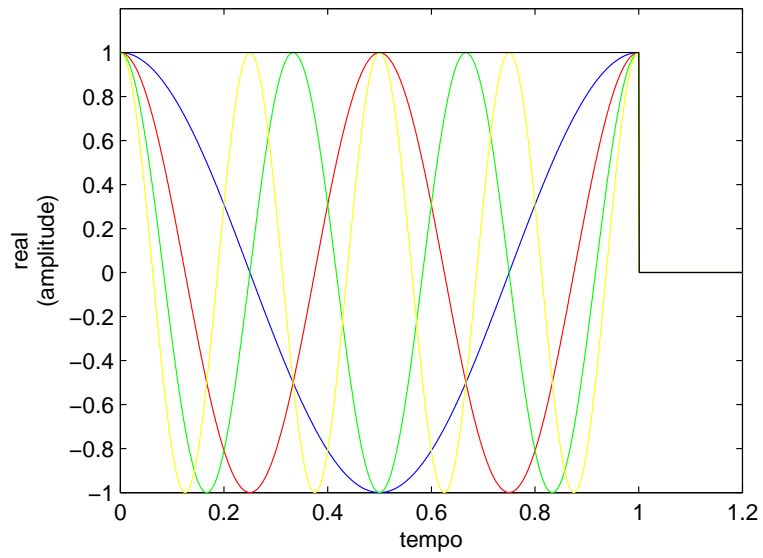


Figura 3.1: Alguns exemplos de portadoras no tempo.

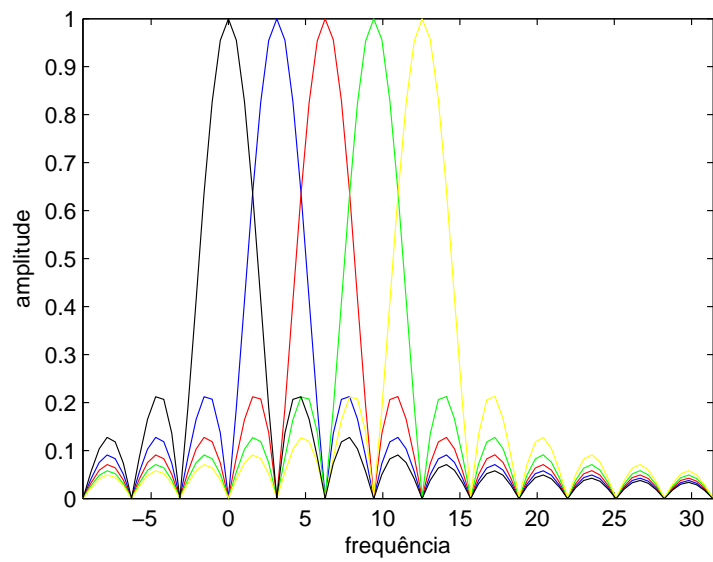


Figura 3.2: Alguns exemplos de portadoras na frequência.

onde T é o intervalo do símbolo e uma sequência de dados $\{c_0, c_1, \dots, c_{N-1}\}$, podemos escrever o sinal OFDM codificando essa sequência de dados como

$$s(t) = \sum_{k=0}^{N-1} c_k e^{j2\pi f_k t}. \quad (3.3)$$

3.2.3 OFDM discreta

Consideramos nessa parte \mathbf{c} uma sequência de símbolos QPSK (*Quadrature Phase Shift Keying*). Vamos denotar $\mathbf{c}(n) = [c_0(n) \ c_1(n) \ \dots \ c_{N-1}(n)]^T$ o vetor do n -ésimo bloco de dados a transmitir, cada $c_i(n)$ sendo um símbolo QPSK. Modulando cada uma das N portadores por um elemento de $\mathbf{c}(n)$, obtemos o vetor de sinais

$$\mathbf{s}(n) = \begin{bmatrix} w_0^0 & \dots & w_0^{N-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{N-1}^0 & \dots & w_{N-1}^{N-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_0(n) \\ \vdots \\ c_{N-1}(n) \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

onde $w_k^l = e^{j2\pi kl/N}$. Assim, podemos reconhecer, à diferença de um coeficiente multiplicador, a seguinte expressão:

$$\mathbf{s}(n) = \mathbf{W}_N \mathbf{c}(n) \quad (3.5)$$

onde \mathbf{W}_N é a matriz da transformada de Fourier discreta inversa (IDFT). Disso, podemos concluir que existem implementações da OFDM eficientes utilizando IFFTs (Inverse Fast Fourier Transform) que permitem passar de uma complexidade N^2 a $N \log N$, onde N é o tamanho da IFFT [10].

3.3 OFDM e prefixos

Para limitar os efeitos dos diferentes atrasos que podem provocar ISI, foram desenvolvidos prefixos que são inseridos entre dois símbolos OFDM. Assim, cada símbolo é alongado por um período $T_g = GT_s$, com T_s representando o período de amostragem e $G \in \mathbb{N}^*$. A duração total de um símbolo OFDM passa a ser então $T' = T + T_g$.

Pode-se definir uma matriz \mathbf{P} de tamanho $(N + G) \times N$ que adiciona ao símbolo $\mathbf{s}(n)$ o prefixo considerado calculando o produto matricial $\mathbf{P}\mathbf{s}(n)$.

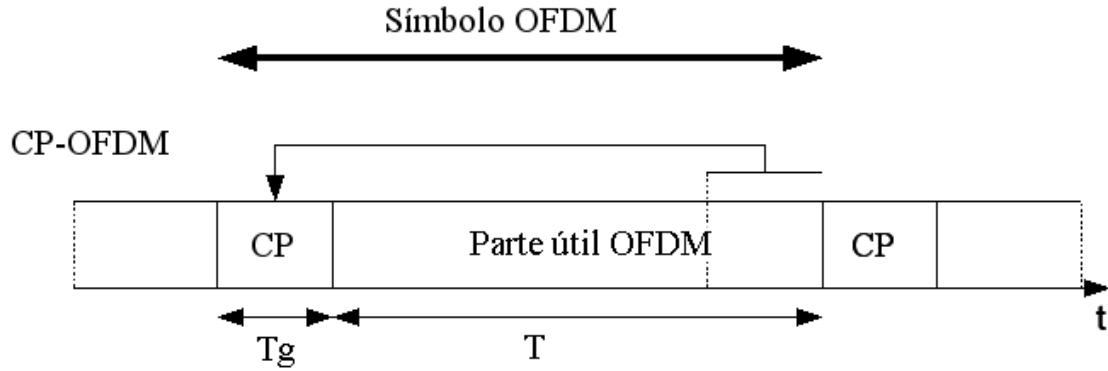


Figura 3.3: Ilustração do prefixo cíclico - Fonte: [3].

3.3.1 Prefixo cíclico

O prefixo cíclico (CP) consiste em repetir o final do símbolo OFDM no seu início. Assim a matriz \mathbf{P} é escrita como

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{G \times N-G} & \mathbf{I}_G \\ & \mathbf{I}_N \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

onde \mathbf{I}_N é a matriz identidade de dimensão N e $\mathbf{0}_{G \times N}$ é uma matriz nula de dimensão $G \times N$. Combinado à OFDM, fala-se de CP-OFDM [3]. Uma ilustração da introdução do prefixo cíclico é dada na Figura 3.3.

3.3.2 Preenchimento com zeros

Uma outra técnica bastante utilizada consiste em inserir zeros entre dois símbolos OFDM. Assim a matriz \mathbf{P} se escreve

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_N \\ \mathbf{0}_{G \times N} \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

Essa técnica é chamada de *zero-padding* (ZP), e quando combinada à OFDM, fala-se de ZP-OFDM [3]. Uma ilustração da técnica ZP é mostrada na Figura 3.4.

3.3.3 Prefixos e ISI

Nas últimas seções foram descritos os dois tipos de prefixos utilizados. Nesta seção mostraremos como eles intervêm no processo de anulação da ISI. Como foi explicado na Seção 3.1, o atraso sofrido pelo sinal em cada caminho pode levar à presença de ISIs. Se não houvesse ISI, um símbolo OFDM no receptor poderia ser escrito em

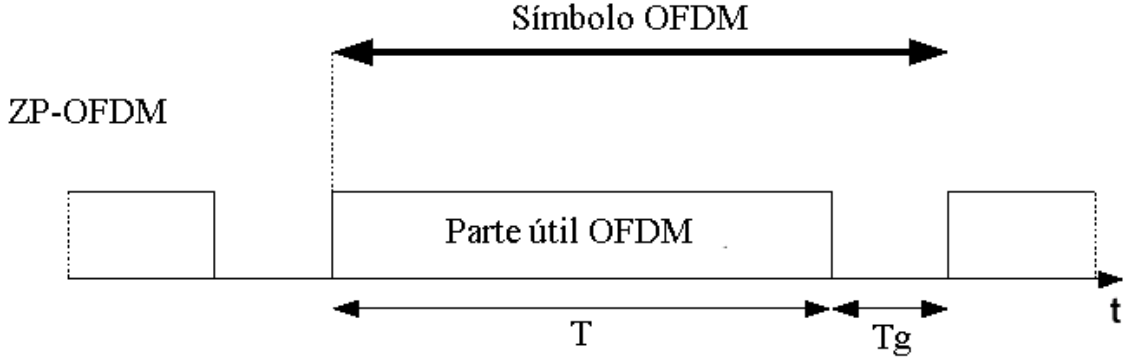


Figura 3.4: Ilustração do *zero-padding* - Fonte: [3].

função de um único símbolo OFDM emitido, ou seja,

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{K}_0 \mathbf{s}(n) + \mathbf{b}(n) \quad (3.8)$$

onde $\mathbf{b}(n)$ é um ruído branco gaussiano aditivo e \mathbf{K}_0 é uma matriz de tamanho $N \times N$ que contém os coeficientes em tempo discreto da resposta ao impulso do canal [11], dada por

$$\mathbf{K}_0 = \begin{bmatrix} k(0) & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & k(0) & 0 & \dots & 0 \\ k(L) & \dots & \ddots & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \dots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & k(L) & \dots & h(0) \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

A equação (3.8) é válida somente no caso em que não há efeito doppler. No caso em que há ISI, um símbolo OFDM no receptor depende de vários símbolos OFDM emitidos. Se considerarmos um bloco OFDM de tamanho N e um maior atraso L tal que $N \gg L$, então um símbolo OFDM no receptor passa a ser função do símbolo OFDM emitido e do símbolo anterior a esse. A relação que liga o sinal recebido e o sinal emitido dado na equação (3.8) torna-se então

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{K}_0 \mathbf{s}(n) + \mathbf{K}_1 \mathbf{s}(n-1) + \mathbf{b}(n) \quad (3.10)$$

onde

$$\mathbf{K}_1 = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & k(L) & \cdots & k(1) \\ 0 & \ddots & 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \ddots & \cdots & k(L) \\ 0 & \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

O objetivo é, apesar do canal introduzir ISI, encontrar uma transformação que faça com que o bloco OFDM recebido seja função de somente um bloco OFDM emitido. Ou seja, encontrar uma transformação \mathbf{T} tal que $\mathbf{K}_1 \mathbf{T} \mathbf{s}(n-1) = \mathbf{0}$.

Acontece que os prefixos citados nas subseções respondem a esse requisito. No caso do prefixo correspondente ao preenchimento com zeros, basta ter $N \gg L$ para conseguir

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{K}_0 \mathbf{T} \mathbf{s}(n) + \mathbf{K}_1 \mathbf{T} \mathbf{s}(n-1) + \mathbf{b}(n) = \mathbf{K}_0 \mathbf{T} \mathbf{s}(n) + \mathbf{0} + \mathbf{b}(n) = \mathbf{K}_0 \mathbf{T} \mathbf{s}(n) + \mathbf{b}(n) \quad (3.12)$$

Na equação acima, como $\mathbf{x}(n)$ não depende mais de $\mathbf{s}(n-1)$, não há ISI.

Capítulo 4

Filtragem adaptativa

Em [12], os valores dos escalamentos dopplers e atrasos são buscados dentro de uma grade 2-D. É possível reduzir essa procura a uma grade 1-D se, em vez de discretizar o campo dos dopplers e dos atrasos possíveis, se discretiza apenas os valores dos escalamentos dopplers possíveis e se procura os atrasos utilizando técnicas de filtragem adaptativa. A filtragem consiste em mapear um sinal de entrada num sinal de saída a fim de extrair alguma informação de interesse para o usuário. Um filtro digital é definido por um conjunto de coeficientes que vão operar sobre as amostras de um sinal discreto. Um filtro é dito invariante no tempo quando esses são fixos no tempo. A cada conjunto de coeficientes possível corresponde uma manipulação específica do sinal de entrada. Por exemplo, é possível modelar um percurso ML usando um filtro digital. Um problema consiste em escolher, dentro da infinidade de filtros existentes, aquele que irá modelar melhor um fenômeno observado, sendo este problema o que chamamos de identificação de sistema. É aqui que intervêm os filtros adaptativos. Esses filtros são regidos por algoritmos que atualizam seus coeficientes ao longo do tempo a fim de cumprir algum objetivo, por exemplo a minimização de uma função custo.

4.1 Conceitos básicos de filtragem adaptativa

4.1.1 Estrutura de um filtro adaptativo

Existem basicamente duas estruturas de filtro digital adaptativo, que diferem pela forma da resposta ao impulso: são os filtros com resposta ao impulso finita (filtros FIR) e os filtros com resposta ao impulso infinita (filtros IIR). Por terem maiores simplicidade matemática e estabilidade, vamos considerar, nessa dissertação, apenas filtros FIR.

Como os filtros FIR possuem resposta ao impulso finita, a saída do filtro num dado instante depende somente de um número finito de amostras do sinal de entrada.

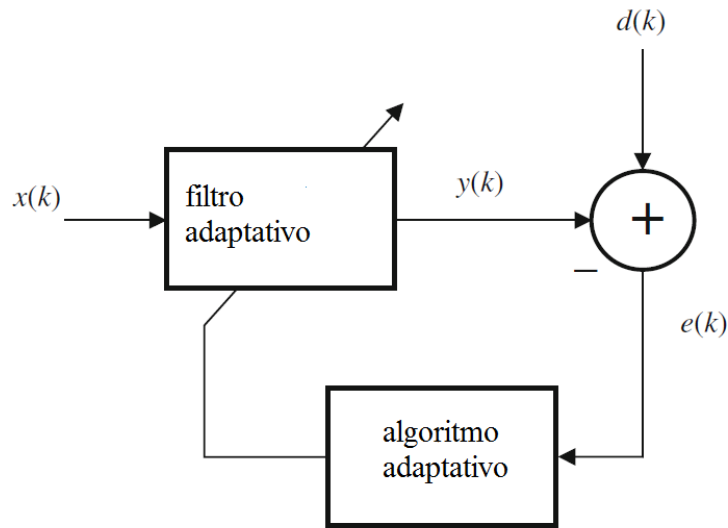


Figura 4.1: Ilustração geral de um filtro adaptativo.

No caso de um filtro linear, pode-se também dizer que, para um dado instante, a saída do filtro pode ser escrita como uma combinação linear de um número finito de amostras da entrada.

O ajuste dos coeficientes do filtro FIR adaptativo obedece a algum critério de otimização. É possível ilustrar o funcionamento geral do filtro adaptativo na Figura 4.1, onde $x(k)$, $y(k)$, $d(k)$ e $e(k)$ representam, respectivamente, a entrada do filtro, a saída do filtro, o sinal desejado e o sinal de erro. O princípio de funcionamento do algoritmo adaptativo é o ajuste dos coeficientes do filtro FIR de tal modo que esse filtro produza uma saída $y(k)$, a partir do sinal de entrada $x(k)$, a mais parecida possível com o sinal de referência $d(k)$, chamado sinal desejado. O algoritmo adaptativo trabalha geralmente a partir do sinal de erro $e(k) = d(k) - y(k)$, procurando minimizar, por exemplo, $E[|e(k)|^2]$, chamado de erro quadrático médio ou de *mean square error* (MSE). Deve-se notar que existem uma grande variedade de algoritmos adaptativos. A escolha de um algoritmo específico tem um impacto sobre o resultado, como na precisão ou na velocidade de convergência. Apresentaremos detalhes de alguns deles na Seção 4.3.

4.1.2 Aplicações da filtragem adaptativa

A filtragem adaptativa tem quatro aplicações principais:

- predição de sinal;
- redução de ruído;
- identificação de sistema;

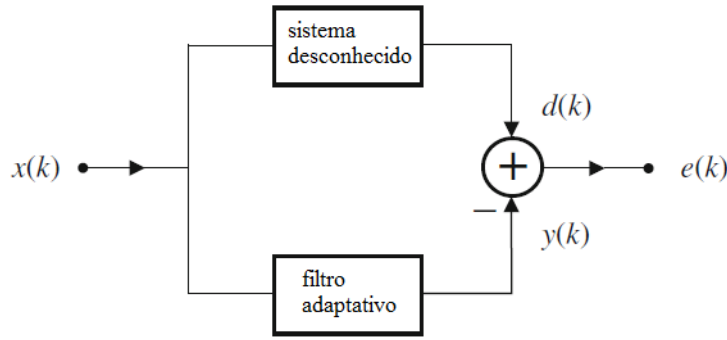


Figura 4.2: Ilustração da identificação de sistema desconhecido: um sistema desconhecido produz o sinal $d(k)$ a partir de $x(k)$, o filtro FIR procura quais são os coeficientes que produzem a saída $y(k)$ que reduzem o sinal de erro $e(k)$.

- equalização de canal.

Nessa dissertação, a aplicação em que vamos focar é a identificação de um sistema desconhecido, ilustrada na Figura 4.2.

4.2 Solução ideal e aproximação

4.2.1 Solução de Wiener

Utilizando a notação da Figura 4.1, queremos minimizar o MSE, que no caso de variáveis complexas é definido por

$$E[|e^2(k)|] = E[|d^2(k) - d^*(k)y(k) - d(k)y^*(k) + y^2(k)|]. \quad (4.1)$$

Considerando um filtro FIR linear de ordem M , podemos definir $\mathbf{w}(k)$ como o vetor de coeficientes na iteração k , e segundo a Figura 4.1, podemos observar que $y(k) = \mathbf{w}^H(k)\mathbf{x}(k)$. Isso permite reescrever (4.1) como sendo

$$E[|e^2(k)|] = E[d^2(k)] - 2\text{Re}\{\mathbf{w}^H \mathbf{p}\} + \mathbf{w}^H \mathbf{R} \mathbf{w} \quad (4.2)$$

considerando dessa vez um filtro com coeficientes fixos e $\mathbf{p} = E[d^*(k)\mathbf{x}(k)]$ e $\mathbf{R} = E[\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^H(k)]$ onde $\mathbf{x}(k) = [x(k) \ x(k-1) \ \dots \ x(k-M)]^T$. Igualando o gradiente a zero, obtemos a seguinte solução, chamada de solução de Wiener:

$$\mathbf{w}_o = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p}. \quad (4.3)$$

Essa solução é uma solução ideal que leva em conta o conhecimento das matrizes \mathbf{R} e \mathbf{p} , as quais dependem das estatísticas de primeira e segunda ordens das variáveis.

4.2.2 Solução do gradiente descendente

O algoritmo do gradiente descendente é um algoritmo iterativo cuja equação de atualização dos coeficientes tem a seguinte forma:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) - \mu \mathbf{g}_{\mathbf{w}}(k) \quad (4.4)$$

onde $\mathbf{g}_{\mathbf{w}}$ designa o gradiente do MSE em relação a \mathbf{w} . Calculando o gradiente, obtemos a seguinte equação:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) - 2\mu \mathbf{R}\mathbf{w}(k) - 2\mu \mathbf{p}. \quad (4.5)$$

Como no caso da solução de Wiener, essa solução supõe o conhecimento de \mathbf{R} e \mathbf{p} , estatísticas de primeira e segunda ordens. Na maioria das aplicações, não se tem acesso a essa informação e é preciso então aproximar essas quantidades. É isso que os algoritmos adaptativos fazem. Além disso, a equação de atualização (4.5) apresenta um parâmetro μ , denominado passo ou ganho de adaptação, cujo valor tem uma incidência sobre a precisão e a velocidade de convergência do resultado.

4.3 Algoritmos adaptativos convencionais

4.3.1 Algoritmo LMS

O algoritmo LMS, do inglês *Least Mean Squares*, é o algoritmo adaptativo mais simples e mais popular. A sua implementação serve de base a muitos outros algoritmos adaptativos, por isso vamos descrevê-lo sucintamente nesta seção.

O algoritmo LMS é inspirado no algoritmo do gradiente descendente, mas sem necessitar do conhecimento da matriz \mathbf{R} e do vetor \mathbf{p} , que são grandezas estatísticas. Empregam-se então as seguintes aproximações:

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &= E[\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^H(k)] \approx \mathbf{x}(k)\mathbf{x}^H(k) \\ \mathbf{p} &= E[d^*(k)\mathbf{x}(k)] \approx d^*(k)\mathbf{x}(k) \end{aligned} \quad (4.6)$$

ou seja, se aproximam as grandezas estatísticas pelas grandezas instantâneas. Com essa hipótese e substituindo (4.6) em (4.5), obtem-se a equação de atualização do algoritmo LMS para sinais complexos:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu e^*(k)\mathbf{x}(k) \quad (4.7)$$

Mais detalhes sobre o desenvolvimento do algoritmo e suas propriedades de convergência são disponíveis em [13].

4.3.2 Algoritmo APA

O algoritmo APA, do inglês *Affine Projection Algorithm*, é um algoritmo semelhante ao LMS, mas que incorpora a noção de reuso de dados. É definido o fator de reuso L que indica quantas amostras passadas são reutilizadas para a atualização na iteração k . Assim, no lugar do vetor de dados de entrada do LMS utiliza-se a seguinte matriz no APA:

$$\mathbf{X}_{ap}(k) = [\mathbf{x}(k) \ \mathbf{x}(k-1) \ \dots \ \mathbf{x}(k-L)] \quad (4.8)$$

A amostra do sinal desejado e a amostra do sinal de saída são substituídas pelos seguintes vetores:

$$\mathbf{d}_{ap}(k) = [d(k) \ d(k-1) \ \dots \ d(k-L)]^T \quad (4.9)$$

$$\mathbf{y}_{ap}(k) = \mathbf{X}_{ap}^T(k) \mathbf{w}^*(k) \quad (4.10)$$

e o vetor de erro é

$$\mathbf{e}_{ap}(k) = \mathbf{d}_{ap}(k) - \mathbf{y}_{ap}(k) \quad (4.11)$$

O objetivo do algoritmo APA é de procurar a variação mínima de $\mathbf{w}(k+1)$ que consiga zerar o erro *a posteriori* $\mathbf{e}_{ap}(k)$, ou seja,

$$\underset{\mathbf{w}(k+1)}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}(k+1) - \mathbf{w}(k)\|^2 \quad (4.12)$$

sujeito a:

$$\mathbf{d}_{ap}(k) - \mathbf{X}_{ap}^T(k) \mathbf{w}^*(k+1) = \mathbf{0}$$

A resolução desse problema de otimização leva à seguinte equação de atualização [13]:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu \mathbf{X}_{ap}(k) (\mathbf{X}_{ap}^H(k) \mathbf{X}_{ap}(k) + \delta \mathbf{I})^{-1} \mathbf{e}_{ap}^*(k) \quad (4.13)$$

com δ , chamado de fator de regularização, utilizado para evitar problemas na hora de inverter $\mathbf{X}_{ap}^H(k) \mathbf{X}_{ap}(k)$.

É interessante ver que no caso $L = 0$, (4.13) é idêntica à equação de atualização do NLMS (*Normalized Least Mean Squares*). A utilização do APA aumenta a velocidade de convergência no caso de um sinal de entrada correlacionado, mas piora o desajuste dos coeficientes em regime permanente.

4.4 Algoritmos adaptativos para sistemas esparsos

Uma característica dos canais submarinos é que a propagação de um sinal acontece seguindo um número relativamente pequeno de caminhos. Considerando um caso

em que o efeito Doppler é desprezível, a determinação dos atrasos dos caminhos pode ser feita pela filtragem adaptativa. Mas como há poucos caminhos pelos quais o sinal se propaga, muitos dos coeficientes do filtro FIR, correspondentes a esses atrasos, seriam iguais a zero. Neste caso, se fala que o filtro é esparso. No ramo da filtragem adaptativa, a esparsidade de um filtro é uma propriedade que pode ser explorada a fim de acelerar a convergência dos algoritmos adaptativos da seguinte maneira: sabendo-se previamente que um sistema é esparso, torna-se possível forçar a convergência para zero dos coeficientes que apresentam valores baixos em módulo durante o processo de convergência.

4.4.1 A norma- l_0 ou a medição da esparsidade de um vetor

A boa representação do canal submarino por um filtro esparso passa pela capacidade de poder medir a esparsidade do mesmo filtro. Isso pode ser feito pela norma- l_0 . Ela consiste em medir o número de componentes de um vetor que são diferentes de zero. Ou seja, para um vetor $\mathbf{x} = [x_0 \ x_1 \ \cdots \ x_M]^T$, podemos definir a norma- l_0 como sendo

$$\|\mathbf{x}\|_0 = \text{Card} \{k \mid x_k \neq 0\} \quad (4.14)$$

Podemos então deduzir disso que a procura de uma solução \mathbf{x} a mais esparsa possível passa por minimizar $\|\mathbf{x}\|_0$. Mas infelizmente, esse tipo de problema é NP-difícil (*Nondeterministic Polynomial time*) [14], o que quer dizer que se podemos verificar a qualidade de uma solução, não conseguimos uma forma eficiente de encontrá-la. Em muitos casos, se aproxima então a norma- l_0 por aproximações que se aproveitam uma outra norma, chamada de norma- l_1 , dada por

$$\|\mathbf{x}\|_1 = \sum_k |x_k| \quad (4.15)$$

Vamos ver agora alguns exemplos de algoritmos adaptativos que levam em conta a esparsidade da solução.

4.4.2 l_0 -LMS

Esse algoritmo é inspirado no clássico LMS mas atribui uma penalidade à norma- l_0 na função custo. Não tentamos mais só reduzir o MSE, mas a seguinte função:

$$\xi(k) = |e(k)|^2 + \gamma \|\mathbf{w}(k)\|_0 \quad (4.16)$$

Em [15], se faz a escolha de aproximar a norma- l_0 da seguinte maneira:

$$\|\mathbf{x}\|_0 \approx \sum_{i=0}^{M-1} (1 - e^{-\beta|x_i|}) \quad (4.17)$$

o que leva, seguindo a derivação apresentada em [15], à seguinte equação de atualização:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu e^*(k)\mathbf{x}(k) + \kappa \mathbf{f}_\beta(\mathbf{w}(k)) \quad (4.18)$$

com $\mathbf{f}_\beta(\mathbf{w}(k)) = [f_\beta(w_0(k)) \ f_\beta(w_1(k)) \ \cdots \ f_\beta(w_{M-1}(k))]^T$ e

$$f_\beta(x) = \begin{cases} \beta^2 x - \beta \text{sign}(x), & 0 < |x| \leq \frac{1}{\beta} \\ 0, & \text{para outro } x \end{cases} \quad (4.19)$$

onde $\text{sign}(x) = x/|x|$ para $x \in \mathbb{C}$.

Podemos ver que a aproximação usada para a norma- l_0 tende de fato para a norma- l_0 quando $\beta \rightarrow \infty$.

Esse algoritmo é chamado de l_0 -LMS [15]. Na equação (4.18), podemos ver que a atualização é uma soma de três termos. Os dois primeiros, $\mathbf{w}(k)$ e $e^*(k)\mathbf{x}(k)$, sempre aparecem em algoritmos iterativos, correspondendo à soma do termo a atualizar e de um termo corretivo que neste caso é derivado do gradiente. Os algoritmos adaptativos que levam em conta a esparsidade da solução contêm um terceiro termo, neste caso $\mathbf{f}_\beta(\mathbf{w}(k))$, que corresponde a um termo de atração para zero. De fato, a escolha dos valores de κ e β tendem a ter uma influência somente nos coeficientes próximos de zero (com módulo entre 0 e $1/\beta$), adicionando uma pequena quantidade com sinal oposto ao do coeficiente achado pelo LMS clássico.

4.4.3 l_0 -APA

Inspirado no l_0 -LMS, é possível derivar o mesmo tipo de algoritmo para o APA. Assim, adicionando a restrição da norma- l_0 , obtemos o seguinte problema de otimização:

$$\begin{aligned} \underset{\mathbf{w}(k+1)}{\text{argmin}} \quad & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}(k+1) - \mathbf{w}(k)\|^2 + \alpha \|\mathbf{w}(k+1)\|_0 \\ & \text{sujeito a:} \end{aligned} \quad (4.20)$$

$$\mathbf{d}_{ap}(k) - \mathbf{X}_{ap}^T(k)\mathbf{w}^*(k+1) = \mathbf{0}$$

Relembrando dos resultados das Seções 4.3.2 e 4.4.2, obtemos como equação de atualização

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu \mathbf{X}_{ap}(k) (\mathbf{X}_{ap}^H(k)\mathbf{X}_{ap}(k) + \delta \mathbf{I})^{-1} \mathbf{e}_{ap}^*(k) + \kappa \mathbf{f}_\beta(\mathbf{w}(k)) \quad (4.21)$$

com $\mathbf{f}_\beta(\mathbf{w}(\mathbf{k}))$ definido na equação (4.19).

4.4.4 AP-SSI e QAP-SSI

In [16] são expostos dois outros algoritmos inspirados no APA que exploram a esparsidade da solução.

AP-SSI

A derivação do algoritmo chamado AP-SSI, do inglês *Affine Projection for Sparse System Identification*, exposta em [16] é efetuada para o caso de variáveis reais. Aqui a adaptação é feita para o caso de variáveis complexas. Esse algoritmo procura resolver o mesmo problema de otimização que aquele exposto em (4.20).

Transformando esse problema de otimização com restrição num problema sem restrição com a ajuda do lagrangiano, derivando e igualando a zero, chegamos na seguinte equação de atualização:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(k+1) &= \mathbf{w}(k) + \mathbf{X}(k) (\mathbf{X}^H(k)\mathbf{X}(k))^{-1} \mathbf{e}^*(k) \\ &+ \frac{\gamma}{2} \left[\mathbf{X}(k) (\mathbf{X}^H(k)\mathbf{X}(k))^{-1} \mathbf{X}^H(k) - \mathbf{I} \right] \nabla \|\mathbf{w}(k+1)\|_0 \end{aligned} \quad (4.22)$$

Aparece então em (4.22) o problema do cálculo de $\nabla \|\mathbf{w}(k+1)\|_0$. Em [16], usa-se a seguinte aproximação para o cálculo da norma- l_0 :

$$\|\mathbf{x}\|_0 \approx \sum_{i=0}^{M-1} \left(1 - \frac{1}{\rho|x_i| + 1} \right) \quad (4.23)$$

Pode-se ver em (4.23) que no caso $\mathbf{x} = \mathbf{0}$, a aproximação é igual a zero, e que nos casos em que \mathbf{x} possui coeficientes não nulos, a aproximação tende para o número dessas componentes não nulas com valores de ρ altos o suficiente. A equação (4.23) é portanto uma boa aproximação da norma- l_0 e possui a vantagem de ser diferenciável. Podemos então calcular

$$\nabla \|\mathbf{x}\|_0 = \mathbf{f}_\rho(\mathbf{x}) = [f_\rho(x_0) \ f_\rho(x_1) \ \cdots \ f_\rho(x_{M-1})]^T \quad (4.24)$$

com

$$f_\rho(x_i) = \frac{\partial \|\mathbf{x}\|_0}{\partial x_i} \approx \frac{\rho \text{sign}(x_i)}{(\rho|x_i| + 1)^2} \quad (4.25)$$

Fazendo a aproximação razoável que a norma- l_0 não varia muito de uma iteração para a outra, podemos afirmar que $\nabla \|\mathbf{w}(k+1)\|_0 \approx \nabla \|\mathbf{w}(k)\|_0$, o que leva à seguinte

equação de atualização:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(k+1) &= \mathbf{w}(k) + \mu \mathbf{X}(k) (\mathbf{X}^H(k) \mathbf{X}(k) + \delta \mathbf{I})^{-1} \mathbf{e}^*(k) \\ &+ \mu \frac{\gamma}{2} \left[\mathbf{X}(k) (\mathbf{X}^H(k) \mathbf{X}(k) + \delta \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^H(k) - \mathbf{I} \right] \mathbf{f}_\rho(\mathbf{w}(k)) \end{aligned} \quad (4.26)$$

QAP-SSI

O QAP-SSI, do inglês *Quasi Affine Projection for Sparse System Identification*, também desenvolvido em [16], é uma aproximação do AP-SSI. Na verdade, o QAP-SSI não impõe a restrição do erro *a posteriori* nulo, como é o caso no AP-SSI. Assim, na equação de atualização, não aparece o termo correspondente à projeção de $\nabla \|\mathbf{w}(k+1)\|_0$ sobre o espaço ortogonal àquele gerado por $\mathbf{X}(k)$, mas aparece diretamente $\nabla \|\mathbf{w}(k+1)\|_0$. Em outras palavras, em vez do produto $\left[\mathbf{X}(k) (\mathbf{X}^H(k) \mathbf{X}(k) + \delta \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^H(k) - \mathbf{I} \right] \nabla \|\mathbf{w}(k+1)\|_0$, aparece diretamente $\nabla \|\mathbf{w}(k+1)\|_0$. Utilizando a mesma aproximação da norma- l_0 do que no AP-SSI, se chega à seguinte equação de atualização:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu \mathbf{X}(k) (\mathbf{X}^H(k) \mathbf{X}(k) + \delta \mathbf{I})^{-1} \mathbf{e}^*(k) - \mu \frac{\gamma}{2} \mathbf{f}_\rho(\mathbf{w}(k)) \quad (4.27)$$

É interessante notar que a equação (4.27) é computacionalmente menos complexa que a equação (4.26).

Capítulo 5

Identificação do canal e equalização

Neste capítulo, será apresentado o método utilizado para efetuar a identificação do canal e será descrita a equalização feita a partir desta identificação para tentar recuperar no final o sinal originalmente transmitido.

5.1 Identificação do canal

Lembramos que no Capítulo 2, vimos um modelo que aproximadamente representa as deformações sofridas por um sinal num canal submarino. No caso de um transmissor T_X emitindo um sinal $s(t)$, o sinal recebido pelo receptor R_X é denotado $r(t)$ e tem a seguinte expressão:

$$r(t) = \sum_{i=1}^I a_i s((1 + \beta_i)t - \tau_i) + b(t) \quad (5.1)$$

onde os a_i , β_i e τ_i são respectivamente as atenuações, os escalamentos doppler e os atrasos do caminho i e $b(t)$ é um ruído branco aditivo. A identificação do canal consiste, comparando o sinal emitido e o sinal recebido, em descobrir quais são os valores de a_i , β_i e τ_i que modelam melhor o canal submarino.

Na Figura 4.2 foi exposto o mecanismo geral da identificação de um sistema desconhecido por um algoritmo adaptativo. Na aplicação considerada neste trabalho, o sistema desconhecido é o canal submarino, $x(t)$ o sinal OFDM emitido, $d(k)$ o sinal OFDM no receptor e $y(k)$ a estimativa do sinal recebido, obtida com a ajuda do filtro adaptativo cujo papel é fazer a identificação de canal.

5.1.1 Identificação do efeito Doppler

Os algoritmos adaptativos expostos no Capítulo 4 aparecem como soluções eficientes para efetuar a identificação de um sistema. Mas essas estruturas foram propostas

para identificar atrasos num canal que não sofre escalamentos pelo efeito doppler. É preciso então alterar essa estrutura para levar em conta o efeito desses escalamentos.

Estimação direta do efeito doppler

Uma primeira solução em que se pode pensar é estimar os valores dos escalamentos doppler, ou seja, estimar os β_i . No caso de um canal mono-percurso cujo atraso já foi identificado, é possível estimar o valor do escalamento doppler maximizando a verossimilhança entre o sinal recebido \mathbf{r} e $\mathbf{F}_\delta \mathbf{c}$, onde \mathbf{c} é um vetor de tamanho M contendo símbolos (por exemplo, PSK) da sequência a transmitir e

$$\mathbf{F}_\delta = \left(\frac{1}{\sqrt{M}} e^{-j2\pi n \Delta f q T_e \delta} \Pi_{T_0}(\delta q T_e) \right)_{0 \leq q \leq Q-1; 0 \leq n \leq M-1} \quad (5.2)$$

é uma matriz de modulação OFDM correspondente a um escalamento doppler δ . Neste caso, se procura maximizar a seguinte verossimilhança:

$$\Lambda(\delta) = p_\delta(\mathbf{r}) \quad (5.3)$$

ou seja, encontrar o valor de δ que maximiza a probabilidade da realização \mathbf{r} acontecer. Seguindo o desenvolvimento apresentado em [3], isso se resume em procurar

$$\hat{\beta} = \underset{\delta}{\operatorname{argmax}} \left[\langle \mathbf{y}; \mathbf{F}_\delta \mathbf{c}_p \rangle - \frac{\|\mathbf{F}_\delta \mathbf{c}_p\|^2}{2} \right] \quad (5.4)$$

Infelizmente, como foi indicado no começo desta subseção, esse método se limita a canais mono-percursos cujo atraso já foi identificado. Portanto não é uma solução viável para um canal multi-percursos com escalamentos diferentes de um percurso para o outro.

Conceito de grades de dopplers

Um outro método, em vez de estimar o doppler, consiste em possibilitar ao algoritmo de identificação trabalhar com diversos valores de escalamento doppler, sendo o número de valores *a priori* maior que o número esperado de percursos que compõem o canal, esperando-se que os valores de dopplers inúteis sejam descartados ao longo do processo. Esses valores de dopplers e os valores dos possíveis atrasos formam uma grade (ou *grid*). Em [17], é apresentado um método com uma grade 2-D, composta por N_β valores de dopplers e N_τ valores de atrasos. A partir dessa grade, é montada uma matriz \mathbf{A} de tamanho $M \times N_\tau N_\beta$ onde cada coluna da matriz é associada a um par (a_m, β_n) com $m \in [0, N_\tau - 1]$, e $n \in [0, N_\beta - 1]$. Mais exatamente, cada coluna contém uma versão escalada por $1 + \beta_n$ e atrasada de τ_m amostras da sequência \mathbf{c}

originalmente transmitida. Assim temos:

$$\mathbf{A} = [\mathbf{\Lambda}_0 \mathbf{\Gamma}_0 \mathbf{s} \quad \mathbf{\Lambda}_1 \mathbf{\Gamma}_1 \mathbf{s} \quad \cdots \quad \mathbf{\Lambda}_{(N_\tau-1)(N_\beta-1)} \mathbf{\Gamma}_{(N_\tau-1)(N_\beta-1)} \mathbf{s}] \quad (5.5)$$

onde $\mathbf{\Lambda}_p$ é uma matriz diagonal tal que

$$[\mathbf{\Lambda}_p]_{m,m} = e^{-j2\pi \frac{m}{T_0} \tau_p} \quad (5.6)$$

e

$$[\mathbf{\Gamma}_p]_{m,k} = \text{sinc} \left(\pi \beta_{m,k}^{(p)} T_0 \right) e^{j\pi \beta_{m,k}^{(p)} T_0} \quad (5.7)$$

onde

$$\beta_{m,k}^{(p)} = \frac{k-m}{T_0} + \frac{\beta_p f_m}{1+\beta_p} \quad (5.8)$$

Podemos, então, escrever o vetor recebido \mathbf{r} como

$$\mathbf{r} = \mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{v} \quad (5.9)$$

onde

$$\mathbf{x} = \left[(\mathbf{x}_A^{(0)})^T, \dots, (\mathbf{x}_A^{(N_\beta-1)})^T \right]^T \quad (5.10)$$

com

$$\mathbf{x}_A^{(i)} = \left[\xi_0^{(i)}, \dots, \xi_{N_\tau}^{(i)} \right]^T \quad (5.11)$$

e

$$\xi_j^{(i)} = \frac{a_j^{(i)}}{1+\beta_i} e^{-j2\pi f_c \tau_j} \quad (5.12)$$

Em [17], procura-se os coeficientes do vetor \mathbf{x} que satisfaçam a equação (5.9) com o seguinte problema de otimização:

$$\min_{\mathbf{x}} \frac{1}{2} \|\mathbf{A} \mathbf{x} - \mathbf{r}\|^2 + \tau \|\mathbf{x}\|_1 \quad (5.13)$$

A solução de (5.13) é obtida utilizando o algoritmo *Basis Pursuit*.

5.1.2 Grade de dopplers e banco de subfiltros

Tentar identificar os parâmetros do canal submarino com apenas um filtro adaptativo não seria apropriado. Não há nada no esquema clássico da identificação de sistemas com filtragem adaptativa que considere a presença eventual de efeito doppler. A contribuição dessa dissertação consiste em introduzir um banco de subfiltros adaptativos, onde cada subfiltro tem como sinal de entrada uma versão do sinal de referência alterada por um escalamento doppler. De uma certa forma, se utiliza o conceito de grade de dopplers utilizada em [17].

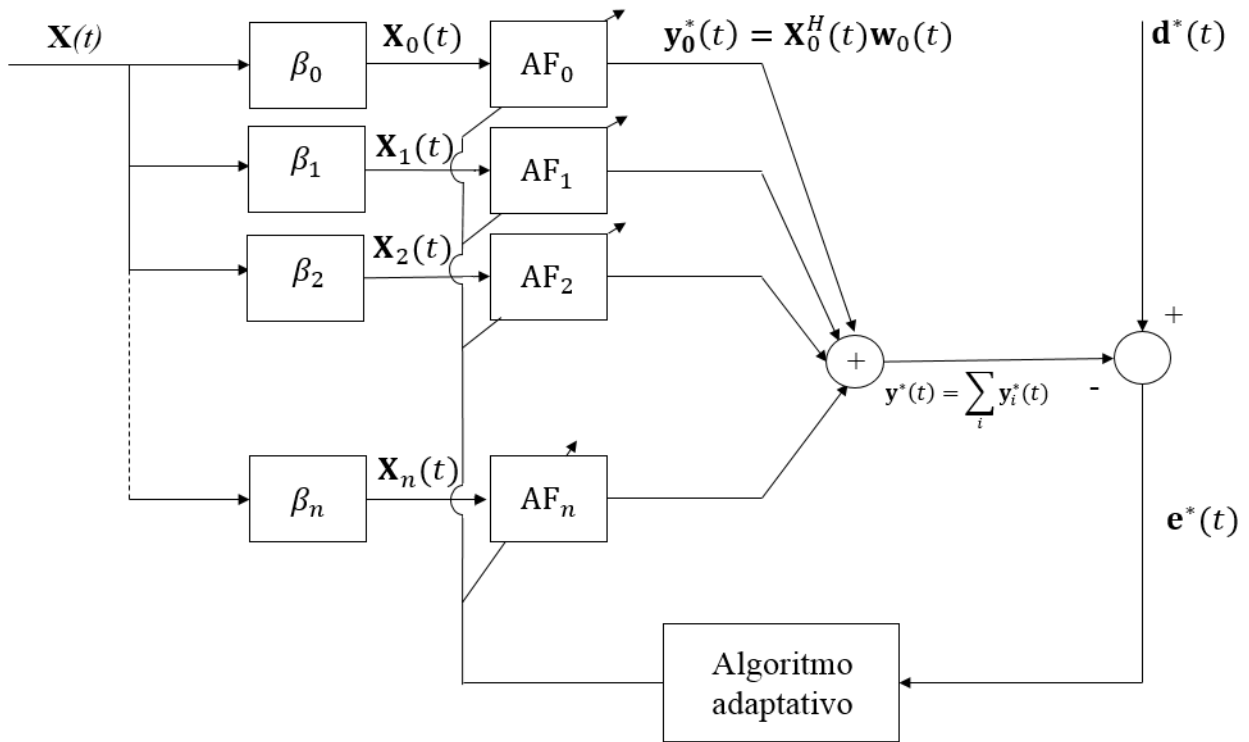


Figura 5.1: Diagrama da identificação de sistema - Cada subfiltro adaptativo AF_i identifica o atraso e a amplitude de um sinal afetado por um efeito doppler β_i .

A Figura 5.1 descreve em detalhes o mecanismo de identificação do canal submarino, onde:

- $\mathbf{d}(t)$ é o vetor de amostras do sinal desejado, ou seja, do sinal OFDM recebido pelo receptor R_X depois de ter sofrido as deformações do canal submarino;
- $\mathbf{X}(t)$ representa a matriz do sinal de entrada, ou seja, do sinal OFDM emitido pelo emissor T_X ;
- os blocos β_i representam operações de reamostragem por um fator $1 + \beta_i$, empregados com a finalidade de simular o efeito doppler. O conjunto de β_i define a grade doppler;
- $\mathbf{X}_i(t)$ representam as cópias de $\mathbf{X}(t)$ afetadas pelo bloco doppler β_i ;
- os blocos AF_i representam os subfiltros adaptativos, sendo um para cada bloco β_i ;
- $\mathbf{y}_i^*(t)$ representam os vetores das saídas dos subfiltros AF_i obtidas pelos produtos $\mathbf{X}_i^H(t)\mathbf{w}_i(t)$, onde $\mathbf{w}_i(t)$ representa o vetor de coeficientes do filtro FIR AF_i ;

- $\mathbf{y}^*(t)$ é a soma dos vetores $\mathbf{y}_i^*(t)$. É esse vetor que será comparado a $\mathbf{d}(t)$;
- $\mathbf{e}^*(t)$ é o conjugado do vetor de erro. Esse vetor é usado no algoritmo adaptativo, que atualiza os coeficientes de cada AF_{*i*}.

O algoritmo utilizado na identificação do sistema é composto pelas seguintes equações:

$$\begin{aligned} \mathbf{e}^*(k) &= \mathbf{d}^*(k) - \mathbf{y}^*(k) = \mathbf{d}^*(k) - \sum_{i=0}^n \mathbf{X}_i^H(k) \mathbf{w}_i(k) \\ \mathbf{w}_i(k+1) &= \mathbf{w}_i(k) + \Delta \mathbf{w}_i(k), \forall i \in [0, n] \end{aligned} \quad (5.14)$$

Dependendo do canal, se deve escolher filtros com um comprimento que possa garantir a identificação do maior atraso possível. Atrasos num canal submarino podem atingir até várias dezenas de milissegundos. Chamaremos esse comprimento de M .

De acordo com o diagrama da Figura 5.1, a ideia é que cada filtro consiga encontrar os atrasos e as amplitudes das componentes que sofreram escalamento doppler de um valor igual ao reamostrador na entrada do dito filtro. É necessário então prever uma grade de dopplers. É claro que um ou vários dos caminhos que compõem o sinal recebido podem não ter sofrido escalamento de um valor exatamente igual aos que compõem a grade de dopplers. Neste caso, espera-se que o filtro correspondente ao doppler da grade que possui o valor mais próximo do contido no sinal recebido consiga obter uma boa aproximação do atraso e da amplitude daquele caminho.

Além disso, como geralmente cada caminho que compõe o sinal recebido é afetado por um doppler diferente dos outros, é de se esperar que cada subfiltro precise identificar apenas um atraso e uma amplitude. Entende-se então melhor o porquê do uso de filtros adaptativos esparsos.

5.1.3 Influência dos parâmetros

Nesta seção, apresentamos vários testes para avaliar a influência dos diferentes parâmetros do algoritmo na eficiência do algoritmo. Serão discutidas as influências dos seguintes parâmetros:

- Passo de adaptação;
- Fator de reuso;
- Espaço entre os dopplers;
- Número de componentes da grade de dopplers.

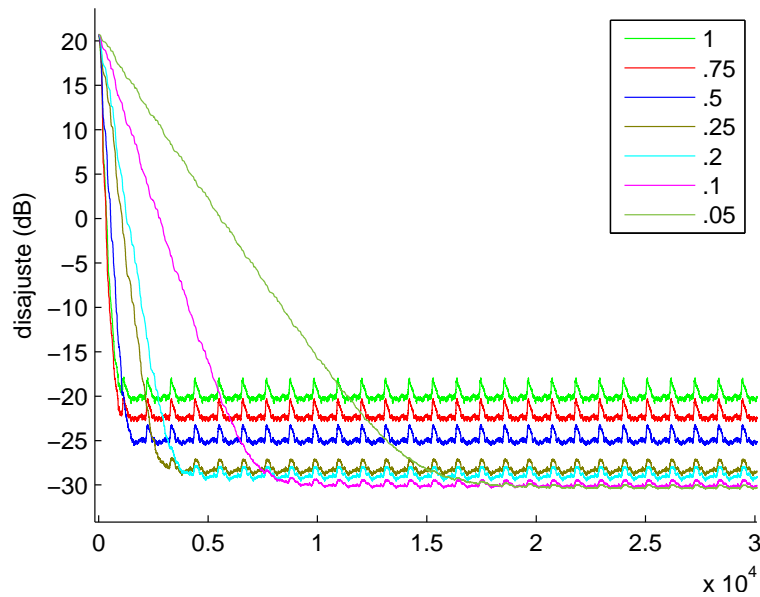


Figura 5.2: Identificação de sistema de um simples atraso - estudo da influência de tamanho do passo de adaptação μ - desajuste em função das iterações com diferentes tamanhos de passo de adaptação.

5.1.4 Influência do passo de adaptação

O passo de adaptação aparece em todos os algoritmos adaptativos considerados. Esse parâmetro deve ser diretamente escolhido pelo usuário. De modo geral, os algoritmos adaptativos computam, a cada iteração, uma direção de descida máxima local. Procura-se uma solução iterativa andando nesta direção, de uma quantidade determinada pelo tamanho do passo de adaptação (ou *step size*), geralmente anotado μ .

Nas Figuras 5.2 e 5.3, é possível visualizar a influência deste parâmetro μ . Essas figuras correspondem ao MSD e ao MSE ao longo das iterações para a identificação de um sistema que consiste de um simples atraso. O algoritmo utilizado aqui é o APA clássico com fator de reuso $L = 0$, ou seja, o algoritmo NLMS, no qual podemos escolher μ entre 0 e 1. O sinal aplicado na entrada do sistema desconhecido é um sinal OFDM semelhante aos usualmente utilizados em comunicações submarinas e o canal adiciona um ruído ambiente tal que a razão sinal ruído, chamada de SNR (*Signal to Noise Ratio*), seja de 20 dB. Ressalta-se nestas duas figuras que quanto maior for o tamanho do passo de adaptação, mais rápida é a convergência (convergência em 2000 iterações para $\mu = 1$ contra convergência em aproximadamente 15000 iterações para $\mu = 0,05$ na Figura 5.2). Mas outro fato importante é que a solução com a convergência mais rápida é também aquela que apresenta a pior aproximação do sistema desconhecido (um desajuste de -20 dB para $\mu = 1$ contra um desajuste de -30 dB para $\mu = 0,05$). A influência do valor de μ é também explicada em [13].

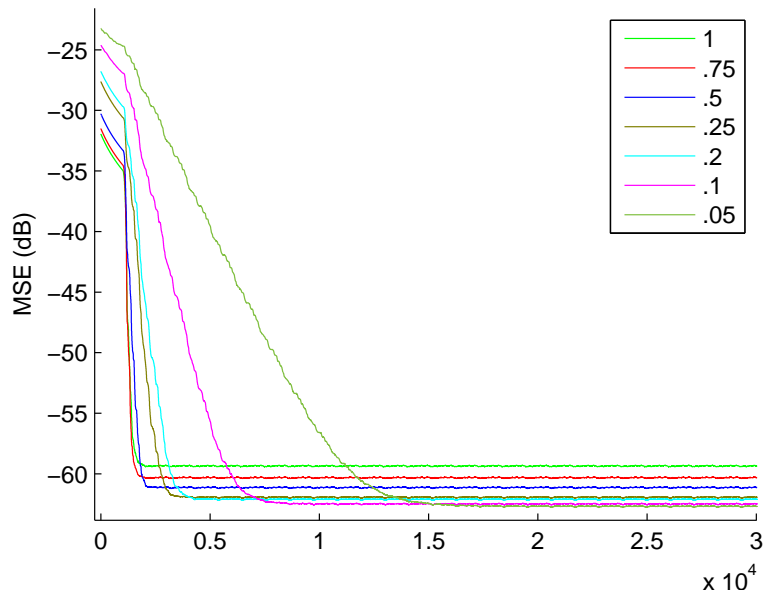


Figura 5.3: Identificação de um sistema igual a um simples atraso - estudo da influência do tamanho do passo de adaptação μ - MSE em função das iterações com diferentes tamanhos de passo de adaptação (uma média móvel de 1000 amostras é aplicada sobre o MSE).

5.1.5 Fator de reuso

O fator de reuso L , nos algoritmos tipo APA, indica quantas amostras passadas, além da amostra da iteração k , devemos considerar no cálculo dos coeficientes do filtro. Na Figura 5.4, assim como na Figura 5.5, que apresentam as evoluções do desajuste e do MSE ao longo das iterações para um sistema *multilag* com ruído aditivo de SNR igual a 80 dB, podemos ver que o fator de reuso favorece uma convergência rápida, mas tem tendência em piorar o MSE ou o desajuste final. Essa maior rapidez de convergência pode ser explicada pelo fato de que o reuso de antigas amostras introduz redundâncias no processo de procura da solução quando trabalhamos com sinal de entrada colorido. Um estudo aprofundado do APA, presente em [13], explicita a maneira como o desajuste final do algoritmo depende de L , e ressalta que quanto maior for este fator, maior será o desajuste do MSE final.

5.1.6 Primeiro teste: Introdução de um efeito doppler em um dos caminhos do canal

Como foi explicado na Subseção 5.1.2, espera-se que cada subfiltro, associado a um valor de doppler específico, identifique os atrasos e amplitudes das componentes que sofreram doppler daquele valor específico. Agora vamos, através de testes, visualizar essa capacidade dos subfiltros de separar do jeito certo essas componentes.

No teste a seguir, supõe-se que se conhecem *a priori* quais são os valores de

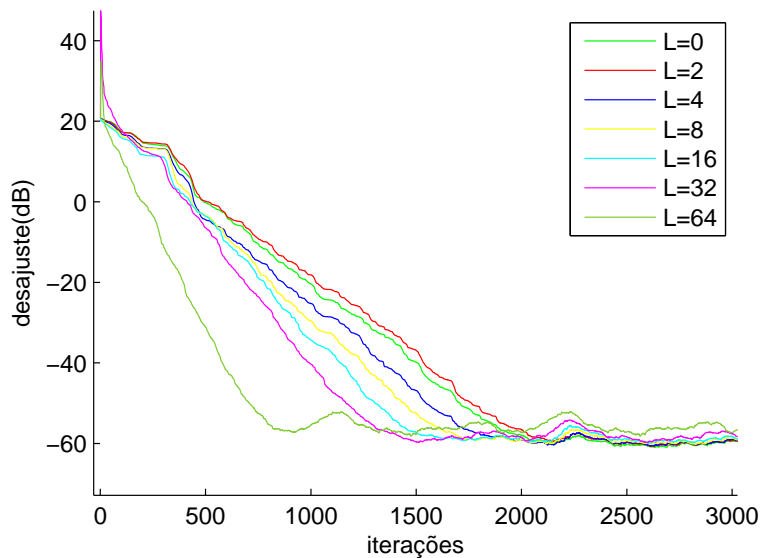


Figura 5.4: Identificação de sistema de um simples atraso - estudo da influência do fator de reuso L - desajuste dos coeficientes em função das iterações com diferentes fatores de reuso. Passo de adaptação $\mu = 0,1$.

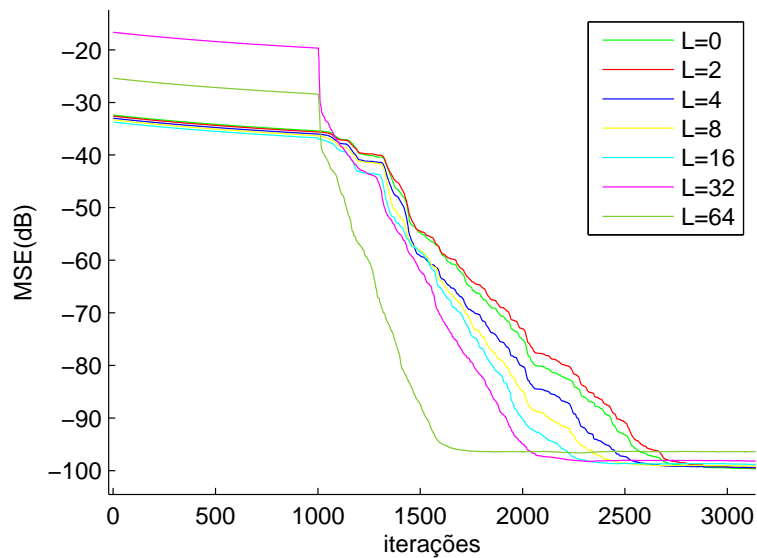


Figura 5.5: Identificação de sistema de um simples atraso - estudo da influência do fator de reuso L - MSE em função das iterações com diferentes fatores de reuso (uma média móvel de 1000 amostras é aplicada sobre o MSE) Passo de adaptação $\mu = 0,1$.

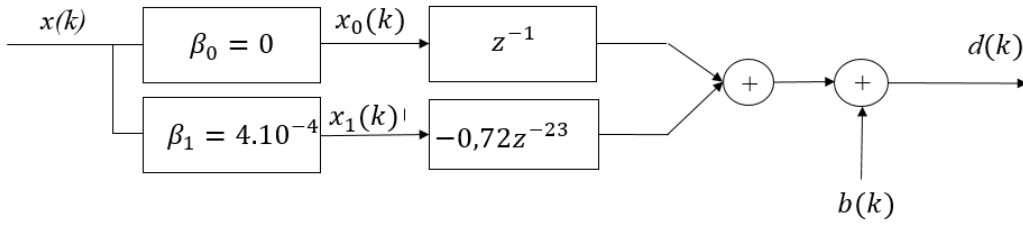


Figura 5.6: Diagrama do canal CAN1.

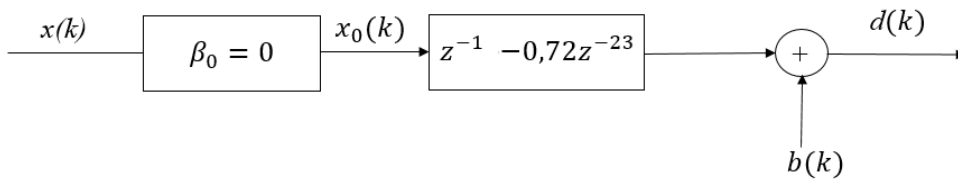


Figura 5.7: Diagrama do canal apresentando os mesmos caminhos que o canal CAN1 mas sem doppler.

doppler dos diferentes caminhos do canal de estudo, de tal modo que a grade de dopplers do dispositivo da Figura 5.1 já é composta somente dos valores de dopplers efetivamente encontrados no canal.

Comparação da convergência com um caso sem escalamento doppler

Neste primeiro teste, vamos considerar um canal constituído por dois caminhos, cada um sofrendo um atraso e uma atenuação, mas apenas um sofrendo de escalamento doppler. Com mais detalhes, o primeiro caminho apresenta atraso de $\tau_0 = 1$ amostra e atenuação de $a_0 = 1$ sem doppler, enquanto que o segundo caminho tem atraso $\tau_1 = 23$ amostras, atenuação $a_1 = -0,72$ e doppler $\beta_1 = 10^{-4}$, com ruído aditivo gaussiano $b(k)$ tal que a SNR seja de 20 dB. Chamaremos esse canal de CAN1. A representação de CAN1 na forma de um diagrama é exposta na Figura 5.6. O objetivo deste teste é comparar a convergência e o desajuste em relação a um caso em que não há escalamento doppler nenhum (usaremos então o canal representado na Figura 5.7). É feita em seguida a identificação dos dois canais apresentados nas Figuras 5.6 e 5.7, cada um conhecendo *a priori* os dopplers, ou seja, é utilizado para cada identificação o dispositivo da Figura 5.1 já com os parâmetros β_i certos. O algoritmo adaptativo utilizado em cada subfiltro é o QAPSSI. Os resultados dos

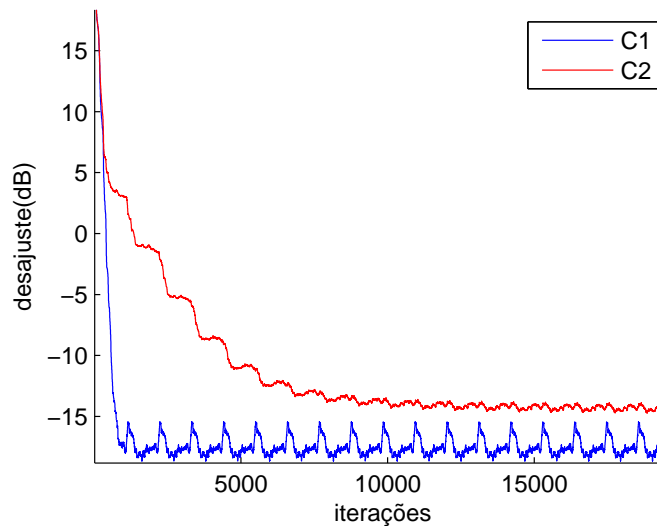


Figura 5.8: Identificação de um canal MSML de dois caminhos - desajuste ao longo do tempo - algoritmo: APA - dopplers: conhecidos *a priori* - C1: canal sem doppler - C2: CAN1.

desajustes dos coeficientes e MSEs são expostos nas Figuras 5.8 e 5.9 respetivamente.

É possível ver que praticamente se atingiram os mesmos valores de desajustes dos coeficientes e de MSE para os canais com e sem doppler após convergência. A principal diferença entre os dois algoritmos é que a convergência da identificação do canal com doppler demorou muito mais (cerca de 10.000 iterações para o canal com doppler contra menos de 1.000 para o caso sem doppler). Um primeiro ponto é que a identificação usando filtros adaptativos com versões reamostradas do sinal de referência apresenta bons resultados neste caso simplificado; um segundo ponto é que a convergência do processo é bem mais lenta do que no caso clássico em que não há doppler (caso no qual o dispositivo se resume a um só filtro).

Representação 3-D dos canais teóricos e estimados

Podemos representar o canal teórico representando cada subfiltro num plano 2-D, posicionado ao longo de um terceiro eixo, representando o valor de doppler. Um exemplo é disponível na Figura 5.10, com a representação teórica do canal CAN1, sendo apenas a informação relativa ao ruído aditivo ausente nesta representação. Superpondo nesta figura os resultados que correspondem aos filtros estimados no final da convergência das curvas C2 nas Figuras 5.8 e 5.9, obtemos o gráfico 3-D da Figura 5.11. Neste gráfico, é possível ver que os subfiltros estimados pelos algoritmos APA são quase superpostos com os subfiltros teóricos. É possível ver que essa superposição não é exata no detalhe apresentado na Figura 5.12, sendo o desajuste em relação aos coeficientes reais de -17 dB (visível na Figura 5.8).

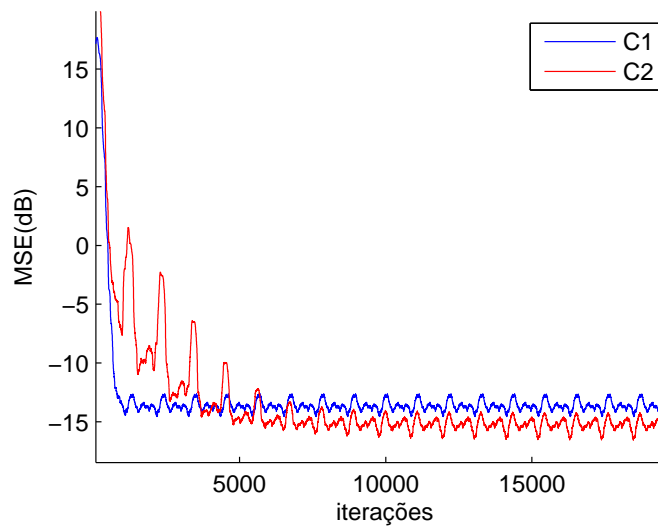


Figura 5.9: Identificação de um canal MSML de dois caminhos, MSE ao longo do tempo - algoritmo: APA - dopplers: conhecidos *a priori* - C1: canal sem doppler - C2: CAN1.

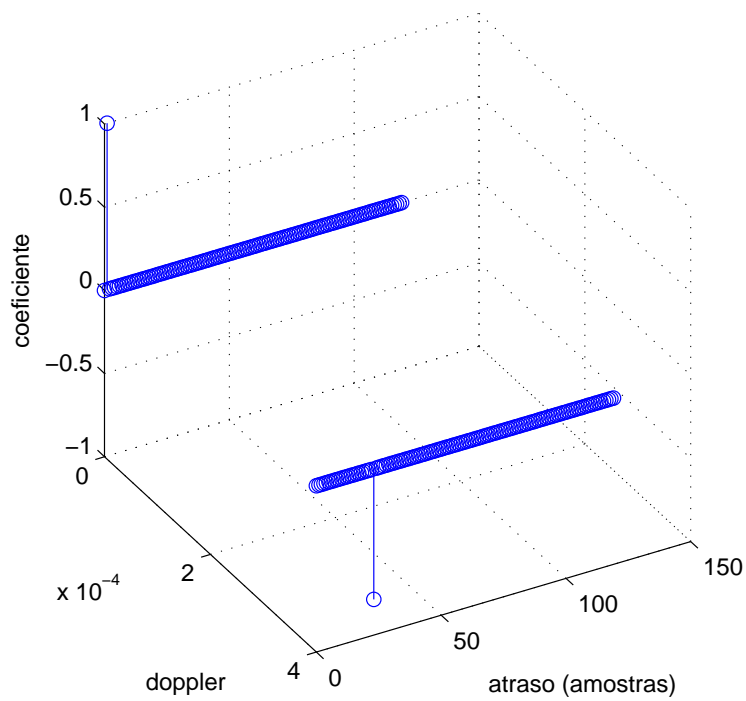


Figura 5.10: Representação teórica 3-D do canal CAN1.

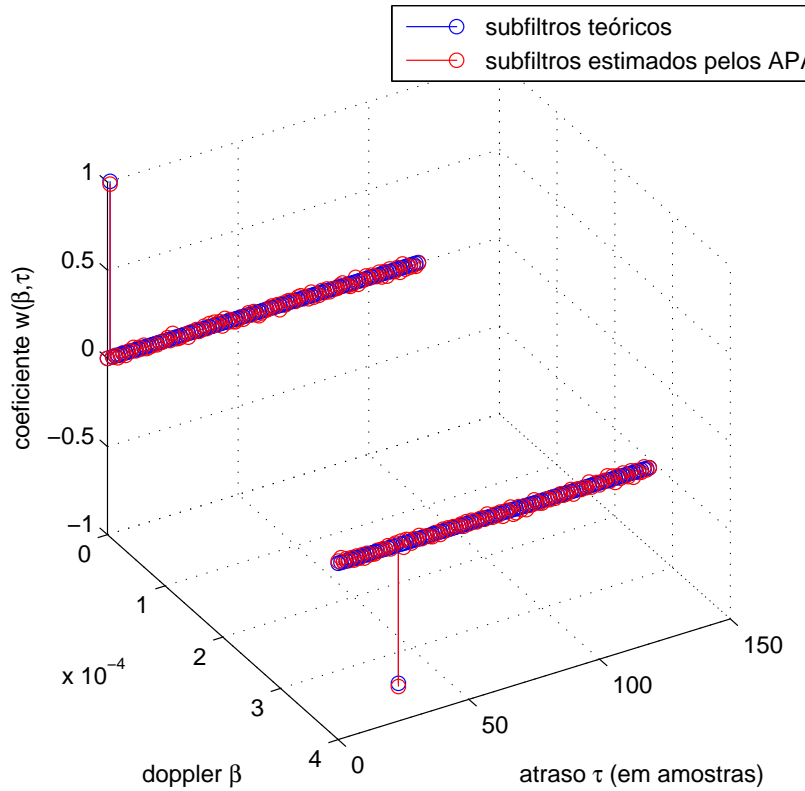


Figura 5.11: Representação 3-D da estimação do canal CAN1 pelo MSMLAPA.

Resumo dos resultados do primeiro teste

Esse primeiro teste, apesar de simples (só dois caminhos cujos dopplers eram *a priori* conhecidos), permitiu avaliar visualmente alguns resultados visuais e verificar que o método funciona para casos simples. A comparação da convergência das curvas C1 e C2 nas Figuras 5.8 e 5.9 mostra que a introdução desses vários subfiltros para levar em conta o efeito doppler requer um maior número de iterações antes de atingir a convergência. Também é bom lembrar que no caso que acaba de ser exposto, apesar do canal ser esparso, não se usou em nenhum momento um algoritmo específico para identificação de canal esparso.

5.1.7 Segundo teste: Influência do tamanho do intervalo doppler entre dois caminhos de um canal

No teste anterior, foi possível ver que o método funciona relativamente bem num caso simples, ou seja, os subfiltros conseguiram identificar cada uma das componentes associadas e apenas essas componentes. Procura-se agora verificar como a diferença entre valores de dopplers de dois caminhos pode ter influência sobre o bom discernimento dos subfiltros. Para isso, vamos considerar a identificação de dois canais, cada um composto por dois caminhos, que sofrem os mesmos atrasos,

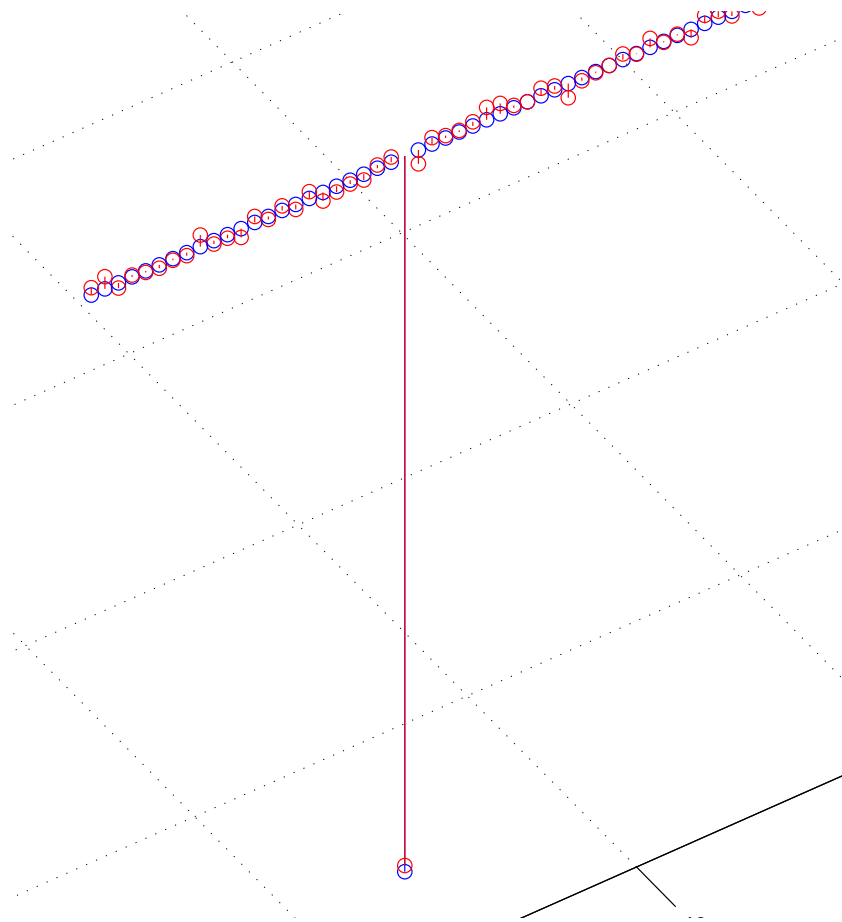


Figura 5.12: Detalhe da Figura 5.11 - a superposição entre coeficientes reais e coeficientes estimados não é exata: muitos zeros não foram acertados.

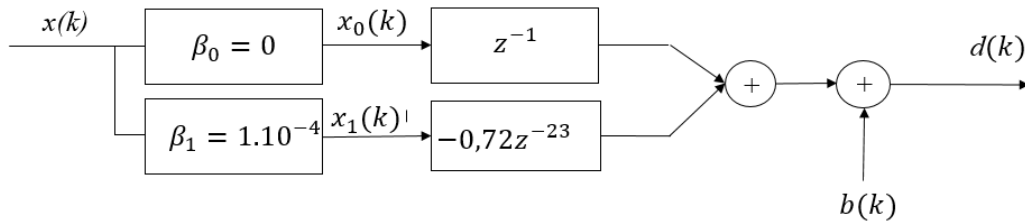


Figura 5.13: Diagrama do canal CAN2 - igual a CAN1 mas com $\beta_1 = 1.10^{-4}$.

atenuações e SNR do primeiro teste (um caminho com atraso de $\tau_0 = 1$ amostra e atenuação de $a_0 = 1$ e um segundo caminho com atraso $\tau_1 = 23$ amostras e atenuação de $a_1 = -0,72$, com um ruído aditivo gaussiano de SNR igual a 20 dB), mas com um intervalo de doppler entre esses caminhos diferentes. No primeiro canal, vamos considerar dopplers $\beta_0 = 0$ e $\beta_1 = 4.10^{-4}$ (a diferença de dopplers é então de 4.10^{-4} ; esse canal já foi estudado na Subseção 5.1.6, é o canal CAN1). No segundo canal, vamos considerar dopplers $\beta_0 = 0$ e $\beta_1 = 10^{-4}$ (a diferença de dopplers é então de 10^{-4}). Chamaremos este segundo canal de CAN2 (ver diagrama da Figura 5.13). Procedemos à identificação de canal, utilizando uma grade de dois dopplers cujos valores são iguais aos dopplers conhecidos *a priori*. Podemos visualizar a justaposição 3-D dos subfiltros estimados para cada canal nas Figuras 5.14 e 5.15.

A observação dessas figuras mostra claramente que os subfiltros têm mais dificuldade de convergência quando os intervalos entre os dopplers de dois caminhos que compõem o canal é menor. De fato, mesmo sendo possível verificar que cada subfiltro conseguiu selecionar o caminho de interesse para ele com o atraso e a amplitude certos, podemos ver na Figura 5.15 que o restante dos coeficientes são bastante afastados do que deveriam ser, ou seja, um conjunto de coeficientes nulos. Essa informação visual é confirmada pela observação do desajuste entre os coeficientes estimados e os coeficientes reais ao longo das iterações, mostrado na Figura 5.16. De fato, podemos ver que no caso do intervalo de 4.10^{-4} , se atinge um desajuste final de -15 dB (curva azul), enquanto para o caso do intervalo de 10^{-4} , apenas um desajuste de -5 dB (curva vermelha).

Contudo, apesar do pior desempenho quando o intervalo entre dopplers é menor (CAN2), o desajuste dos coeficientes estimados em relação aos coeficientes reais parece visualmente ser devido à aproximação dos coeficientes que deveriam ser zeros (ver Figura 5.15). Devido a esse desvio dos coeficientes nulos, seria interessante então testar o desempenho de um algoritmo para identificação de sistema esparsos. Por isso, vamos usar o algoritmo chamado de *l0*-APA (ver Subseção 4.4.3). Utilizando novamente o canal CAN2, chegamos a plotar essa nova representação 3-D das estimações dos subfiltros, mas desta vez obtidas usando o MSML*l0*-APA (ver

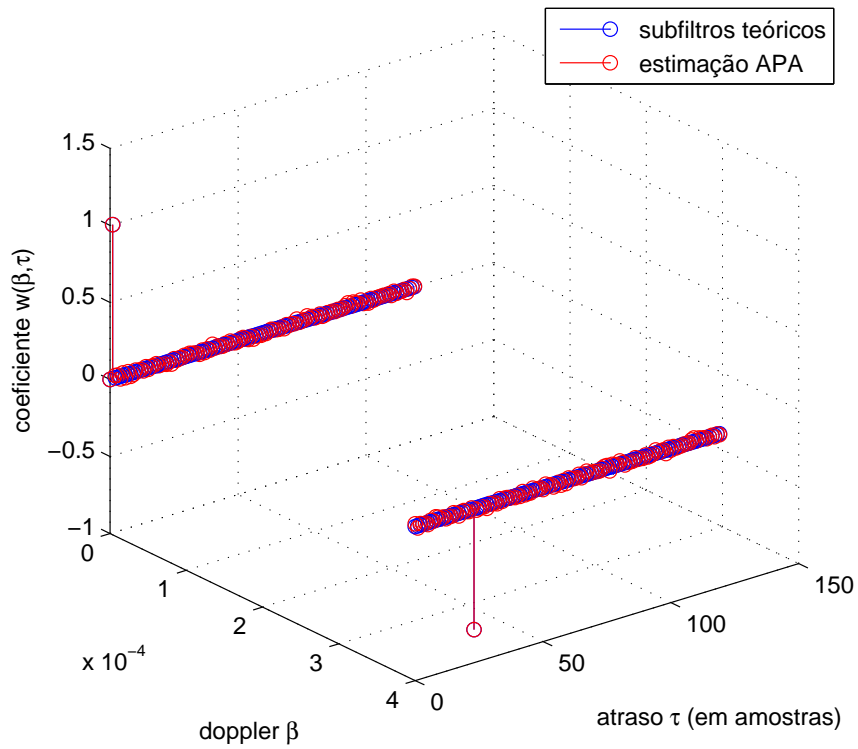


Figura 5.14: Estimação dos coeficientes dos subfiltros que compõem o canal CAN1 utilizando MSMLAPA - intervalo de $4 \cdot 10^{-4}$ entre os dopplers.

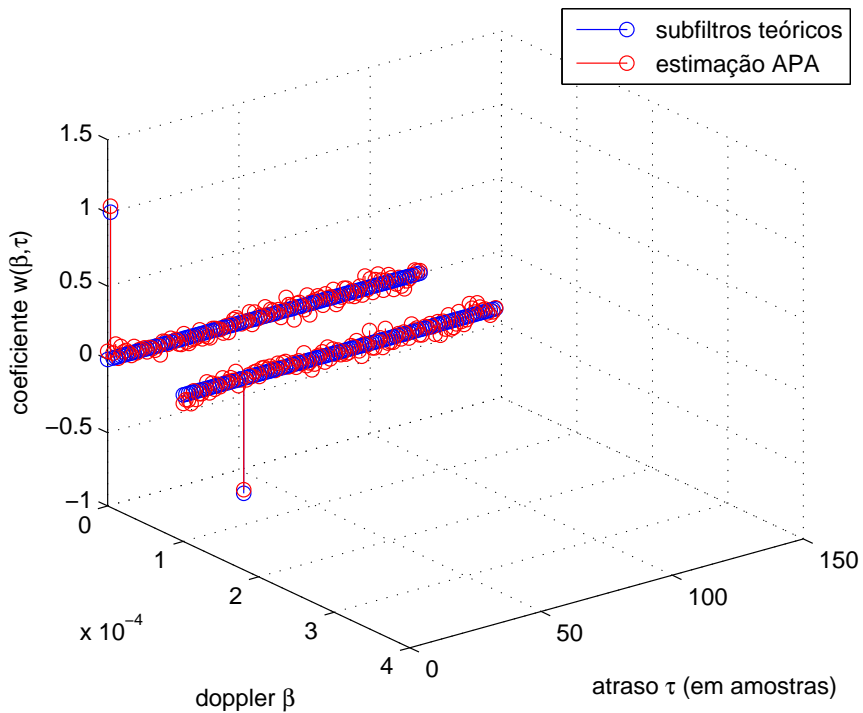


Figura 5.15: Estimação dos coeficientes dos subfiltros que compõem o canal CAN2 utilizando MSMLAPA - intervalo de 10^{-4} entre os dopplers - o algoritmo tem mais dificuldade em acertar os zeros do que com o CAN1.

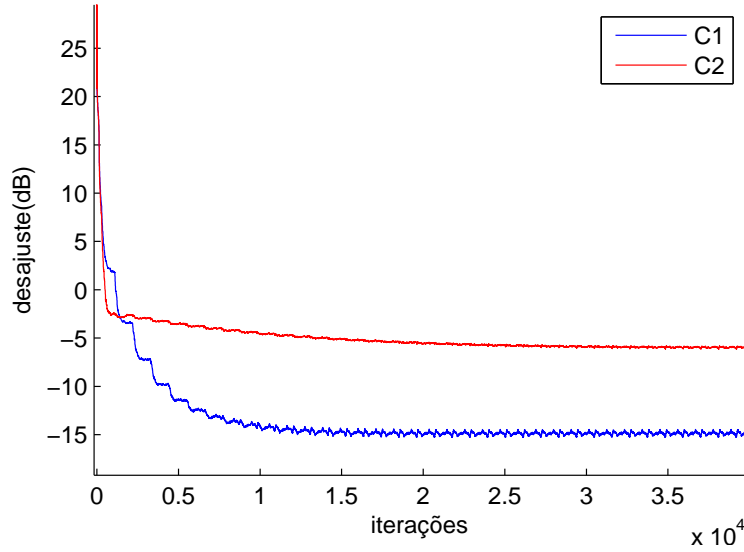


Figura 5.16: Desajuste entre coeficientes estimados pelo MSMLAPA e coeficientes teóricos - C1: canal CAN2, intervalo entre dopplers de $4 \cdot 10^{-4}$ - C2: canal CAN2, intervalo entre dopplers de 10^{-4} .

Figura 5.17). Com um algoritmo que leva em conta a esparsidade dos subfiltros, o desempenho é bem melhor. Podemos apreciar visualmente que os zeros dos subfiltros foram muito melhor identificados pelo MSML l_0 -APA (pontos verdes da Figura 5.17) em relação à estimação pelo MSMLAPA (pontos vermelhos da Figura 5.17). Essa prova visual é confirmada pelo cálculo dos desajustes dos coeficientes dos subfiltros apresentado na Figura 5.18, onde podemos ver que os subfiltros APA só conseguem chegar num desajuste de -8 dB. O uso de subfiltros l_0 -APA leva a um desajuste final em torno de -30 dB.

Apesar disso, os dois algoritmos (APA e l_0 -APA) chegam a um MSE semelhante neste caso (ver Figura 5.19), entre -13 e -15 dB. Os subfiltros APA, apesar de convergirem para soluções com muitos coeficientes diferentes de zero, conseguem obter um erro quadrático médio pequeno. Eles minimizam o MSE, mas sem considerar a esparsidade da solução encontrada. Por isso este resultado é impreciso, apesar de reduzir bem o MSE.

Deste experimento podemos concluir que quanto menor for o intervalo entre os dopplers de dois caminhos (sem ser iguais), tanto mais tempo levará a convergência do algoritmo de identificação de sistema, podendo resultar num desajuste grande dos coeficientes. Além disso, vimos que é possível, apesar do algoritmo errar do ponto de vista da esparsidade, obter um MSE tão pequeno quanto um algoritmo que encontra uma solução esparsa.

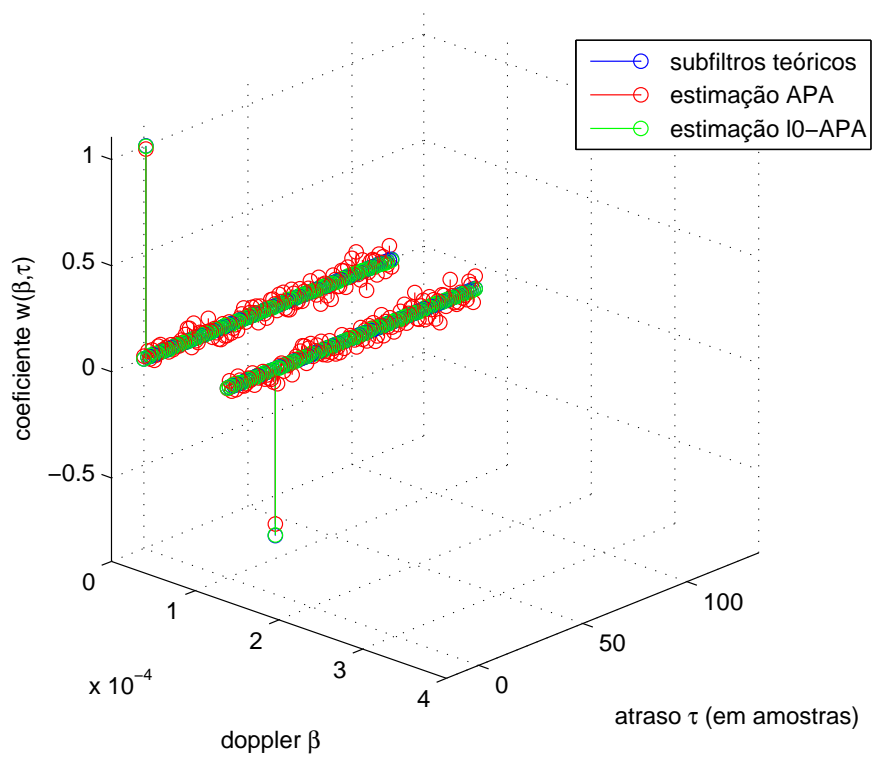


Figura 5.17: Representação 3-D da estimação do canal CAN2 utilizando os algoritmos MSMLAPA (pontos vermelhos) e MSML l_0 -APA (pontos verdes).

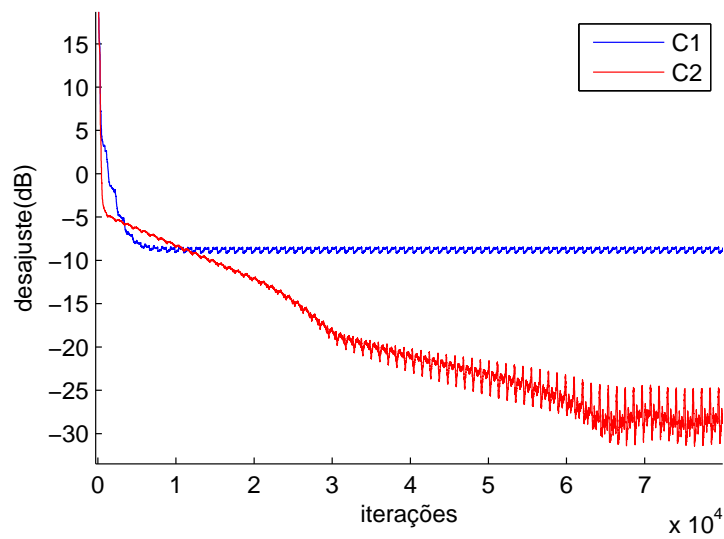


Figura 5.18: Identificação do canal CAN2: Desajuste dos coeficientes ao longo das iterações - C1: Estimação com MSMLAPA - C2: Estimação com MSML l_0 -APA.

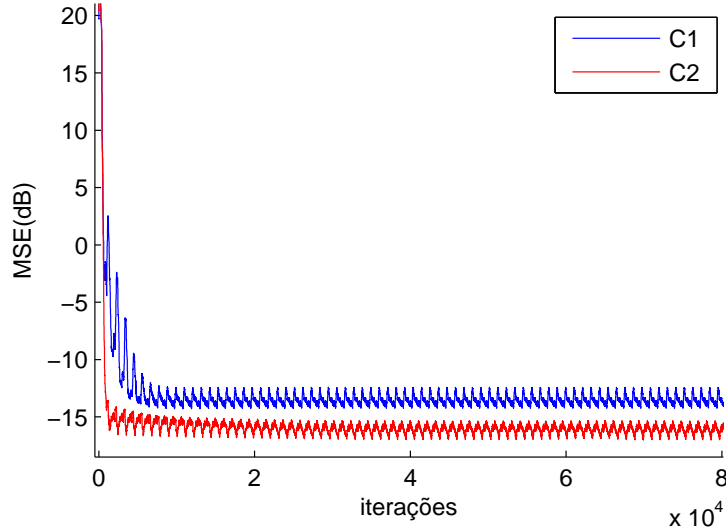


Figura 5.19: Identificação do canal CAN2: MSE ao longo das iterações - C1: Estimação com MSMLAPA - C2: Estimação com MSMLQ-APA.

5.1.8 Uso de uma grade de dopplers

Nos experimentos anteriores, assumimos o conhecimento *a priori* dos valores dos dopplers (os β_i). No entanto, numa identificação de canal desconhecido, não se tem essa informação. Daqui por diante, utilizaremos então uma grade de dopplers, com intervalos regulares entre os valores pertencentes a esta grade. Espera-se que os valores de dopplers envolvidos no canal desconhecido sejam incluídos nos valores contidos na grade. Como, na prática, a grade deve conter mais valores do que caminhos no canal, os subfiltros associados a valores de doppler da grade que não correspondam a caminhos do canal devem ser capazes de se zerar.

Nesta parte, vamos utilizar de novo o canal CAN1. Para efetuar a identificação de sistema, vamos trabalhar com uma grade de doppler cujos valores vão de $-5 \cdot 10^{-4}$ até $5 \cdot 10^{-4}$ com intervalos de 10^{-4} . Denotaremos essa grade G1. Considerando esta grade, composta por 11 valores, podemos fazer a representação 3-D dos subfiltros do canal CAN1, que contém só dois caminhos. A maioria dos subfiltros dessa representação 3-D têm todos os coeficientes nulos. Vemos assim que a representação 3-D do canal não é única, mas é associada à grade de dopplers considerada. Por exemplo, a Figura 5.20 mostra a representação 3-D do CAN1 considerando a grade G1.

O objetivo é agora estimar esses subfiltros usando algoritmos adaptativos. É feito então uma identificação de canal usando dessa vez os algoritmos MSMLAPA e MSMLQAPSSI. Após a convergência desses algoritmos, mostramos nas Figuras 5.21 e 5.22 as representações 3-D das estimativas encontradas. Outra vez, podemos perceber a importância do uso de algoritmos desenvolvidos para sistemas esparsos. De fato, enquanto os subfiltros teóricos e as suas estimativas visivelmente quase se

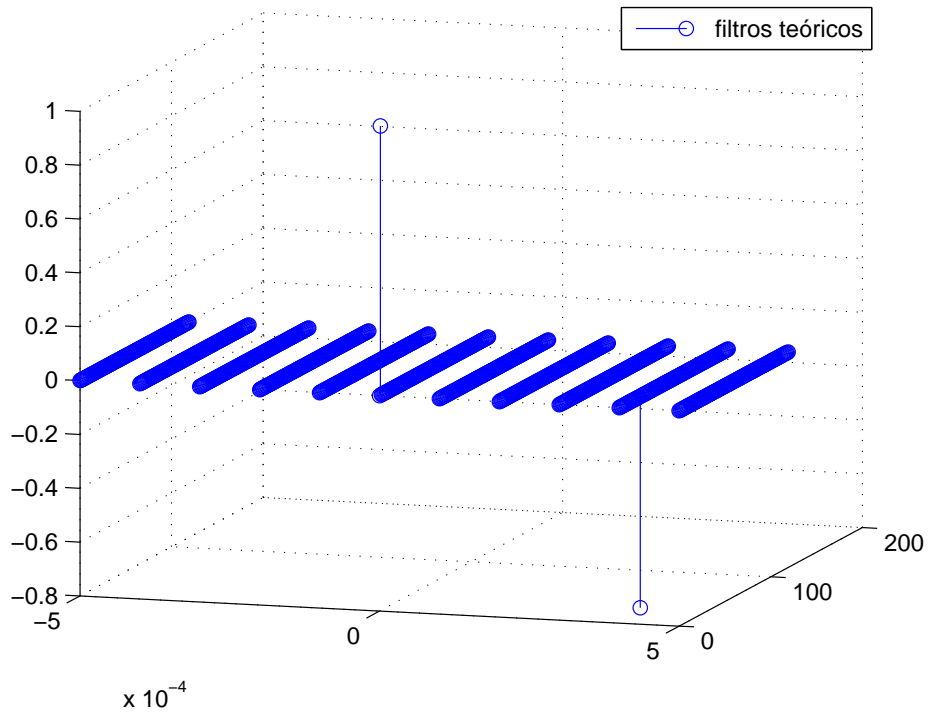


Figura 5.20: Justaposição 3d dos subfiltros que modelizam o canal estudado com a grade G1.

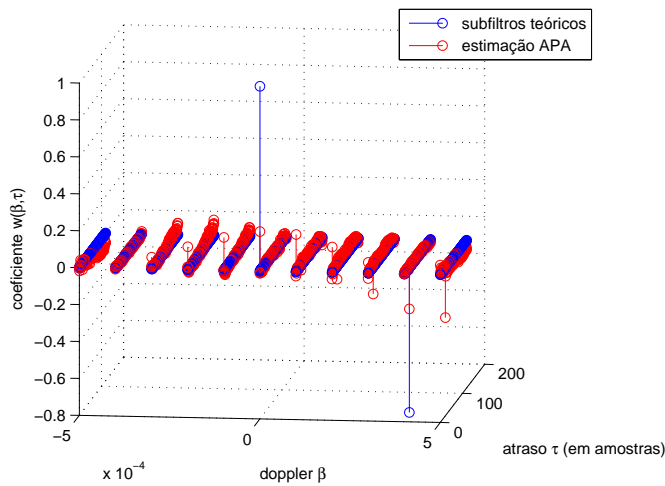


Figura 5.21: Estimação do canal com subfiltro APA.

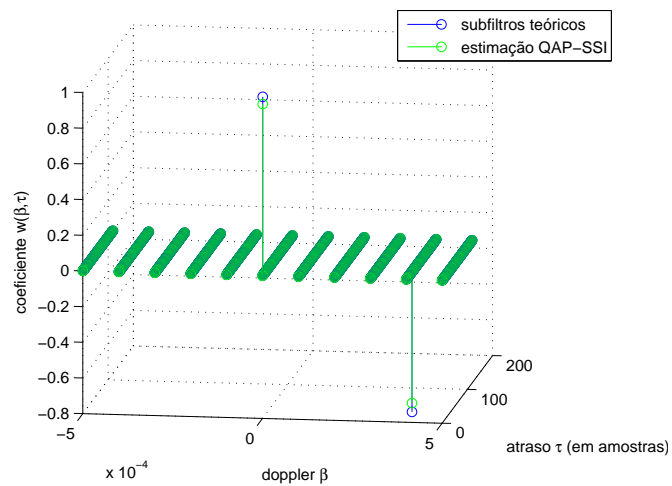


Figura 5.22: Estimação do canal com subfiltros QAPSSI.

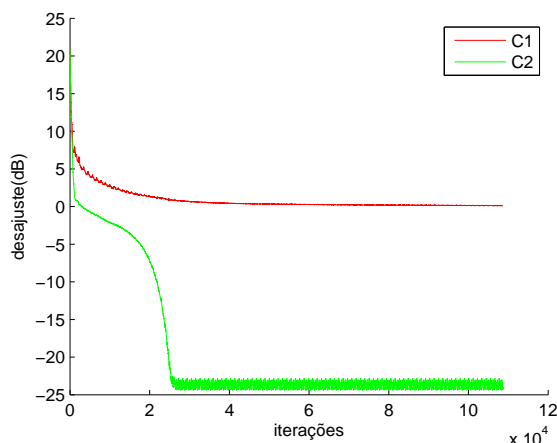


Figura 5.23: Identificação do canal CAN1 com a grade G1, desajuste ao longo das iterações - C1: com algoritmo MSMLAPA - C2: com algoritmo MSMLQAPSSI.

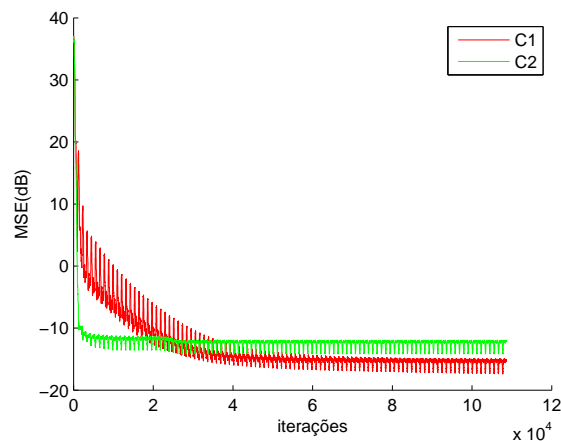


Figura 5.24: Identificação do canal CAN1 com a grade G1, MSE ao longo das iterações - C1: com algoritmo MSMLAPA - C2: com algoritmo MSMLQAPSSI.

superpõem na Figura 5.22, não é o caso dos subfiltros mostrados na Figura 5.21. Novamente, observando a evolução do desajuste médio quadrático (MSD) dos coeficientes na Figura 5.23, fica evidente o melhor desempenho do algoritmo desenvolvido para sistemas esparsos: enquanto o APA tem um desajuste positivo (0,5 dB), o QAPSSI consegue atingir um desajuste de -25 dB. Por outro lado, a Figura 5.24 mostra que foi o algoritmo que encontrou a solução menos esparsa que resultou no menor MSE (-15 dB para o MSMLAPA contra -11 dB para o MSMLQAPSSI).

Conclusão sobre a identificação de canal

Nesta seção, observou-se ao longo dos diversos testes que é possível processar a identificação de um canal MSML esparsa utilizando filtros adaptativos. Construindo um banco de subfiltros adaptativos, cada um se dedicando a um valor específico de escalamento doppler, a identificação operou bem para os casos simples vistos acima. É importante ressaltar o fato de que resultados satisfatórios foram obtidos apenas com algoritmos adaptativos que levam em conta a esparsidade da solução. Mais especificamente, foi constatado que o algoritmo que obteve os melhores resultados foi o MSMLQAPSSI. Por isso, é esse algoritmo que será utilizado nos próximos testes.

5.2 Equalização do canal

Após o algoritmo MSML adaptativo estimar os atrasos, atenuações e dopplers dos diferentes caminhos do canal desconhecido, é necessário reconstruir o sinal originalmente transmitido a partir do sinal que foi recebido e dos parâmetros estimados do canal. O objetivo é obter uma estimativa da sequência original de bits que seja a mais fiel possível à sequência original.

5.2.1 Derivação da equalização de canal

Para efetuar a equalização, vamos essencialmente utilizar uma aproximação do sinal recebido após a demodulação OFDM do sinal recebido. Considerando a demodulação operada na m -ésima portadora, obtemos a saída r_m tal que

$$r_m = \frac{1}{T_0} \int_0^{T_0+T_g} r(t) e^{-j2\pi \frac{m}{T_0} t} dt \quad (5.15)$$

que pode ser escrita da seguinte forma:

$$r_m = \sum_{i=1}^I \frac{a_i}{1 + \beta_i} e^{-j2\pi f_m \tau_i} \sum_{k=0}^{M-1} \varrho_{m,k}^{(i)} s(k) + b_m \quad (5.16)$$

onde

$$\varrho_{m,k}^{(i)} = \text{senc} \left(\pi \phi_{m,k}^{(i)} T_0 \right) e^{j\pi \phi_{m,k}^{(i)} T_0} \quad (5.17)$$

$$\phi_{m,k}^{(i)} = \frac{k - m}{T_0} + \frac{\beta_i f_m}{1 + \beta_i} \quad (5.18)$$

e onde b_m é um ruído aditivo (o detalhe do cálculo de (5.16) é apresentado no Apêndice A). Obtendo r_m para cada m entre 0 e $M - 1$ durante um bloco OFDM de duração T_0 , podemos definir um vetor \mathbf{r} tal que

$$\mathbf{r} = \mathbf{H}\mathbf{c} + \mathbf{v} \quad (5.19)$$

onde \mathbf{s} representa a sequência de M símbolos c_k , \mathbf{v} o vetor de ruído aditivo e \mathbf{H} a matriz cujas entradas são

$$[\mathbf{H}]_{m,k} = \sum_{i=1}^I \frac{a_i}{1 + \beta_i} e^{-j2\pi f_m \tau_i \varrho_{m,k}^{(i)}} \quad (5.20)$$

É possível escrever \mathbf{H} como

$$\mathbf{H} = \sum_{i=1}^I \xi_i \mathbf{\Lambda}_i \mathbf{\Gamma}_i \quad (5.21)$$

com

$$\xi_i = \frac{a_i}{1 + \beta_i} e^{-j2\pi f_c \tau_i} \quad (5.22)$$

$$[\mathbf{\Lambda}_i]_{m,k} = \varrho_{m,k}^{(i)} \quad (5.23)$$

$$[\mathbf{\Gamma}_i]_{m,k} = \begin{cases} e^{-j2\pi \frac{m}{T_0} \tau_i}, & m = k \\ 0, & m \neq k \end{cases} \quad (5.24)$$

onde ξ_i são os fatores associados às atenuações, $\mathbf{\Lambda}_i$ matrizes relativas às deformações por escalamentos dopplers e $\mathbf{\Gamma}_i$ matrizes relativas aos atrasos.

Com a equação (5.19), temos então uma relação direta entre a sequência de símbolos PSK de duração T_0 antes da modulação OFDM e a sequência de símbolos PSK recebidos após deformação pelo canal e após demodulação OFDM. Desprezando a influência do ruído aditivo, podemos a partir do sinal PSK recebido ter uma estimativa do sinal PSK emitido aplicando a inversa da matriz \mathbf{H} ao vetor \mathbf{r} . Assim, temos

$$\hat{\mathbf{c}} = \mathbf{H}^{-1} \mathbf{r} \quad (5.25)$$

onde $\hat{\mathbf{c}}$ é a estimativa da sequência PSK original \mathbf{c} que serviu para a construção do bloco OFDM durante o intervalo de tempo T_0 . Na verdade, para ser exatamente uma sequência PSK, cada elemento \hat{c}_k de $\hat{\mathbf{c}}$ terá que passar por uma função decisão, para decidir a qual símbolo da constelação PSK ele pertence (ela poderá ser um simples critério de distância euclidiana). O resultado dessa decisão nos fornece um vetor $\hat{\mathbf{c}}'$, que será transformado numa sequência binária $\hat{\mathbf{B}}$, estimativa da sequência original \mathbf{B} . A comparação de $\hat{\mathbf{B}}$ e \mathbf{B} , bit por bit, permite a obtenção da razão de erro por bit chamada de BER (*Bit Error Rate*) definido como

$$\text{BER} = \frac{\text{número de bits diferentes entre sequência original e estimada}}{\text{número de bits transmitidos}} \quad (5.26)$$

A BER pertence ao intervalo $[0; 1]$, sendo 0 para uma transmissão perfeita e 1 para um erro total. Mas como trabalhamos com uma sequência binária, o pior valor que podemos obter para a BER é 0,5, correspondente a uma incerteza total sobre cada bit recebido. A Figura 5.25 resume o processo inteiro de transmissão, identificação e equalização da sequência binária original até a obtenção da sequência binária estimada.

5.2.2 Cálculo de \mathbf{H}^{-1} : decomposição em valores singulares

Como foi visto na parte anterior, a obtenção da estimativa $\hat{\mathbf{B}}$ depende da nossa capacidade de inverter a matriz \mathbf{H} . Na prática, essa matriz é frequentemente mal condicionada, disso advindo a dificuldade numérica de calcular a sua inversa. Por isso, foi feita a escolha de inverter a matriz usando a decomposição em valores

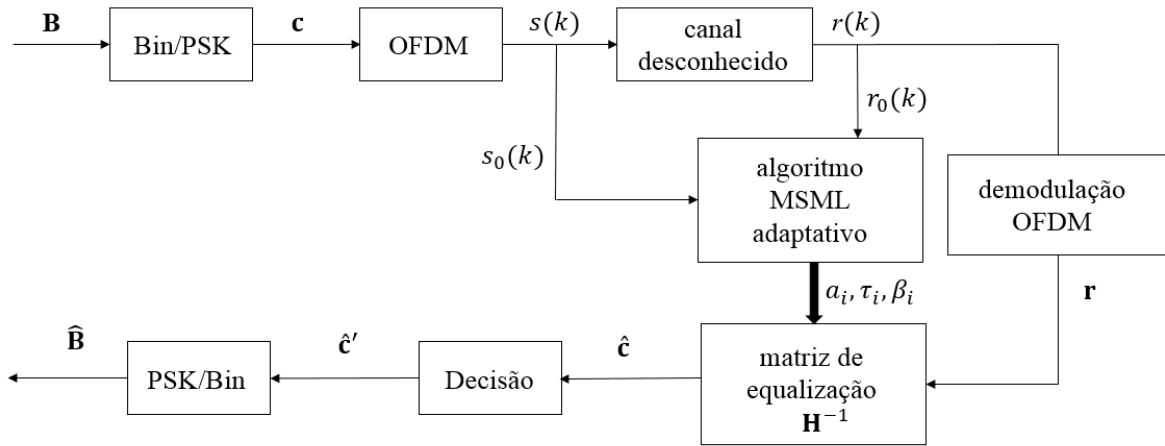


Figura 5.25: Diagrama do processamento da transmissão - Codificação, transmissão, identificação de canal, equalização, decodificação.

singulares, abreviada SVD (*Singular Value Decomposition*).

Para uma matriz \mathbf{A} com valores complexos, existe uma fatoração da forma [18]

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^H \quad (5.27)$$

onde

- \mathbf{U} e \mathbf{V} são as matrizes cujas colunas são os vetores singulares de \mathbf{A} (os vetores singulares contidos nas colunas de \mathbf{U} são os autovetores de $\mathbf{A}^H\mathbf{A}$ e os de \mathbf{V} os de $\mathbf{A}\mathbf{A}^H$). As matrizes \mathbf{U} e \mathbf{V} são ortogonais, ou seja, $\mathbf{U}^{-1} = \mathbf{U}^H$ e $\mathbf{V}^{-1} = \mathbf{V}^H$;
- \mathbf{S} é uma matriz diagonal cujos termos da diagonal s_i são os valores singulares de \mathbf{A} . Cada valor singular é dado por $s_i = \sqrt{\lambda_i}$, sendo λ_i um autovalor de $\mathbf{A}^H\mathbf{A}$ e $\mathbf{A}\mathbf{A}^H$.

Resolver um sistema $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$, se resume, graças à SVD, em calcular o seguinte produto:

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{b} = (\mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^H)^{-1}\mathbf{b} = \mathbf{V}\mathbf{S}^{-1}\mathbf{U}^H\mathbf{b} \quad (5.28)$$

onde \mathbf{S}^{-1} é a inversa de uma matriz diagonal. É comum, para valores de λ_i muito pequenos encontrados em \mathbf{S} , impor $1/\lambda_i = 0$ na hora de calcular \mathbf{S}^{-1} .

5.3 Validação dos resultados sobre os outros blocos

Nas seções anteriores, foi visto como identificar os parâmetros do canal submarino e como efetuar a equalização deste, trabalhando num mesmo bloco OFDM de referência de duração T_0 , suposto originalmente conhecido do receptor. Esta primeira

Tabela 5.1: Parâmetros para construção do sinal OFDM S_1 utilizado na Seção 5.3

parâmetro	valor
PSK	4
M	512
B	10,24kHz
Δf	20Hz
T_0	50ms
T_g	8,3ms
f_c	13,312kHz

fase, de determinação dos parâmetros usando filtragem adaptativa MSML, pode ser vista como uma fase de treinamento. A segunda fase, de equalização deste mesmo bloco que serviu para o chamado treinamento, pode ser vista como a fase de teste, onde é avaliado se os parâmetros encontrados levaram de fato a uma equalização de boa qualidade, através da BER. Falta agora a terceira fase, de verificação, que consiste em avaliar a qualidade da equalização obtida sobre outros blocos OFDM não utilizados durante a fase de treinamento.

Num caso prático, só as fases de treinamento e de testes são executadas, porque são as únicas em que o receptor sabe qual é o resultado teórico de uma equalização perfeita. A fase de verificação, como definida acima, não é feita porque ela consiste em equalizar as partes do sinal emitido que não são conhecidas *a priori* pelo receptor num caso prático. Para essa última, a equalização é então processada, mas não pode ser verificada.

Nesta a dissertação, vamos supor que os dados da fase de verificação são conhecidos para poder se ter acesso ao MSE e à BER após equalização.

Vamos agora considerar o caso de transmissão de uma sequência QPSK chamada Q_1 por uma modulação multi-portadoras OFDM cujos parâmetros são apresentados na Tabela 5.1. O sinal assim transmitido é chamada de S_1 . S_1 passa por um canal submarino chamado CAN3, cujos parâmetros de cada caminho são escolhidos aleatoriamente, em igual probabilidade dentre os valores da grade G1 e que o canal introduz um ruído aditivo tal que a SNR seja de 15 dB. A sequência Q_1 foi originalmente decomposta em vários blocos de M símbolos, a fim de construir cada símbolo OFDM de duração T_0 , separado dos blocos vizinhos por intervalos de tempo T_g .

- fase de treinamento: O primeiro símbolo OFDM é escolhido para a fase de treinamento, que serve para determinar os parâmetros do canal submarino (atrasos, dopplers e atenuações). O algoritmo utilizado nessa fase é o MSMLQAPSSI com a grade G1. A evolução do MSE ao longo do treinamento

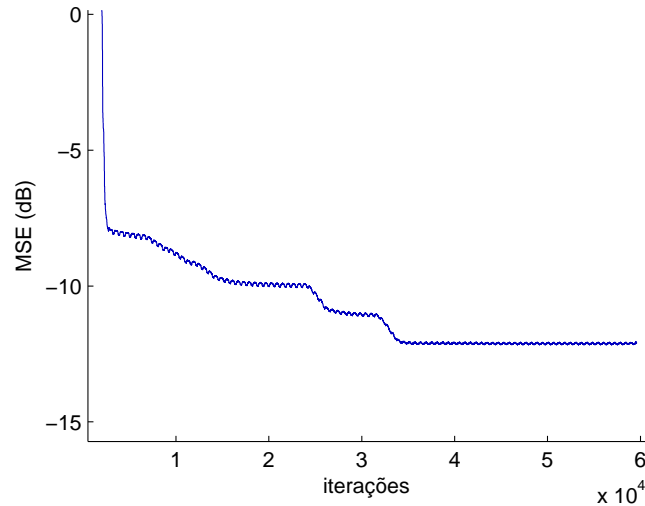


Figura 5.26: MSE ao longo das iterações durante a identificação do canal CAN3 pelo algoritmo MSMLQAPSSI. Após convergência, observamos um MSE de -12dB (a SNR nativo do canal CAN3 é de 15 dB).

é mostrada na Figura 5.26, onde vemos que conseguimos atingir um MSE de -12 dB após convergência. Além disso, a norma- l_0 da solução encontrada após convergência é de 5, o que corresponde a uma solução esparsa. A partir dos parâmetros estimados, podemos construir então um canal $CAN3_{est}$, estimativa do canal CAN3.

- fase de teste: No mesmo bloco OFDM considerado na fase anterior, efetuamos a equalização construindo a matriz \mathbf{H} correspondente aos parâmetros estimados do canal CAN3 (ver Subseção 5.2.1). A comparação desta equalização com o pedaço de sequência binária correspondente a esse primeiro bloco resulta em uma BER de $1,86 \cdot 10^{-2}$.
- fase de validação: agora procedemos à equalização dos outros blocos OFDM, não utilizados no treinamento, empregando a matriz \mathbf{H} da fase anterior. A comparação das sequências binárias resultantes dessas equalizações com as sequências binárias correspondentes a esses outros blocos resultam numa BER média de $3,92 \cdot 10^{-2}$. Aplicando aos blocos OFDM que não serviram para o treinamento as deformações geradas pelo canal $CAN3_{est}$ e comparando com o sinal recebido através do canal CAN3, obtemos um erro quadrático médio por bloco de $-12,7$ dB.

Conclusão sobre a validação com blocos não usados no treinamento

Vimos nesta seção que a identificação feita a partir de dados de um bloco OFDM de treinamento também serve para a equalização de outros blocos que não foram

Tabela 5.2: Parâmetros fixos no estudo da influência da SNR.

parâmetro	valor
PSK	4
N	512
B	10,24kHz
Δf	20Hz
T_0	50ms
T_g	8,3ms
f_c	13,312kHz

utilizados durante aquele treinamento. Isso supõe que não há mudança do canal submarino entre blocos. Por isso, na prática, seria necessário enviar com frequência blocos de treinamento conhecidos *a priori* pelo receptor para fazer ajustes ao longo do tempo da estimativa do canal estudado, caso esse último mudasse.

5.4 Influência dos parâmetros do sinal OFDM e do canal sobre a identificação e equalização

Vimos anteriormente a influência de vários parâmetros sobre a qualidade da convergência do algoritmo. Esses parâmetros eram relativos ao algoritmo de identificação (influência de μ , do fator de reuso, etc). Agora, analisaremos a influência dos parâmetros usados na construção do sinal OFDM transmitido e dos parâmetros do canal sobre a qualidade da convergência do algoritmo de identificação e sobre a qualidade da equalização.

5.4.1 Influência da SNR

O canal submarino, da forma como foi modelado na equação (2.11) da Seção 2.6, além de gerar réplicas atrasadas e escaladas do sinal transmitido, adiciona um ruído ambiente. Queremos analisar qual é a influência da potência desse ruído em relação à potência do sinal útil. Por isso, a SNR foi usada para avaliar os resultados dos vários testes efetuados. Em cada teste, tentamos identificar o sistema usando o algoritmo MSMLQAPSSI, sempre inicializado com os mesmos parâmetros. Os parâmetros do canal a identificar são escolhidos aleatoriamente. A identificação é feita para diversos valores de SNR, cada valor sendo testado 50 vezes. Os resultados são resumidos nas tabelas e figuras a seguir. A Tabela 5.2 contém os valores dos parâmetros fixos deste teste. A Figura 5.27 mostra os resultados da BER e do MSE dos testes.

Os resultados vêm confirmar o resultado intuitivo segundo o qual quanto maior

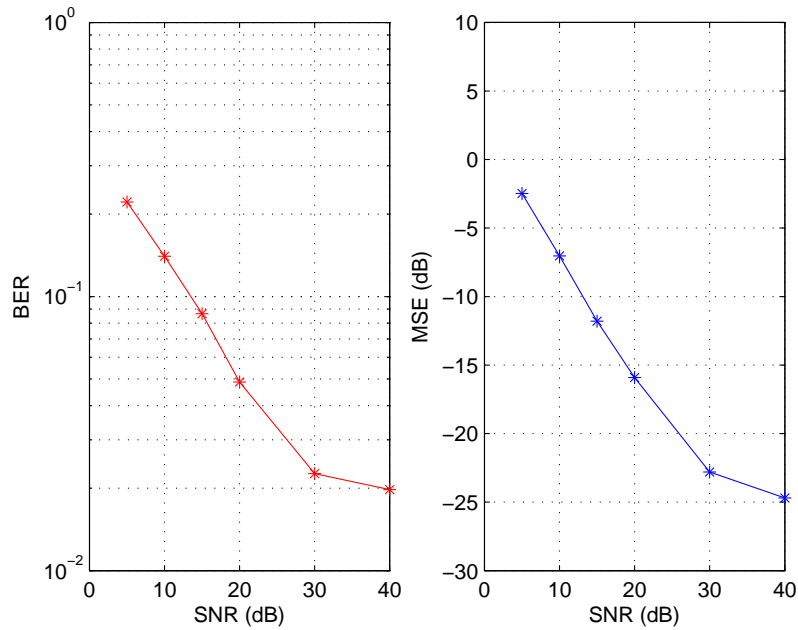


Figura 5.27: BER e MSE em função da SNR. Quanto menor for o ruído ambiente, menores são a BER e o MSE.

for a SNR, menor é o MSE encontrado e menor é a BER após a equalização. Contudo, podemos ver que para valores de SNR acima de 30 dB, o BER se estabiliza, devido aos limites da capacidade do algoritmo de modelar o sistema.

Vamos agora focar na região em que a SNR varia entre 10 e 20 dB. Nessa região, a BER e o MSE evoluem como mostrado na Figura 5.28. Ao contrário da Figura 5.27, onde o MSE e a BER seguiam a mesma tendência em relação à SNR, na vista mais detalhada da Figura 5.28, podemos verificar que as tendências são as mesmas, mas a evolução do MSE (Figura 5.28(a)) tende a ser muito mais suave que a evolução da BER (Figura 5.28(b)). Isso mostra que se a fase de identificação é melhor quando tem menos ruído, não é necessariamente o caso para a fase de equalização. Esse fato mostra que encontramos problemas na obtenção da matriz de equalização, que necessita o cálculo de uma inversa de outra matriz.

Cada ponto mostrado na Figura 5.28 é uma média realizada a partir de identificações e equalizações de 150 sistemas diferentes com SNR fixo. Os valores de MSE e BER tirados dessas identificações são então 150 realizações das variáveis aleatórias MSE e BER. A média estatística de uma variável aleatória é um bom indicador do seu comportamento global, mas está longe de caracterizá-lo completamente, o que requer ter acesso à sua função de distribuição.

Vamos, neste exemplo, focar no caso das identificações e equalizações realizadas com SNR = 17 dB. O MSE e a BER são variáveis aleatórias dos quais não temos acesso às funções de distribuição de probabilidade exatas, mas podemos tentar estimá-las a partir dos histogramas empíricos obtidos a partir das 150 realizações.

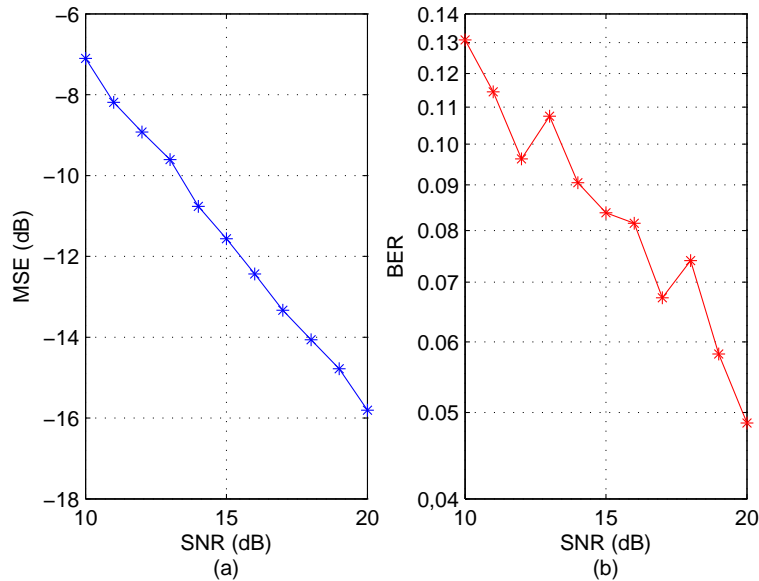


Figura 5.28: BER e MSE em função da SNR variando de 10 a 20 dB.

Os histogramas são plotados na Figura 5.29. Podemos que o MSE e a BER têm distribuições bem diferentes. O MSE (Figura 5.29(a)) tem uma distribuição simétrica que, após normalização pelo desvio padrão e centralização em torno da média, passa no teste de gaussianidade de Kolmogorov-Smirnov (função `kstest` do MatLab). Por outro lado, a BER (Figura 5.29(b)) tem uma distribuição assimétrica, que não pode ser considerada como gaussiana. Em conclusão, isso nos revela que:

- O MSE para diferentes blocos ou diferentes sistemas com SNR fixa pode ser considerado como tendo uma distribuição gaussiana. Portanto, é fácil estimar a sua função de distribuição usando por exemplo o algoritmo EM (*Expectation Maximization*) com modelo de uma gaussiana (resultado exposto na Figura 5.30). Isso nos indica que os pontos medidos na Figura 5.28(a), que são os pontos médios, correspondem também aos valores mais prováveis de se realizarem. Também podemos atribuir ao desvio padrão a interpretação comum que é enquadrar algum por cento das realizações de maneira certa em volta da média. Assim, podemos plotar o MSE médio em função da SNR enquadrado pelo desvio padrão, como mostrado na Figura 5.31;
- A BER, obtida após a equalização do sinal, não apresenta uma distribuição gaussiana. A distribuição nem é simétrica (ver Figura 5.29(b)). Neste caso, a média estatística é uma boa forma de estimar a tendência da BER seguindo a evolução de um outro parâmetro, mas os valores indicados por ela podem não ser muito significativos em termos de valor o mais provável de acontecer (ao contrário da distribuição gaussiana). Além disso, devido à não gaussianidade, o cálculo de desvio padrão é sempre possível, mas perde

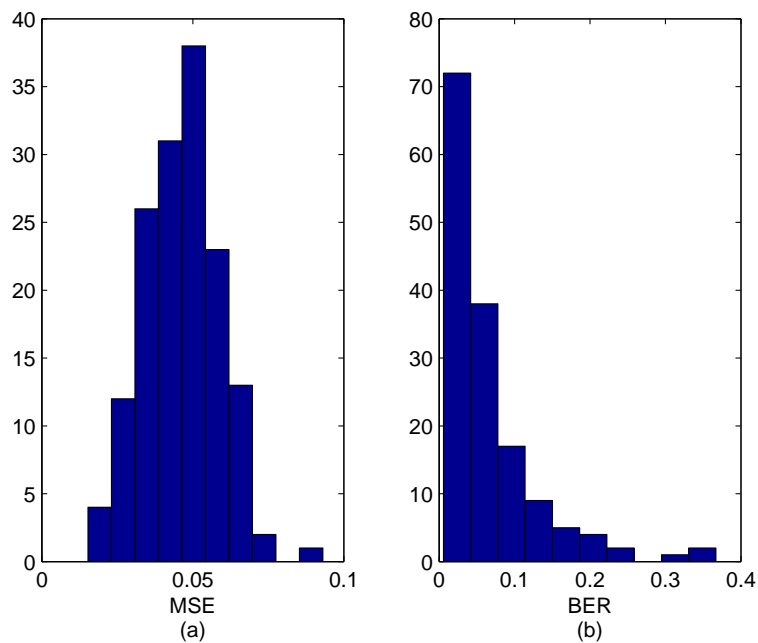


Figura 5.29: Histogramas empíricos do MSE(a) e do BER(b) obtidos a partir de 150 realizações com SNR=17dB.

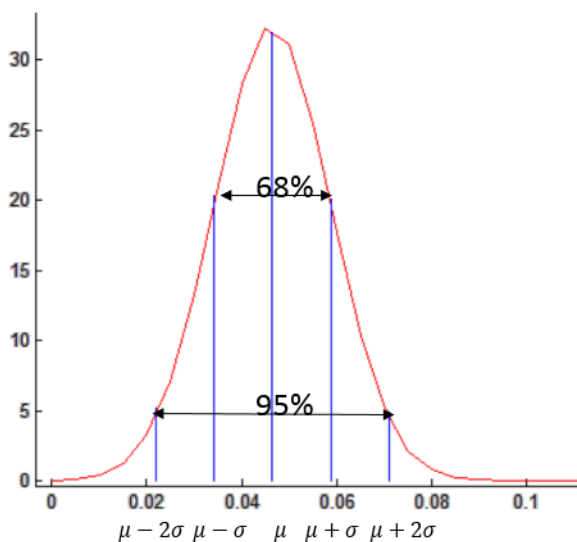


Figura 5.30: Estimação da distribuição do MSE no caso do SNR=17dB usando o algoritmo EM com uma gaussiana. Encontramos $\mu = 4,64 \cdot 10^{-2}$ e $\sigma = 1,23 \cdot 10^{-2}$.

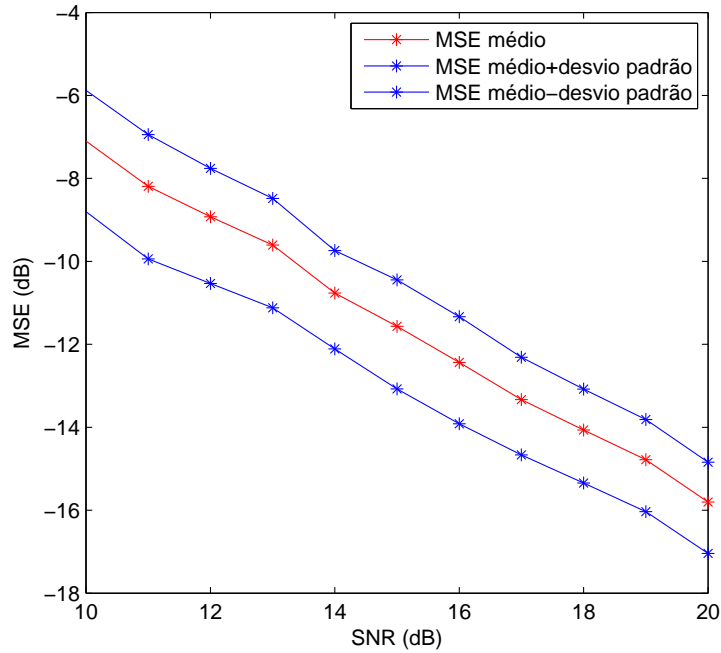


Figura 5.31: MSE médio (em dB) em função do SNR, enquadrado pelo desvio padrão. 68% das realizações são incluídas dentro das duas curvas azuis.

a interpretação comum que lhe é dada. O que precisamos neste caso é de mais informações sobre a distribuição da BER. Por isso, vamos aproximá-la utilizando o algoritmo EM com uma mistura de três gaussianas. A função de densidade de probabilidade resultante pode ser visualizada na Figura 5.32. Nesta figura, é possível visualizar em azul o valor médio desta distribuição, $\mu_{BER/SNR=17dB} = 6,72 \cdot 10^{-2}$, que é o valor plotado na Figura 5.28(b) com $SNR = 17$ dB. Visualizando agora este valor dentro da função de densidade de probabilidade (Figura 5.32), entendemos que o valor médio não é o mais característico. De fato, grande parte das realizações têm um BER abaixo do valor médio, o que é refletido pelo cálculo da mediana, que separa a população dos BERs em dois grupos de mesmo tamanho. Neste caso, a mediana está localizada a $BER_{med/SNR=17dB} = 4,44 \cdot 10^{-2} < \mu_{BER/SNR=17dB}$. Inclusive, ao contrário da densidade gaussiana, onde o valor médio é também o valor mais provável, podemos ver que para o caso da BER, esse valor mais provável é menor ainda: $BER_{pmax/SNR=17dB} = 2,85 \cdot 10^{-2}$. Esse deslocamento do valor médio para valores mais altos provavelmente se deve aos casos onde o mal condicionamento da matriz impede o bom cálculo da sua inversa, que dá acesso à matriz de equalização. Determinando os valores medianos e mais prováveis para diversos valores de SNR, conseguimos plotar um novo gráfico da evolução do BER em função do SNR, visível na Figura 5.33.

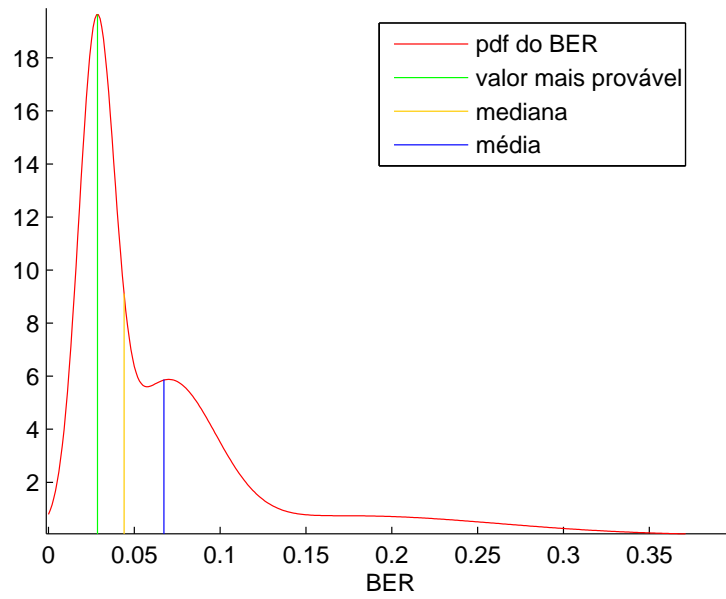


Figura 5.32: Estimação da distribuição da BER no caso da SNR=17dB usando o algoritmo EM com mistura de três gaussianas.

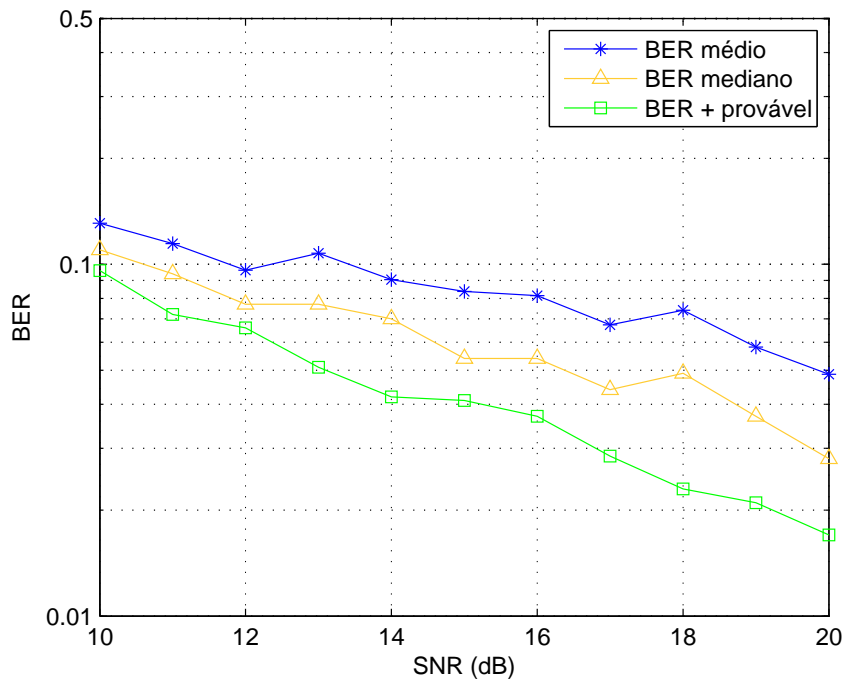


Figura 5.33: Evolução da BER em função da SNR. Todas as curvas apresentam a mesma tendência, mas a média não reflete os valores mais prováveis de serem atingidos pelo BER. Em 50% das realizações, a BER está abaixo da curva amarela.

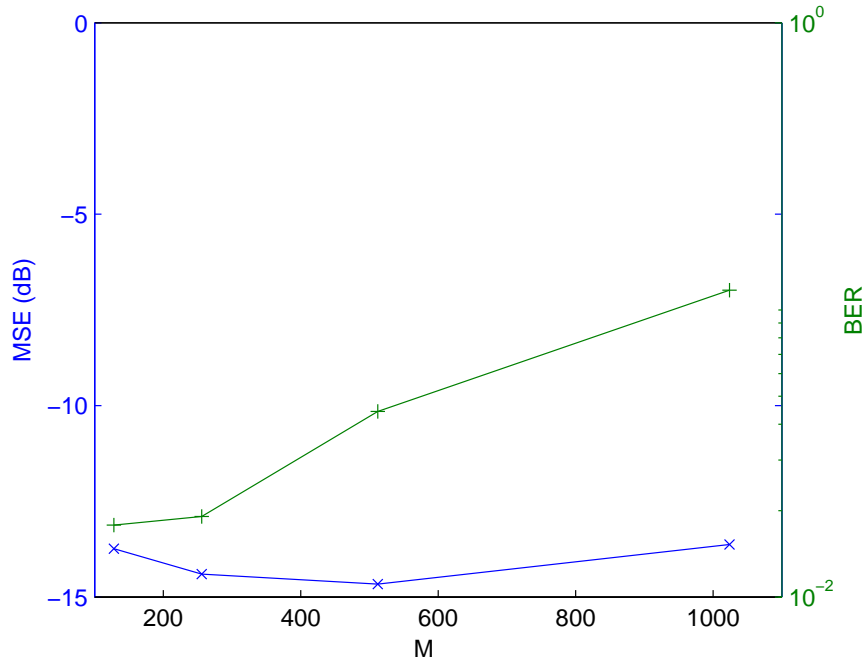


Figura 5.34: Influência do número de subportadoras M sobre o MSE e a BER (valores testados $M = 128, 256, 512, 1024$). Os valores plotados são médias obtidas a partir de 150 identificações e equalizações.

5.4.2 Influência do número de subportadoras

Nesta seção, vamos discutir a influência do parâmetro M , número de subportadoras utilizadas no sinal OFDM, na qualidade da identificação e da equalização. Para isso, efetuamos 150 identificações e equalizações de canais para cada valor de M testado. Em todos esses processamentos, os canais considerados apresentam uma SNR de 15 dB. Um primeiro resultado é mostrado na Figura 5.34. Esta figura permite ver que o número de subportadoras não tem grande influência no MSE, que oscila em torno de -14 dB independentemente de M (curva azul). Ao contrário, a BER sofre a influência do número de subportadoras (curva verde). Numa primeira análise, parece que quanto maior for M , maior é a BER. Uma explicação a este fato é dada pela visualização dos histogramas experimentais da BER para cada valor de M testado. Na Figura 5.35, é possível ver que para todos os valores de M , a maioria das BERs encontradas é bem pequena (sempre temos mais de 60% das BERs abaixo de $1,4 \cdot 10^{-2}$). Mas podemos ver também que quanto maior for M , mais provável é encontrar alguns valores de BER grandes, o que tem como efeito aumentar o valor médio da BER para cima. O fato desses valores de BER altos serem mais prováveis se explica pela inversão da matriz \mathbf{H} , que é de tamanho $M \times M$ e que, com o aumento do número de subportadoras, apresenta pior condicionamento, aumentando o risco de falha no cálculo da matriz inversa, apesar das precauções tomadas usando o método SVD na hora da inversão da matriz.

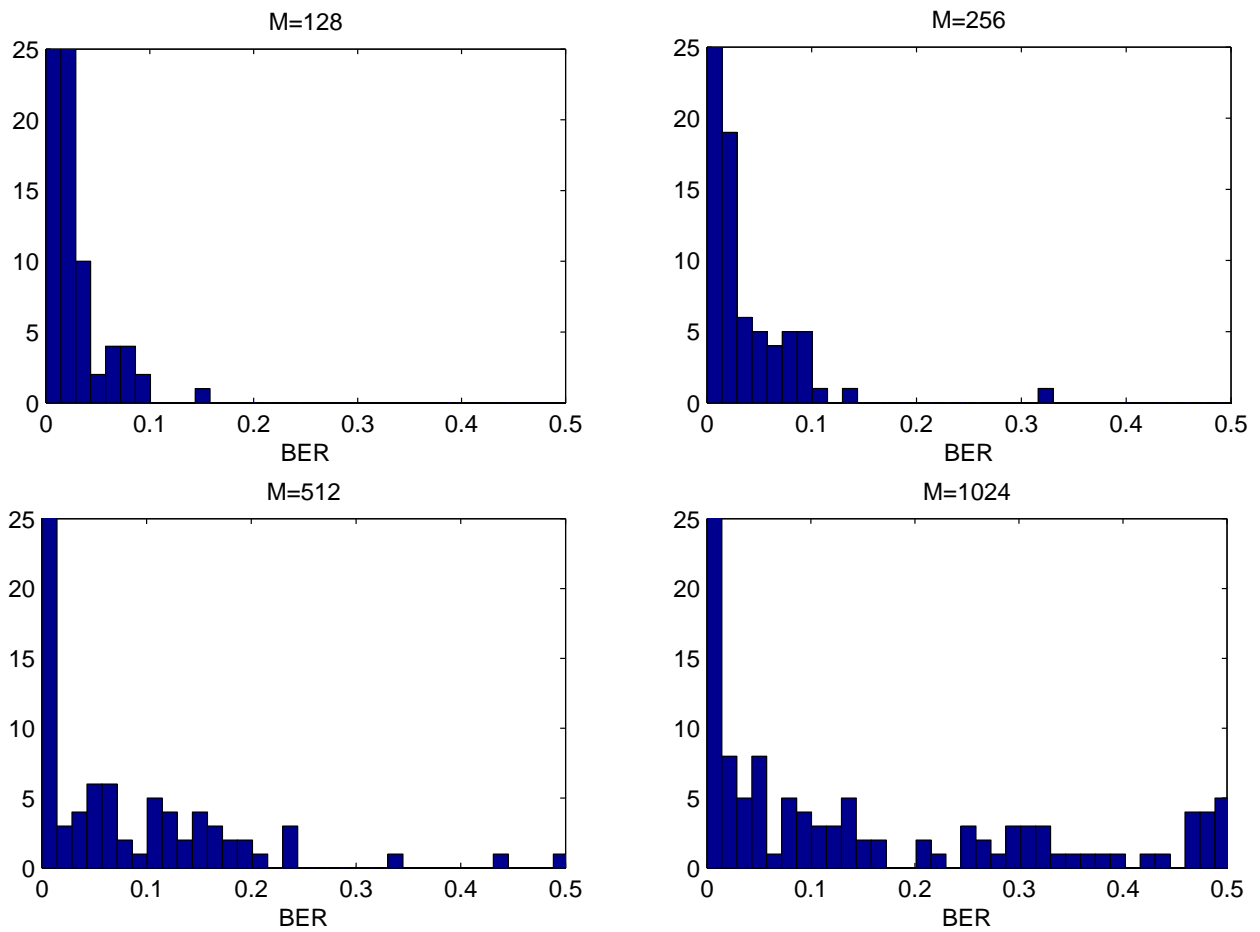


Figura 5.35: Histogramas experimentais de BER obtidos para diferentes valores de M , número de subportadoras. O foco foi dado para valores entre 0 e 25 no eixo das ordenadas para distinguir os grandes valores de BER segundo o valor de M , mas em todos os gráficos, a coluna mais à esquerda do histograma tem valor superior a 25.

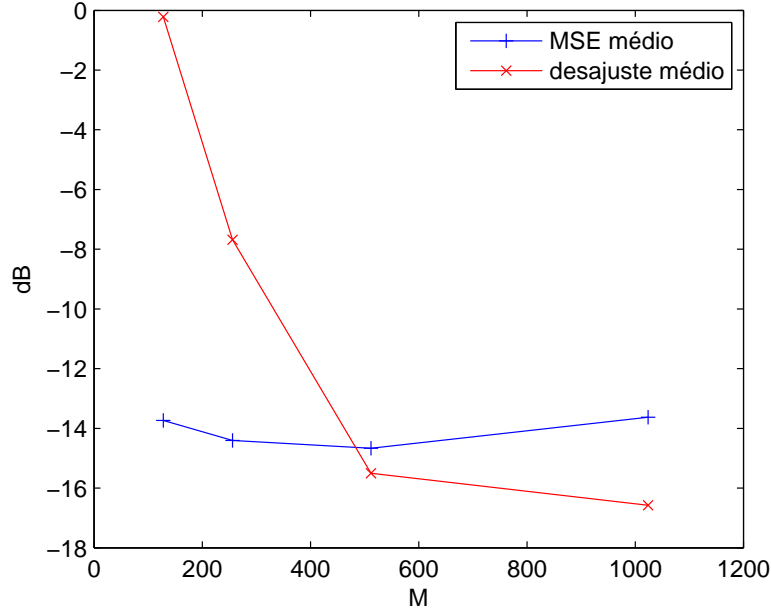


Figura 5.36: Evolução do MSE e do desajuste em função em função do número de subportadoras.

Na Figura 5.36, avaliamos o MSD em relação aos coeficientes verdadeiros que compõem o canal a identificar. Esse desajuste pode ser expressado em dB e é plotado junto ao MSE na Figura 5.36. Da mesma forma que na Figura 5.34, o MSE não parece sensível ao número de subportadoras utilizadas (curva azul da Figura 5.36), mas podem-se observar grandes variações de desajuste em função de M e que quanto menor for M , maior é o desajuste. Mais uma vez, uma explicação para descrever essa sensibilidade do desajuste enquanto há insensibilidade do MSE em relação a M é que em todas as simulações desta subseção, estamos trabalhando com a mesma largura de banda B de sinal OFDM. Além disso, temos

$$B = M\Delta f \quad (5.29)$$

Para B fixa, diminuir M resulta em aumentar Δf . Considerando que $\Delta f = 1/T$, o tempo de um símbolo OFDM é reduzido. A diminuição deste tempo T tem um impacto sobre a capacidade do MSMLQAPSSI de determinar de maneira certa o efeito doppler aplicado a cada caminho que compõe o canal, o que é ilustrado na Figura 5.37. De fato, nessa figura, a diferença entre as duas curvas (uma senoide e uma versão reamostrada da primeira) é visível quando temos acesso a muitas amostras, mas se considerarmos por exemplo apenas o primeiro quarto das amostras ignorando o resto, fica mais difícil observar a diferença entre as duas curvas. É exatamente o que acontece com o desajuste quando se reduz o número de subportadoras. Quando T é pequeno demais, o algoritmo MSMLQAPSSI não consegue mais diferenciar os

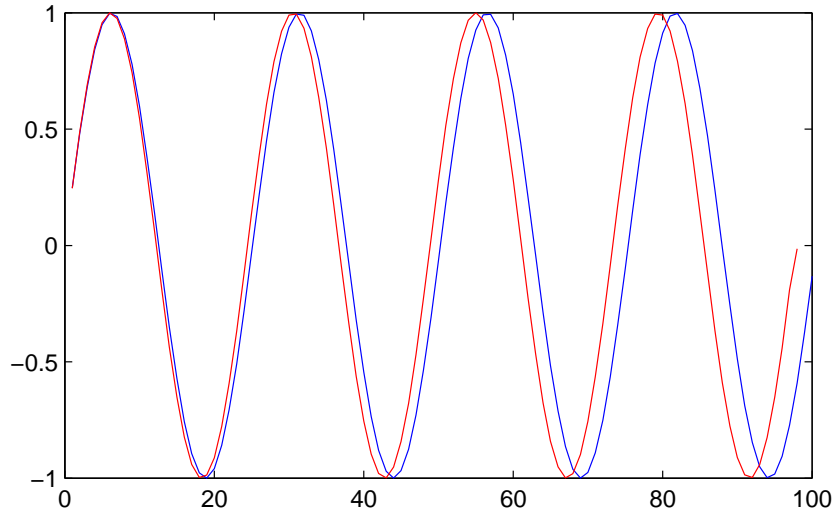


Figura 5.37: Superposição de uma senoide (azul) com outra senoide reamostrada (vermelha), é mais fácil diferenciá-las observando a totalidade da janela de tempo do que apenas o primeiro quarto.

escalamentos operados nos diferentes caminhos porque esses escalamentos são quase imperceptíveis para a janela de tempo T . O algoritmo aumenta então o desajuste por causa dos escalamentos, mas apesar disso consegue identificar os atrasos certos. No final, por causa da quase inexistência de diferença entre os escalamentos, o algoritmo consegue atingir um MSE perto do ótimo, e também consegue uma boa equalização.

Para resumir esta análise, vimos que o número de subportadoras tem um efeito sobre a qualidade do resultado. Um número M pequeno demais pode aumentar o desajuste por causa de uma má estimação do escalamento, mas isso sem incidência sobre o MSE e a BER. Ao contrário, mesmo se um número M grande permite uma melhor estimação dos parâmetros do canal, observamos uma degradação da BER, por causa da complexidade da inversão para achar a matriz de equalização, cujo tamanho é $M \times M$.

5.4.3 Influência da grade de dopplers

Esta seção busca ilustrar a necessidade de integrar uma grade de dopplers ao nosso modelo, em relação à filtragem adaptativa clássica, onde a grade de doppler é constituída por um único valor: $\beta_0 = 0$. Por isso, vamos repetir o cálculo da BER para diferentes números de subportadoras, como foi feito na Subseção 5.4.2, mas comparando desta vez um sistema que é composto por uma grade de dopplers que cobre os valores realmente encontrados no canal a identificar, e um outro sistema que é composto por uma grade de dopplers cujo único valor é $\beta_0 = 0$.

Na Figura 5.38, é possível ver que a consideração do efeito doppler é muito

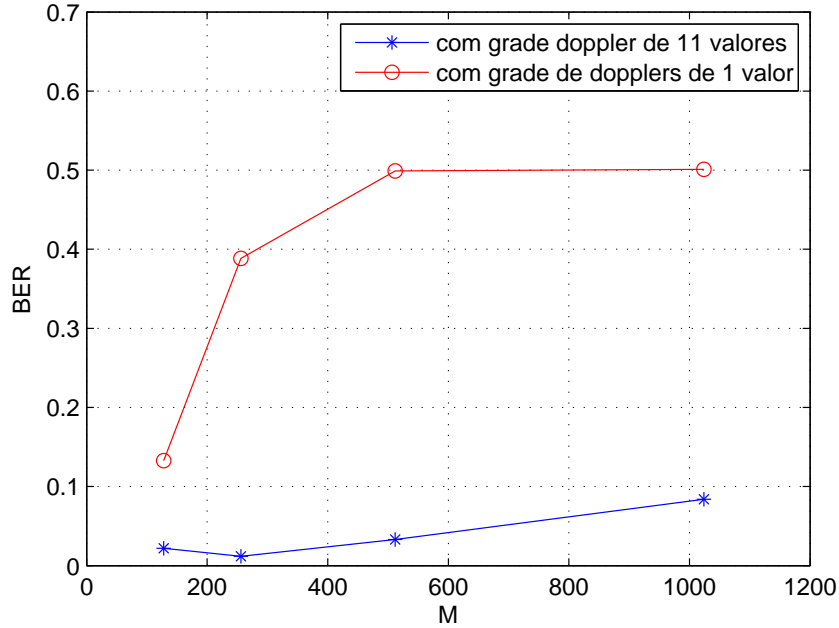


Figura 5.38: Valor médio da BER para diferentes números de subportadoras. As duas curvas representam algoritmos MSMLQAPSSI com grades de dopplers diferentes.

importante. A quantidade de cálculos cresce com o tamanho da grade de dopplers, mas esta grade é necessária para o bom desempenho do algoritmo. De fato, a BER média quando consideramos a filtragem adaptativa com uma grade de um elemento é 0,5, ou seja, o pior BER possível.

5.4.4 Influência da constelação PSK

O sinal OFDM transmitido é construído a partir de uma sequência binária transformada num sinal Q-PSK, onde Q é uma potência de 2. Nesta seção, discutimos a influência da constelação PSK sobre a qualidade da identificação e da equalização.

As Figuras 5.39, 5.40 e 5.41 apresentam diferentes resultados de constelações PSK obtidas após equalização.

Nessas três figuras, podemos ver que as constelações foram relativamente bem reconstruídas, apesar de alguns pontos estarem em posições intermediárias, podendo levar a valores errados na hora da etapa da decisão.

Na Figura 5.42 são apresentados resultados obtidos a partir das médias de várias simulações para melhor analisar o efeito da SNR do canal submarino junto com a constelação utilizada para transmitir o sinal original. Pode-se ver que na ausência de ruído ambiente (SNR infinita), a BER não depende da constelação PSK utilizada (as diferenças observadas na Figura 5.42 sendo principalmente devidas à capacidade do algoritmo de modelar o sistema como já foi indicado na Subseção 5.4.1). Na presença

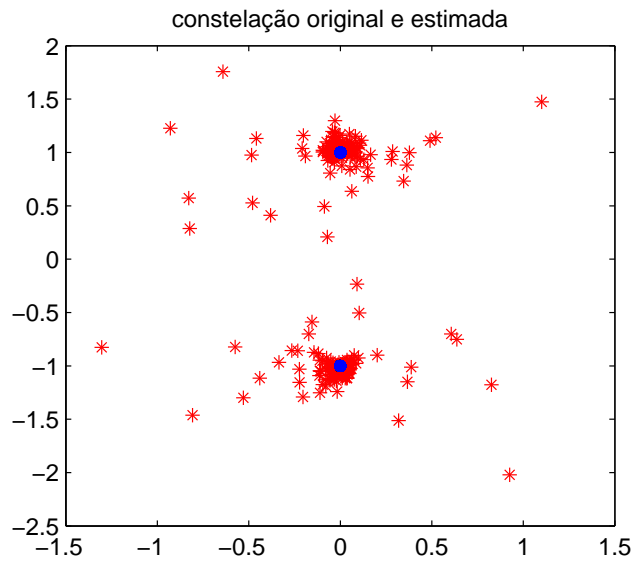


Figura 5.39: Constelação obtida após a equalização de um canal submarino simulado com SNR = 15 dB (asteriscos) - o sinal original é 2-PSK (círculos).

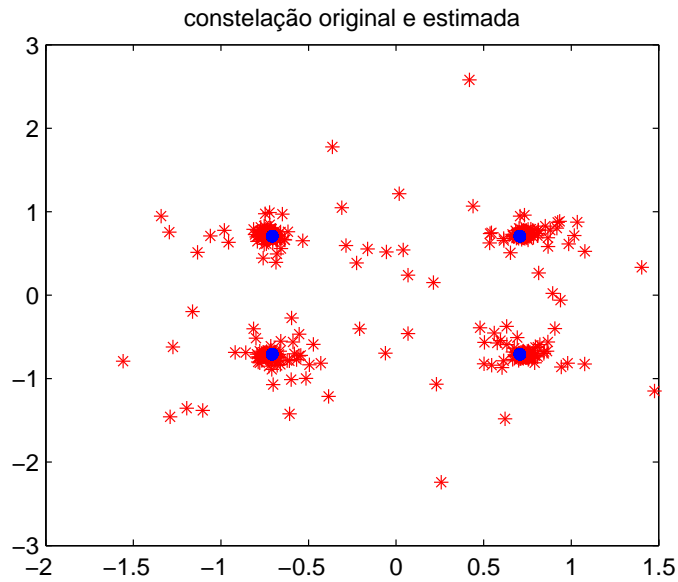


Figura 5.40: Constelação obtida após a equalização de um canal submarino simulado com SNR = 15 dB (asteriscos) - o sinal original é 4-PSK (círculos).

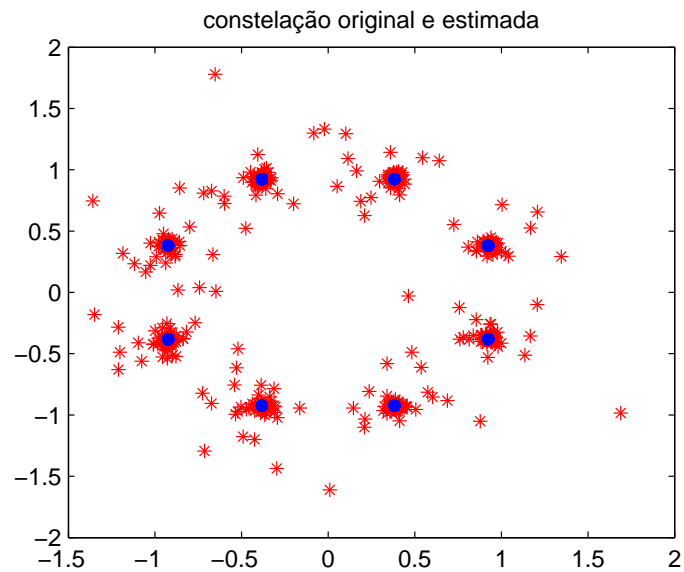


Figura 5.41: Constelação obtida após a equalização de um canal submarino simulado com SNR = 15 dB (asteriscos) - o sinal original é 8-PSK (círculos).

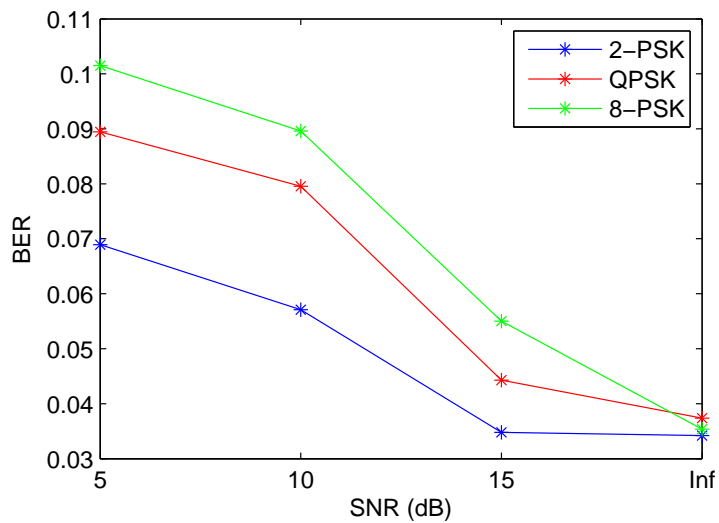


Figura 5.42: BER média segundo o SNR do canal, para vários tipos de constelação PSK.

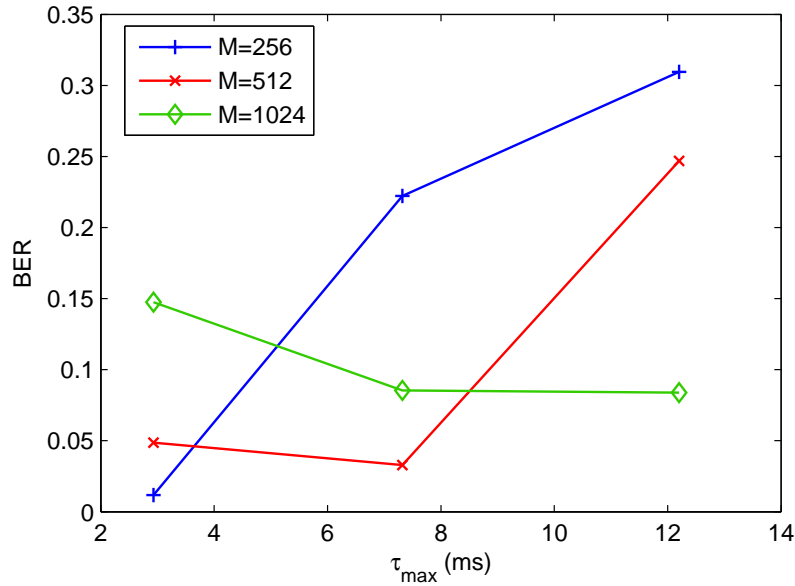


Figura 5.43: BER médio em função do maior atraso possível no canal submarino - Curvas para vários números de subportadoras N , SNR = 15 dB em todos os canais testados.

de ruído, quanto menor a SNR for, e maior será a BER, como já foi mostrado na Seção 5.4.1, mas também a BER tende a aumentar com o tamanho da constelação PSK utilizada.

5.4.5 Influência do atraso máximo

Já foi vista a influência do número de subportadoras sobre o desajuste, o MSE e a BER na Subseção 5.4.2. Mas esse estudo foi feito no caso em que o maior atraso dentre os de todos os caminhos do canal era um atraso mensurável, ou seja, quando $\tau_{max} = \max_i(\tau_i) \leq T_g$. Mas na prática, não conhecemos o valor τ_{max} . Cabe então aumentar o valor T_g . Relembrando que $GT_g = T_0$, observamos empiricamente que valores de G inferiores a 4 provocam a divergência do algoritmo MSMLQAPSSI. Então, aumentar T_g passa por aumentar T , o que significa aumentar N se quisermos deixar a banda B inalterada. A Figura 5.43 apresenta resultados médios da BER em função dos atrasos dos caminhos e do número de portadoras. Nesta figura, observa-se que:

- enquanto o número de subportadoras N é grande o suficiente para gerar um intervalo de guarda de duração $T_g > \tau_{max}$, confirmamos o resultado obtido na Subseção 5.4.2, ou seja, a BER cresce com M por causa da complexidade da computação da matriz de equalização;
- quando M se torna pequeno demais de tal modo que $T_g < \tau_{max}$, a BER piora consideravelmente.

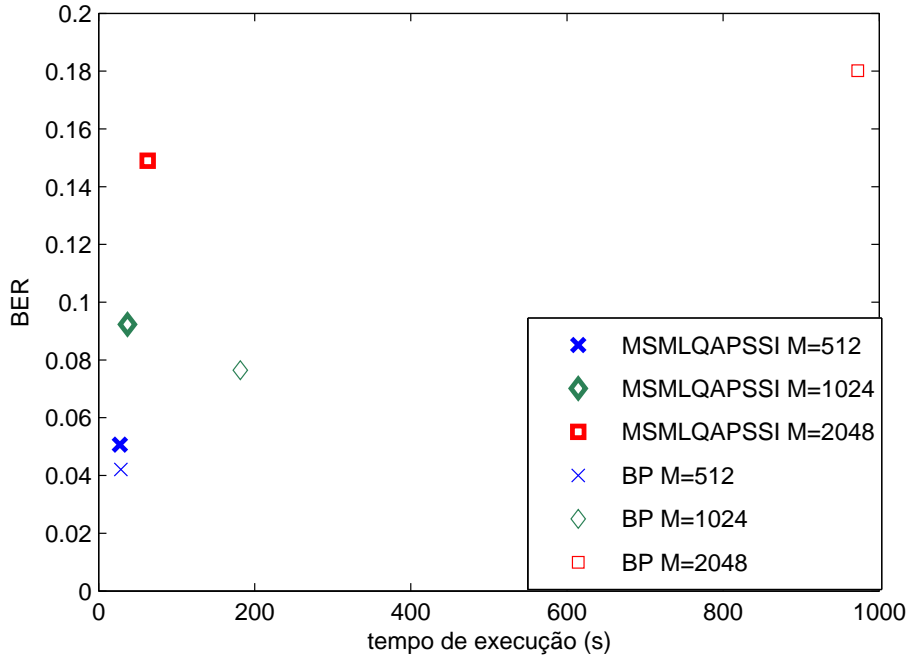


Figura 5.44: Comparação entre MSMLQAPSSI e BP para diferentes números de subportadoras. Os critérios comparados são a BER e o tempo de processamento.

Dessa simulação, podemos concluir que existe um compromisso em relação à escolha do número de subportadoras N . De fato, o MSMLQAPSSI tem um desempenho que melhora quando N diminui, mas isso supõe que sempre lidamos com canais cujo maior atraso possível é inferior a T_g . Ao contrário, quando essa condição não é mais respeitada, o desempenho piora muito e deve-se aumentar N até essa condição ser respeitada para conseguir BERs satisfatórias. Mas mesmo assim, o aumento de N implica uma pequena queda no desempenho da equalização devida à maior dimensão da matriz de equalização, que dificulta o cálculo da inversa, mas essa queda é ainda preferível a deixar inalterado N e ficar numa situação onde $T_g < \tau_{max}$.

5.4.6 Comparação com o *Basis-Pursuit*

No começo deste Capítulo, foi exposto o conceito de grade doppler e como essa grade é utilizada para equalizar o canal e assim estimar o sinal originalmente transmitido. Foi visto que se pode-se empregar o algoritmo *Basis Pursuit* (BP) em [17] para encontrar os atrasos, escalamentos e atenuações dos diferentes caminhos que compõem o canal. Assim, tanto no método BP quanto no MSMLQAPSSI, a equalização consiste em estimar a matriz \mathbf{H}^{-1} .

Na Figura 5.44, são representados os resultados médios de várias rodadas do algoritmo MSMLQAPSSI e BP para vários canais simulados, utilizando diferentes números de subportadoras. Os dois eixos do plano representado na Figura 5.44 são o tempo de processamento na abscissa e a BER na ordenada. Os tempos de processa-

mento foram obtidos utilizando as funções *tic* e *toc* do MATLAB num computador quadricore 2,50 GHz com 8 GB de memória ativa. O que procuramos então é ter um algoritmo com BER e tempo de processamento que sejam o mais próximo possível do ponto de coordenada (0,0), ou seja, uma BER quase nula com baixo tempo de processamento. Pode-se observar na Figura 5.44 que o tempo de processamento depende do número de subportadoras utilizadas, especialmente para o algoritmo BP. Assim, podemos ver que se o BP tem uma tendência a apresentar resultados um pouco melhores em termo de BER, o MSMLQAPSSI processa a equalização muito mais rapidamente quando se trabalha com um número de subportadoras maior.

Capítulo 6

Conclusão

Foi apresentado neste trabalho o desenvolvimento de um algoritmo de filtragem adaptativa para identificar e equalizar um sinal emitido por ondas acústicas em meio submarino. A primeira etapa foi escolher um modelo de propagação de um sinal em tal canal. Após a avaliação de vários estudos, decidimos adotar o modelo de um canal MSML, ou seja, um canal onde o sinal viaja do emissor até o receptor seguindo um número relativamente pequeno de caminhos, levando à recepção de várias réplicas do sinal de origem, cada réplica sofrendo um atraso devido à distância percorrida e um escalamento doppler devido ao movimento dos objetos no meio submarino. Uma vez escolhido o modelo MSML, a identificação do canal submarino se apresentou como um problema paramétrico, que consiste em estimar a atenuação, o atraso e o escalamento de cada caminho.

A fim de poder realizar transmissões com taxa alta, o nosso método, como muitos outros, modula primeiro a informação (neste caso uma sequência binária) utilizando as boas propriedades das modulações multi-portadoras, mais especificamente da modulação OFDM, que já comprovou a sua utilidade em transmissões aéreas.

A capacidade da filtragem adaptativa de resolver problemas de identificação de canal fez dela uma candidata natural para tentar resolver esse problema, a partir de um sinal recebido e de um sinal de referência conhecido *a priori* pelo receptor. No entanto, é necessário modificar a sua forma original, inicialmente prevista somente para sistemas ML, sem escalamento. Para isso, foi inserido o conceito de grade doppler onde cada valor da grade age como um escalamento do sinal de referência, e um subfiltro adaptativo associado a cada escalamento tem a tarefa de identificar a presença ou não de réplicas escaladas dentro do sinal.

Cada subfiltro, após a fase adaptativa, deve se encontrar numa configuração onde só um ou nenhum coeficiente é diferente de zero. Por isso, algoritmos adaptativos para sistemas esparsos, cuja estrutura foi feita para acelerar a convergência de filtros principalmente compostos de zeros, foram utilizados. Chamamos a combinação dessa grade de dopplers e da filtragem adaptativa esparsa baseada no método de pro-

jeção afim de algoritmo MSMLQAPSSI. A identificação dos atrasos, escalamentos e atenuações permite descrever o canal na forma de uma matriz que, por inversão, nos dá acesso à equalização de canal. Testes iniciais permitiram ver que há um ganho real na minimização do erro médio quadrático ao introduzir-se a grade de dopplers e o conceito de esparsidade dos subfiltros em relação à filtragem adaptativa clássica.

Após esses primeiros testes bem sucedidos, vimos os limites do nosso modelo. O primeiro limite, claro, é o ruído ambiente do canal: quanto mais ruidoso for o canal, mais difícil será a equalização. Um outro ponto importante verificado em relação ao desempenho da equalização foi o compromisso que existe em relação ao número de subportadoras do sinal OFDM. Quanto menor este número de subportadoras, mais fácil é a inversão da matriz que modela o canal; por outro lado, quanto maior o número de subportadoras, maiores são os atrasos que podem ocorrer.

Comparando o MSMLQAPSSI com o método BP de procura dos parâmetros, verificou-se que os dois métodos realizam equalizações de qualidades semelhantes. A principal diferença observada foi no tempo de processamento, sendo o método BP executado num tempo bem menor que o MSMLQAPSSI quando há poucas subportadoras. No entanto, essa diferença diminui com o aumento do número de subportadoras, até o MSMLQAPSSI se tornar mais rápido.

Enfim, melhorias podem ser propostas no processo de identificação e equalização apresentado neste trabalho. Poderia-se utilizar outro processo de inversão de matriz de equalização, a fim de reduzir os problemas ligados ao seu condicionamento. Também todos os canais testados foram canais MSML simulados, mas seria interessante testar o desempenho do algoritmo com dados reais, obtidos por medidas em meio submarino.

Referências Bibliográficas

- [1] LURTON, X. “An Introduction to Underwater Acoustics Principles and Applications”. cap. 2, p. 17, Springer, 2010.
- [2] BRADY, D., PRESIG, J. “Wireless Communications: Signal Processing Perspectives”. cap. 8, pp. 330–379, Prentice-Hall, 1998.
- [3] LYONNET, B. *Spatial diversity and Doppler compensation for wide band signals in underwater communication*. Tese de Doutorado, école doctorale d’Électronique, Électrotechnique, Automatique et Traitement du Signal, 2011.
- [4] ETTER, P. *Underwater Acoustic Modeling and Simulation*. CRC Press, 2013.
- [5] MEDWIN, H., CLAY, C. S. *Fundamentals of Acoustical Oceanography*. Academic Press, 1998.
- [6] BOGIE, I. “Conduction and magnetic signalling in the sea a background review”, *Radio and Electronic Engineer*, v. 42, n. 10, pp. 447–452, October 1972. ISSN: 0033-7722. doi: 10.1049/ree.1972.0076.
- [7] BRADLEY, D., STERN, R. *Underwater Sound and the Marine Mammal Acoustic Environment A Guide to Fundamental Principles*. US Marine Mammal Commission, July 2008.
- [8] CHANG, R. “Synthesis of Band-Limited Orthogonal Signals for Multichannel Data Transmission”, *Bell Systems Tech. Journal*, v. 45, pp. 1775–1796, December 1966.
- [9] LUI, H., LI, G. *OFDM-Based Broadband Wireless Networks Design and Optimization*. Wiley-Interscience, 2005.
- [10] WEINSTEIN, S. “The History of Orthogonal Frequency-Division Multiplexing [History of Communications]”, *Communications Magazine, IEEE*, v. 47, n. 11, pp. 26–35, November 2009. ISSN: 0163-6804. doi: 10.1109/MCOM.2009.5307460.

- [11] WANG, Z., GIANNAKIS, G. “Wireless multicarrier communications”, *IEEE Signal Processing Magazine*, v. 17, n. 3, pp. 29–48, May 2000. ISSN: 1053-5888. doi: 10.1109/79.841722.
- [12] BERGER, C., ZHOU, S., PRESIG, J. C., et al. “Sparse Channel Estimation for Multicarrier Underwater Acoustic Communication: From Subspace Methods to Compressed Sensing”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 58, n. 3, March 2010.
- [13] DINIZ, P. *Adaptive Filtering, Algorithms and Practical Implementation*. Springer, 2013.
- [14] DONOHO, D. L. “For most large underdetermined systems of equations, the minimal l_1 norm near solution approximates the sparsest near solution”, Department of Statistics, Stanford University, August 2004.
- [15] GU, Y., JIN, J., SHUNLIANG, M. “ l_1 Norm Constraint LMS Algorithm for Sparse System Identification”, *IEEE Signal Processing Letters*, v. 16, n. 9, pp. 774–777, September 2009.
- [16] LIMA, M., MARTINS, W., DINIZ, P. “Affine projection algorithms for sparse system identification”. In: *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2013 IEEE International Conference on*, pp. 5666–5670, May 2013. doi: 10.1109/ICASSP.2013.6638749.
- [17] BERGER, C., ZHOU, S., PREISIG, J., et al. “Sparse Channel Estimation for Multicarrier Underwater Acoustic Communication: From Subspace Methods to Compressed Sensing”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 58, n. 3, pp. 1708–1721, March 2010. ISSN: 1053-587X. doi: 10.1109/TSP.2009.2038424.
- [18] STEWART, G. “On the Early History of the Singular Value Decomposition”. University of Maryland, Institute for Advanced Computer Studies, Department of Computer Science, March 1992.

Apêndice A

Cálculo de r_m

Esse apêndice apresenta os cálculos para se obter a equação (5.16) a partir da equação (5.15).

Lembramos que a expressão (5.15) corresponde ao conteúdo que é extraído na m -ésima portadora do sinal OFDM:

$$r_m = \frac{1}{T_0} \int_0^{T_0+T_g} r(t) e^{-j2\pi \frac{m}{T_0} t} dt \quad (\text{A.1})$$

onde

$$r(t) = \tilde{r}(t) e^{-j2\pi f_c t} \quad (\text{A.2})$$

e

$$\tilde{r}(t) = \sum_{i=1}^I a_i \tilde{x}((1 + \beta_i)(t - \tau_i)) + b(t/(1 + \beta_p)) \quad (\text{A.3})$$

Substituindo (A.3) em (A.1), obtemos:

$$r_m = \frac{1}{T_0} \int_0^{T_0+T_g} \left[\sum_{i=1}^I a_i x((1 + \beta_i)(t - \tau_i)) e^{j2\pi f_c (1 + \beta_i)(t - \tau_i)} + b \left(\frac{t}{1 + \beta_i} \right) \right] e^{-j2\pi \frac{m}{T_0} t} e^{-j2\pi f_c t} dt \quad (\text{A.4})$$

$$r_m = \frac{1}{T_0} \int_0^{T_0+T_g} \left[\sum_{i=1}^I a_i x((1 + \beta_i)(t - \tau_i)) e^{j2\pi f_c (1 + \beta_i)(t - \tau_i)} \right] e^{-j2\pi \frac{m}{T_0} t} e^{-j2\pi f_c t} dt + b_m \quad (\text{A.5})$$

onde b_m representa a parte devida ao ruído aditivo.

Além disso, sabendo que:

$$x(t) = \sum_{k=0}^{M-1} s[k] e^{j2\pi \frac{k}{T} t} q(t) \quad (\text{A.6})$$

podemos substituir (A.6) em (A.5), obtendo:

$$r_m = \frac{1}{T_0} \int_0^{T_0+T_g} \sum_{i=1}^I a_i \sum_{k=0}^{M-1} s[k] e^{j2\pi \frac{k}{T_0} (1+\beta_i)(t-\tau_i)} q((1+\beta_i)(t-\tau_i)) e^{-j2\pi \frac{m}{T_0} t} \dots \quad (\text{A.7})$$

$$e^{j2\pi f_c \beta_i t} e^{-j2\pi f_c (1+\beta_i) \tau_i} dt + b_m$$

$$r_m = \frac{1}{T_0} \sum_{i=1}^I a_i \sum_{k=0}^{M-1} s[k] \int_0^{T_0+T_g} q((1+\beta_p)(t-\tau)) e^{j2\pi \frac{k}{T_0} (1+\beta_i)(t-\tau_i)} e^{-j2\pi \frac{m}{T_0} t} \dots \quad (\text{A.8})$$

$$e^{j2\pi f_c \beta_i t} e^{-j2\pi f_c (1+\beta_i) \tau_i} dt + b_m$$

Tirando de (A.8) o conteúdo independente de t da integral, e considerando que $f_k = f_c + k/T_0$, temos:

$$r_m = \frac{1}{T_0} \sum_{i=1}^I a_i \sum_{k=0}^{M-1} s[k] e^{-j2\pi f_k (1+\beta_i) \tau_i} \int_0^{T_0+T_g} q((1+\beta_i)(t-\tau_i)) e^{j2\pi \left(\frac{k(1+\beta_i)-m}{T_0} + f_c \beta_i \right) t} dt + b_m \quad (\text{A.9})$$

$$r_m = \frac{1}{T_0} \sum_{i=1}^I a_i \sum_{k=0}^{M-1} s[k] e^{-j2\pi f_k (1+\beta_i) \tau_i} \int_{\tau_i}^{\frac{T_0}{1+\beta_i} + \tau_i} e^{j2\pi \left(\frac{k(1+\beta_i)-m}{T_0} + f_c \beta_i \right) t} dt + b_m \quad (\text{A.10})$$

$$r_m = \frac{1}{T_0} \sum_{i=1}^I a_i \sum_{k=0}^{M-1} s[k] e^{-j2\pi f_k (1+\beta_i) \tau_i} \left[\frac{e^{j2\pi \left(\frac{k(1+\beta_i)-m}{T_0} + f_c \beta_i \right) t}}{j2\pi \left(\frac{k(1+\beta_i)-m}{T_0} + f_c \beta_i \right)} \right]_{\tau_i}^{\frac{T_0}{1+\beta_i} + \tau_i} + b_m \quad (\text{A.11})$$

$$r_m = \frac{1}{T_0} \sum_{i=1}^I a_i \sum_{k=0}^{M-1} s[k] e^{-j2\pi f_k (1+\beta_i) \tau_i} e^{j2\pi \left(\frac{k(1+\beta_i)-m}{T_0} + f_c \beta_i \right) \tau_i} \left[\frac{e^{j2\pi \left(\frac{k(1+\beta_i)-m}{T_0} + f_c \beta_i \right) \frac{T_0}{1+\beta_i}} - 1}{j2\pi \left(\frac{k(1+\beta_i)-m}{T_0} + f_c \beta_i \right)} \right] + b_m \quad (\text{A.12})$$

$$r_m = \frac{1}{T_0} \sum_{i=1}^I \frac{a_i T_0}{1+\beta_i} \sum_{k=0}^{M-1} s[k] e^{-j2\pi f_k (1+\beta_i) \tau_i} e^{j2\pi \left(\frac{k(1+\beta_i)-m}{T_0} + f_c \beta_i \right) \tau_i} \dots \quad (\text{A.13})$$

$$\text{sinc} \left(\pi \left(\frac{(k-m)(1+\beta_i)}{T_0} + \frac{m}{T_0} \beta_i + f_c \beta_i \right) \frac{T_0}{1+\beta_i} \right) \dots$$

$$e^{j\pi \left(\frac{(k-m)(1+\beta_i)}{T_0} + \frac{m}{T_0} \beta_i + f_c \beta_i \right) \frac{T_0}{1+\beta_i}} + b_m$$

$$r_m = \sum_{i=1}^I \frac{a_i}{1+\beta_i} e^{-j2\pi f_c \tau_i} \sum_{k=0}^{M-1} s[k] e^{-j2\pi \frac{m}{T_0} \tau_i} \text{sinc} \left(\pi \left(\frac{k-m}{T_0} + \frac{f_m b_p}{1+b_p} \right) T_0 \right) e^{j\pi \left(\frac{k-m}{T_0} + \frac{f_m b_p}{1+b_p} \right) T_0} + b_m \quad (\text{A.14})$$

onde (A.14) é igual a (5.16) usando as notações definidas no Capítulo 5.