

RICHARD DEMO SOUZA

**ESQUEMAS SEMI-CEGOS DE ESTIMAÇÃO,
DETECÇÃO E DECODIFICAÇÃO COMBINADAS
PARA CANAIS DE COMUNICAÇÕES MÓVEIS**

FLORIANÓPOLIS

2003

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA**

**ESQUEMAS SEMI-CEGOS DE ESTIMAÇÃO,
DETECÇÃO E DECODIFICAÇÃO COMBINADAS
PARA CANAIS DE COMUNICAÇÕES MÓVEIS**

Tese submetida à
Universidade Federal de Santa Catarina
como parte dos requisitos para a obtenção do grau
de Doutor em Engenharia Elétrica.

RICHARD DEMO SOUZA

Florianópolis, Novembro de 2003

ESQUEMAS SEMI-CEGOS DE ESTIMAÇÃO, DETECÇÃO E DECODIFICAÇÃO COMBINADAS PARA CANAIS DE COMUNICAÇÕES MÓVEIS

Richard Demo Souza

“Esta Tese foi julgada adequada para obtenção do Título de Doutor em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Comunicações e Processamento de Sinais, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina”

Prof. Bartolomeu Ferreira Uchôa Filho, Ph.D.

Orientador

Prof. Carlos Aurélio Faria da Rocha, D. Sc.

Co-Orientador

Prof. Jefferson Luiz Brum Marques, Ph.D.

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Banca Examinadora:

Prof. Bartolomeu Ferreira Uchôa Filho, Ph.D.

Presidente

Prof. Carlos Aurélio Faria da Rocha, D.Sc.

Prof. Leonardo Silva Resende, D.Sc.

Prof. Jaime Portugheis, Dr.

Prof. Cecílio José Lins Pimentel, Ph.D.

Agradecimentos

Aos meus pais Motta e Ângela, e ao meu irmão Charles, pelo carinho e apoio;

ao meu orientador Bartolomeu, por sua enorme dedicação, incentivo e amizade;

aos meus outros três “orientadores”, Aurélio, Javier e Leonardo, que, cada um a seu modo, me ensinaram importantes lições, não somente para a carreira acadêmica, como para a vida;

aos professores Cecílio Pimentel e Jaime Portugheis, pela correta e frutífera participação na banca examinadora;

ao meu amigo Mário Neto com quem dividi sala, alegrias, decepções, e um sonho de que isso tudo vai valer a pena;

aos amigos André, Vânio e William, companheiros na pós-graduação, sempre dispostos a me ouvir e a levantar o astral;

aos demais amigos e familiares que de uma forma ou de outra foram importantes para a conclusão deste trabalho;

e às agências financiadoras, CAPES e CNPq, pelo auxílio material.

Resumo da Tese apresentada à UFSC como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Engenharia Elétrica.

ESQUEMAS SEMI-CEGOS DE ESTIMAÇÃO, DETECÇÃO E DECODIFICAÇÃO COMBINADAS PARA CANAIS DE COMUNICAÇÕES MÓVEIS

Richard Demo Souza

Novembro/2003

Orientador: Bartolomeu Ferreira Uchôa Filho, Ph. D.

Co-orientador: Carlos Aurélio Faria da Rocha, D. Sc.

Area de Concentração: Comunicações e Processamento de Sinais

Palavras-chaves: Estimação semi-cega, turbo equalização, processamento iterativo, comunicações móveis.

Número de páginas: 117

Nesta tese, consideramos novos esquemas semi-cegos de estimação, detecção e decodificação combinadas para canais de comunicações móveis. Duas situações distintas são consideradas. Primeiro, aquela onde o enlace do sistema de comunicações é feito com apenas uma antena transmissora e uma antena receptora, o chamado canal SISO. A segunda situação é aquela onde o enlace é feito através de múltiplas antenas, o dito canal MIMO. Referente ao caso SISO apresentamos duas contribuições. Primeiro, um receptor semi-cego para canais seletivos em frequência, usando códigos turbo e o algoritmo de Baum-Welch para estimar o canal, é introduzido e analisado comparativamente a um esquema cego recentemente proposto. A seguir, investigamos, teórica e praticamente, o desempenho de receptores amostrados à taxa de símbolos, onde o meio é contínuo e desconhecido. Já no que diz respeito ao caso MIMO, inicialmente propomos dois esquemas iterativos para canais quasi-estáticos seletivos em frequência e modulação codificada espaço-temporal, onde o algoritmo EM é usado para estimar o canal desconhecido, e uma supertreliça ou treliças separadas são usadas para detecção e decodificação. Por fim, introduzimos um modelo Markoviano para o canal MIMO com desvanecimento plano e variante no tempo, e em seguida apresentamos um receptor verdadeiramente iterativo que explora este modelo.

Abstract of Thesis presented to UFSC in partial fulfillment of the requirements for the
degree of Doctor in Electrical Engineering

SEMI-BLIND SCHEMES FOR COMBINED ESTIMATION, DETECTION AND DECODING FOR WIRELESS CHANNELS

Richard Demo Souza

November/2003

Advisor: Bartolomeu Ferreira Uchôa Filho, Ph. D.

Co-Advisor: Carlos Aurélio Faria da Rocha, D.Sc.

Area of Concentration: Communications and Signal Processing

Keywords: Semi-blind estimation, turbo equalization, iterative processing, wireless communications.

Number of pages: 117

In this thesis, we consider novel semi-blind schemes for combined estimation, detection and decoding for wireless channels. Two distinct situations are studied. First, the one where the communications link is produced by single antennas at the transmitter and the receiver, the SISO channel. The second is the one where the link is built up by multiple antennas, the MIMO channel. Regarding the SISO case, we present two contributions. First, a semi-blind receiver for frequency selective channels, using turbo codes and the Baum-Welch algorithm, is introduced and compared to a recently proposed full-blind scheme. Then, we investigate, both theoretically and practically, the performance of symbol-sampled receivers for unknown and continuous-time channels. Regarding the MIMO case, we first propose two iterative schemes for quasi-static frequency selective channels and space-time coded modulation, where the EM algorithm is used for estimating the unknown channel, and either a supertrellis or separate trellises are used for data detection and decoding. Then, we introduce a Markovian model for the MIMO channel with flat and time selective fading, and design a truly iterative receiver that explores this model for combined channel estimation and data decoding.

Sumário

Sumário	vii
Lista de Figuras	xi
Lista de Tabelas	xviii
1 Introdução	1
1.1 Motivação e Objetivos Específicos	2
1.2 Organização da Tese	4
1.2.1 Parte I: O Canal SISO	5
1.2.2 Parte II: O Canal MIMO	6
I O Canal SISO	8
2 Estimação, Detecção e Decodificação Turbo Combinadas para Canais Discretos	9
2.1 Introdução	9
2.2 Modelo do Sistema	11
2.3 Estimação, Detecção e Decodificação Combinadas	13
2.4 A Estrutura Semi-Cega vs. A Estrutura Cega	15
2.4.1 Canal com 2 Coeficientes - Fase BW Inicial	16

2.4.2	Canal com 2 Coeficientes - Fase de Estimação, Detecção, e Decodificação Combinadas	17
2.4.3	Canal com 5 Coeficientes - Fase BW Inicial	20
2.4.4	Canal com 5 Coeficientes - Fase de Estimação, Detecção e Decodificação Combinadas	22
2.5	O Canal com Desvanecimento Rayleigh Quasi-Estático	23
2.5.1	Fase BW Inicial	24
2.5.2	Fase de Estimação, Detecção, e Decodificação Combinadas	27
2.6	Comentários Finais	29
3	Desempenho de Receptores à Taxa de Símbolos em Canais Contínuos	31
3.1	Introdução	31
3.2	Modelos para o Canal Equivalente Discreto	33
3.2.1	Caso do Canal Conhecido	33
3.2.2	Caso do Canal Desconhecido	34
3.3	Estimativa das Perdas: Análise Teórica	35
3.4	Estimativa das Perdas: Sistema Prático	41
3.5	Comentários Finais	43
II	O Canal MIMO	45
4	Receptores Iterativos para Canais Seletivos e Quasi-Estáticos	46
4.1	Introdução	46
4.2	Modelo do Sistema	48
4.3	Estimação do Canal e da Variância do Ruído	50
4.3.1	Estimação do Canal	50
4.3.2	Estimação da Variância do Ruído	52

4.4	Detecção e Decodificação	52
4.4.1	Supertreliça	52
4.4.2	Treliças Separadas	54
4.5	Estimação, Detecção e Decodificação Combinadas	58
4.6	Supertreliça versus Treliças Separadas	59
4.6.1	Complexidade de Treliça e Nível de Diversidade	59
4.6.2	Simulações Computacionais	65
4.7	Comentários Finais	71
5	Um Receptor para Canais Variantes no Tempo Baseado em Cadeias de Markov	74
5.1	Introdução	74
5.2	Modelo do Sistema	76
5.3	Modelo Oculto de Markov para o Canal MIMO	78
5.3.1	Modelo para a Magnitude	78
5.3.2	Modelo para a Fase	80
5.3.3	Modelo Completo	82
5.4	Estimação de Canal e Decodificação Combinadas	83
5.4.1	Estimação de Canal	84
5.4.2	Decodificação	85
5.5	Receptor com Complexidade Reduzida	87
5.6	Simulações Computacionais	88
5.7	Comentários Finais	93
6	Conclusões e Trabalhos Futuros	97
A	Sobre a Inserção dos Símbolos Conhecidos em um Esquema Semi-Cego	101

B O Receptor Baseado no Algoritmo EM para o Canal Variante no Tempo	105
Referências Bibliográficas	107

Lista de Figuras

2.1	Codificador turbo paralelo de taxa 1/3, onde E^0 e E^1 são os codificadores convolucionais constituintes, π é o entrelaçador do codificador turbo, τ é o entrelaçador do canal, u_k são os bits de entrada, $c_k^{i,j}$ os bits codificados, e x_k são os símbolos BPSK que serão transmitidos pelo canal com IES.	12
2.2	Diagrama de blocos para o receptor, onde D^0 e D^1 são os decodificadores constituintes, C é o bloco do canal (responsável tanto pela estimação dos coeficientes como pela detecção dos dados transmitidos), v_k são os símbolos recebidos, π é o entrelaçador do codificador, e τ é o entrelaçador do canal.	13
2.3	Evolução da estimativa dos coeficientes como função do número de iterações na fase BW inicial, para o canal com IES: $[h_0 = \sqrt{0.5}, h_1 = -\sqrt{0.5}]$, $E_b/N_0 = 0.75$ dB, e um número de bits conhecidos de $T_r = \{163; 32; 16\}$ bits. As curvas representam a média de mais de 48 milhões de símbolos transmitidos sobre o canal.	17
2.4	Taxa de erro de bit (BER) versus o número de iterações na fase de estimação, detecção, e decodificação combinadas, para o método semi-cego, o canal com IES: $[h_0 = \sqrt{0.5}, h_1 = -\sqrt{0.5}]$, e utilizando-se o código turbo de taxa 1/3. Para cada uma das curvas uma estimativa inicial dos parâmetros do canal (fase BW inicial) é obtida após $BW = i$ iterações do algoritmo de Baum-Welch, onde $i \in \{1, 5, 10, 15, 20, 25, 30, 60\}$. Após a fase BW inicial, a fase de estimação, detecção e decodificação combinadas é iterada o número de vezes mostrado no eixo X do gráfico. O número de símbolos conhecidos dentro do bloco de informação é de $T_r = 163$ bits, e $E_b/N_0 = 0.75$ dB. As curvas representam a média de mais de 48 milhões de símbolos transmitidos através do canal.	18

- 2.5 Taxa de erro de bit (BER) versus o número de iterações na fase de estimação, detecção e decodificação combinadas, para o método cego, o canal com IES: $[h_0 = \sqrt{0.5}, h_1 = -\sqrt{0.5}]$, e utilizando-se o código turbo de taxa 1/3. Para cada uma das curvas uma estimativa inicial dos parâmetros do canal (fase BW inicial) é obtida após $BW = i$ iterações do algoritmo de Baum-Welch, onde $i \in \{1, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80\}$. Após a fase BW inicial, a fase de estimação, detecção e decodificação combinadas é iterada o número de vezes mostrado no eixo X do gráfico. O sistema opera cegamente e usa o método para detectar ambiguidades de π radianos na fase descrito em [26]. A relação sinal-ruído é $E_b/N_0 = 0.8$ dB. As curvas representam a média de mais de 48 milhões de símbolos transmitidos através do canal. 19
- 2.6 Taxa de erro de bit (BER) versus o número de iterações na fase de estimação, detecção e decodificação combinadas, para o método semi-cego, o canal com IES: $[h_0 = \sqrt{0.5}, h_1 = -\sqrt{0.5}]$, e utilizando-se o código turbo de taxa 1/3. $BW = 30$ iterações são realizadas na fase BW inicial. O conjunto de relações E_b/N_0 considerado é $[0.65; 0.70; 0.75; 0.80]$ dB. As curvas representam a média de mais de 60 milhões de símbolos transmitidos através do canal. 21
- 2.7 Evolução da estimativa dos coeficientes como função do número de iterações na fase BW inicial, para o canal com IES: $[h_0 = \sqrt{0.45}, h_1 = \sqrt{0.25}, h_2 = \sqrt{0.15}, h_3 = \sqrt{0.1}, h_4 = \sqrt{0.05}]$, onde $E_b/N_0 = 2.3$ dB e o número de símbolos conhecidos dentro do bloco de informação é de $T_r = 300$ bits. As linhas contínuas correspondem ao esquema cego [26] com as restrições lineares introduzidas em [37]. As linhas tracejadas correspondem ao método semi-cego proposto neste capítulo. Os valores corretos dos coeficientes do canal são mostrados como linhas grossas no canto direito do gráfico. As curvas representam a média de mais de 30 milhões de símbolos transmitidos através do canal. 23

2.8	Erro médio quadrático (MSE) entre a estimativa e os valores reais dos coeficientes do canal, versus o número de iterações na fase BW inicial, para o caso do canal com 3 coeficientes: $[h_0 = \sqrt{1/3} \times f_0, h_1 = \sqrt{1/3} \times f_1, h_2 = \sqrt{1/3} \times f_2]$, onde $[f_0, f_1, f_2]$ são um conjunto de variáveis aleatórias Rayleigh, independentes e identicamente distribuídas. O bloco de informação tem comprimento $M = 100$ bits, o número de símbolos conhecidos varia entre 1% e 20% do comprimento do bloco de informação, e $E_b/N_0 = 14.0$ dB. As curvas representam a média de 500 diferentes realizações para o canal com desvanecimento Rayleigh quasi-estático. .	26
2.9	Erro médio quadrático (MSE) entre a estimativa e os valores reais dos coeficientes do canal, versus o número de iterações na fase BW inicial, para o caso do canal com 3 coeficientes: $[h_0 = \sqrt{1/3} \times f_0, h_1 = \sqrt{1/3} \times f_1, h_2 = \sqrt{1/3} \times f_2]$, onde $[f_0, f_1, f_2]$ são um conjunto de variáveis aleatórias Rayleigh, independentes e identicamente distribuídas. O bloco de informação tem comprimento $M = 1000$ bits, o número de símbolos conhecidos varia entre 1% e 20% do comprimento do bloco de informação, e $E_b/N_0 = 8.0$ dB. As curvas representam a média de 500 diferentes realizações para o canal com desvanecimento Rayleigh quasi-estático. .	27
2.10	Erro médio quadrático (MSE) entre a estimativa e os valores reais dos coeficientes do canal, versus o número de iterações na fase BW inicial, para o caso do canal com 3 coeficientes: $[h_0 = \sqrt{1/3} \times f_0, h_1 = \sqrt{1/3} \times f_1, h_2 = \sqrt{1/3} \times f_2]$, onde $[f_0, f_1, f_2]$ são um conjunto de variáveis aleatórias Rayleigh, independentes e identicamente distribuídas. O bloco de informação tem comprimento $M = 10000$ bits, o número de símbolos conhecidos varia entre 1% e 20% do comprimento do bloco de informação, e $E_b/N_0 = 7.5$ dB. As curvas representam a média de 500 diferentes realizações para o canal com desvanecimento Rayleigh quasi-estático. .	28
3.1	Diagrama de blocos para o caso do canal conhecido.	33
3.2	Diagrama de blocos para o caso do canal desconhecido.	35
3.3	Resposta ao impulso resultante $g(t)$ e sua versão amostrada à taxa de símbolos. Caso do canal conhecido.	36
3.4	Resposta ao impulso resultante $h(t)$ e sua versão amostrada à taxa de símbolos. Caso do canal desconhecido.	38

3.5	Capacidade do canal Gaussiano e taxa de informação dos canais Gaussianos com IES com resposta em frequência dada por $H(z)$ (Canal Conhecido) e $F(z)$ (Canal Desconhecido). AWGN é o canal Gaussiano sem IES. No detalhe um zoom ao redor da taxa $R = 1/3$	39
3.6	Taxa de erro de bit (BER) versus o número de iterações da estrutura semi-cega de detecção e turbo decodificação combinadas para o caso do canal conhecido e relações sinal ruído $E_b/N_0 = \{1.15; 1.2\}$ dB.	42
3.7	Taxa de erro de bit BER versus o número de iterações da estrutura semi-cega de detecção e turbo decodificação combinadas para o caso do canal desconhecido e relações sinal ruído $E_b/N_0 = \{1.25; 1.3\}$ dB.	43
4.1	Diagrama de blocos para um sistema de comunicações sem fio com codificação espaço-temporal, N antenas transmissoras e M antenas receptoras.	49
4.2	Diagrama de blocos mostrando a interação dos três estágios do receptor.	59
4.3	Supertreliça para detecção e decodificação conjunta, para o código espaço-temporal 4-PSK com 8 estados, $N = 2$ e $D = 2$. Os símbolos à esquerda representam os rótulos dos ramos, e os símbolos à direita representam os estados da treliça.	61
4.4	Treliça para o canal com IES, onde $m = 4$, $N = 2$ e $D = 2$. Os símbolos à direita representam os estados da treliça. Os rótulos dos ramos são complexos, e função dos coeficientes do canal.	62
4.5	Treliça para o código 4-PSK com 8 estados para $N = 2$ antenas transmissoras, projetado por Tarokh <i>et al.</i> Os símbolos à esquerda representam os rótulos dos ramos, e os símbolos à direita correspondem aos estados da treliça.	63
4.6	Taxa de erro de bit (BER) ao final de $l' = 3$ iterações para o receptor semi-cego usando a supertreliça, versus o número de símbolos conhecidos dentro do bloco, T_r' , para as relações sinal-ruído $SNR = \{12, 13, 14\}$ dB, o código espaço-temporal 4-PSK com 8 estados projetado por Tarokh <i>et al.</i> , $N = 2$ antenas transmissoras, $M = 1$ antena receptora e $D = 2$	67

- 4.7 Taxa de erro de bit (BER) versus a relação sinal-ruído (SNR), para o código espaço-temporal 4-PSK com 8 estados projetado por Tarokh *et al*, $N = 2$ antenas transmissoras, $M = 1$ antena receptora, $D = 2$ e $T_r' = 12$ símbolos conhecidos dentro do bloco de $L = 130$ símbolos. Supertreliça é a BER após $l' = \{1, 2, 3\}$ iterações para o receptor semi-cego proposto usando uma supertreliça, e PCSI é a BER para o receptor usando a supertreliça mas com conhecimento prévio do canal. A BER para o caso do canal plano também é mostrada na figura. 68
- 4.8 Taxa de erro de bit (BER) ao final de $l'' = 8$ iterações para o receptor semi-cego usando treliças separadas, versus o número de símbolos conhecidos dentro do bloco, T_r'' , para as relações sinal-ruído $SNR = \{12, 13, 14\}$ dB, o código espaço-temporal 4-PSK com 8 estados projetado por Tarokh *et al*, $N = 2$ antenas transmissoras, $M = 1$ antena receptora e $D = 2$ 69
- 4.9 Taxa de erro de bit (BER) versus a relação sinal-ruído (SNR), para o código espaço-temporal 4-PSK com 8 estados projetado por Tarokh *et al*, $N = 2$ antenas transmissoras, $M = 1$ antena receptora, $D = 2$ e $T_r'' = 20$ símbolos conhecidos dentro do bloco de $L = 130$ símbolos. Separadas é a BER após $l'' = \{1, 2, 4, 6, 8\}$ iterações para o receptor semi-cego proposto usando treliças separadas, e PCSI é a BER após $l'' = 5$ iterações para o receptor usando treliças separadas mas com conhecimento prévio do canal. A BER para o caso do canal plano também é mostrada na figura. . 70
- 4.10 Taxa de erro de bit (BER) versus relação sinal-ruído (SNR) para o código espaço-temporal 4-PSK com 8 estados projetado por Tarokh *et al*, $N = 2$ antenas transmissoras, $M = 1$ antena receptora e $D = 2$. Supertreliça é a BER após $l' = 3$ iterações para o receptor semi-cego usando uma supertreliça, e Separadas é a BER após $l'' = 8$ iterações para o receptor semi-cego usando treliças separadas. A BER para o caso de um canal plano também está mostrada na figura. 71
- 4.11 Taxa de erro de bit (BER) versus relação sinal-ruído (SNR) para o código espaço-temporal 4-PSK com 8 estados projetado por Tarokh *et al*, $N = 2$ antenas transmissoras, $M = 2$ antenas receptoras e $D = 2$. Supertreliça é a BER após $l' = 3$ iterações para o receptor semi-cego usando uma supertreliça, e Separadas é a BER após $l'' = 8$ iterações para o receptor semi-cego usando treliças separadas. A BER para o caso de um canal plano também está mostrada na figura. 72

5.1	Diagrama de blocos para um sistema de comunicações sem fio com codificação espaço-temporal, N antenas transmissoras e M antenas receptoras.	77
5.2	Exemplo da divisão da magnitude em $K_a = 4$ regiões, onde cada região corresponde a um dos estados no conjunto $A = \{A_0, A_1, A_2, A_3\}$	81
5.3	Exemplo da divisão da fase em $K_p = 4$ regiões, onde cada uma delas corresponde a um dos estados no conjunto $Q = \{Q_0, Q_1, Q_2, Q_3\}$	82
5.4	Diagrama de blocos para o receptor proposto para estimação de canal e decodificação combinadas, onde π representa a entrelaçador e π^{-1} o desentrelaçador.	87
5.5	Taxa de erro de bit (BER) versus relação sinal-ruído (SNR), para o produto Doppler $f_d T_s = 0.005$ e o código espaço-temporal BPSK com 8 estados, para $N = 2$ antenas apresentado em [93]. EM é o receptor baseado no algoritmo EM, HMM (4x4) é a versão com complexidade reduzida para o receptor baseado em cadeias de Markov, tendo $K_a = 4$ e $K_p = 4$ estados por canal, HMM (8x8) é o caso onde $K_a = 8$ e $K_p = 8$, e PCSI é a curva para um receptor com conhecimento prévio do canal MIMO.	91
5.6	Taxa de erro de bit (BER) versus relação sinal-ruído (SNR), para o produto Doppler $f_d T_s = 0.0075$ e o código espaço-temporal BPSK com 8 estados, para $N = 2$ antenas apresentado em [93]. EM é o receptor baseado no algoritmo EM, HMM (4x4) é a versão com complexidade reduzida para o receptor baseado em cadeias de Markov, tendo $K_a = 4$ e $K_p = 4$ estados por canal, HMM (8x8) é o caso onde $K_a = 8$ e $K_p = 8$, e PCSI é a curva para um receptor com conhecimento prévio do canal MIMO.	92
5.7	Taxa de erro de bit (BER) versus relação sinal-ruído (SNR), para o produto Doppler $f_d T_s = 0.01$ e o código espaço-temporal BPSK com 8 estados, para $N = 2$ antenas apresentado em [93]. EM é o receptor baseado no algoritmo EM, HMM (4x4) é a versão com complexidade reduzida para o receptor baseado em cadeias de Markov, tendo $K_a = 4$ e $K_p = 4$ estados por canal, HMM (8x8) é o caso onde $K_a = 8$ e $K_p = 8$, e PCSI é a curva para um receptor com conhecimento prévio do canal MIMO.	94

5.8 Taxa de erro de bit (BER) versus relação sinal-ruído (SNR), para o produto Doppler $f_d T_s = 0.02$ e o código espaço-temporal BPSK com 8 estados, pra $N = 2$ antenas, apresentado em [93]. EM é o receptor baseado no algoritmo EM, HMM (4x4) é a versão com complexidade reduzida para o receptor baseado em cadeias de Markov, tendo $K_a = 4$ e $K_p = 4$ estados por canal, HMM (8x8) é o caso onde $K_a = 8$ e $K_p = 8$, e PCSI é a curva para um receptor com conhecimento prévio do canal MIMO. 95

A.1 Taxa de erro de bit (BER) versus o número de iterações combinadas de detecção e decodificação, para o caso do canal com dois coeficientes. $T_r = 160$ bits, $E_b/N_0 = 0.75; 0.80; 0.85$ dB, e $B = 16384$ bits. 103

A.2 Taxa de erro de bit (BER) versus o número de iterações combinadas de detecção e decodificação, para o caso do canal com cinco coeficientes. $T_r = 200$ bits, $E_b/N_0 = 2.30; 2.35; 2.40$ dB, e $B = 10000$ bits. 104

Lista de Tabelas

2.1	Razão E_b/N_0 requerida para convergência da decodificação, em função do comprimento do bloco de informação e do número de símbolos conhecidos dentro deste bloco. “–” indica que não se atingiu a convergência para quaisquer valores de $E_b/N_0 \leq 25$ dB.	29
3.1	Perda de desempenho estimada para o caso do canal desconhecido em relação ao caso do canal conhecido, para um canal contínuo no tempo com dois raios tendo amplitudes Rayleigh, perfil plano de potência, e atraso relativo μ entre os raios. . .	40
3.2	Perda de desempenho estimada para o caso do canal desconhecido em relação ao caso do canal conhecido, para uma série de canais contínuos no tempo de três raios, com amplitudes Rayleigh, em função do perfil de coeficientes $[\lambda_0; \lambda_1; \lambda_2]$ e do perfil de atraso $[\mu_1; \mu_2]$	41
4.1	Contagem de ramos para a supertreliça e para as treliças separadas, considerando-se os códigos espaço-temporais 4-PSK com $\sigma_{code} = \{4, 8, 16\}$ estados, 8-PSK com $\sigma_{code} = \{8, 16, 32\}$ estados, comprimento da IES $D = \{2, 3\}$ e $N = 2$. O número de ramos deixando cada estado da treliça dos códigos é de $e_{code} = 4$ para os códigos 4-PSK e $e_{code} = 8$ para os códigos 8-PSK.	64
4.2	Nível de diversidade que pode ser atingido pelo receptor usando a supertreliça e para o receptor usando as treliças separadas, para o caso dos códigos espaço-temporais 4-PSK com $\sigma_{code} = \{4, 8, 16\}$ estados, 8-PSK com $\sigma_{code} = \{8, 16, 32\}$ estados, comprimento da IES $D = \{2, 3\}$, $N = 2$ e $M = 1$	65

5.1	Conjunto de produtos Doppler ($f_d T_s$) considerados nas simulações, e suas correspondentes frequências Doppler (f_d) e velocidades veicular. Consideramos uma taxa de símbolos de 48 ksímbolos/s e uma frequência de portadora de GHz.	90
-----	--	----

Capítulo 1

Introdução

O objetivo básico de um sistema de comunicações é prover um meio rápido e confiável para a troca de mensagens entre dois ou mais pontos. Há diversos exemplos de tais sistemas presentes no nosso dia-a-dia, como as redes de computadores, os satélites, os sistemas de posicionamento global, a rede de telefonia fixa, as redes de televisão e os sistemas de telefonia móvel. Além do mais, nossa sociedade tornou-se extremamente dependente dos meios de comunicação, que tomaram parte importante nas relações humanas, no trabalho, na segurança e na educação.

Porém, sob o ponto de vista técnico, essa tarefa aparentemente simples de se transmitir uma mensagem entre dois pontos distintos pode ser extremamente complicada, dependendo de uma série de fatores. Estes incluem, mas não estão restritos a: o meio físico existente entre as extremidades do sistema de comunicações, o número de pontos que serão interligados nesse sistema, a quantidade de informação que deve ser transmitida, e o nível de confiabilidade exigido na recuperação desta informação. Em especial, considere o caso de um sistema de telefonia móvel, onde o meio físico entre o transmissor e o receptor é bastante inóspito, além de variante no tempo. O número de usuários a serem contemplados é grande, e segue crescendo. A quantidade de informação a ser transmitida está em contínuo aumento, com novas aplicações sendo desenvolvidas a todo instante. E, por fim, a qualidade com que essa informação precisa ser recuperada também sofreu uma brusca alteração. Os primeiros sistemas visavam apenas a transmissão de sinal de voz. Hoje em dia já é possível executar transações bancárias através de um telefone celular!

Para que a quantidade de informação que pode ser transmitida através de sistemas como este continue crescendo juntamente com a confiabilidade da recepção, é necessária a contínua pesquisa e desenvolvimento de novas soluções que possam compensar tantas adversidades. Dentro deste contexto, nosso objetivo geral é contribuir com avanços em direção à solução de alguns problemas fundamentais na área de comunicações digitais, que possam vir a refletir de forma positiva em pesquisas ou aplicações futuras.

1.1 Motivação e Objetivos Específicos

O foco desta tese é em três problemas fundamentais na área de comunicações digitais [1, 2]: estimação, equalização e codificação de canal¹, e onde a ênfase aqui será sempre nos casos em que o modelo matemático para o canal busque reproduzir um sistema de comunicações móveis [3, 4].

Pode-se dizer que a área de códigos corretores de erros, assim como a vemos hoje, teve o seu nascimento em 1948 com a publicação por Shannon de seu trabalho seminal sobre a teoria matemática das comunicações [5]. Deste ponto em diante houve um enorme desenvolvimento e aprofundamento da área, que se dividiu basicamente entre códigos de bloco e convolucionais [6–8], e onde os pesquisadores costumaram considerar apenas o canal com ruído aditivo Gaussiano branco, o dito AWGN.

Por outro lado, as áreas de estimação e equalização estiveram sempre interligadas, desde o trabalho fundamental de Lucky, publicado em 1966 [9], inclusive forjando o termo equalização adaptativa que viria a ser usado dali em diante. Importantes avanços, principalmente na questão da adaptação autodidata (ou cega) do equalizador, surgiram nos anos subsequentes [10–12]. Um compêndio dos fundamentos e de alguns avanços recentes na área podem ser encontrados em [13, 14]. Entretanto, assim como no caso dos códigos corretores de erros, em geral o modelo explorado pelos pesquisadores da área era incompleto, considerando apenas o canal com interferência entre os símbolos e livre de ruído.

Uma referência bastante interessante e abrangente, e que trata de ambos os assuntos acima, muito embora de forma ainda separada, é [15], a qual foi publicada em conjunto

¹Outros problemas de fundamental importância, como codificação de fonte e sincronização, não serão discutidos neste trabalho.

por Forney e Ungerboeck na ocasião do aniversário de 50 anos da publicação do trabalho fundamental de Shannon.

É verdade que nas décadas subsequentes aos trabalhos de Shannon e Lucky alguns pesquisadores procuraram formas de interação entre os esquemas de codificação e equalização de canal, como [16–19], mas o padrão foi considerar as duas áreas, muito embora complementares, como não interferentes. Uma mudança considerável de foco deu-se apenas após o aparecimento dos chamados códigos turbo em 1993 [20]. A partir deste momento surgiu um enorme interesse em buscar alternativas iterativas e sub-ótimas para o receptor ótimo para um canal Gaussiano com interferência entre os símbolos (IES), que seria basicamente aquele que buscasse, dados os símbolos recebidos e dentro de todo o espaço em consideração, a seqüência de informação com a maior probabilidade *a posteriori* de ter sido transmitida. Evidente que esta solução ótima é de complexidade proibitiva.

Dessa forma, aplicando o conceito do processamento turbo [20], foi demonstrado em [21] que é possível projetar um receptor sub-ótimo, porém de complexidade viável, onde haja troca de informação “suave” entre os estágios de equalização e decodificação, e que opere muito próximo da capacidade do canal Gaussiano com IES. Na seqüência deste trabalho pioneiro publicado por Douillard *et al* [21], abriu-se uma nova área de investigação, a dita turbo equalização, ou detecção e decodificação combinadas, onde seguiram uma série de contribuições importantes, como [22–26].

Entretanto, várias questões ainda estão em aberto, como por exemplo, a inclusão e exploração do processo de estimação do canal (usualmente considerado conhecido no caso de turbo equalização) dentro do esquema iterativo. Note que os métodos baseados no processamento turbo casam perfeitamente com as chamadas técnicas semi-cegas, onde o receptor tem acesso a apenas um pequeno número de símbolos conhecidos, os quais têm como função fornecer uma estimativa inicial para o canal. Com o decorrer das iterações, e a inicialização dos blocos referentes à equalização e decodificação, os símbolos de informação passam a atuar como uma espécie de símbolos piloto, aumentando a precisão da estimação do canal, e assim por diante, até que, afortunadamente, ao final do processo iterativo o receptor convirja para a solução ótima.

Outro ponto consideravelmente em aberto é o do desenvolvimento de esquemas iterativos de estimação, detecção e equalização para sistemas multi-antenas, os quais tive-

ram uma explosão de interesse após importantes resultados teóricos na esfera da teoria da informação [27,28] e a subsequente introdução dos códigos espaço-temporais por Tarokh *et al* [29].

Desse modo, os objetivos específicos deste trabalho de tese são os seguintes. Propor e analisar novos métodos semi-cegos para estimação, detecção e decodificação combinadas, com ênfase em canais de comunicações móveis, e que tenham desempenho superior, em termos absolutos ou em termos de complexidade computacional, do que seus pares conhecidos na literatura. Além do mais, duas situações distintas serão investigadas. A primeira é o caso onde o enlace de comunicações é feito com apenas uma antena transmissora e uma antena receptora, os ditos canais SISO. E a segunda é aquela onde o enlace é produzido a partir de múltiplas antenas no transmissor e no receptor, os ditos canais MIMO.

1.2 Organização da Tese

Primeiro, é importante salientar que o presente documento contém, em sua essência, material inédito produzido durante o decorrer deste trabalho. Porém, uma série de ferramentas conhecidas são usadas nos capítulos seguintes. Por uma série de motivos, como as limitações de espaço, e pelo bem de não reproduzir material já estabelecido na literatura, sugerimos a seguinte lista de referências para as principais ferramentas usadas ao longo deste trabalho: códigos turbo [20, 30–33], algoritmo de Baum-Welch [34–37], códigos espaço-temporais [29, 38–42], algoritmo EM [43–45], modelos ocultos de Markov [36, 46–51], e o algoritmo BCJR [52, 53].

Os capítulos contendo os resultados obtidos são divididos em duas partes. Na primeira focamos no caso de um canal contendo apenas uma antena transmissora e uma antena receptora, o canal SISO. E na segunda parte consideramos o caso onde o transmissor e o receptor operam com múltiplas antenas, o canal MIMO. Cada capítulo apresenta também o modelo para o sistema que será considerado lá, já que em nenhum dos quatro capítulos mantemos exatamente o mesmo modelo matemático. A seguir discutimos com mais detalhes o que vai ser apresentado em cada capítulo.

1.2.1 Parte I: O Canal SISO

Capítulo 2: Estimação, Detecção e Decodificação Turbo Combinadas para Canais Discretos

Neste capítulo discutimos um esquema semi-cego para detecção e decodificação turbo combinadas para canais desconhecidos e com interferência entre os símbolos. O método proposto usa um número reduzido de símbolos conhecidos e minimiza a probabilidade de má-convergência característica dos métodos cegos, mesmo para canais com vários coeficientes. Além do mais, o esquema semi-cego leva a uma menor taxa de erro de bit e a um decréscimo na complexidade computacional quando comparado com métodos cegos. A redução em complexidade aumenta com o número de coeficientes do canal.

Em seguida, investigamos a aplicabilidade do método semi-cego proposto para o caso de um sistema de comunicações móveis, operando em tempo quasi-real (intolerante a atrasos), onde o canal com interferência entre os símbolos é modelado como um canal com desvanecimento em bloco e seletivo em frequência. Os resultados das simulações computacionais mostram que, mesmo considerando-se blocos de informação bastante curtos, o esquema semi-cego apresenta um desempenho muito bom mesmo em ambientes que variem no tempo.

Capítulo 3: Desempenho de Receptores à Taxa de Símbolos em Canais Contínuo

O foco deste capítulo é em esquemas amostrados à taxa de símbolos, operando em sistemas contínuos no tempo. Note que receptores amostrados à taxa de símbolos e que estimam o canal de forma cega ou semi-cega têm tido seu desempenho avaliado com base no modelo filtro FIR de Forney para o canal equivalente discreto, o chamado filtro transversal em tempo discreto (DTTF). Este modelo, que permite estimação de máxima verossimilhança, contém um filtro casado, e portanto requer conhecimento *a priori* do canal contínuo no tempo. Como consequência, se o canal é contínuo e desconhecido, e se o sinal na entrada do receptor é amostrado à taxa de símbolos, então é irreal considerar o modelo DTTF, o qual passa a ser apenas um limitante superior para o desempenho do sistema.

Usando um modelo alternativo para o canal equivalente discreto, onde o canal contínuo no tempo é desconhecido e o filtro casado é substituído por um filtro receptor casado ape-

nas à forma de onda do símbolo, investigamos a perda de desempenho relativa ao caso do filtro casado tanto sob um ponto de vista teórico como prático. Primeiro, estimamos a perda de desempenho teórica, em termos da taxa de informação, relativa ao caso em que o canal contínuo no tempo é conhecido *a priori* (DTTF). Em seguida, considerando um sistema prático, semi-cego e amostrado à taxa de símbolos, para detecção e decodificação combinadas, obtemos simulações computacionais que corroboram os resultados obtidos na análise teórica, e que mostram que a perda de desempenho é desprezível quando o instante ótimo de amostragem está disponível.

1.2.2 Parte II: O Canal MIMO

Capítulo 4: Receptores Iterativos para Canais Seletivos e Quasi-Estáticos

Aqui, introduzimos dois esquemas diferentes de recepção iterativa, para modulação codificada espaço-temporal e canais seletivos em frequência com desvanecimento quasi-estático. Ambos os esquemas operam de forma semi-cega e fazem uso do algoritmo da maximização da esperança (EM) para estimar o canal desconhecido. A diferença entre os dois métodos está no fato de que detecção e decodificação de máxima-*a-posteriori* (MAP) é realizada sobre uma supertreliça ou sobre treliças separadas.

Os dois esquemas são então comparados em termos de complexidade de treliça, que está diretamente relacionada com a complexidade computacional, e nível de diversidade, o qual está diretamente relacionado com a taxa de erro de bit. Mostramos que o método usando a supertreliça demanda menos esforço computacional e tem convergência mais veloz, mas, por outro lado, o método baseado nas treliças separadas é capaz de atingir um nível de diversidade mais elevado e, assim, uma menor taxa de erro de bit. Exploramos essa relação custo-benefício com exemplos e simulações computacionais. Estes mostram que, em geral, a supertreliça é uma solução mais interessante do que as treliças separadas.

Capítulo 5: Um Receptor para Canais Variantes no Tempo Baseado em Cadeias de Markov

No Capítulo 5 discutimos um receptor que explora um modelo baseado em cadeias de

Markov para o canal MIMO com desvanecimento plano e seletivo no tempo, e modulação codificada espaço-temporal. Baseados em um modelo para a magnitude e um modelo para a fase de um canal SISO com desvanecimento Rayleigh, construímos um novo modelo Markoviano para o canal MIMO. Em seguida, introduzimos o equacionamento de um estimador para as probabilidades dos estados do canal, e um decodificador de máxima-*a-posteriori* que explora esta informação. Assim, estimação e decodificação verdadeiramente turbo pode ser realizada, ao contrário dos típicos métodos baseados no algoritmo EM para canais MIMO com desvanecimento plano e seletivo no tempo.

Em seguida introduzimos uma versão de complexidade computacional reduzida para o receptor baseado em cadeias de Markov, e então comparamos seu desempenho com o de um receptor baseado no algoritmo EM, para uma série de diferentes produtos Doppler. Os resultados de simulação mostram que o receptor baseado no algoritmo EM é uma melhor opção para canais lentos, porém o receptor baseado em cadeias de Markov apresenta uma maior habilidade para acompanhar as variações de um canal com desvanecimento rápido, típico de um ambiente com alta mobilidade de usuário.

Capítulo 6: Conclusões e Trabalhos Futuros

No sexto e último capítulo revisamos os principais resultados e contribuições introduzidos aqui, e discutimos uma série de sugestões para trabalhos futuros.

Parte I

O Canal SISO

Capítulo 2

Estimação, Detecção e Decodificação

Turbo Combinadas para Canais

Discretos

2.1 Introdução

Dois dos fatores que impõem os maiores limites no desempenho de um sistema prático de comunicações são a interferência entre os símbolos (IES), ou seletividade em frequência, e a presença de ruído aditivo. As soluções típicas para o combate de cada um desses problemas são, respectivamente, o projeto de equalizadores [1] e de códigos corretores de erros [7]. Por longos anos costumou-se estudar e combater cada uma destas duas instâncias em separado, sem interação entre os processos de equalização e decodificação. Entretanto, a partir de 1993, e após a introdução dos códigos turbo [20], houve uma importante mudança de foco. Desde então tem havido um esforço considerável em aplicar o princípio turbo [20] no caso de equalização e decodificação iterativa. Pode-se dizer que o trabalho pioneiro na área foi apresentado em [21], onde um dos codificadores constituintes foi substituído pelo canal, o qual pode ser visto como uma máquina de estados. Os avanços seguintes foram em sua maioria na tentativa de diminuir a complexidade computacional do esquema, como por exemplo [22–24], onde o equalizador baseado na treliça do canal é substituído por versões mais simples. Porém, um outro grupo de pesquisadores, como [25, 26], seguiu no intuito de

fazer o desempenho do esquema de equalização e decodificação iterativa [21] se aproximar ainda mais da capacidade do canal com IES [54]. Em [25, 26], além dos autores manterem o equalizador baseado na treliça do canal, o chamado equalizador MAP¹, o codificador convolucional usado em [21] é substituído por um codificador turbo, o qual propicia um maior ganho de codificação.

Porém, em um sistema prático de comunicações digitais é muito provável que o canal com IES seja desconhecido ou variante no tempo. Tanto em [22, 23] como em [26], os autores procuraram soluções para incorporar a estimação do canal dentro do processamento iterativo entre equalização e decodificação. O primeiro trabalho considera equalizadores baseados em filtragem transversal, e algoritmos tradicionais como o LMS e o RLS [55] para a estimação do canal, onde o foco é um receptor com baixa complexidade. Em [26] o foco é se aproximar da capacidade de canal, e o autor considera uma alternativa cega, baseada em detecção MAP e turbo decodificação iterativa, onde o princípio turbo também é aplicado na estimação do canal, que é feita usando-se o algoritmo de Baum-Welch [34–36].

O algoritmo de Baum-Welch é um método para calcular o modelo oculto de Markov [50] que maximiza localmente a probabilidade que uma dada seqüência tenha sido gerada pelo modelo. Entretanto, embora o algoritmo de Baum-Welch sempre convirja para um máximo, o método cego proposto em [26] não pode garantir convergência global para qualquer canal com IES. Além do mais, a probabilidade que o método proposto em [26] caia em um máximo local aumenta com o aumento do comprimento da IES. Técnicas baseadas em restrições lineares, como a introduzida em [37], podem ser utilizadas em conjunto com o esquema proposto em [26] para combater a questão da má-convergência deste, porém às expensas de um aumento na complexidade computacional.

Nosso objetivo neste capítulo é propor um método, simples computacionalmente, que possa garantir a convergência do esquema cego em [26], e assim permitir a sua utilização em condições mais práticas, como no caso de um sistema de comunicações móveis.

Assim, propomos um método semi-cego que, como será mostrado através de exaustivas simulações computacionais, minimiza a probabilidade de má convergência, e reduz

¹Daqui em diante usaremos o termo detecção para o processo de equalização de máxima-*a-posteriori* (MAP), com intuito de não gerar confusão entre as técnicas de equalização linear e não-linear baseadas em filtragem transversal [1].

consideravelmente o custo computacional quando comparado com o esquema cego em [26]. Além disso, a redução na complexidade computacional aumenta com o aumento do comprimento da IES, enquanto que a degradação na taxa líquida de informação (devida aos símbolos conhecidos) é insignificante. Uma vez que o método semi-cego é capaz de minimizar a probabilidade de má-convergência inerente ao esquema cego, investigamos o seu desempenho considerando um canal com desvanecimento Rayleigh quasi-estático [4]. Nossas simulações mostram que, mesmo para blocos de informação bastante curtos, o esquema semi-cego proposto apresenta um desempenho bastante promissor.

Este capítulo é organizado da seguinte maneira. Na Seção 2.2 introduzimos o modelo do sistema a ser considerado. A Seção 2.3 discute a interação entre os blocos de estimação de canal, detecção e decodificação, além de como os poucos símbolos conhecidos são levados em conta no esquema semi-cego. Simulações computacionais, comparando o esquema semi-cego proposto e o esquema cego em [26], são apresentadas na Seção 2.4. Na Seção 2.5 aplicamos o método semi-cego no caso de um canal com desvanecimento Rayleigh quasi-estático, e investigamos o seu desempenho considerando diferentes comprimentos para o bloco de informação e para o número de símbolos conhecidos dentro deste bloco. Por fim, a Seção 2.6 fecha o presente capítulo com os nossos comentários finais.

2.2 Modelo do Sistema

Assuma que o canal discreto equivalente, com IES, é modelado como o filtro transversal em tempo discreto (DTTF) de Forney [56], com coeficientes h_n e saída v_k definida como:

$$v_k = \sum_{n=0}^L h_n x_{k-n} + n_k, \quad (2.1)$$

onde $x_k \in \{-1, 1\}$ é a seqüência de entrada do canal, e corresponde aos dados codificados modulados em BPSK, e n_k é uma seqüência de ruído branco, com média nula e variância σ^2 . O canal com IES tem comprimento $L + 1$. A fonte u_k é uma variável aleatória binária simétrica, independente e identicamente distribuída. Os bits de informação u_k são codificados usando um código turbo paralelo padrão de taxa $1/3$ [20], com um entrelaçador de comprimento M , e dois codificadores constituintes de taxa $R = 1/2$ e com matriz geradora $G(D) = \left[1; \frac{1+D+D^2+D^3}{1+D^2+D^3}\right]$. Após os bits terem sido codificados, eles são agrupados e proces-

sados por um entrelaçador de canal de comprimento J , formando a seqüência x_k que será enviada através do canal equivalente discreto (2.1), como é esquematicamente mostrado na Figura 2.1.

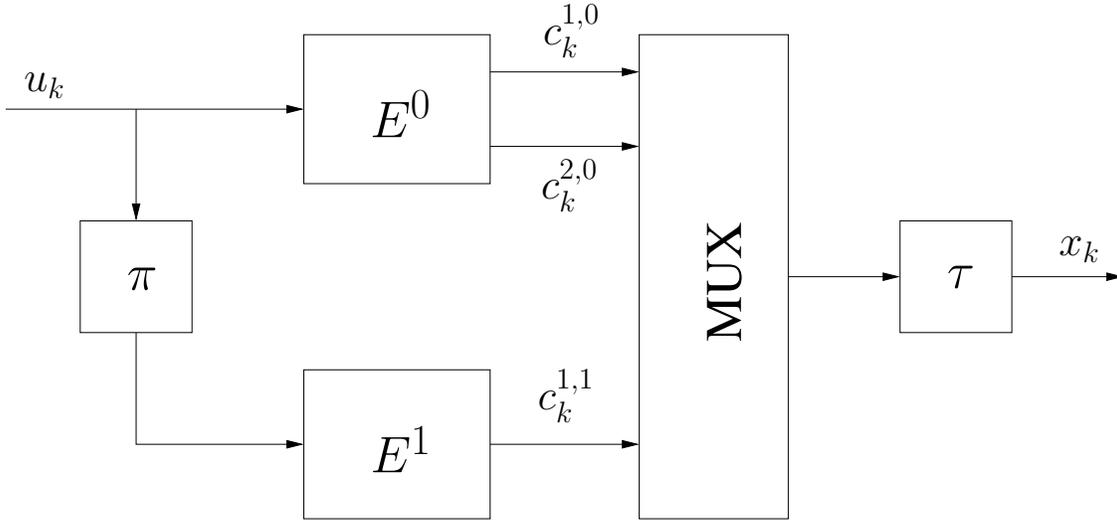


Figura 2.1: Codificador turbo paralelo de taxa 1/3, onde E^0 e E^1 são os codificadores convolucionais constituintes, π é o entrelaçador do codificador turbo, τ é o entrelaçador do canal, u_k são os bits de entrada, $c_k^{i,j}$ os bits codificados, e x_k são os símbolos BPSK que serão transmitidos pelo canal com IES.

Consideramos dois casos para o canal com IES. O primeiro é o caso onde os coeficientes do canal não mudam com o tempo. Este modelo caracteriza um enlace fixo de comunicações, e é usado apenas para comparar o esquema semi-cego com o esquema cego introduzido em [26]. No segundo caso, os coeficientes do canal são quasi-estáticos, permanecendo constantes durante a duração de um bloco de informação, e mudam de maneira independente entre um bloco e outro. Este modelo para canais seletivos quasi-estáticos compreende os chamados canais com desvanecimento em bloco [4], e é extremamente útil para descrever alguns dos padrões de comunicações móveis em uso atualmente [3]. Devido aos problemas de convergência apresentados pelo esquema cego introduzido em [26], este último modelo para o canal com IES será usado somente na avaliação do esquema semi-cego proposto neste capítulo.

Na Figura 2.2 apresentamos o diagrama de blocos para o receptor proposto em [26], que consiste em três blocos básicos: o detector, que diz respeito ao canal com IES; e os dois decodificadores correspondentes a cada um dos codificadores convolucionais constituintes

do código turbo. Cada bloco calcula informação extrínseca a respeito dos dados recebidos, e esta é passada aos outros blocos onde será então usada como informação *a priori* [26]. O processo continua iterativamente como num esquema de decodificação turbo padrão [20,30], com a diferença que cada uma das iterações inclui não apenas uma passagem por cada um dos dois decodificadores constituintes, mas também pelo detector.

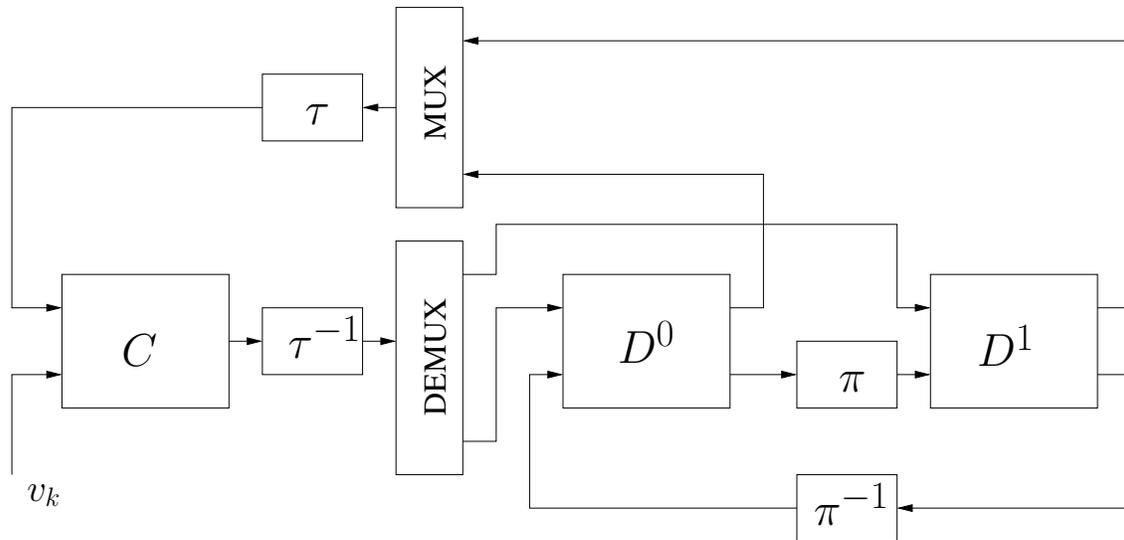


Figura 2.2: Diagrama de blocos para o receptor, onde D^0 e D^1 são os decodificadores constituintes, C é o bloco do canal (responsável tanto pela estimação dos coeficientes como pela detecção dos dados transmitidos), v_k são os símbolos recebidos, π é o entrelaçador do codificador, e τ é o entrelaçador do canal.

2.3 Estimação, Detecção e Decodificação Combinadas

A detecção (equalização MAP) e a turbo decodificação são realizadas através da treliça do canal com IES e das treliças dos codificadores convolucionais constituintes [25,26], ao passo que o cálculo da informação extrínseca a ser determinada em cada bloco segue o algoritmo proposto em [25]. Maiores detalhes sobre este equacionamento, que não é a contribuição deste capítulo, podem ser encontrados em [20, 25, 26, 30, 57].

Nosso foco neste capítulo está em resolver a má convergência na estimação do canal. Estimação esta que é realizada usando-se o algoritmo de Baum-Welch [34–36] sobre o modelo oculto de Markov definido pela treliça com 2^L estados correspondente ao canal

com IES. A aplicação do algoritmo de Baum-Welch neste caso resulta em um processo de estimação iterativa dos parâmetros do canal necessários para a detecção e a decodificação. Estes parâmetros são $v(e)$, a saída do canal associada a um dado ramo e da treliça do canal, e σ^2 , a variância do ruído.

As recursões que definem o algoritmo de Baum-Welch no nosso caso podem ser escritas como [26, 36, 37]:

$$\alpha_k(s) = \sum_{e: s^E(e)=s} \alpha_{k-1} [s^S(e)] p [v_k|e], \quad (2.2)$$

para $1 \leq k \leq J + L$, e

$$\beta_k(s) = \sum_{e: s^S(e)=s} \beta_{k+1} [s^E(e)] p [v_{k+1}|e], \quad (2.3)$$

para $J + L - 1 \geq k \geq 0$, onde

$$p [v_k|e] = \frac{1}{\sigma_{(i-1)} \sqrt{2\pi}} \exp \left(-\frac{(v_k - v(e)^{(i-1)})^2}{2\sigma_{(i-1)}^2} \right), \quad (2.4)$$

$s^S(e)$ e $s^E(e)$ representam os estados inicial e final associados com um dado ramo, e , na treliça do canal, e onde $v(e)^{(i-1)}$ e $\sigma_{(i-1)}^2$ são as estimativas dos parâmetros $v(e)$ e σ^2 obtidas na iteração anterior.

Se considerarmos que o canal com IES é levado ao estado 0 ao final do bloco de informação, então as recursões acima podem ser inicializadas como $\alpha_0(0) = 1$, $\beta_{J+L}(0) = 1$, e $\alpha_0(s) = 0$, $\beta_{J+L}(s) = 0$ para $s \neq 0$. As probabilidades de transição de cada um dos ramos na treliça do canal podem ser calculadas como [26, 37]:

$$P_k(e|E) = \frac{1}{P(v_1 \cdots v_{J+L})} \alpha_{k-1} [s^S(e)] p [v_k|e] \beta_k [s^E(e)], \quad (2.5)$$

e os parâmetros atualizados $v(e)^{(i)}$ e $\sigma_{(i)}^2$ como [26, 37]:

$$v(e)^{(i)} = \frac{\sum_{k=1}^J P_k(e|E) v_k}{\sum_{k=1}^J P_k(e|E)}, \quad (2.6)$$

e

$$\sigma_{(i)}^2 = \frac{1}{J} \sum_{k=1}^J \sum_e P_k(e|E) (v(e)^{(i)} - v_k)^2. \quad (2.7)$$

No método cego de estimação, detecção e decodificação combinadas proposto em [26], uma estimativa inicial do canal é obtida rodando-se $BW = i$ iterações do algoritmo

de Baum-Welch. Chamaremos esta fase de “BW inicial”². Após o BW inicial, a estimativa do canal é refinada em cada uma das iterações do método de detecção e decodificação combinadas, como apresentado em [26], que consiste em uma iteração do algoritmo de Baum-Welch, seguida de uma iteração do decodificador turbo. Chamamos esta fase de “estimação, detecção, e decodificação combinadas”.

No esquema semi-cego que propomos, os primeiros T_r bits do bloco de informação são considerados conhecidos. Portanto, os primeiros T_r bits sistemáticos e os primeiros T_r bits codificados na saída do primeiro codificador constituinte também são conhecidos. O entrelaçador de canal vai posicionar estes $2 \times T_r$ símbolos conhecidos ao longo do bloco de símbolos a serem transmitidos numa forma que depende das características do próprio entrelaçador. Inserir os símbolos conhecidos antes do processo de codificação permite que esta informação *a priori* seja usada não somente no processo de estimação, mas também no processo conjunto de detecção e decodificação³. Note também que, devido a essa informação *a priori*, as equações apresentadas em [26] precisam ser modificadas. Mais especificamente, para cada uma das treliças (tanto no detector como nos decodificadores constituintes) as probabilidades de transição de cada um dos ramos correspondentes a um símbolo conhecido devem ser fixadas em 1, da mesma forma como foi feito em [58, 59] para o caso apenas de estimação de canal.

2.4 A Estrutura Semi-Cega vs. A Estrutura Cega

Nesta seção investigamos o desempenho do receptor semi-cego quando usado em um enlace de comunicações estático, e comparamos os resultados com aqueles do receptor cego proposto em [26]. Dois canais diferentes são considerados, um com 2 e o outro com 5 coeficientes, os quais foram usados em [26]. Além do mais, separamos a análise em duas partes para cada um dos canais. Na primeira nos concentramos na estimação do canal, ou

²Na Seção 2.5 veremos que, para a convergência no sentido da decodificação, o mínimo erro médio quadrático aceitável após a estimação inicial pode ser de algumas ordens de magnitude menor do que a variância do ruído. Este ponto extremamente ruidoso de operação justifica o uso do algoritmo de Baum-Welch ao invés de outras técnicas mais convencionais de estimação de canal, como, por exemplo, o algoritmo LMS [55].

³Veja o Apêndice B para uma comparação entre o método de inserção de pilotos usado neste capítulo e o método tradicional, onde os símbolos conhecidos são inseridos após a codificação.

na fase BW inicial como definimos na seção anterior. Em seguida, dado que um número de iterações foi realizado na fase BW inicial e que uma primeira estimativa do canal está disponível, consideramos a convergência no sentido da decodificação, a fase de “estimação, detecção e decodificação combinadas” como descrito na Seção 2.3.

2.4.1 Canal com 2 Coeficientes - Fase BW Inicial

Considere o canal com 2 coeficientes utilizado em [26], $h_0 = \sqrt{0.5}$, $h_1 = -\sqrt{0.5}$, o qual é o canal com 2 coeficientes que introduz a mais severa IES [54]. Quando o algoritmo de Baum-Welch é aplicado na forma cega (como em [26]) para estimar os parâmetros do canal, 20% dos blocos sofrem de má-convergência, apresentando uma ambiguidade de π radianos na fase. Note porém que em [26] o canal com IES é sempre levado ao estado 0 através do uso de alguns bits adicionais. Além disso, o estado inicial também é sempre o estado 0. Este conhecimento (condições de contorno) é explorado pelo algoritmo de Baum-Welch, e explica porque apenas 20% dos blocos apresentam problemas de convergência. Se estas condições fossem removidas, a probabilidade de má convergência seria de 50%. Esta dificuldade de convergência foi o que motivou a inserção de alguns poucos símbolos conhecidos dentro do bloco de informação (esquema semi-cego) para minimizar a probabilidade de má-convergência.

Assim, aplicando-se o esquema semi-cego proposto, somos capazes de obter estimativas quasi-perfeitas dos parâmetros do canal para 100% dos 1000 blocos simulados, com um número de símbolos conhecidos de $T_r \geq 16$ bits de informação, e, como em [26], um bloco de bits de informação de comprimento $M = 16384$ bits. A Figura 2.3 mostra a evolução da estimativa dos coeficientes em função do número de iterações, para um número de símbolos conhecidos de $T_r = \{16, 32, 163\}$ e $E_b/N_0 = 0.75$ dB⁴. Fica claro pela Figura 2.3 que a complexidade computacional pode ser reduzida se utilizarmos um número maior de símbolos conhecidos: para $T_r = 163$, menos do que 30 iterações do algoritmo de Baum-Welch são necessárias para se obter uma estimativa quasi-perfeita dos parâmetros do canal para 100% dos 1000 blocos simulados, a um custo de apenas 1% da taxa de informação transmitida sobre o canal.

⁴Supondo que a energia dos símbolos transmitidos através do canal seja unitária, a relação E_b/N_0 é definida como $(R \cdot 2\sigma^2)^{-1}$, onde R é a taxa do código e σ^2 é a variância do ruído.

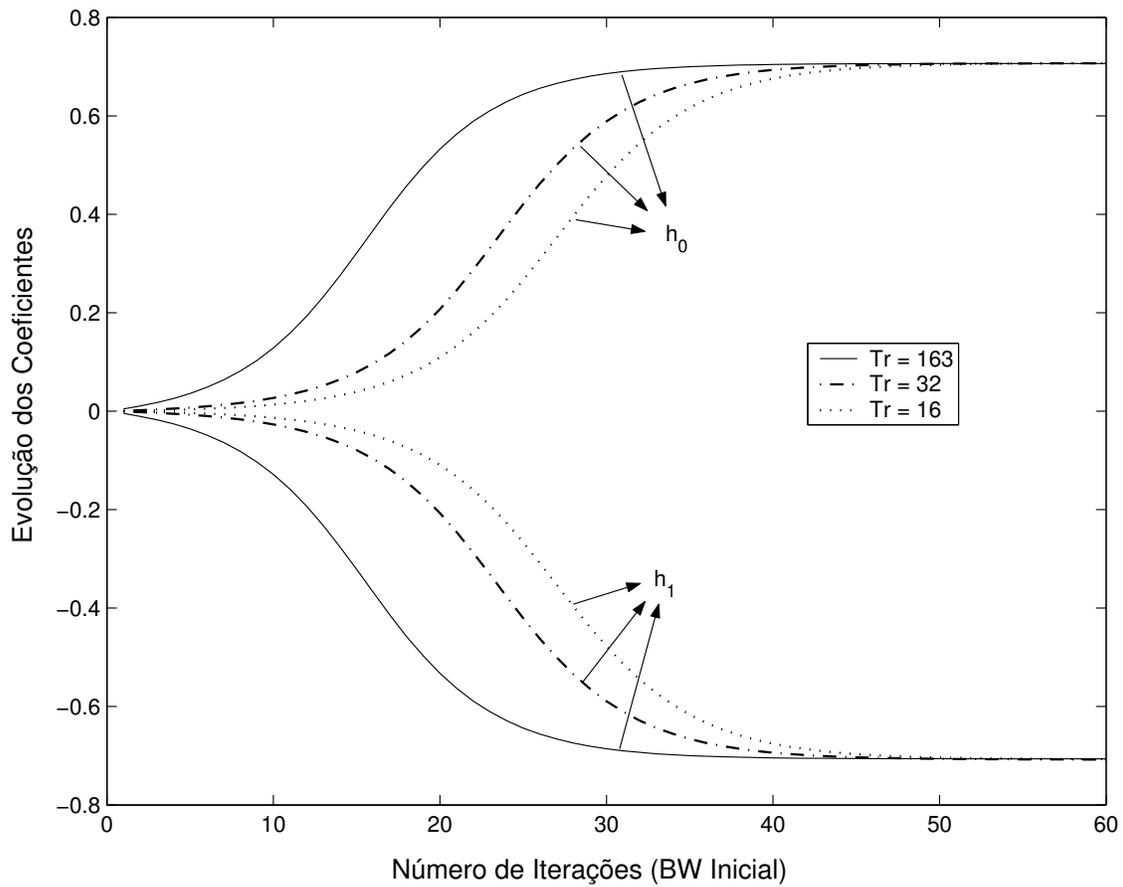


Figura 2.3: Evolução da estimativa dos coeficientes como função do número de iterações na fase BW inicial, para o canal com IES: $[h_0 = \sqrt{0.5}, h_1 = -\sqrt{0.5}]$, $E_b/N_0 = 0.75$ dB, e um número de bits conhecidos de $T_r = \{163; 32; 16\}$ bits. As curvas representam a média de mais de 48 milhões de símbolos transmitidos sobre o canal.

2.4.2 Canal com 2 Coeficientes - Fase de Estimação, Detecção, e Decodificação Combinadas

Agora consideramos que um certo número de iterações é realizado na fase BW inicial, e então a fase de estimação, detecção e decodificação combinadas é iniciada, onde um outro número de iterações há de ser realizado para se atingir a convergência no sentido da decodificação. Nesta seção consideraremos sempre que o número de símbolos conhecidos dentro do bloco de informação é de $T_r = 163$ bits (onde o bloco tem comprimento 16384 bits).

A Figura 2.4 contém uma comparação entre o número de iterações do algoritmo de

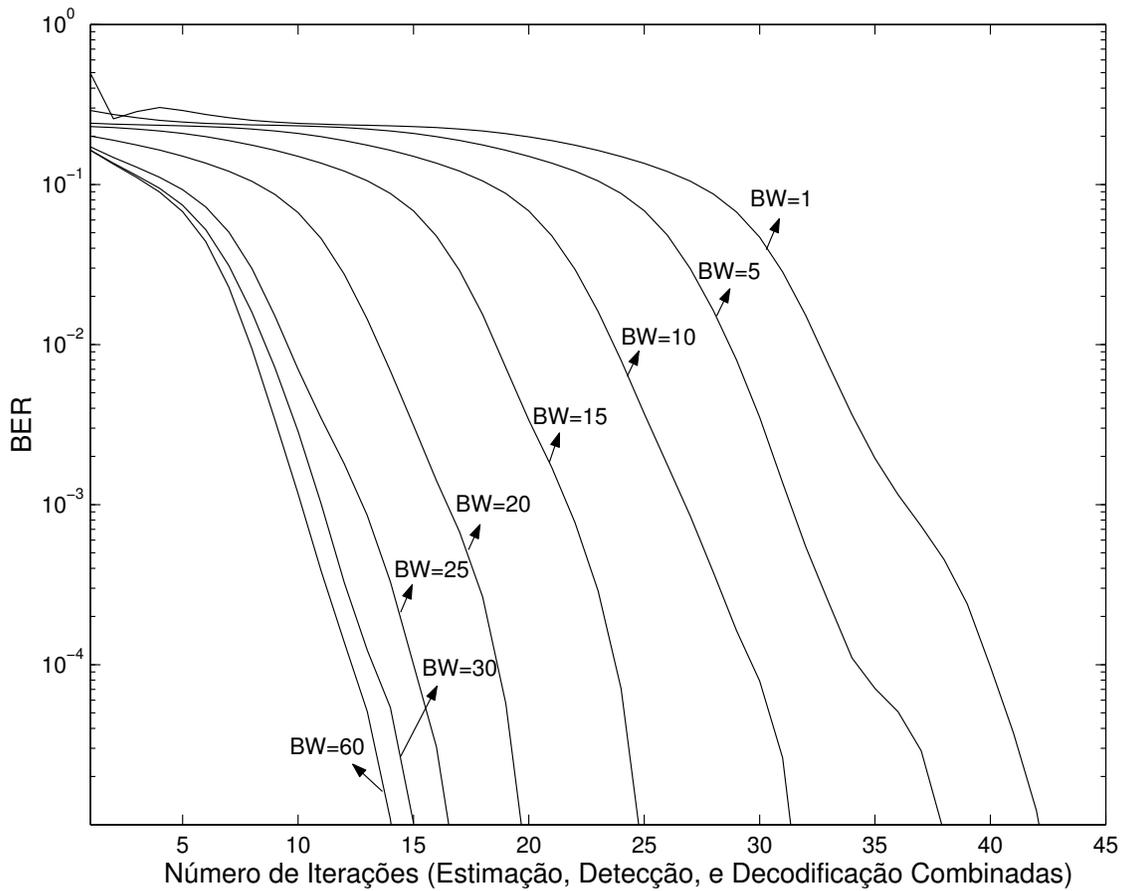


Figura 2.4: Taxa de erro de bit (BER) versus o número de iterações na fase de estimação, detecção, e decodificação combinadas, para o método semi-cego, o canal com IES: $[h_0 = \sqrt{0.5}, h_1 = -\sqrt{0.5}]$, e utilizando-se o código turbo de taxa $1/3$. Para cada uma das curvas uma estimativa inicial dos parâmetros do canal (fase BW inicial) é obtida após $BW = i$ iterações do algoritmo de Baum-Welch, onde $i \in \{1, 5, 10, 15, 20, 25, 30, 60\}$. Após a fase BW inicial, a fase de estimação, detecção e decodificação combinadas é iterada o número de vezes mostrado no eixo X do gráfico. O número de símbolos conhecidos dentro do bloco de informação é de $T_r = 163$ bits, e $E_b/N_0 = 0.75$ dB. As curvas representam a média de mais de 48 milhões de símbolos transmitidos através do canal.

Baum-Welch usadas na fase BW inicial, e o número de iterações necessárias na fase de estimação, detecção e decodificação combinadas, para se obter a convergência na decodificação. O código turbo usado nas simulações é aquele apresentado na Seção 2.2, e $E_b/N_0 = 0.75$ dB.

Note que o número total de iterações (da fase BW inicial somadas com as da fase de estimação, detecção e decodificação combinadas) necessárias para convergência é menor do

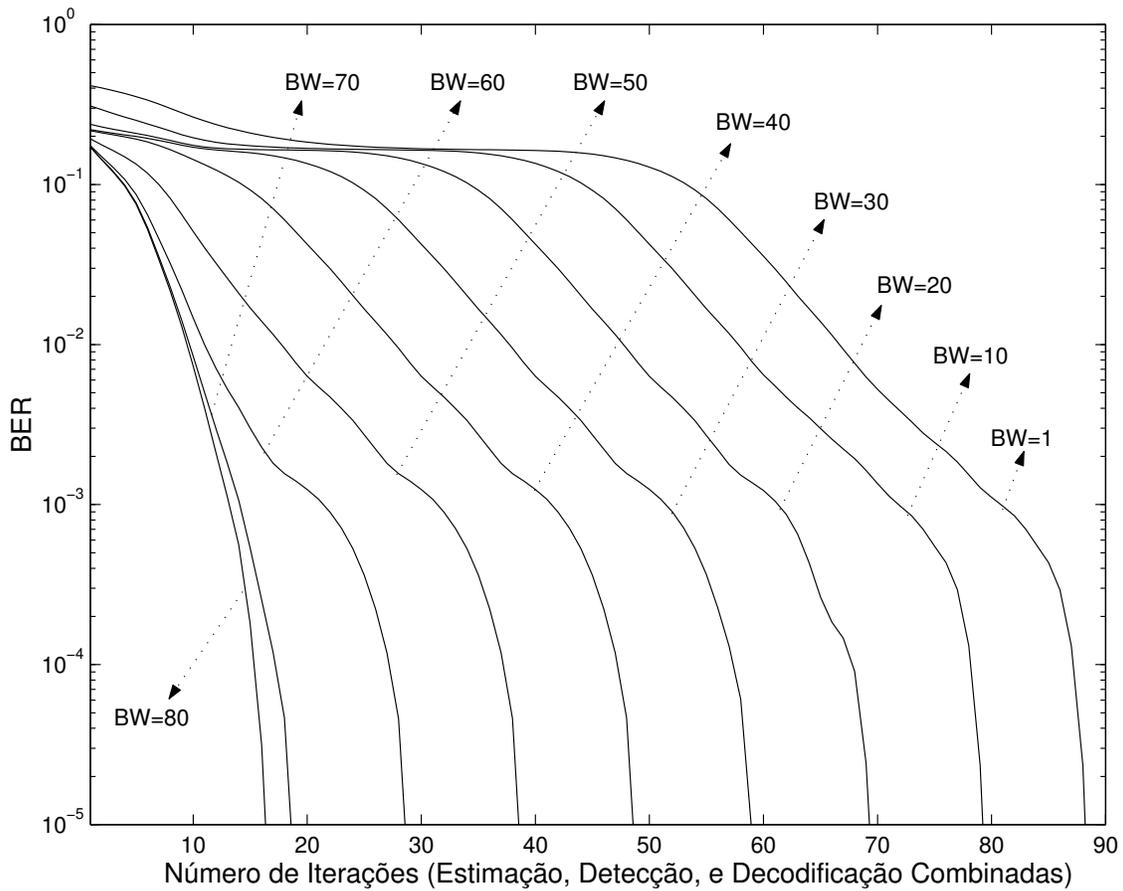


Figura 2.5: Taxa de erro de bit (BER) versus o número de iterações na fase de estimação, detecção e decodificação combinadas, para o método cego, o canal com IES: $[h_0 = \sqrt{0.5}, h_1 = -\sqrt{0.5}]$, e utilizando-se o código turbo de taxa $1/3$. Para cada uma das curvas uma estimativa inicial dos parâmetros do canal (fase BW inicial) é obtida após $BW = i$ iterações do algoritmo de Baum-Welch, onde $i \in \{1, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80\}$. Após a fase BW inicial, a fase de estimação, detecção e decodificação combinadas é iterada o número de vezes mostrado no eixo X do gráfico. O sistema opera cegamente e usa o método para detectar ambiguidades de π radianos na fase descrito em [26]. A relação sinal-ruído é $E_b/N_0 = 0.8$ dB. As curvas representam a média de mais de 48 milhões de símbolos transmitidos através do canal.

que 45 quando o número de iterações na fase BW inicial é menor do que 30. Isto quer dizer que o método semi-cego proporciona uma diminuição de mais de 50% no número total de iterações quando comparado com o método cego proposto em [26], o qual requer um total de 90 iterações para convergência quando o número de iterações na fase BW inicial é menor do que 30, como podemos verificar na Figura 2.5.

Além do mais, para o método semi-cego, a relação E_b/N_0 necessária para convergência é 0.05 dB menor do que a requerida pelo método cego descrito em [26]. Como podemos ver na Figura 2.6, na qual assumimos que 30 iterações são realizadas na fase BW inicial, uma E_b/N_0 de 0.75 dB é necessária para convergência no sentido da decodificação. Para o caso do método cego, uma $E_b/N_0 = 0.8$ dB é requerida para convergência (veja os resultados para o método 1 em [26, Figura 7]). Do cálculo da capacidade de canal [54], pode-se mostrar que apenas 30% deste melhoramento, *i.e.* 0.015 dB, vêm da redução de 1% na taxa líquida de informação a ser transmitida⁵. Portanto, os outros 70% da melhoria (*i.e.* 0.035 dB) resultam do desempenho superior do esquema semi-cego em relação ao esquema cego em termos de convergência.

2.4.3 Canal com 5 Coeficientes - Fase BW Inicial

Para o caso do canal com 2 coeficientes, o sistema proposto em [26] é capaz de resolver o problema da má convergência do método cego. Isto é feito através de um esquema para detectar ambiguidades de π radianos (característica de canais com apenas 2 coeficientes), o que permite determinar se houve um erro na estimação do canal, e reinicializar o método de detecção e decodificação combinadas com a fase correta. Entretanto, para canais com mais de 2 coeficientes, as soluções locais encontradas pelo algoritmo de Baum-Welch não se restringem apenas a ambiguidades de π radianos em relação à fase da solução ótima. Uma solução local nesse caso pode ser completamente diferente da solução global. Este fato degrada seriamente o desempenho do método proposto em [26] no caso de canais com mais de 2 coeficientes.

Para melhorar o desempenho do esquema cego nestes casos é possível aplicar o método proposto em [37], onde os autores fazem uso de um modelo paramétrico para o canal, como por exemplo aquele dado por (2.1), e introduzem um conjunto de restrições lineares que melhoram consideravelmente a confiabilidade da estimação dos parâmetros usando o algoritmo de Baum-Welch.

Resumidamente, o método proposto em [37] é, ao final de cada iteração, calcular a

⁵Note que, no esquema semi-cego, 163 bits são considerados conhecidos dentro do bloco de 16384 bits de informação. Assim, a taxa total é reduzida de 1/3 para 0.99/3.

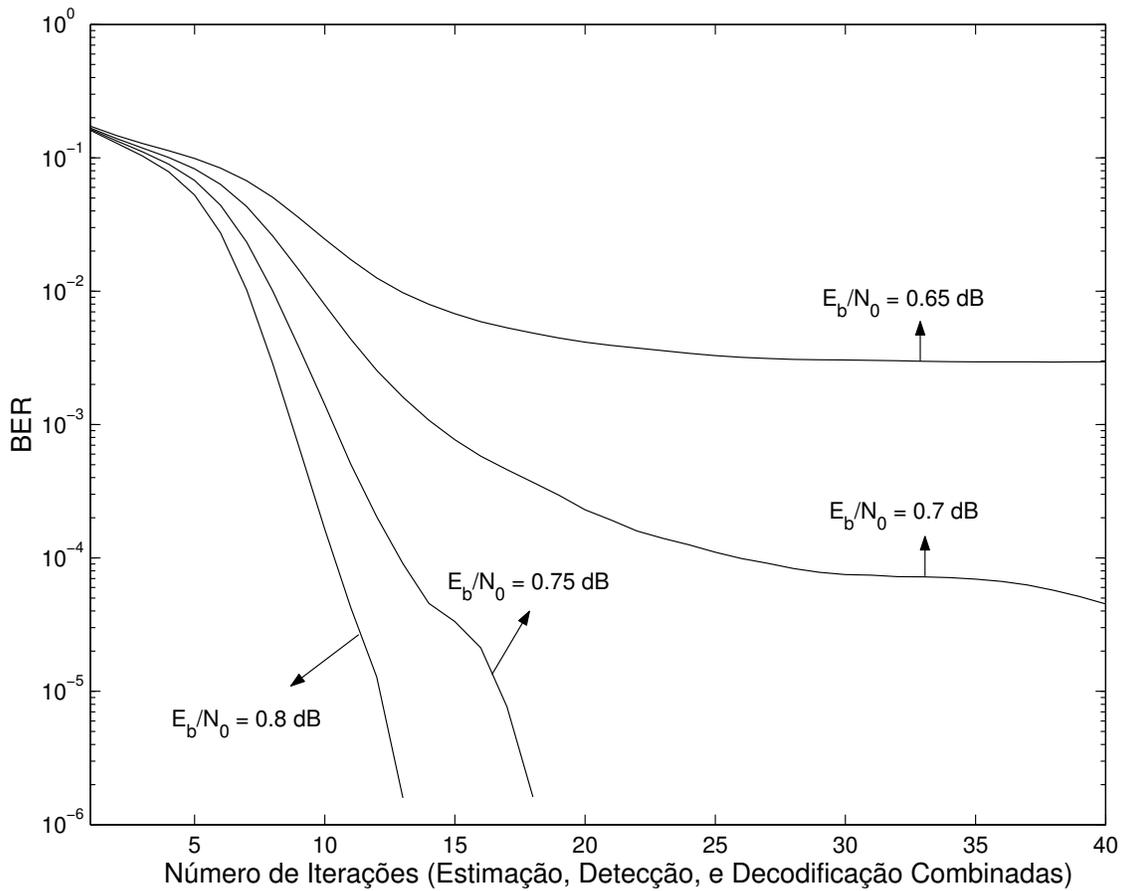


Figura 2.6: Taxa de erro de bit (BER) versus o número de iterações na fase de estimação, detecção e decodificação combinadas, para o método semi-cego, o canal com IES: $[h_0 = \sqrt{0.5}, h_1 = -\sqrt{0.5}]$, e utilizando-se o código turbo de taxa 1/3. BW = 30 iterações são realizadas na fase BW inicial. O conjunto de relações E_b/N_0 considerado é [0.65; 0.70; 0.75; 0.80] dB. As curvas representam a média de mais de 60 milhões de símbolos transmitidos através do canal.

estimativa de mínimos quadrados para os coeficientes do modelo dado por (2.1) que melhor reproduza o modelo oculto de Markov identificado pelo algoritmo de Baum-Welch, e então recalcular o modelo Markoviano para o novo conjunto de coeficientes obtidos. Em outras palavras, é transferir a treliça para o modelo oculto de Markov que representa o canal (que em geral não pode ser reproduzida livre de erro por um sistema linear como (2.1)), para um modelo baseado em filtragem transversal. Em seguida, constrói-se a nova treliça para o canal baseada neste conjunto de novos coeficientes. Esta será a treliça que será usada na próxima iteração, tanto para refinar a estimativa dos parâmetros do canal, como para realizar a detecção. Seguindo-se este procedimento, os autores de [37] provaram que o algoritmo de

Baum-Welch sempre converge para o máximo global, a menos de uma ambiguidade de π radianos. Assim, usando-se deste conjunto de restrições lineares, o método cego é capaz de convergir para qualquer canal com IES, não apenas aqueles com 2 coeficientes.

Entretanto, a desvantagem de se usar o método das restrições lineares em [37] é que o número de iterações requeridas na fase BW inicial é muito grande. A Figura 2.7 mostra que, para o canal com 5 coeficientes: [$h_0 = \sqrt{0.45}$, $h_1 = \sqrt{0.25}$, $h_2 = \sqrt{0.15}$, $h_3 = \sqrt{0.1}$, $h_4 = \sqrt{0.05}$] utilizado em [25] e [26], e assumindo um bloco de informação de $M = 9997$ bits e $E_b/N_0 = 2.3$ dB como em [26], mais do que 100 iterações são necessárias, em média, para se obter uma estimativa inicial dos coeficientes do canal. Por outro lado, como podemos ver também na Figura 2.7, usando-se o método semi-cego proposto aqui, com apenas $T_r = 300$ símbolos conhecidos, um pouco menos do que 20 iterações na fase BW inicial são suficientes para se obter uma ótima estimativa dos parâmetros do canal para 100% dos 1000 blocos simulados.

2.4.4 Canal com 5 Coeficientes - Fase de Estimação, Detecção e Decodificação Combinadas

Considere que 30 iterações tenham sido realizadas na fase BW inicial para se obter uma primeira estimativa do canal no caso do esquema semi-cego. Como mostrado na Figura 2.7, isto nos levaria a uma estimativa inicial muito próxima dos reais valores dos coeficientes do canal. A seguir, verificamos que apenas outras 7 iterações em média (15 no pior caso) são necessárias na fase de estimação, detecção e decodificação combinadas para atingir a convergência no sentido da decodificação para 100% dos 1000 blocos simulados. Para o esquema cego proposto em [26], com a adição das restrições lineares introduzidas em [37], cerca de 130 iterações são necessárias na fase BW inicial, e, em média outras 8.3 iterações (21 no pior caso) na fase de estimação, detecção e decodificação combinadas para atingir a convergência no sentido da decodificação.

Para o canal com 5 coeficientes, e o código turbo usado nestas simulações, a fase de estimação, detecção, e decodificação combinadas tem cerca de duas vezes a complexidade computacional da fase BW inicial. Considerando-se também o acréscimo devido às restrições lineares no caso do método cego, o esquema semi-cego proposto neste capítulo

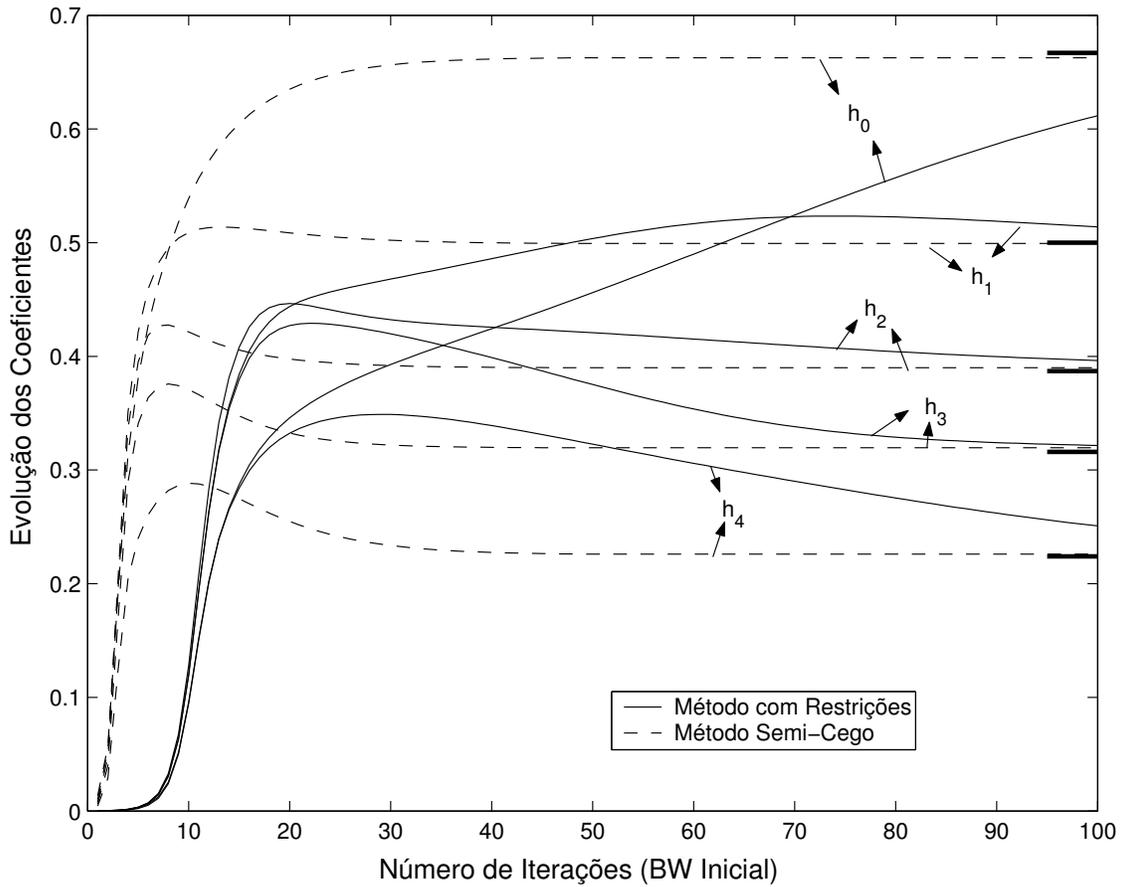


Figura 2.7: Evolução da estimativa dos coeficientes como função do número de iterações na fase BW inicial, para o canal com IES: $[h_0 = \sqrt{0.45}, h_1 = \sqrt{0.25}, h_2 = \sqrt{0.15}, h_3 = \sqrt{0.1}, h_4 = \sqrt{0.05}]$, onde $E_b/N_0 = 2.3$ dB e o número de símbolos conhecidos dentro do bloco de informação é de $T_r = 300$ bits. As linhas contínuas correspondem ao esquema cego [26] com as restrições lineares introduzidas em [37]. As linhas tracejadas correspondem ao método semi-cego proposto neste capítulo. Os valores corretos dos coeficientes do canal são mostrados como linhas grossas no canto direito do gráfico. As curvas representam a média de mais de 30 milhões de símbolos transmitidos através do canal.

tem apenas 30% da complexidade computacional do esquema cego introduzido em [26].

2.5 O Canal com Desvanecimento Rayleigh Quasi-Estático

Uma vez que ficou claro que o esquema semi-cego é capaz de solucionar o problema da má convergência inerente ao método cego proposto em [26], agora podemos aplicá-lo no caso de

um sistema de comunicações onde o meio varia com o tempo, mesmo que lentamente, como em alguns padrões de comunicações móveis [3]. Em especial, vamos considerar o caso de um canal com desvanecimento Rayleigh quasi-estático, onde o canal permanece constante durante um bloco de informação, e muda de maneira independente de um bloco para o outro. Dentro da literatura especializada [4] este tipo de canal também é conhecido como canal com desvanecimento em bloco. Novamente, como o método cego apresenta problemas de convergência para máximos locais, não consideraremos a sua aplicação nesta seção.

Além do mais, estamos supondo que o sistema precisa operar em tempo real (ou quasi-real), de modo que um atraso de decodificação muito longo é inaceitável. Portanto, é de nosso interesse investigar o desempenho do método semi-cego para blocos de informação mais curtos do que os investigados na seção anterior. Assim, supondo que a duração de um bloco de informação coincida com o comprimento do entrelaçador, consideramos entrelaçadores com comprimento variando entre 100 e 10000 símbolos de informação. Um conjunto de diferentes relações T_r/M é considerado de modo que possamos investigar as interações entre o número de símbolos conhecidos T_r e o comprimento do entrelaçador M de maneira justa.

Nas nossas simulações usamos o mesmo código turbo descrito na Seção 2.2, e consideramos o canal com 3 coeficientes: $[h_0 = \sqrt{1/3} \times f_0, h_1 = \sqrt{1/3} \times f_1, h_2 = \sqrt{1/3} \times f_2]$, onde $[f_0, f_1, f_2]$ são um conjunto de variáveis aleatórias Rayleigh, independentes e identicamente distribuídas. Note que, após um período longo de tempo, a soma da energia dos coeficientes é unitária e o canal pode ser dito passivo.

Assim como na seção anterior, separamos a análise em dois passos. No primeiro, nos concentramos na fase BW inicial, onde nosso foco é apenas a estimação dos parâmetros. Em seguida, no segundo passo, a fase de estimação, detecção e decodificação combinadas, investigamos a convergência no sentido da decodificação.

2.5.1 Fase BW Inicial

Devido à natureza variante no tempo do canal que estamos considerando, usaremos como métrica o erro médio quadrático (MSE) entre a estimativa para os coeficientes do canal e os valores verdadeiros destes coeficientes. Assim, as simulações apresentadas nesta seção mostram o MSE em função do número de iterações na fase BW inicial, para diferentes

comprimentos do bloco de informação, e número de símbolos conhecidos dentro deste bloco. O valor de E_b/N_0 correspondente a cada uma das figuras é sempre aquele requerido pela menor quantidade de símbolos conhecidos que permite a convergência (*i.e.* uma quantidade menor de símbolos conhecidos não leva à convergência mesmo que o valor de E_b/N_0 seja substancialmente aumentado).

A Figura 2.8 mostra o erro médio quadrático versus o número de iterações na fase BW inicial para o caso de um entrelaçador de comprimento $M = 100$ bits de informação⁶, número de símbolos conhecidos T_r variando de 1 a 20 bits, e $E_b/N_0 = 14.0$ dB. Como podemos ver na figura, um número de símbolos conhecidos de ao menos 10 bits (10% do bloco de informação) são necessários para se obter uma boa estimativa dos coeficientes do canal, e neste caso o número de iterações fica por volta de 10. Aumentar ainda mais o número de símbolos conhecidos não diminui o erro mínimo de estimação, porém acelera a convergência.

Na Figura 2.9 consideramos o caso onde o entrelaçador tem comprimento $M = 1000$ bits de informação, e mantendo-se as mesmas relações T_r/M como antes, o número de símbolos conhecidos dentro de um bloco de informação varia agora entre 10 e 200 bits, e $E_b/N_0 = 8.0$ dB. Com este aumento no tamanho do bloco de informação, o número de símbolos necessários para uma boa estimação do canal diminuiu para apenas $T_r = 3\%$ do bloco. Embora o número de iterações requerido para atingir a convergência tenha aumentado para cerca de 25, quando comparado com o caso em que $M = 100$ bits, o mínimo erro médio quadrático diminuiu. Aumentar ainda mais o número de símbolos conhecidos para além de $T_r = 30$ bits (3% do bloco de informação) não diminui este erro.

Da comparação entre as Figuras 2.8 e 2.9, fica claro que aumentar o comprimento do bloco de informação de $M = 100$ para $M = 1000$ bits leva a uma considerável melhora no desempenho. Na nossa última simulação nesta seção, aumentamos este comprimento para $M = 10000$, o que já não é realista se considerarmos uma aplicação não tolerante a longos atrasos, como sinais de voz por exemplo. Os resultados são mostrados na Figura 2.10 para o mesmo conjunto de relações T_r/M considerado nos dois casos anteriores, e para $E_b/N_0 = 7.5$ dB. O número de iterações requerido para atingir a convergência aumentou

⁶Lembre que consideramos que o comprimento do entrelaçador coincide com o tamanho do bloco de informação.

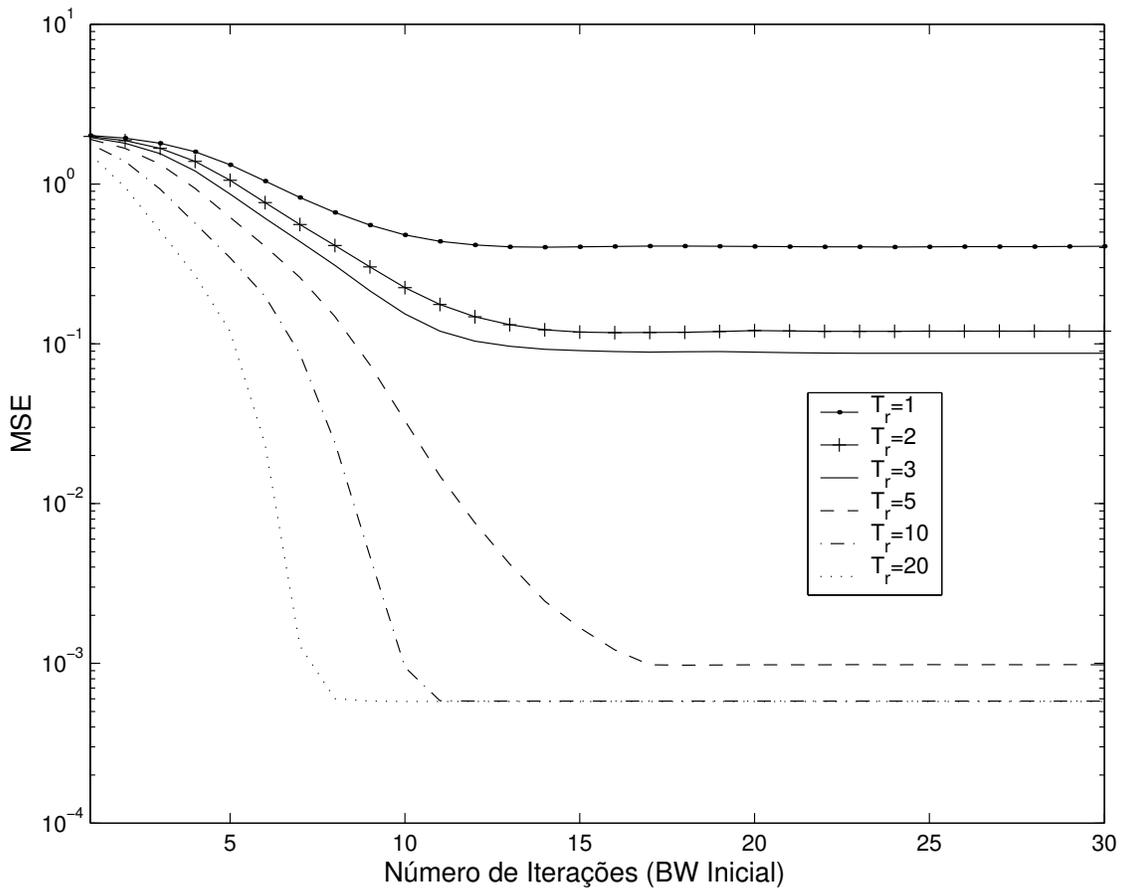


Figura 2.8: Erro médio quadrático (MSE) entre a estimativa e os valores reais dos coeficientes do canal, versus o número de iterações na fase BW inicial, para o caso do canal com 3 coeficientes: $[h_0 = \sqrt{1/3} \times f_0, h_1 = \sqrt{1/3} \times f_1, h_2 = \sqrt{1/3} \times f_2]$, onde $[f_0, f_1, f_2]$ são um conjunto de variáveis aleatórias Rayleigh, independentes e identicamente distribuídas. O bloco de informação tem comprimento $M = 100$ bits, o número de símbolos conhecidos varia entre 1% e 20% do comprimento do bloco de informação, e $E_b/N_0 = 14.0$ dB. As curvas representam a média de 500 diferentes realizações para o canal com desvanecimento Rayleigh quasi-estático.

novamente, agora para cerca de 40, e o mínimo erro médio quadrático diminuiu ainda mais. Como mostraremos na próxima seção, o aumento do tamanho do bloco de 1000 para 10000 bits leva a uma melhora de 0.5 dB em termos da curva da taxa de erro de bit, mas não reflete numa redução considerável do número de símbolos conhecidos dentro do bloco necessários para convergência. Neste caso, precisamos conhecer ao menos 2% dos símbolos, ao contrário de 3% no caso de $M = 1000$ bits. Note que este é um ganho muito menor quando comparado com a mudança de 10% para 3% quando o bloco de informação foi aumentado de $M = 100$

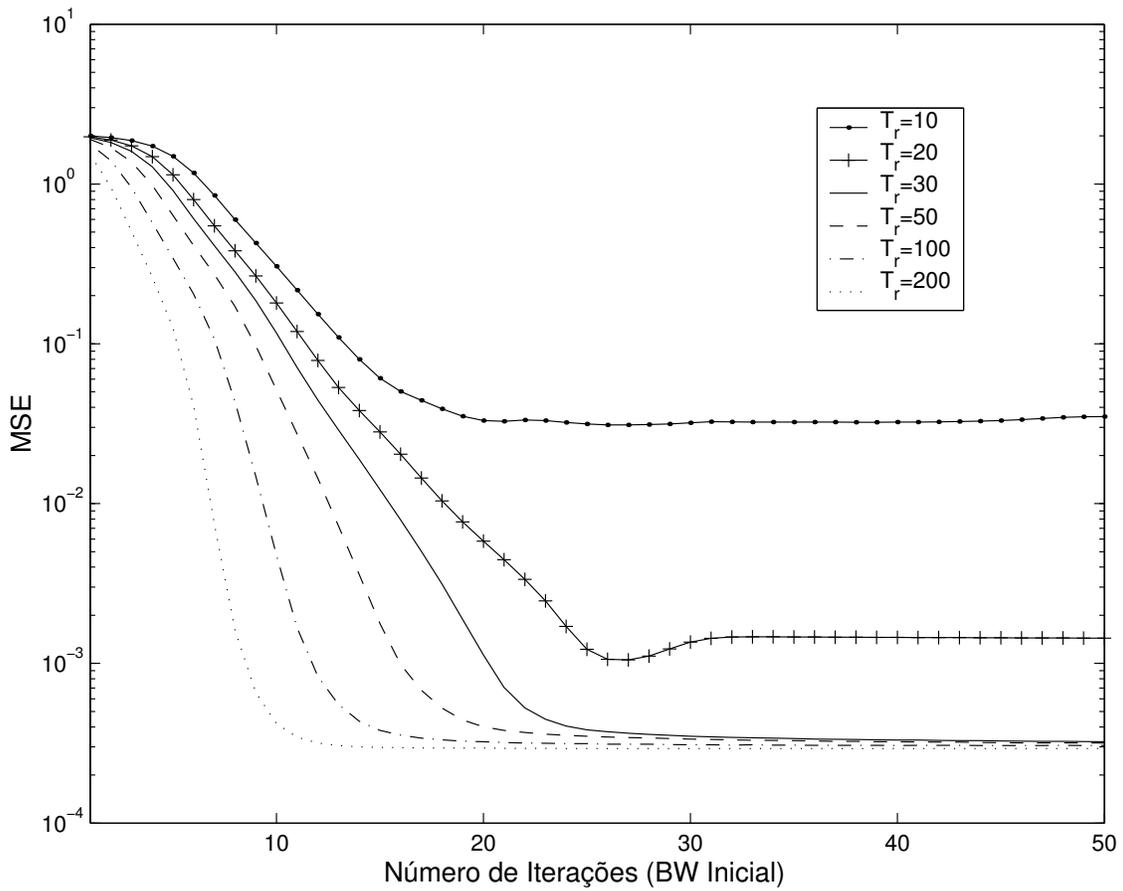


Figura 2.9: Erro médio quadrático (MSE) entre a estimativa e os valores reais dos coeficientes do canal, versus o número de iterações na fase BW inicial, para o caso do canal com 3 coeficientes: $[h_0 = \sqrt{1/3} \times f_0, h_1 = \sqrt{1/3} \times f_1, h_2 = \sqrt{1/3} \times f_2]$, onde $[f_0, f_1, f_2]$ são um conjunto de variáveis aleatórias Rayleigh, independentes e identicamente distribuídas. O bloco de informação tem comprimento $M = 1000$ bits, o número de símbolos conhecidos varia entre 1% e 20% do comprimento do bloco de informação, e $E_b/N_0 = 8.0$ dB. As curvas representam a média de 500 diferentes realizações para o canal com desvanecimento Rayleigh quasi-estático.

para $M = 1000$ bits.

2.5.2 Fase de Estimação, Detecção, e Decodificação Combinadas

A Tabela 2.1 sumariza os resultados para a fase de estimação, detecção e decodificação combinadas, para os três casos discutidos acima. Nesta seção consideramos que a fase BW inicial foi iterada 30 vezes antes da primeira iteração na fase de estimação, detecção e decodificação combinadas. Em termos de convergência na decodificação, fica claro pela leitura da tabela

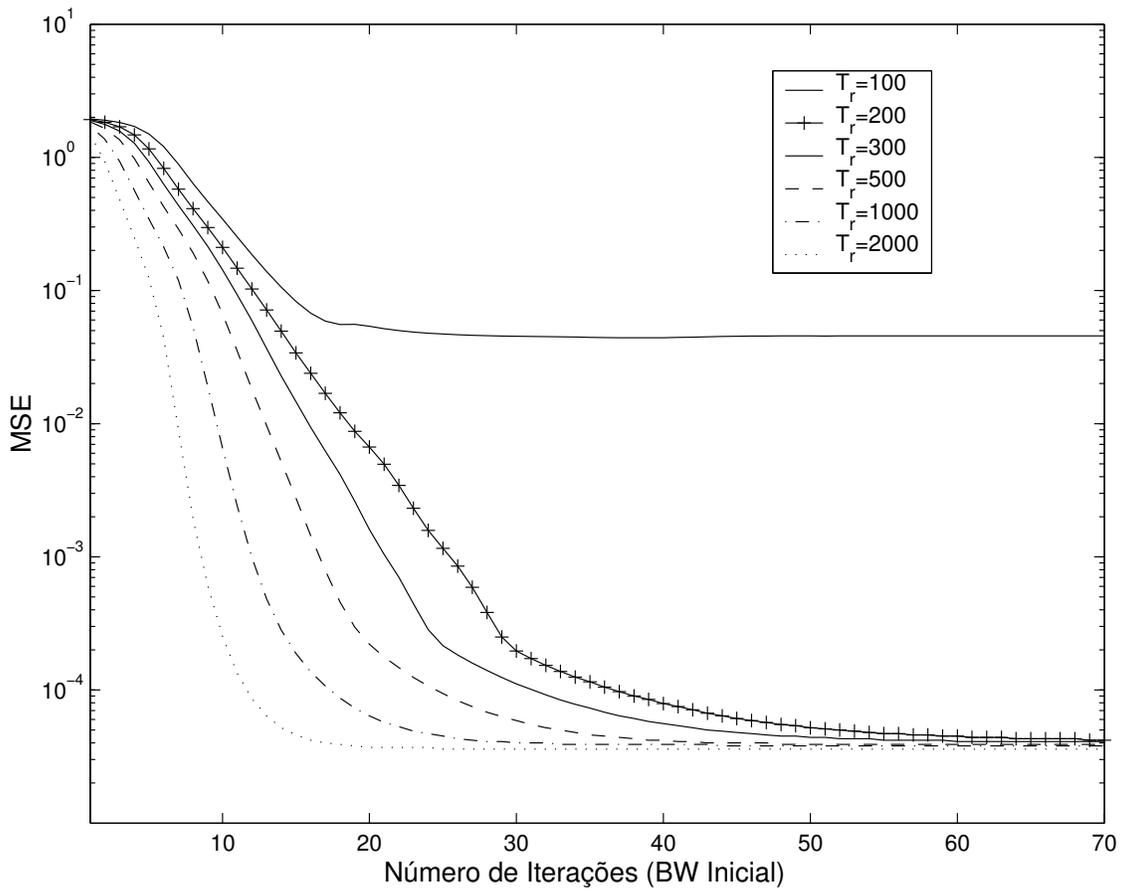


Figura 2.10: Erro médio quadrático (MSE) entre a estimativa e os valores reais dos coeficientes do canal, versus o número de iterações na fase BW inicial, para o caso do canal com 3 coeficientes: $[h_0 = \sqrt{1/3} \times f_0, h_1 = \sqrt{1/3} \times f_1, h_2 = \sqrt{1/3} \times f_2]$, onde $[f_0, f_1, f_2]$ são um conjunto de variáveis aleatórias Rayleigh, independentes e identicamente distribuídas. O bloco de informação tem comprimento $M = 10000$ bits, o número de símbolos conhecidos varia entre 1% e 20% do comprimento do bloco de informação, e $E_b/N_0 = 7.5$ dB. As curvas representam a média de 500 diferentes realizações para o canal com desvanecimento Rayleigh quasi-estático.

que um bloco de informação tão curto como $M = 1000$ não causa uma degradação considerável no desempenho do sistema quando comparado com o caso de um bloco muito mais longo, como $M = 10000$ bits. Entretanto, para o caso de $M = 100$ bits, o desempenho é consideravelmente pior tanto em termos do mínimo número de símbolos conhecidos como em termos de relação E_b/N_0 requerida para convergência.

Outra conclusão interessante é que, dada a redução na taxa líquida de informação transmitida, ter um número maior de símbolos conhecidos dentro do bloco nem sempre vai

refletir num melhor desempenho relativo. Baseado nesta análise, podemos dizer que a melhor relação custo-benefício para o nosso esquema semi-cego seria a de um entrelaçador com comprimento $M = 1000$ bits, onde o número mínimo de símbolos conhecidos requerido para convergência fica em torno de $T_r = 30$ bits. A degradação do desempenho neste caso é de apenas 0.5 dB quando comparado com o caso de um bloco de informação de comprimento $M = 10000$ bits.

Símbolos Conhecidos	Comprimento do Bloco de Informação (bits)		
	100	1000	10000
1%	-	-	-
2%	-	-	7.5 dB
3%	-	8.0 dB	7.5 dB
5%	14.0 dB	8.0 dB	7.5 dB
10%	12.5 dB	8.5 dB	7.5 dB
20%	11.5 dB	8.5 dB	8.0 dB

Tabela 2.1: Razão E_b/N_0 requerida para convergência da decodificação, em função do comprimento do bloco de informação e do número de símbolos conhecidos dentro deste bloco. “-” indica que não se atingiu a convergência para quaisquer valores de $E_b/N_0 \leq 25$ dB.

Estes resultados mostram que, além de minimizar a probabilidade de má convergência e diminuir a complexidade computacional, em relação ao caso cego, o esquema semi-cego é relativamente robusto a variações do comprimento do bloco de informação (ou comprimento do entrelaçador).

2.6 Comentários Finais

Neste capítulo propusemos um método semi-cego para estimação, detecção e turbo decodificação conjunta para canais discretos. O método proposto é capaz de resolver o problema da má convergência inerente aos esquemas cegos ao custo de uma pequena diminuição na taxa de informação que pode ser enviada através do canal. Além de minimizar a probabilidade de má convergência, o esquema semi-cego proposto requer menos iterações para convergir, tanto no sentido da estimação do canal como no sentido da decodificação, quando comparado

ao método cego. A redução na complexidade computacional em relação a outros métodos presentes na literatura aumenta com o aumento do comprimento da IES, e até mesmo para canais com apenas 2 coeficientes, essa redução é maior do que 50%.

Além do mais, o esquema semi-cego introduzido neste capítulo mostrou ótimo desempenho quando aplicado ao caso de canais com desvanecimento Rayleigh quasi-estático. Para o caso de um canal com 3 coeficientes, considerando-se um bloco de informação curto ($M = 1000$ bits), e com apenas 3% de símbolos conhecidos dentro deste bloco, o método semi-cego é capaz de desempenhar apenas 0.5 dB pior do que um sistema tendo um bloco de informação 10 vezes mais longo. Estes resultados obtidos mostram a viabilidade do esquema semi-cego para uma grande gama de aplicações tanto em comunicações fixas quanto móveis.

Capítulo 3

Desempenho de Receptores à Taxa de Símbolos em Canais Contínuos

3.1 Introdução

É fato que o tema de equalização e decodificação combinadas tem atraído enorme interesse nos últimos anos [21–26]. O desempenho dessas estruturas tem sido avaliado em geral considerando-se que o canal equivalente é modelado com base no filtro transversal em tempo discreto (DTTF) de Forney [56]. Neste caso, o canal equivalente discreto consiste na cascata do filtro transmissor, do canal contínuo no tempo, do filtro casado, do amostrador e do filtro branqueador. Além do mais, Forney demonstrou em [56] que a saída da cascata do filtro casado, do amostrador operando à taxa de símbolos, e do filtro branqueador, provê estatísticas suficientes para que o receptor realize uma estimação de máxima verossimilhança dos símbolos enviados pelo transmissor através do canal contínuo no tempo. Entretanto, o projeto do filtro casado requer o conhecimento prévio da resposta ao impulso do canal contínuo no tempo, o que não estará disponível no caso de o canal ser desconhecido ou variante no tempo.

Recentemente foi demonstrado em [60,61] que, para o caso de um canal contínuo no tempo, um receptor operando em tempo discreto pode prover estatísticas suficientes para uma estimação de máxima verossimilhança se, e somente se, o sinal na sua entrada for amostrado a uma taxa maior do que a taxa de símbolos. Este resultado tem duas conseqüências muito

importantes. A primeira é que, para se obter a otimalidade, seria necessário recorrer para superamostragem, o que nos forçaria a aumentar ainda mais a complexidade computacional de estruturas já bastante pesadas como aquelas encontradas em [21,25,26], ou então passar a projetar receptores para um novo modelo de canal mais apropriado, como é feito em [62] para o caso de um canal equivalente discreto vetorial. A segunda consequência é que, no caso de manter-se a amostragem à taxa de símbolos, haverá uma perda de desempenho devido ao fato de que agora as estatísticas que alimentam o sistema são insuficientes para uma estimação de máxima verossimilhança.

Nosso objetivo neste capítulo é exatamente investigar esta perda de desempenho devido à insuficiência estatística, ou seja, determinar se estruturas de equalização e detecção combinadas operando à taxa de símbolos, quando aplicadas a um sistema onde o meio é contínuo no tempo e desconhecido, mantém um desempenho tão bom quanto esperado.

Para tal, estudamos dois cenários. O primeiro, ou caso do “canal conhecido”, é aquele em que o canal contínuo no tempo é conhecido e o receptor é avaliado usando-se o modelo DTF de Forney. Este será a nossa referência, o limitante superior para o desempenho do sistema. O segundo cenário, ou caso do “canal desconhecido”, é aquele onde o canal contínuo no tempo é desconhecido. Neste caso consideramos um modelo alternativo para o canal equivalente discreto, onde o filtro casado é substituído por um filtro receptor casado apenas ao filtro transmissor. A partir daí dividimos a análise em duas partes. Primeiro, de um ponto de vista teórico, estimamos a perda de desempenho do caso do canal desconhecido em relação ao caso do canal conhecido em termos da taxa de informação ou capacidade de informação [54, 63]. Em seguida, consideramos um sistema prático para equalização e decodificação conjunta, e validamos os resultados obtidos na análise teórica através agora do uso de simulações computacionais.

Este capítulo é organizado da seguinte maneira. Na Seção 3.2 definimos os dois canais equivalentes discretos a serem usados. A análise teórica para estimar a perda em termos da taxa de informação é apresentada na Seção 3.3. A Seção 3.4 apresenta os resultados de simulação, usando-se um esquema prático de equalização e decodificação combinadas, que corroboram os resultados obtidos na análise teórica apresentados na Seção 3.3. E a Seção 3.5 conclui o capítulo com nossos comentários finais.

3.2 Modelos para o Canal Equivalente Discreto

Consideramos dois modelos diferentes para se obter o canal equivalente discreto. O primeiro considera o caso em que a resposta ao impulso do canal contínuo no tempo é conhecida e é usada para o cálculo do filtro casado como apresentado em [56]. O segundo caso considera a resposta ao impulso do canal contínuo desconhecida e o filtro casado é substituído por um filtro receptor casado com o filtro transmissor.

3.2.1 Caso do Canal Conhecido

Aqui a resposta ao impulso do canal contínuo no tempo, $c(t)$, é conhecida no receptor. Neste caso podemos considerar o modelo introduzido por Forney em [56], o DTF. O diagrama de blocos do modelo pode ser visto na Figura 3.1.

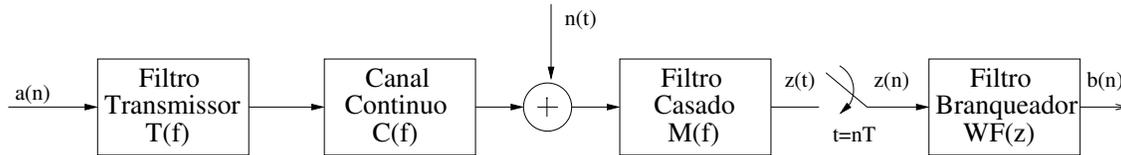


Figura 3.1: Diagrama de blocos para o caso do canal conhecido.

Os dados discretos $a(n)$ são primeiro processados por um filtro transmissor, cuja resposta ao impulso é $t(t)$, antes de serem transmitidos através de um canal contínuo no tempo, $c(t)$. No receptor, os dados de saída do canal, adicionados a ruído Gaussiano branco, $n(t)$, entram no filtro casado, $M(f)$, com resposta ao impulso $m(t)$ casada com a cascata do filtro transmissor e do canal contínuo no tempo, $t(t) \star c(t)$, onde \star é a operação de convolução. A saída do filtro casado é então amostrada, na taxa de símbolos, $1/T$, e em seguida processada pelo filtro branqueador $WF(z)$, produzindo o sinal discreto $b(n)$.

A resposta ao impulso $t(t) \star c(t) \star m(t)$ será chamada de $g(t)$, e sua versão amostrada à taxa de símbolos de $g(n)$. A seqüência $g(n)$ pode ser vista como uma função de autocorrelação, e por isso seu espectro racional associado $G(z)$ tem a propriedade de que $G(z) = G^*(1/z^*)$, onde o sobrescrito $*$ significa complexo conjugado. Assim, as $2 \times L$ raízes de $G(z)$ têm a simetria de que se ρ é uma raiz, $1/\rho^*$ também é uma raiz. Como

consequência, $G(z)$ pode ser escrita como [64]:

$$G(z) = A^2 \frac{\prod_{k=1}^L (1 - c_k z^{-1})(1 - c_k^* z)}{\prod_{k=1}^L (1 - d_k z^{-1})(1 - d_k^* z)}, \quad (3.1)$$

onde $|c_k| \leq 1$, $|d_k| < 1$ e $A \in \mathcal{R}$. Portanto, $G(z)$ pode ser fatorada da seguinte maneira:

$$\begin{aligned} G(z) &= \left[A \frac{\prod_{k=1}^L (1 - c_k z^{-1})}{\prod_{k=1}^L (1 - d_k z^{-1})} \right] \left[A \frac{\prod_{k=1}^L (1 - c_k^* z)}{\prod_{k=1}^L (1 - d_k^* z)} \right] \\ &= G^+(z)G^-(z) = G^+(z) (G^+(1/z^*))^*, \end{aligned} \quad (3.2)$$

onde $G^+(z)$ é causal, $G^-(z)$ é anti-causal, e A^2 pode ser determinado via [64]:

$$\ln A^2 = \int_{-\pi}^{\pi} \ln [G(e^{j\theta})] d\theta. \quad (3.3)$$

Escolhendo-se o filtro branqueador $WF(z)$ como:

$$WF(z) = \frac{1}{G^-(z)} = \frac{1}{(G^+(1/z^*))}, \quad (3.4)$$

o ruído na sua saída, $w(n)$, será branco, com a mesma variância de $n(t)$. Além do mais, podemos escrever $b(n)$ como:

$$b(n) = \sum_k a(n-k)f(k) + w(n), \quad (3.5)$$

onde $f(k) = g^+(k)$ é a transformada inversa de $G^+(z)$, e o filtro equivalente transversal de tempo discreto proposto por Forney.

3.2.2 Caso do Canal Desconhecido

O diagrama de blocos da Figura 3.2 apresenta o modelo a ser considerado na determinação do canal discreto equivalente para o caso de o canal contínuo no tempo ser desconhecido e o receptor operar com amostragem à taxa de símbolos.

Neste caso o filtro branqueador está ausente e o filtro casado é substituído por um filtro receptor, $R(f)$, com resposta ao impulso $r(t)$ casada à resposta ao impulso do filtro transmissor, que é conhecida no receptor. A saída deste filtro, dada por $y(t)$, é então amostrada à taxa de símbolos, $1/T$, produzindo $y(n)$. Assim, $y(n)$ pode ser escrito como:

$$y(n) = \sum_k a(n-k)h(k) + w(n), \quad (3.6)$$

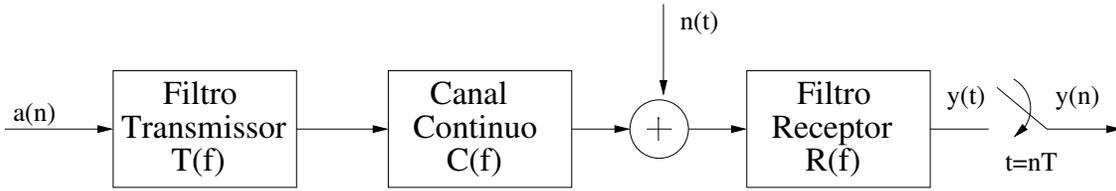


Figura 3.2: Diagrama de blocos para o caso do canal desconhecido.

onde $h(k)$ é a versão amostrada à taxa de símbolos da resposta ao impulso $h(t)$ do canal equivalente, definida como:

$$h(t) = t(t) \star c(t) \star r(t), \quad (3.7)$$

e $w(n)$ é a versão amostrada à taxa de símbolos de $w(t)$, onde:

$$w(t) = n(t) \star r(t). \quad (3.8)$$

Em geral, $w(n)$ é um ruído Gaussiano colorido.

3.3 Estimativa das Perdas: Análise Teórica

Uma opção para se estimar a perda de desempenho devida à insuficiência estatística é determinar a diferença na capacidade dos dois canais Gaussianos discretos, com IES, dados por $H(z)$ e $F(z)$. Como restringimos a fonte a ser do tipo independente e identicamente distribuída, a máxima informação mútua passa a ser chamada de taxa de informação [54] ou capacidade de informação [63], e é dada por:

$$C_{i.i.d.} = \frac{1}{4\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \log_2 \left[1 + 2 \frac{E_s}{N_0} |\mathcal{H}(e^{j\theta})|^2 \right] d\theta, \quad (3.9)$$

onde $\frac{E_s}{N_0}$ é a relação sinal-ruído, em termos da energia de símbolo E_s , e $\mathcal{H}(e^{j\theta})$, onde $z = e^{j\theta}$, é a transformada z da resposta ao impulso do canal, seja ela $h(k)$ (para o caso do canal desconhecido) ou $f(k)$ (para o caso do canal conhecido).

Como primeiro exemplo, considere um modelo para o canal contínuo no tempo formado por dois impulsos de mesma amplitude e atrasados no tempo de uma fração do instante de símbolo:

$$c(t) = \sqrt{0.5} \times \delta(t) - \sqrt{0.5} \times \delta\left(t - \frac{9}{10}T\right), \quad (3.10)$$

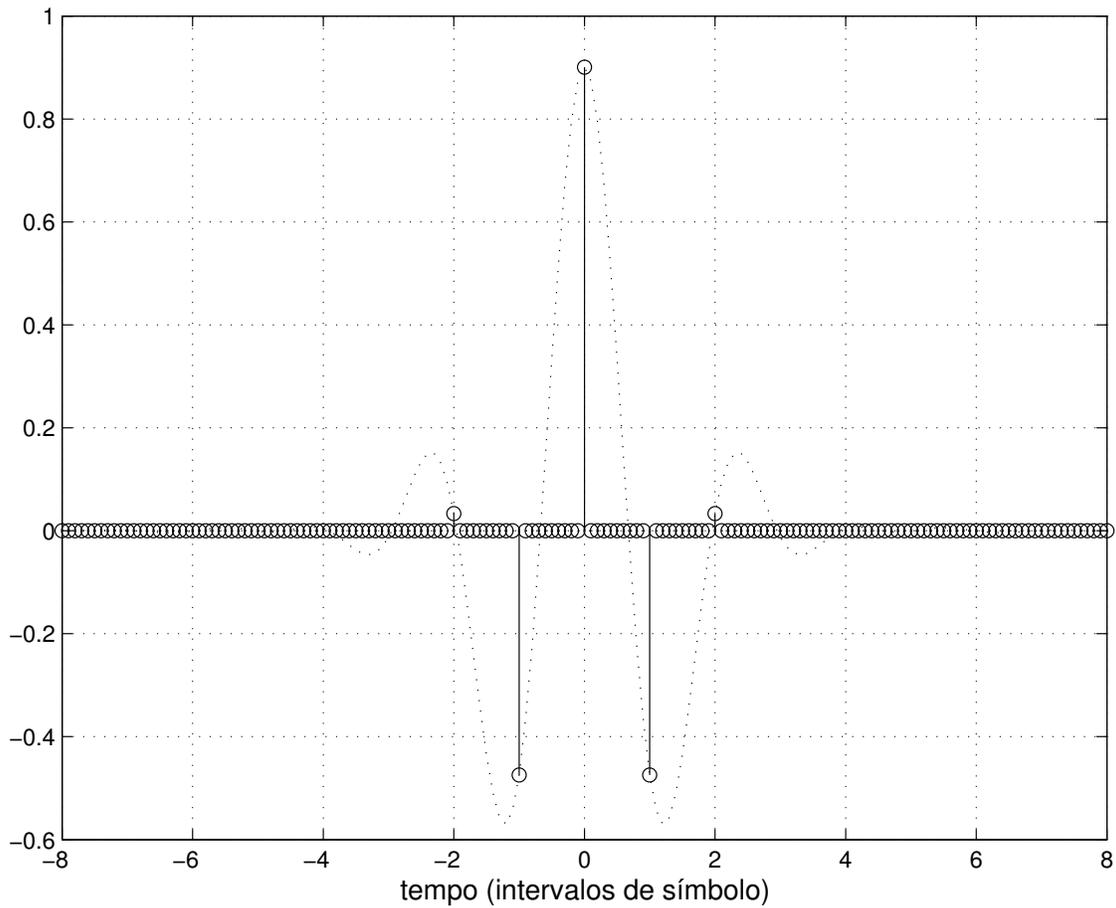


Figura 3.3: Resposta ao impulso resultante $g(t)$ e sua versão amostrada à taxa de símbolos. Caso do canal conhecido.

onde $\delta(t)$ é o impulso, e T é o período de símbolo. O filtro de transmissão é do tipo raiz de cosseno levantado com fator de excesso de faixa $\beta = 0.35$ [1]¹.

No caso em que $c(t)$ é conhecida *a priori* (caso do canal conhecido), a resposta ao impulso resultante $g(t) = t(t) \star c(t) \star m(t)$, e sua versão amostrada à taxa de símbolos, $g(n)$, têm a forma mostrada na Figura 3.3.

A resposta ao impulso amostrada $g(n)$ tem transformada z dada por:

$$G(z) = 0.0334z^2 - 0.4746z^1 + 0.9005 - 0.4746z^{-1} + 0.0334z^{-2}. \quad (3.11)$$

Nesse caso as $L = 4$ raízes são:

$$[12.0754; 1.2596; 0.7939; 0.0828],$$

¹De agora em diante sempre consideraremos que o filtro de transmissão tem um fator de excesso de faixa $\beta = 0.35$.

e conseqüentemente $G(z)$ pode ser fatorada como:

$$G^+(z) = A (1 - 0.7941z^{-1}) (1 - 0.0828z^{-1}), \quad (3.12)$$

e

$$G^-(z) = A (1 - 0.7941z) (1 - 0.0828z), \quad (3.13)$$

onde $A^2 = 0.5079$. Escolhendo-se $G^-(z)$ como o filtro branqueador, o filtro transversal a tempo discreto (DTTF) equivalente tem transformada $F(z) = G^+(z)$ dada por:

$$F(z) = 0.7127 - 0.6248z^{-1} + 0.04686z^{-2}. \quad (3.14)$$

No caso em que $c(t)$ não é conhecida *a priori* (caso do canal desconhecido), a resposta ao impulso resultante $h(t) = t(t) \star c(t) \star r(t)$ e sua versão amostrada à taxa de símbolos a partir do instante ótimo de amostragem t_0 têm a forma mostrada na Figura 3.4. O instante ótimo de amostragem é definido como aquele que resulta na seqüência discreta com a maior energia [65].

A resposta ao impulso amostrada $h(n)$ tem transformada z dada por:

$$H(z) = 0.6368 - 0.6947z^{-1} + 0.0549z^{-2}. \quad (3.15)$$

Uma vez que o filtro receptor é do tipo raiz de cosseno levantado, a densidade espectral de potência de $w(t)$, amostrada à taxa de símbolos, será constante em todo o espectro, o que faz com que $w(n)$ seja um ruído Gaussiano branco como no caso ideal. Note também que determinar o instante ótimo de amostragem é uma tarefa razoavelmente trivial de ser feita na prática, e é necessária até mesmo no caso de um canal conhecido.

Calculando a taxa de informação em função da relação sinal-ruído para os dois canais FIR equivalentes dados por $F(z)$ e $H(z)$, chegamos ao resultado apresentado na Figura 3.5. A área em destaque na figura é um detalhe ao redor da taxa $R = 1/3$, que será usada no sistema prático em nossas simulações computacionais. Como podemos ver, com base na taxa de informação, a perda do caso do canal desconhecido em relação ao caso do canal conhecido é muito pequena, podendo ser estimada como sendo de apenas 0.075 dB.

A seguir, consideramos uma generalização do modelo de dois raios em (3.10), de forma que agora os dois impulsos podem assumir diferentes atrasos relativos $\mu \in \{0.1, 0.2, \dots, 0.9\} \times$

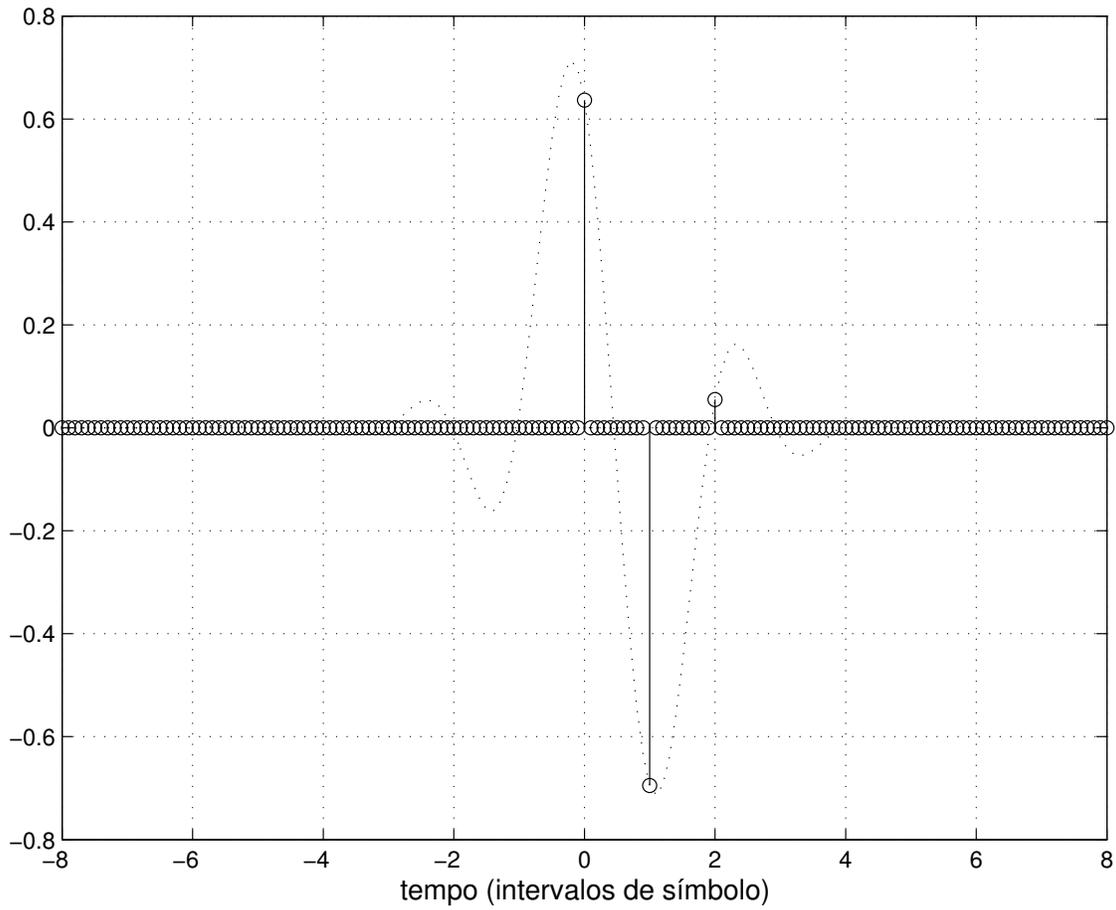


Figura 3.4: Resposta ao impulso resultante $h(t)$ e sua versão amostrada à taxa de símbolos. Caso do canal desconhecido.

T :

$$c(t) = \sqrt{0.5} \times f_0 \times \delta(t) - \sqrt{0.5} \times f_1 \times \delta(t - \mu), \quad (3.16)$$

onde o perfil de coeficientes é o mesmo do caso anterior, $[\sqrt{0.5}; -\sqrt{0.5}]$, mas a amplitude instantânea dos impulsos, $[f_0; f_1]$, agora são variáveis aleatórias Rayleigh, e mudam, independentemente, entre uma realização e outra do canal.

A Tabela 3.1 lista a perda, em decibéis, para o caso do modelo de dois raios dado por (3.16), onde o atraso relativo entre os impulsos, μ , varia entre 0.1 e 0.9 da duração de um símbolo. Para cada atraso relativo μ apresentamos a perda estimada considerando-se o instante ótimo de amostragem t_0 (perda mínima), o pior instante de amostragem t_w (perda máxima), e também a perda média dentro do conjunto de instantes de amostragem $t_s = \{0.0, 0.1, \dots, 0.9\} \times T$. Os resultados apresentados na tabela, para cada valor de atraso

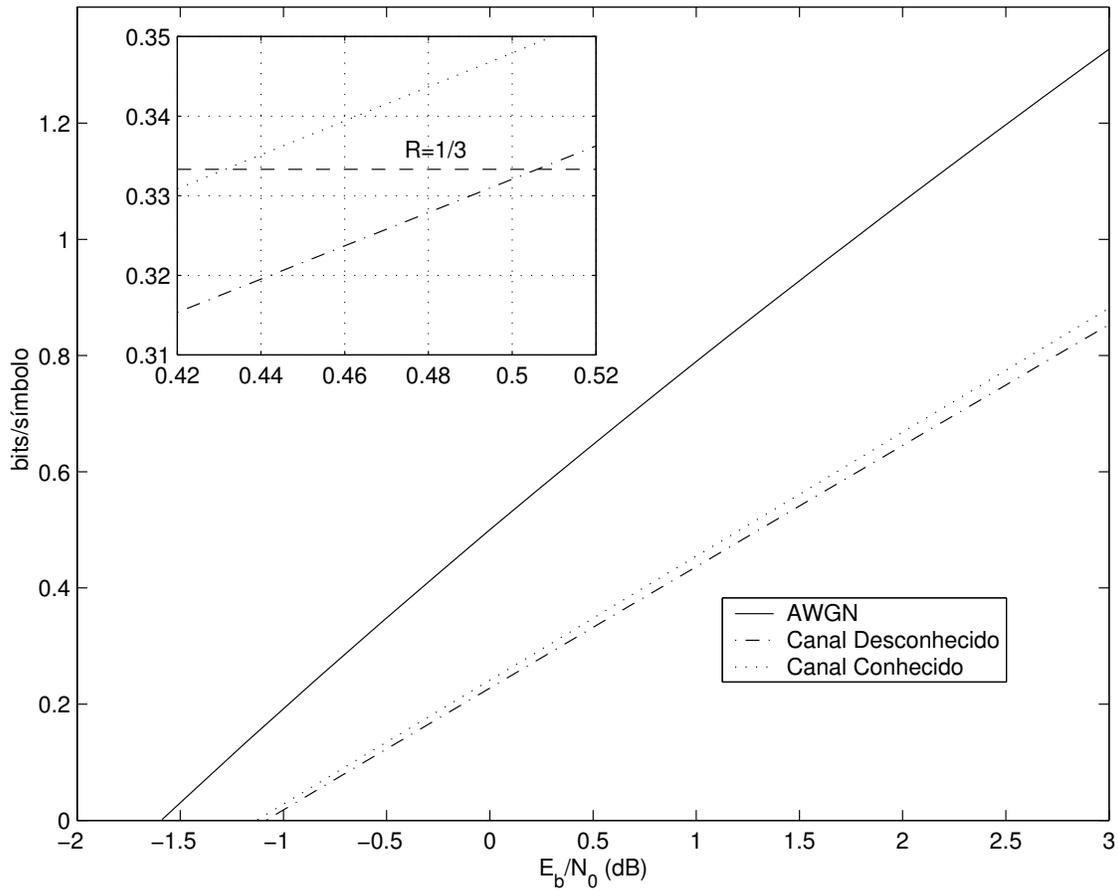


Figura 3.5: Capacidade do canal Gaussiano e taxa de informação dos canais Gaussianos com IES com resposta em frequência dada por $H(z)$ (Canal Conhecido) e $F(z)$ (Canal Desconhecido). AWGN é o canal Gaussiano sem IES. No detalhe um zoom ao redor da taxa $R = 1/3$.

relativo entre os impulsos, correspondem à média de 100 diferentes realizações do conjunto de variáveis $[f_0; f_1]$.

Como podemos ver na Tabela 3.1, a perda máxima quando o instante ótimo de amostragem está disponível é de apenas 0.022 dB. A perda máxima, considerando-se o pior instante de amostragem dentro do conjunto de instantes de amostragem considerados, é menor do que 2 dB's, e a perda média, para toda a gama de atrasos, é de apenas 0.8 dB.

Por fim, expandimos o modelo dado por (3.16) para um canal contínuo no tempo tendo três raios com amplitudes Rayleigh, e assumindo diferentes perfis de potência e de atraso:

$$c(t) = \lambda_0 \times f_0 \times \delta(t) + \lambda_1 \times f_1 \times \delta(t - \mu_1) + \lambda_2 \times f_2 \times \delta(t - \mu_2), \quad (3.17)$$

μ ($\times T$)	Perda Mínima (dB)	Perda Média (dB)	Perda Máxima (dB)
0.1	0.015	0.66	1.44
0.2	0.021	0.77	1.70
0.3	0.022	0.84	1.87
0.4	0.021	0.88	1.96
0.5	0.022	0.89	1.99
0.6	0.019	0.89	1.98
0.7	0.016	0.87	1.93
0.8	0.018	0.84	1.88
0.9	0.021	0.80	1.75

Tabela 3.1: Perda de desempenho estimada para o caso do canal desconhecido em relação ao caso do canal conhecido, para um canal contínuo no tempo com dois raios tendo amplitudes Rayleigh, perfil plano de potência, e atraso relativo μ entre os raios.

onde $[f_0; f_1; f_2]$ são variáveis aleatórias Rayleigh, independentes, $[\lambda_0; \lambda_1; \lambda_2]$ é o perfil de coeficientes, e o perfil de atraso é dado pelo conjunto $[\mu_1; \mu_2]$.

Seguindo o mesmo procedimento que para o caso do modelo de 2-raios, listamos na Tabela 3.2 a perda estimada, onde os resultados são mediados dentro de 100 realizações diferentes para cada perfil de atraso e de potência investigado. Novamente, consideramos as perdas mínima, média e máxima, as quais são respectivamente relacionadas com o instante ótimo de amostragem, t_0 , a média dentro do conjunto de instantes de amostragem $t_s = \{0.0, 0.1, \dots, 0.9\} \times T$, e o pior instante de amostragem t_w . Pela leitura da tabela podemos dizer que a perda estimada máxima, considerando-se o pior instante de amostragem, é de 2.80 dB, 0.80 dB maior do que na Tabela 3.1. Entretanto, a perda mínima, quando o receptor à taxa de símbolos opera a partir do instante ótimo de amostragem, é sempre menor do que 0.23 dB. Note que tivemos que considerar um número limitado de combinações dos parâmetros que definem o modelo para o canal de três raios, uma vez que o espaço completo é demasiado grande. Todavia, o conjunto de exemplos considerado deveria ser suficiente para ilustrar que, mesmo com o modelo mais complicado, logo mais realista, definido por (3.17), a perda estimada via taxa de informação é praticamente desprezível.

Perfil de Coeficientes $[\lambda_0; \lambda_1; \lambda_2]$	$[\mu_1; \mu_2]$ $(\times T)$	Perda Mínima (dB)	Perda Média (dB)	Perda Máxima (dB)
[0.577;-0.577;0.577]	[0.9;1.5]	0.090	1.24	2.80
[0.447;0.547;0.707]	[0.9;1.6]	0.036	1.17	2.69
[0.387;-0.774;0.5]	[0.4;1.1]	0.093	1.15	2.56
[0.774;-0.5;0.387]	[0.8;1.9]	0.013	1.00	2.30
[0.547;-0.707;-0.447]	[0.7;1.9]	0.019	1.00	2.28
[0.632;-0.447;0.632]	[0.5;1.2]	0.139	0.96	2.02
[0.577;-0.577;0.577]	[1.3;2.1]	0.029	0.88	1.95
[0.577;-0.577;0.577]	[0.6;0.9]	0.223	0.79	1.51
[0.547;0.707;-0.447]	[0.8;1.3]	0.166	0.58	1.06
[0.547;0.707;0.447]	[0.7;1.9]	0.021	0.32	0.62

Tabela 3.2: Perda de desempenho estimada para o caso do canal desconhecido em relação ao caso do canal conhecido, para uma série de canais contínuos no tempo de três raios, com amplitudes Rayleigh, em função do perfil de coeficientes $[\lambda_0; \lambda_1; \lambda_2]$ e do perfil de atraso $[\mu_1; \mu_2]$.

3.4 Estimativa das Perdas: Sistema Prático

Nesta seção usaremos o esquema semi-cego de estimação, detecção e turbo decodificação combinadas introduzido no Capítulo 2 para estimar a perda de desempenho, quando se usa uma estrutura amostrada à taxa de símbolos, na recuperação dos dados transmitidos através de um canal contínuo no tempo, desconhecido, seletivo em frequência e com ruído Gaussiano.

Em todas as nossas simulações o bloco de informação tem comprimento 9997 bits, dos quais $T_r = 300$ bits são conhecidos no receptor. Os resultados apresentados nessa seção consideram que se atingiu a convergência na fase BW inicial (estimação de canal). Note que quando nos referimos ao caso do canal conhecido/desconhecido, estamos fazendo menção ao canal contínuo no tempo. O modelo para o canal contínuo no tempo é aquele de dois raios dado por (3.10). As simulações consideram os seus equivalentes em tempo discreto.

Na Figura 3.6 temos, para o caso do canal conhecido, onde o canal discreto equivalente $F(z)$ é dado por (3.14), a taxa de erro de bit (BER) versus o número de iterações

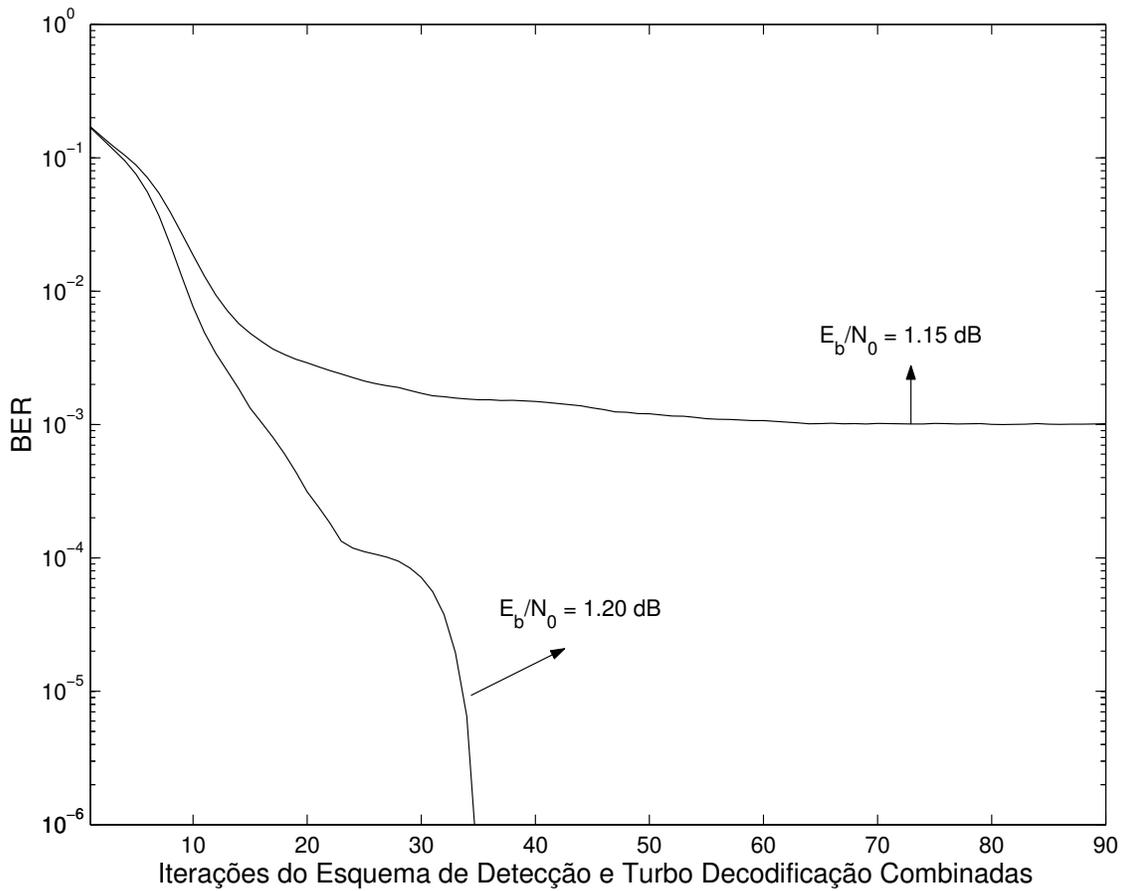


Figura 3.6: Taxa de erro de bit (BER) versus o número de iterações da estrutura semi-cega de detecção e turbo decodificação combinadas para o caso do canal conhecido e relações sinal ruído $E_b/N_0 = \{1.15; 1.2\}$ dB.

da estrutura semi-cega de detecção e turbo decodificação combinadas, para as relações sinal ruído $E_b/N_0 = \{1.15; 1.2\}$ dB². Como podemos ver, a uma BER de 10^{-6} , somos capazes de transmitir com uma E_b/N_0 tão pequena quanto 1.2 dB, o que significa dizer que estamos a apenas 0.8 dB da capacidade de canal.

Na Figura 3.7 temos a mesma simulação, mas para o caso do canal desconhecido, onde o canal equivalente discreto $H(z)$ foi calculado levando-se em conta que o filtro receptor é casado apenas com o filtro transmissor, e cuja transformada z é dada por (3.15). Neste caso, a uma taxa de erro de bit (BER) de 10^{-6} , a mínima relação sinal-ruído obtida para uma comunicação confiável foi de $E_b/N_0 = 1.3$ dB.

²Supondo que a energia dos símbolos transmitidos através do canal seja unitária, a relação E_b/N_0 é definida como $(R \cdot 2\sigma^2)^{-1}$, onde R é a taxa do código e σ^2 é a variância do ruído.

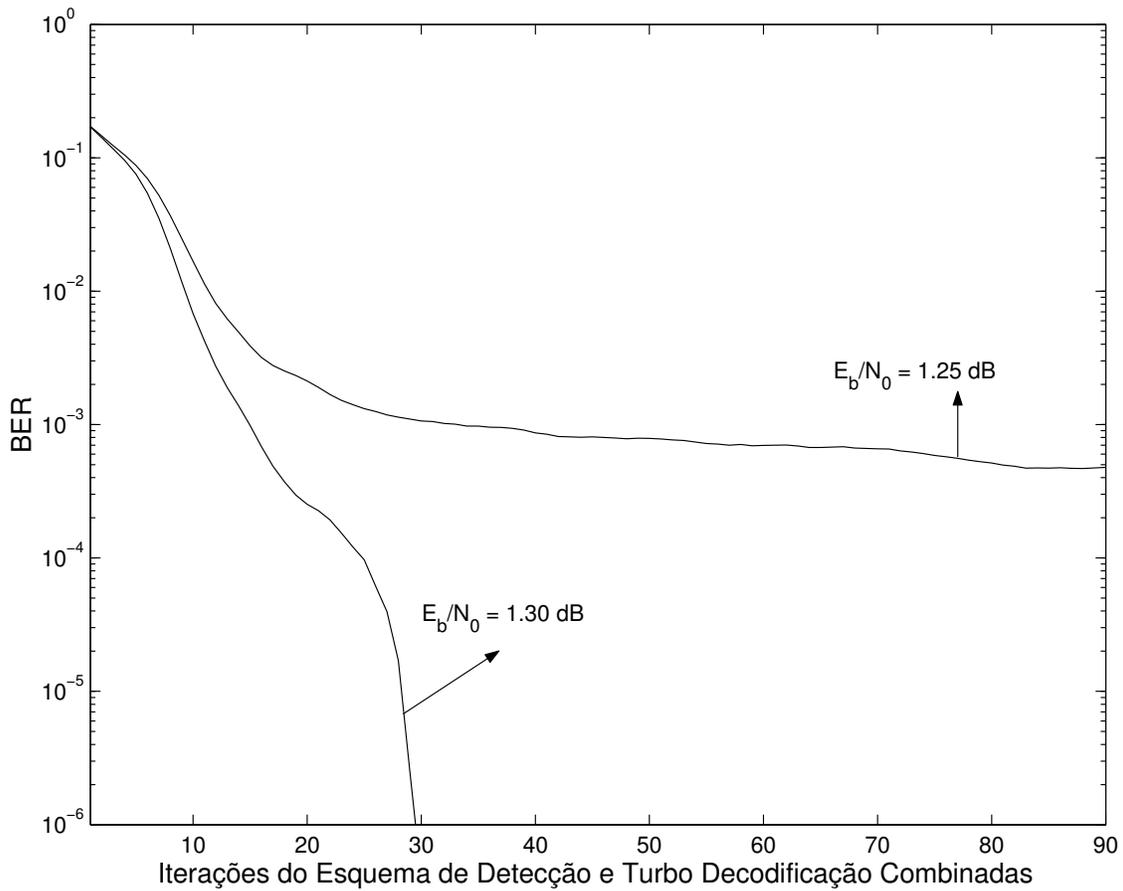


Figura 3.7: Taxa de erro de bit BER versus o número de iterações da estrutura semi-cega de detecção e turbo decodificação combinadas para o caso do canal desconhecido e relações sinal ruído $E_b/N_0 = \{1.25; 1.3\}$ dB.

Assim, a perda em termos de E_b/N_0 , quando utilizamos a estrutura semi-cega mostrada à taxa de símbolos, foi de apenas 0.1 dB. Esse valor é muito próximo daquele previsto pela curva da taxa de informação dada pela Figura 3.5, que é de 0.075 dB.

3.5 Comentários Finais

Neste capítulo apresentamos uma investigação tanto teórica quanto prática para estimar a perda de desempenho quando usamos um receptor amostrado à taxa de símbolos em sistemas onde o canal de comunicações é contínuo no tempo e desconhecido. Dois modelos distintos para o canal contínuo no tempo foram considerados: um com dois raios, onde o atraso relativo entre os raios variava dentro de um conjunto pré-definido, e onde as amplitudes

dos raios variavam de acordo com uma distribuição Rayleigh e um padrão de potência fixo; e o outro, com três raios, onde não apenas o atraso relativo entre os raios e a amplitude instântanea destes podiam variar, mas também o perfil de coeficientes.

Na análise teórica, estimamos a perda de desempenho em termos da taxa de informação. Em ambos os casos, para o canal com dois ou para o canal com três raios, a perda, considerando-se o instante ótimo de amostragem, foi sempre menor do que 0.25 dB. Mesmo no caso em que consideramos o pior instante de amostragem dentro do conjunto considerado, esta perda nunca ultrapassou 2.80 dB. A análise prática foi realizada através de simulações computacionais sobre um sistema semi-cego, amostrado à taxa de símbolos, para equalização e decodificação combinadas. O resultado das simulações confirmou os resultados obtidos na análise teórica.

Por fim, estes resultados nos levam a concluir que receptores superamostrados podem ser evitados em uma série de aplicações, o que acarreta em uma grandiosa economia em termos de esforço computacional.

Parte II

O Canal MIMO

Capítulo 4

Receptores Iterativos para Canais Seletivos e Quasi-Estáticos

4.1 Introdução

De forma independente, Telatar [27] e Foschini e Gans [28] demonstraram que a capacidade de um sistema de comunicações sem fio pode ser aumentada consideravelmente pelo uso de múltiplas antenas tanto no transmissor quanto no receptor. Motivados por estes importantes resultados na esfera da teoria da informação foi que Tarokh *et al* [29] introduziram os chamados códigos espaço-temporais, onde a redundância é inserida de forma apropriada tanto no espaço (antenas transmissoras) quanto no tempo, de modo que ganhos de diversidade e de código possam ser obtidos simultaneamente.

Os códigos espaço-temporais tiveram seu desempenho investigado em profundidade para o caso de um canal com desvanecimento plano [38]. Mas quando consideramos taxas de transmissão muito altas, onde a largura de banda do sinal a ser transmitido ultrapassa a da banda de coerência [3], o canal começa a apresentar seletividade em frequência e, portanto, interferência entre os símbolos (IES). Técnicas de detecção (equalização) que têm como alvo lidar com este problema foram propostas e analisadas por vários pesquisadores nos últimos anos, como [66–69], onde o canal é sempre considerado perfeitamente conhecido no receptor [66–68], ou a estimação do canal é feita de forma não iterativa e baseada no critério do erro médio quadrático mínimo [69].

Entretanto, a questão de se estimar o canal com múltiplas entradas e múltiplas saídas (MIMO) pode ser visto como um problema de máxima verossimilhança baseado em dados incompletos. Em casos como esse o algoritmo da maximização da esperança (EM) [43, 45] tem demonstrado ser uma ferramenta bastante atraente e efetiva. Aplicações do algoritmo EM para o projeto de receptores iterativos para o caso de canais MIMO planos podem ser facilmente encontradas na literatura especializada [70–74].

Além do mais, a solução clássica para a equalização de máxima-*a posteriori* para sistemas MIMO demanda um esforço computacional enorme, uma vez que o número de estados do equalizador cresce exponencialmente com o número de antenas transmissoras e com o comprimento da IES. Tanto técnicas baseadas em pré-filtragem [68, 69] como uma técnica para inserir o codificador espaço-temporal dentro do modelo do canal [67] têm sido propostas como alternativas menos complexas.

Neste capítulo consideramos uma construção alternativa onde o modelo Markoviano que representa o canal é inserido na treliça do código espaço-temporal, resultando numa “supertreliça” onde, devido às fortes restrições impostas pelo código espaço-temporal, detecção e decodificação conjunta podem ser realizadas com complexidade computacional reduzida. Além do mais, a supertreliça pode ser construída para qualquer código espaço-temporal, enquanto que inserir o codificador espaço-temporal dentro do modelo do canal, como proposto em [67], requer que haja uma transformação linear que relacione os símbolos a serem transmitidos pela primeira antena àqueles que devem ser transmitidos pelas demais. E, ao contrário de [67–69], consideramos que o canal MIMO é desconhecido, e projetamos um receptor baseado no algoritmo EM que desempenha estimação de canal, detecção e decodificação de forma iterativa. Note que a técnica de pré-filtragem apresentada em [68, 69] requer o conhecimento prévio do canal, e os autores não discutem como proceder com a estimação naquele caso.

Em seguida, comparamos o desempenho do receptor iterativo semi-cego baseado na supertreliça, realizando detecção e decodificação conjunta, com o desempenho de um receptor iterativo semi-cego baseado em treliças separadas, realizando detecção e decodificação combinadas. Além de mostrar que uma iteração do receptor baseado na supertreliça requer menor esforço computacional do que uma iteração do receptor baseado em treliças separadas, mostramos também que a convergência para o caso da supertreliça é mais veloz, e

assim, a complexidade computacional total é reduzida ainda mais. Entretanto, uma vez que o uso de treliças separadas permite que um entrelaçador de canal seja usado antes da transmissão dos dados, um nível de diversidade mais alto [75], e portanto uma menor taxa de erro de bit, podem ser obtidas em relação ao caso da supertreliça, que não permite o uso de um entrelaçador. Assim, se por um lado a supertreliça demanda menor custo computacional, por outro lado seu desempenho pode ser pior do que o das treliças separadas. Logo, há uma relação custo-benefício a ser explorada entre as duas técnicas.

Este capítulo é organizado da seguinte maneira. Na Seção 4.2 introduzimos o modelo do sistema a ser considerado. Na Seção 4.3 a estimação do canal e da variância do ruído são discutidas, enquanto que na Seção 4.4 apresentamos os dois esquemas para detecção e decodificação a serem considerados, aquele usando a supertreliça e aquele usando as treliças separadas. Na Seção 4.5 discutimos a combinação de forma semi-cega dos estágios de estimação de canal e variância do ruído, e de detecção e decodificação. Na Seção 4.6 comparamos as duas diferentes técnicas (supertreliça e treliças separadas) em termos de complexidade computacional, baseados na complexidade de treliça [76], no nível de diversidade [75], e na taxa de erro de bit. Por fim, a Seção 4.7 apresenta os comentários finais.

4.2 Modelo do Sistema

Considere um sistema de comunicações sem fio envolvendo N antenas transmissoras e M antenas receptoras, como mostrado na Figura 4.1, em um ambiente seletivo em frequência e com desvanecimento Rayleigh. O sinal recebido pela j -ésima antena no instante de tempo k , $x^j(k)$, é dado por

$$x^j(k) = \sum_{i=1}^N \sum_{d=0}^{D-1} \sqrt{E_S} s^i(k-d) h_{i,j}(d) + \eta^j(k), \quad (4.1)$$

onde $s^i(k)$ é um símbolo de uma constelação m -PSK representando o dado na saída de um codificador espaço-temporal [29], e que é transmitido pela antena i no instante k ; a entrada do codificador espaço-temporal no instante k é uma palavra binária de comprimento $\log_2 m$, denotada por $u(k)$; E_S é a energia média do sinal a ser transmitido; $\eta^j(k)$ é um ruído Gaussiano complexo, branco, de média nula e variância $N_0/2$ por dimensão; e

$$\mathbf{h}_{i,j} = [h_{i,j}(0) \ h_{i,j}(1) \ \dots \ h_{i,j}(D-1)]^T$$

é a representação FIR, de energia unitária, do canal seletivo em frequência entre as antenas i e j , onde $h_{i,j}(d)$ são variáveis aleatórias Gaussianas complexas, independentes e identicamente distribuídas, com média nula, e variância σ_d^2 , onde $\sum_{d=0}^{D-1} \sigma_d^2 = 1$, e o sobrescrito T denota transposição. Os desvanecimentos $h_{i,j}(d)$ são constantes durante um bloco de informação, e mudam independentemente de um bloco para outro.

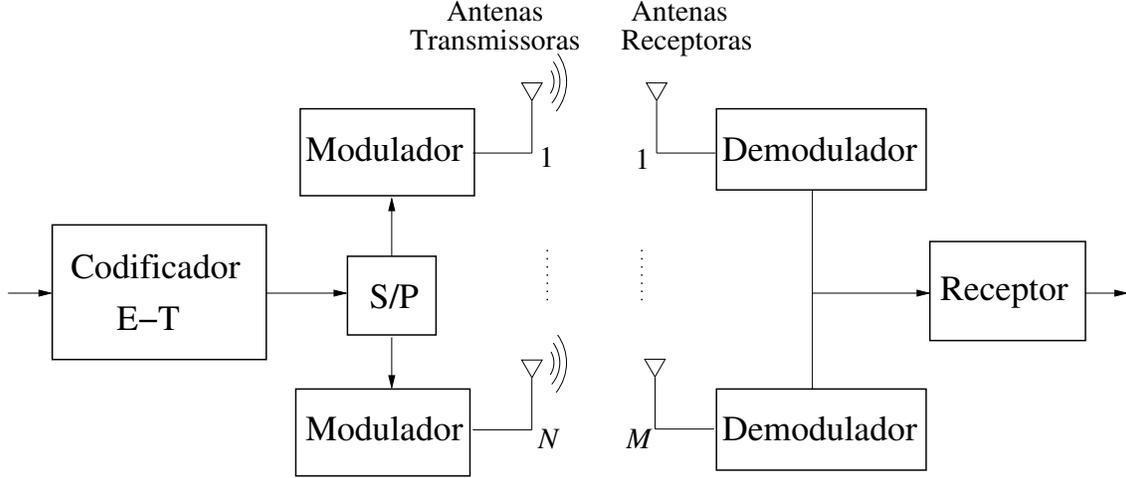


Figura 4.1: Diagrama de blocos para um sistema de comunicações sem fio com codificação espaço-temporal, N antenas transmissoras e M antenas receptoras.

Nos será útil expandir essas definições para um modelo matricial no qual os sinais $x^j(k)$ recebidos em cada uma das M antenas no instante k podem ser expressos por:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{S}_k \mathbf{h} + \boldsymbol{\eta}_k, \quad (4.2)$$

onde \mathbf{x}_k é um vetor $M \times 1$, $\mathbf{S}_k = \mathbf{I}_M \otimes \mathbf{s}_k^T$ é uma matrix $M \times NMD$,

$$\mathbf{s}_k = [s^1(k) \cdots s^1(k-D-1) s^2(k) \cdots s^N(k-D-1)]^T$$

é o vetor de dados $ND \times 1$, \mathbf{I}_M é a matriz identidade $M \times M$, \otimes é o produto direto [77],

$$\mathbf{h} = [\mathbf{h}_{1,1}^T \mathbf{h}_{2,1}^T \cdots \mathbf{h}_{N,M}^T]^T$$

é o vetor de canal $NMD \times 1$, e

$$\boldsymbol{\eta}_k = [\eta^1(k) \eta^2(k) \cdots \eta^M(k)]^T$$

é o vetor de ruído $M \times 1$.

Em termos de um bloco tendo L símbolos as equações anteriores podem ser reescritas como:

$$\mathbf{x} = \mathbf{S}\mathbf{h} + \boldsymbol{\eta}, \quad (4.3)$$

onde

$$\mathbf{x} = [\mathbf{x}_1^T \ \mathbf{x}_2^T \ \cdots \ \mathbf{x}_L^T]^T$$

é um vetor $LM \times 1$,

$$\mathbf{S} = [\mathbf{S}_1^T \ \mathbf{S}_2^T \ \cdots \ \mathbf{S}_L^T]^T$$

é uma matriz $LM \times NMD$, e

$$\boldsymbol{\eta} = [\eta_1^T \ \eta_2^T \ \cdots \ \eta_L^T]^T$$

é o vetor de ruído $LM \times 1$.

4.3 Estimação do Canal e da Variância do Ruído

4.3.1 Estimação do Canal

Suponha que os coeficientes \mathbf{h} do canal sejam desconhecidos. A solução de máxima-*a-posteriori* para estimação destes coeficientes é dada por:

$$\hat{\mathbf{h}} = \arg \max_h p(\mathbf{h}|\mathbf{x}). \quad (4.4)$$

Tal maximização pode ser simplificada se considerarmos o algoritmo da maximização da esperança (EM) [43], onde \mathbf{x} são os dados incompletos, \mathbf{S} são os dados complementares, e $\mathbf{y} = \{\mathbf{x}, \mathbf{S}\}$ são os dados completos. Assim, passamos a considerar a seguinte maximização de probabilidade *a posteriori*:

$$\hat{\mathbf{h}} = \arg \max_h p(\mathbf{h}|\mathbf{y}). \quad (4.5)$$

Além do mais, usando a regra de Bayes, $p(\mathbf{h}|\mathbf{y})$ pode ser escrita como:

$$p(\mathbf{h}|\mathbf{y}) = \frac{p(\mathbf{y}|\mathbf{h})p(\mathbf{h})}{p(\mathbf{y})}, \quad (4.6)$$

e, conseqüentemente, sua função de verossimilhança na forma logarítmica é:

$$\mathcal{L} = \log p(\mathbf{y}|\mathbf{h}) + \log p(\mathbf{h}) - \log p(\mathbf{y}), \quad (4.7)$$

a qual pode ser reescrita como:

$$\mathcal{L} = \log p(\mathbf{S}|\mathbf{h}) + \log p(\mathbf{x}|\mathbf{S}, \mathbf{h}) + \log p(\mathbf{h}) \quad (4.8)$$

onde consideramos apenas os termos que dependem de \mathbf{h} . A substituição de $p(\mathbf{h}|\mathbf{y})$ por (4.8) em (4.5) geralmente simplifica a operação de maximização, sem perda de otimalidade.

Uma vez que \mathbf{S} é desconhecida, consideramos primeiro a esperança de (4.8) em relação a \mathbf{S} , e então sua maximização para obter a estimativa $\hat{\mathbf{h}}$. Seguindo a notação de [43], a esperança é dada por:

$$Q(\mathbf{h}|\hat{\mathbf{h}}^l) = E_{\mathbf{S}} \left[\log p(\mathbf{S}|\mathbf{h})|\mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}^l \right] + E_{\mathbf{S}} \left[\log p(\mathbf{x}|\mathbf{S}, \mathbf{h})|\mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}^l \right] + \log p(\mathbf{h}), \quad (4.9)$$

onde $\hat{\mathbf{h}}^l$ é a estimativa do canal disponível na iteração l . E uma vez que \mathbf{S} é independente de \mathbf{h} :

$$Q(\mathbf{h}|\hat{\mathbf{h}}^l) = E_{\mathbf{S}} \left[\log p(\mathbf{x}|\mathbf{S}, \mathbf{h})|\mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}^l \right] + \log p(\mathbf{h}). \quad (4.10)$$

A função densidade de probabilidade dos dados recebidos \mathbf{x} é:

$$p(\mathbf{x}|\mathbf{S}, \mathbf{h}) = \pi^{-ML} N_0^{-1} \exp \left[-(\mathbf{x} - \mathbf{S}\mathbf{h})^H N_0^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{S}\mathbf{h}) \right], \quad (4.11)$$

onde o sobrescrito H significa transposta Hermitiana. A função densidade de probabilidade conjunta do canal MIMO é:

$$p(\mathbf{h}) = \pi^{-NMD} |\mathbf{K}|^{-1} \exp \left[\mathbf{h}^H \mathbf{K}^{-1} \mathbf{h} \right], \quad (4.12)$$

onde \mathbf{K} é a matriz de covariância $NMD \times NMD$ do canal:

$$\mathbf{K} = E_{\mathbf{h}} \left[\mathbf{h}\mathbf{h}^H \right]. \quad (4.13)$$

Substituindo (4.11) e (4.12) em (4.10), e ignorando algumas constantes, obtemos:

$$Q(\mathbf{h}|\hat{\mathbf{h}}^l) = -E_{\mathbf{S}} \left[(\mathbf{x} - \mathbf{S}\mathbf{h})^H N_0^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{S}\mathbf{h}) |\mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}^l \right] - \mathbf{h}^H \mathbf{K}^{-1} \mathbf{h}. \quad (4.14)$$

Seja a nova estimativa de canal definida como

$$\hat{\mathbf{h}}^{l+1} = \arg \max_{\mathbf{h}} Q(\mathbf{h}|\hat{\mathbf{h}}^l), \quad (4.15)$$

a qual pode ser encontrada derivando-se (4.14) em relação a \mathbf{h}^H e igualando-se a zero, o que resulta em:

$$\hat{\mathbf{h}}^{l+1} = (N_0^{-1} E_{\mathbf{S}} [\mathbf{S}^H \mathbf{S}] + \mathbf{K}^{-1})^{-1} \cdot N_0^{-1} \cdot E_{\mathbf{S}} [\mathbf{S}^H] \cdot \mathbf{x}. \quad (4.16)$$

Supondo disponível uma estimativa da variância do ruído, é necessário obter uma primeira estimativa de $E_S [\mathbf{S}^H \mathbf{S}]$ e $E_S [\mathbf{S}^H]$ para garantir que o algoritmo EM possa fornecer uma estimativa do canal. Porém, uma estimativa confiável destes valores esperados não estará disponível enquanto não tivermos uma estimativa para os coeficientes do canal. Para solucionar este problema consideramos um esquema semi-cego onde os primeiros T_r símbolos do bloco de comprimento L são conhecidos no receptor.

4.3.2 Estimação da Variância do Ruído

Supondo que no final da iteração l uma nova estimativa do canal, $\hat{\mathbf{h}}^{l+1}$, e um conjunto de probabilidades *a posteriori* dos símbolos transmitidos em cada antena, $P(s^n(k) = s^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}^{l+1})$, $i \in \{0, 1, \dots, m-1\}$, estejam disponíveis, a variância do ruído pode ser estimada como sendo [74]:

$$\hat{N}_0^{l+1} = \frac{1}{LM} \left| \left(\mathbf{x} - E_S [\mathbf{S} | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}^{l+1}, \hat{N}_0^l] \hat{\mathbf{h}}^{l+1} \right) \right|^2, \quad (4.17)$$

onde \hat{N}_0^l é a estimativa anterior. A fim de prover uma estimativa inicial para ser usada na primeira iteração, consideramos \hat{N}_0^1 como o valor quadrático médio do sinal recebido dividido por 2, o que, como em [74], sempre superestima a variância.

4.4 Detecção e Decodificação

A estimação do canal e da variância do ruído requerem o conhecimento tanto de $E_S [\mathbf{S}^H \mathbf{S}]$ como de $E_S [\mathbf{S}^H]$. De modo a obter as probabilidades necessárias para o cálculo das esperanças acima, consideramos o uso de dois esquemas diferentes para detecção e decodificação com saída suave, ambos baseados em um algoritmo BCJR [52] modificado para modulação espaço-temporal apresentado em [53].

4.4.1 Supertreliça

Neste caso consideramos que o modelo Markoviano que representa o canal com IES (com m^{D-1} estados) é combinado com a treliça do código espaço-temporal. Cada um dos estados da treliça do código é expandido em m^{D-1} estados, e então consideramos decodificação de

máxima-*a-posteriori* sobre a supertreliça que agora representa o canal com IES e o código.

Desse modo, a solução de máxima-*a-posteriori* (MAP) a ser dada pelo detector/decodificador conjunto, para a seqüência de entrada $u(k)$ dadas as observações \mathbf{x} , é:

$$u(k) = \arg \max_i P(u(k) = u^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}), \quad (4.18)$$

onde $P(u(k) = u^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}})$ é a probabilidade *a posteriori* (APP) da entrada $u(k) = u^i$, $i \in \{0, 1, \dots, m-1\}$, e $\hat{\mathbf{h}}$ é a estimativa atual do canal. Estas APP's podem ser expressas como:

$$P(u(k) = u^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}) = \sum_{\sigma_k} \sum_{\sigma_{k+1}} P(u(k) = u^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}), \quad (4.19)$$

onde $P(u(k) = u^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}})$ é a probabilidade no instante k de que, dadas as observações \mathbf{x} e a informação a respeito do estado do canal $\hat{\mathbf{h}}$, a transição do estado σ_k para o estado σ_{k+1} na supertreliça esteja associada com a entrada $u(k) = u^i$ no codificador.

Seguindo [53] podemos definir:

$$P(u(k) = u^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}) = \lambda \alpha_k(\sigma_k) \gamma_k^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \mathbf{x}_k) \beta_{k+1}(\sigma_{k+1}), \quad (4.20)$$

onde λ é um coeficiente de normalização tal que:

$$\lambda \sum_i \sum_{\sigma_k} \sum_{\sigma_{k+1}} P(u(k) = u^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \mathbf{x}) = 1. \quad (4.21)$$

As recursões α_k e β_k são definidas como:

$$\alpha_{k+1}(\sigma_{k+1}) = \sum_{\sigma_k} \alpha_k(\sigma_k) \gamma_k(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \mathbf{x}_k) \quad (4.22)$$

e

$$\beta_k(\sigma_k) = \sum_{\sigma_{k+1}} \beta_{k+1}(\sigma_{k+1}) \gamma_k(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \mathbf{x}_k), \quad (4.23)$$

onde

$$\gamma_k(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \mathbf{x}_k) = \sum_i \gamma_k^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \mathbf{x}_k). \quad (4.24)$$

A probabilidade conjunta $\gamma_k^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \mathbf{x}_k)$ é dada por:

$$\gamma_k^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \mathbf{x}_k) = p(\mathbf{x}_k | \sigma_k, u^i, \hat{\mathbf{h}}) P(u(k) = u^i), \quad (4.25)$$

onde

$$p(\mathbf{x}_k | \sigma_k, u^i, \hat{\mathbf{h}}) = \pi^{-M} N_0^{-1} \exp \left[- \left(\mathbf{x}_k - \mathbf{S}_k \hat{\mathbf{h}}_k \right)^H N_0^{-1} \left(\mathbf{x}_k - \mathbf{S}_k \hat{\mathbf{h}}_k \right) \right] \quad (4.26)$$

é a função densidade de probabilidade dos dados recebidos \mathbf{x}_k , dados a transição de estados definida por (σ_k, u^i) e o estado atual do canal $\hat{\mathbf{h}}$, enquanto que $P(u(k) = u^i)$ é a probabilidade *a priori* do símbolo de informação u^i no instante k .

As APP's definidas em (4.19) podem ser agora reescritas se fizermos uso das recursões que acabamos de definir:

$$P(u(k) = u^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}) = \lambda \sum_{\sigma_k} \sum_{\sigma_{k+1}} \alpha_k(\sigma_k) \gamma_k^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \mathbf{x}_k) \beta_{k+1}(\sigma_{k+1}). \quad (4.27)$$

A equação acima é útil para decodificação, porém para realimentar o estimador do canal precisamos definir as APP's dos símbolos transmitidos por cada uma das N antenas:

$$P(s^n(k) = s^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}) = \sum_{\sigma_k} \sum_{\sigma_{k+1}} P(s^n(k) = s^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}). \quad (4.28)$$

onde $P(s^n(k) = s^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}})$ é a probabilidade no instante k de que, dados o sinal recebido \mathbf{x} e o estado do canal $\hat{\mathbf{h}}$, a transição do estado σ_k para o estado σ_{k+1} esteja associada com a transmissão do símbolo $s^n(k) = s^i$ pela antena n .

Seguindo o mesmo procedimento acima, obtemos:

$$P(s^n(k) = s^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}) = \mu \alpha_k(\sigma_k) \gamma_{n,k}^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \mathbf{x}_k) \beta_{k+1}(\sigma_{k+1}), \quad (4.29)$$

onde μ é um fator de normalização tal qual λ , e a probabilidade conjunta $\gamma_{n,k}^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \mathbf{x}_k)$ é:

$$\gamma_{n,k}^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \mathbf{x}_k) = p(\mathbf{x}_k | \sigma_k, u^i, \hat{\mathbf{h}}) P(s^n(k) = s^i), \quad (4.30)$$

onde $P(s^n(k) = s^i)$ é a probabilidade *a priori* dos símbolos $s^n(k) = s^i$ transmitidos pela antena n no instante k .

Finalmente, as APP's dos símbolos transmitidos pela antena n podem ser escritos como:

$$P(s^n(k) = s^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}) = \mu \sum_{\sigma_k} \sum_{\sigma_{k+1}} \alpha_k(\sigma_k) \gamma_{n,k}^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \mathbf{x}_k) \beta_{k+1}(\sigma_{k+1}). \quad (4.31)$$

4.4.2 Treliças Separadas

Neste segundo método consideramos um processo em dois estágios para detecção e decodificação. No primeiro passo realizamos apenas a detecção (equalização) usando uma versão modificada do algoritmo BCJR [52] para modulação codificada espaço-temporal [53] através

da treliça que representa o canal, com $(m^N)^{D-1}$ estados [69]. Na seqüência, realizamos decodificação, também usando um algoritmo BCJR modificado para modulação codificada espaço-temporal, mas agora sobre a treliça do código. Note que aqui usamos um entrelaçador de canal antes da transmissão, e informação extrínseca é trocada entre os dois estágios, sendo então usada como informação *a priori*.

Detecção

A solução de máxima-*a-posteriori* (MAP) do detector para a seqüência transmitida $s(k)$ (após o entrelaçamento), dadas as observações \mathbf{x} , é:

$$s(k) = \arg \max_i (P(s^n(k) = s^i) | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}), \quad (4.32)$$

onde $P(s^n(k) = s^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}})$ é a probabilidade *a posteriori* do símbolo $s^n(k) = s^i$ ser transmitido pela antena n no instante k , onde $i \in \{0, 1, \dots, m-1\}$, e $\hat{\mathbf{h}}$ é a estimativa atual do canal. Estas APP's podem ainda ser expressas como:

$$P(s^n(k) = s^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}) = \sum_{\sigma_k} \sum_{\sigma_{k+1}} P(s^n(k) = s^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}). \quad (4.33)$$

onde $P(s^n(k) = s^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}})$ é a probabilidade de que, no instante k , dados os símbolos recebidos \mathbf{x} e a atual estimativa do canal $\hat{\mathbf{h}}$, a transição entre os estados σ_k e σ_{k+1} , na treliça do canal, esteja associada com a transmissão do símbolo $s^n(k) = s^i$ pela antena n .

Como na seção anterior, definimos:

$$P(s^n(k) = s^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}) = \mu \alpha_k(\sigma_k) \gamma_{n,k}^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \mathbf{x}_k) \beta_{k+1}(\sigma_{k+1}), \quad (4.34)$$

onde μ é um coeficiente de normalização, e as recursões α_k e β_k são definidas como (4.22) e (4.23), porém agora:

$$\gamma_k(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \mathbf{x}_k) = p(\mathbf{x}_k | \sigma_k, \sigma_{k+1}, \hat{\mathbf{h}}) \prod_n \sum_i P_a(s^n(k) = s^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}), \quad (4.35)$$

e

$$\gamma_{n,k}^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \mathbf{x}_k) = p(\mathbf{x}_k | \sigma_k, \sigma_{k+1}, \hat{\mathbf{h}}) P_a(s^n(k) = s^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}), \quad (4.36)$$

onde $P_a(s^n(k) = s^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}})$ é a probabilidade *a priori* de que, no instante k , dados \mathbf{x} e $\hat{\mathbf{h}}$, a transição do estado σ_k para o estado σ_{k+1} na treliça do canal esteja associada com a

transmissão do símbolo $s^n(k) = s^i$ pela antena n . Estas probabilidades *a priori* podem ser calculadas como:

$$P_a(s^n(k) = s^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}) = P_a(s^n(k) = s^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}) \cdot \tau, \quad (4.37)$$

onde $\tau = 1$ se a transição (σ_k, σ_{k+1}) na treliça do canal estiver rotulada com $s^n = s^i$, caso contrário $\tau = 0$. $P_a(s^n(k) = s^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}})$ é a informação *a priori* obtida do decodificador.

Por fim, assim como em (4.26),

$$p(\mathbf{x}_k | \sigma_k, \sigma_{k+1}, \hat{\mathbf{h}}) = \pi^{-M} N_0^{-1} \exp \left[- \left(\mathbf{x}_k - \mathbf{S}_k \hat{\mathbf{h}}_k \right)^H N_0^{-1} \left(\mathbf{x}_k - \mathbf{S}_k \hat{\mathbf{h}}_k \right) \right] \quad (4.38)$$

é a função densidade de probabilidade dos dados recebidos \mathbf{x}_k , dadas agora a matriz \mathbf{S}_k associada com a transição (σ_k, σ_{k+1}) na treliça do canal e a estimativa atual do canal $\hat{\mathbf{h}}$.

Com essas definições, as APP's em (4.33) podem ser reescritas como:

$$P(s^n(k) = s^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}) = \mu \sum_{\sigma_k} \sum_{\sigma_{k+1}} \alpha_k(\sigma_k) \gamma_{n,k}^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \mathbf{x}_k) \beta_{k+1}(\sigma_{k+1}). \quad (4.39)$$

A informação extrínseca a ser passada para o decodificador, como em [66], pode ser calculada através da relação:

$$P(s^n(k) = s^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}) = \pi \left(P_e(s^n(k) = s^i | \tilde{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{h}}) \right) \times P_a(s^n(k) = s^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}), \quad (4.40)$$

onde $\pi(\bullet)$ corresponde à operação de entrelaçamento, e $\tilde{\mathbf{x}}$ é a versão *desentrelaçada* de \mathbf{x} .

Decodificação

A decodificação é realizada de uma forma bem similar à detecção, com a diferença que aqui temos que disponibilizar também as APP's da seqüência de entrada do codificador.

Mais uma vez, buscamos:

$$u(k) = \arg \max_i P(u(k) = u^i | \tilde{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{h}}), \quad (4.41)$$

onde $P(u(k) = u^i | \tilde{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{h}})$ é a probabilidade *a posteriori* dos símbolos de entrada $u(k) = u^i$, a qual pode ser reescrita como:

$$P(u(k) = u^i | \tilde{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{h}}) = \sum_{\sigma_k} \sum_{\sigma_{k+1}} P(u(k) = u^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \tilde{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{h}}), \quad (4.42)$$

onde $P(u(k) = u^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \tilde{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{h}})$ é a probabilidade no instante k de que, dadas a versão desentrelaçada dos dados recebidos $\tilde{\mathbf{x}}$ e a estimativa atual do canal $\hat{\mathbf{h}}$, a transição do estado σ_k para o estado σ_{k+1} na treliça do código esteja associada com a entrada $u(k) = u^i$.

Seguindo o padrão das seções anteriores, podemos escrever:

$$P(u(k) = u^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \tilde{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{h}}) = \lambda \alpha_k(\sigma_k) \gamma_k^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \tilde{\mathbf{x}}_k) \beta_{k+1}(\sigma_{k+1}), \quad (4.43)$$

onde λ é um fator de normalização, e as recursões α_k e β_k são definidas como usual, com a diferença que aqui:

$$\gamma_k(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \tilde{\mathbf{x}}_k) = \sum_i \gamma_k^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \tilde{\mathbf{x}}_k). \quad (4.44)$$

A probabilidade conjunta $\gamma_k^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \tilde{\mathbf{x}}_k)$ é dada por:

$$\gamma_k^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \tilde{\mathbf{x}}_k) = \prod_n \sum_{i'} P_a(s^n(k) = s^{i'}, \sigma_k, \sigma_{k+1}, u^i | \tilde{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{h}}), \quad (4.45)$$

onde $P_a(s^n(k) = s^{i'}, \sigma_k, \sigma_{k+1}, u^i | \tilde{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{h}})$ é a probabilidade *a priori* de que, no instante k , dados $\tilde{\mathbf{x}}$ e $\hat{\mathbf{h}}$, a transição entre os estados σ_k e σ_{k+1} na treliça do código, produzida pelo símbolo de informação u^i , esteja associada com a transmissão do símbolo $s^n(k) = s^{i'}$ pela antena n . Note que, para o cálculo da probabilidade acima precisamos da versão *desentrelaçada* de (4.40) e da treliça do código espaço-temporal, de modo similar a como fizemos em (4.37).

Por fim, as APP's em (4.42) podem ser calculadas como:

$$P(u(k) = u^i | \tilde{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{h}}) = \lambda \sum_{\sigma_k} \sum_{\sigma_{k+1}} \alpha_k(\sigma_k) \gamma_k^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \tilde{\mathbf{x}}_k) \beta_{k+1}(\sigma_{k+1}). \quad (4.46)$$

Assim como (4.27), a equação (4.46) é útil para decodificação, mas para realimentar o estimador de canal precisamos definir a versão desentrelaçada das APP's dos símbolos transmitidos por cada uma das N antenas:

$$P(s^n(k) = s^i | \tilde{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{h}}) = \sum_{\sigma_k} \sum_{\sigma_{k+1}} P(s^n(k) = s^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \tilde{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{h}}), \quad (4.47)$$

onde

$$P(s^n(k) = s^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \tilde{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{h}}) = \mu \alpha_k(\sigma_k) \gamma_{n,k}^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \tilde{\mathbf{x}}_k) \beta_{k+1}(\sigma_{k+1}), \quad (4.48)$$

μ é um fator de normalização, as recursões são definidas como usualmente, e a probabilidade conjunta $\gamma_{n,k}^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \tilde{\mathbf{x}}_k)$ é:

$$\gamma_{n,k}^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \tilde{\mathbf{x}}_k) = P_a(s^n(k) = s^i, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \tilde{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{h}}). \quad (4.49)$$

Então:

$$P(s^n(k) = s^i | \tilde{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{h}}) = \mu \sum_{\sigma_k} \sum_{\sigma_{k+1}} \alpha_k(\sigma_k) \gamma_{n,k}^i(\sigma_k, \sigma_{k+1}, \tilde{\mathbf{x}}_k) \beta_{k+1}(\sigma_{k+1}). \quad (4.50)$$

A informação extrínseca a ser passada para o detector pode ser calculada através da relação:

$$P(s^n(k) = s^i | \tilde{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{h}}) = \pi^{-1} \left(P_e(s^n(k) = s^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}) \right) \times P_a(s^n(k) = s^i | \tilde{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{h}}), \quad (4.51)$$

onde $\pi^{-1}(\bullet)$ corresponde à operação inversa do entrelaçamento.

4.5 Estimação, Detecção e Decodificação Combinadas

A combinação dos três processos: estimação do canal, detecção/decodificação, e estimação da variância é feita de forma iterativa. Cada iteração l consiste em três passos. O primeiro passo produz uma nova estimativa do canal, $\hat{\mathbf{h}}^{l+1}$, através do algoritmo da maximização da esperança (EM), baseado nas probabilidades *a posteriori* dos símbolos transmitidos, $P(s^n(k) = s^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}^l)$, fornecida pelo detector/decodificador, e da estimativa da variância do ruído, \hat{N}_0^l , ambas obtidas após a iteração $l - 1$.

No segundo passo, o detector/decodificador, que pode ser implementado através da supertreliza ou das treliças separadas, produz um novo conjunto de probabilidades *a posteriori*, $P(s^n(k) = s^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}^{l+1})$, baseado na estimativa de canal, $\hat{\mathbf{h}}^{l+1}$, produzida no primeiro passo da iteração l , e na estimativa da variância do ruído, \hat{N}_0^l , produzida ao final da iteração $l - 1$.

Este novo conjunto de probabilidades *a posteriori* e a nova estimativa de canal serão usadas no terceiro e último passo da iteração l na obtenção da nova estimativa da variância do ruído, \hat{N}_0^{l+1} . Na Figura 4.2 apresentamos um diagrama de blocos que resume as interações entre os três estágios do receptor iterativo.

Ao final do segundo passo da última iteração, l_f , o detector/decodificador produzirá as probabilidades *a posteriori* dos dados de entrada do codificador, $P(u(k) = u^i | \mathbf{x}, \hat{\mathbf{h}}^{l_f})$, as quais serão utilizadas na decisão final sob o critério de máxima-*a-posteriori*.

Finalmente, dada a estratégia semi-cega onde T_r símbolos são conhecidos dentro de um bloco de comprimento L , a relação sinal ruído efetiva é reduzida. Nas simulações esta

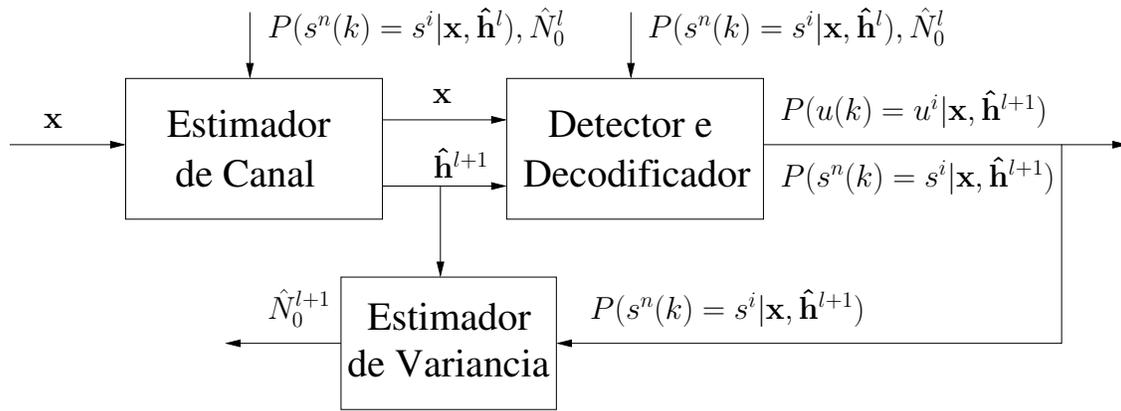


Figura 4.2: Diagrama de blocos mostrando a interação dos três estágios do receptor.

perda na taxa líquida de informação é levada em conta, e a relação sinal-ruído efetiva a ser considerada é dada por:

$$\text{SNR}_{\text{eff}} = \text{SNR} \times \frac{L - T_r}{L}, \quad (4.52)$$

onde $\text{SNR} = \frac{N \times E_s}{N_0}$.

4.6 Supertreliça versus Treliças Separadas

Nesta seção comparamos os dois métodos discutidos neste capítulo (supertreliça e treliças separadas) em termos de complexidade de treliça, nível de diversidade e taxa de erro de bit.

4.6.1 Complexidade de Treliça e Nível de Diversidade

McEliece e Lin definiram em [76] a complexidade de treliça para um código convolucional, a qual está diretamente relacionada com o esforço computacional requerido por um algoritmo do tipo Viterbi [78] ou BCJR [52] para decodificar um bit, e é função do módulo de treliça [76] para o código em questão. Muito embora a complexidade de treliça foi definida para códigos binários, aplicamos este conceito no caso de códigos espaço-temporais. Na realidade, nos concentramos unicamente na contagem de ramos dado um certo módulo de treliça, não levando em conta o número de bits associado com o rótulo de cada ramo, uma vez que este será o mesmo para todos os casos considerados neste capítulo.

Em geral, se o módulo de treliça para o código espaço-temporal tem σ_{code} estados

e e_{code} ramos saindo de cada estado, então o módulo para a supertreliça, a qual combina o modelo Markoviano para o canal com IES e código espaço-temporal, terá:

$$(\sigma_{code} \times m^{D-1}) \times e_{code} \quad (4.53)$$

ramos.

Por outro lado, o módulo para as treliças separadas terá uma contagem de ramos de:

$$\left((m^N)^{D-1} \times m^N \right) + (\sigma_{code} \times e_{code}). \quad (4.54)$$

Uma vez que $(m^N)^D$ é em geral maior do que $(\sigma_{code} \times (m^{D-1} - 1)) \times e_{code}$, podemos afirmar que a supertreliça geralmente demanda menos esforço computacional do que as treliças separadas.

Por exemplo, considere o código espaço-temporal 4-PSK com 8 estados projetado por Tarokh *et al* [29], $N = 2$ e comprimento da IES de $D = 2$. Construindo-se a supertreliça para este caso, cada estado da treliça do código é dividido em $m^{D-1} = 4$ estados. Assim, o módulo de treliça resultante, que pode ser visto na Figura 4.3, tem uma contagem de ramos de $32 \times 4 = 128$.

No caso das treliças separadas, primeiro construímos a treliça para o canal, com $(m^N)^{D-1} = (4^2)^1 = 16$ estados, e $m^N = 4^2 = 16$ ramos saindo de cada estado, cujo módulo pode ser visto na Figura 4.4, e que tem $16 \times 16 = 256$ ramos. A seguir, consideramos o módulo de treliça para o código espaço-temporal, que pode ser visto na Figura 4.5, e que possui $8 \times 4 = 32$ ramos. Assim, a contagem de ramos considerando-se os dois módulos é de $256 + 32 = 288$ ramos, a qual é mais do que o dobro da contagem para a supertreliça. Portanto, de acordo com [76], o esforço computacional requerido pela supertreliça, para decodificar um bit, é menor do que a metade do esforço requerido pelas treliças separadas.

Na Tabela 4.1 listamos a contagem de ramos para a supertreliça e as treliça separadas, para os casos dos códigos espaço-temporais 4-PSK com $\{4, 8, 16\}$ estados, 8-PSK com $\{8, 16, 32\}$ estados, comprimento da IES $D = \{2, 3\}$ e $N = 2$ antenas transmissoras. Pela análise da tabela podemos dizer que a supertreliça é menos complexa do que as treliças separadas para todos os doze casos estudados, e que esta vantagem aumenta com o comprimento da interferência e com a eficiência espectral.

Entretanto, quando usamos a supertreliça é possível que não possamos atingir o

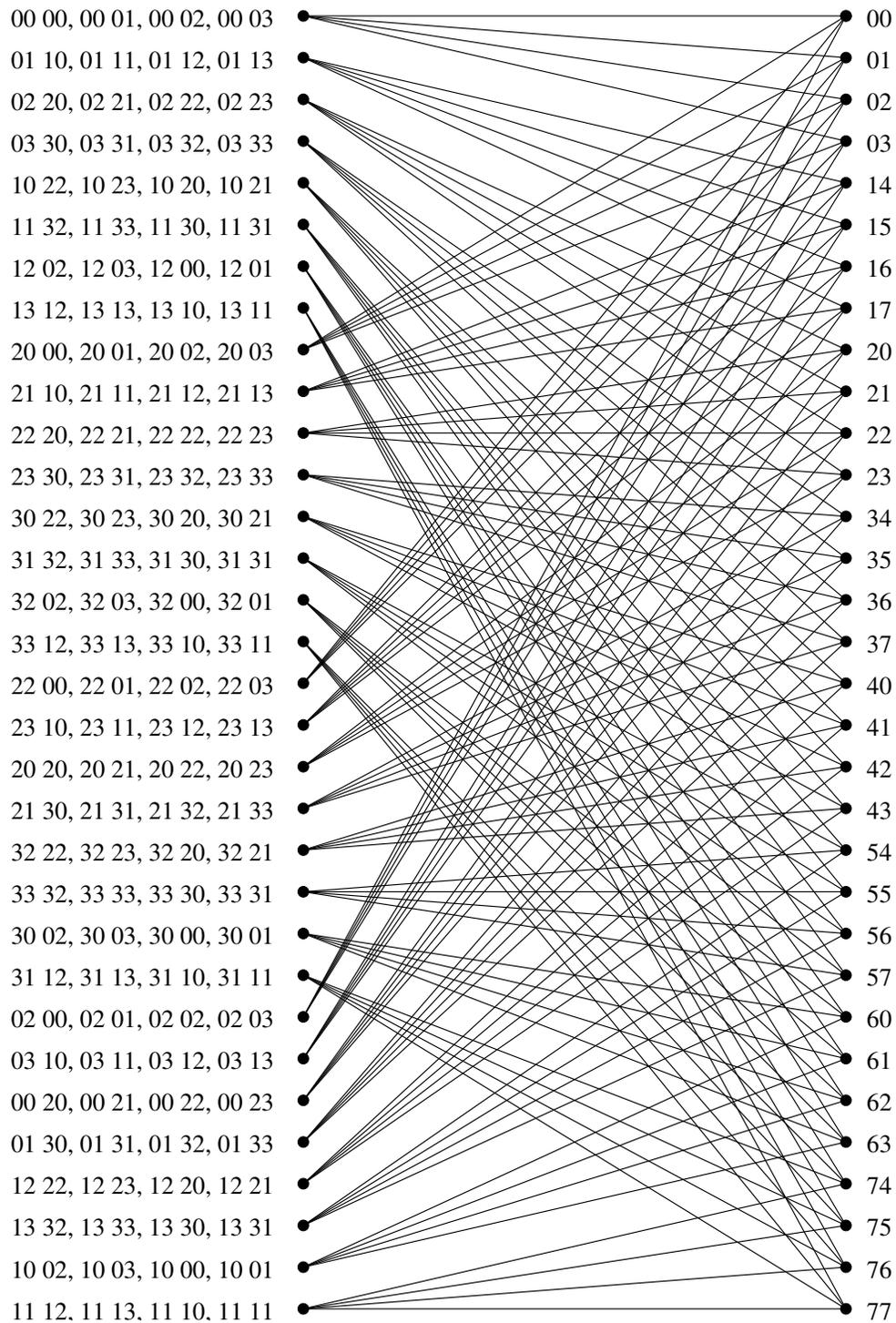


Figura 4.3: Supertreliça para detecção e decodificação conjunta, para o código espaço-temporal 4-PSK com 8 estados, $N = 2$ e $D = 2$. Os símbolos à esquerda representam os rótulos dos ramos, e os símbolos à direita representam os estados da treliça.

mesmo grau de diversidade que poderíamos atingir com as treliças separadas. Em [75, Teorema 1] foi mostrado que quando um entrelaçador de canal não está presente (como no caso

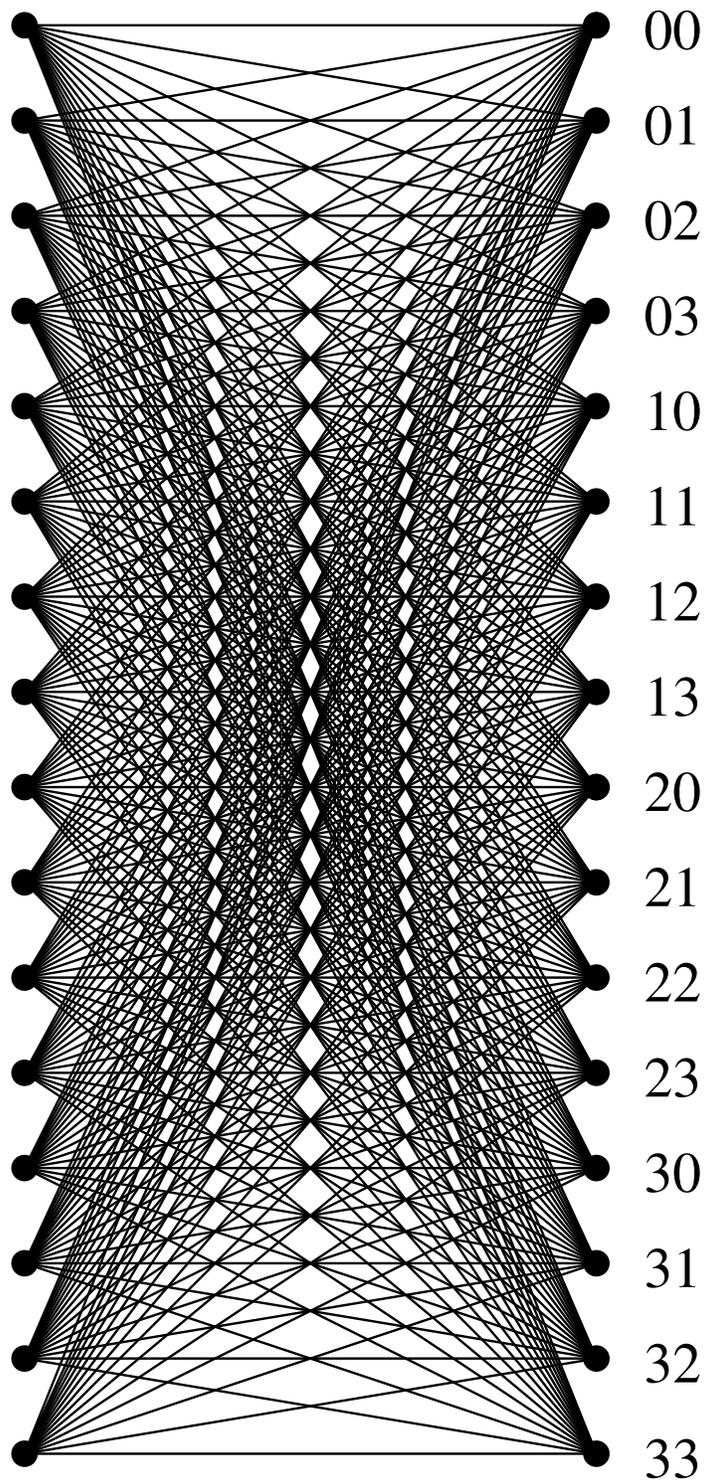


Figura 4.4: Treliça para o canal com IES, onde $m = 4$, $N = 2$ e $D = 2$. Os símbolos à direita representam os estados da treliça. Os rótulos dos ramos são complexos, e função dos coeficientes do canal.

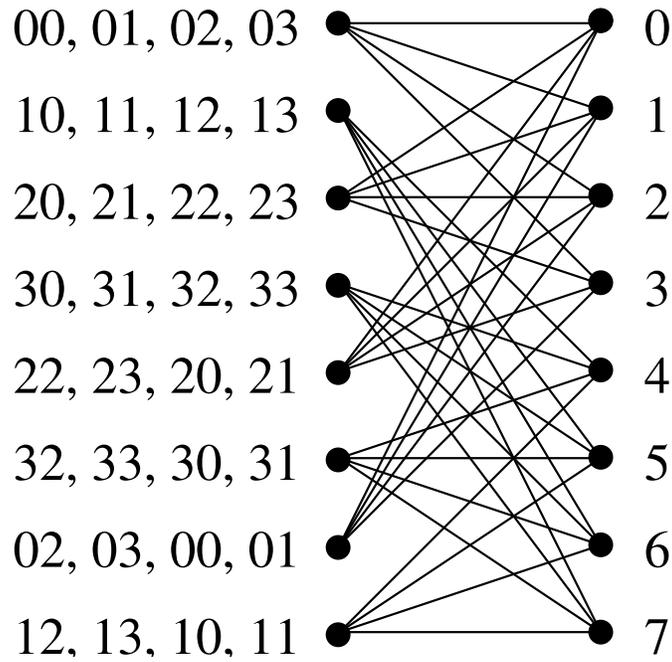


Figura 4.5: Treliça para o código 4-PSK com 8 estados para $N = 2$ antenas transmissoras, projetado por Tarokh *et al.* Os símbolos à esquerda representam os rótulos dos ramos, e os símbolos à direita correspondem aos estados da treliça.

da supertreliça), para atingir uma taxa de transmissão de m bits/símbolo e um grau de diversidade r por antena receptora, o código espaço-temporal precisa ter ao menos $2^{m(r-D)}$ estados. Por outro lado, em [75, Teorema 2] foi mostrado também que, quando um entrelaçador de canal é usado (como no caso das treliças separadas), para se atingir uma taxa de transmissão de m bits/símbolo e um grau de diversidade r por antena receptora, o código espaço-temporal precisa dispor de ao menos $2^{m(\frac{r}{D}-1)}$ estados, o que, para um canal seletivo em frequência, é sempre menor do que $2^{m(r-D)}$.

Por exemplo, para o código espaço-temporal 4-PSK com 8 estados, $N = 2$ e $D = 2$, como considerado acima, no caso da supertreliça (onde um entrelaçador de canal não é usado), o nível de diversidade que pode ser atingido é de

$$r = \frac{3}{2} + 2 = 3.5,$$

enquanto que no caso das treliças separadas (onde um entrelaçador de canal é usado) diversidade completa ($r = 4$) pode ser atingida.

Listamos na Tabela 4.2, para os mesmo casos considerados na Tabela 4.1, o nível de

Modulação 4-PSK			
$D = 2$	$\sigma_{code} = 4$	$\sigma_{code} = 8$	$\sigma_{code} = 16$
Supertreliça	64	128	256
Separadas	272	288	320
$D = 3$	$\sigma_{code} = 4$	$\sigma_{code} = 8$	$\sigma_{code} = 16$
Supertreliça	256	512	1024
Separadas	4112	4128	4160
Modulação 8-PSK			
$D = 2$	$\sigma_{code} = 8$	$\sigma_{code} = 16$	$\sigma_{code} = 32$
Supertreliça	512	1024	2048
Separadas	4160	4224	4352
$D = 3$	$\sigma_{code} = 8$	$\sigma_{code} = 16$	$\sigma_{code} = 32$
Supertreliça	4096	8192	16384
Separadas	262208	262272	262400

Tabela 4.1: Contagem de ramos para a supertreliça e para as treliças separadas, considerando-se os códigos espaço-temporais 4-PSK com $\sigma_{code} = \{4, 8, 16\}$ estados, 8-PSK com $\sigma_{code} = \{8, 16, 32\}$ estados, comprimento da IES $D = \{2, 3\}$ e $N = 2$. O número de ramos deixando cada estado da treliça dos códigos é de $e_{code} = 4$ para os códigos 4-PSK e $e_{code} = 8$ para os códigos 8-PSK.

diversidade que pode ser atingido pelos dois métodos, aquele usando a supertreliça e aquele usando as treliças separadas. Pela tabela fica claro que, para os doze casos estudados, a supertreliça atinge um grau de diversidade menor do que as treliças separadas, com a única exceção do caso do código espaço-temporal 4-PSK com 16 estados e $D = 2$, onde os dois métodos atingem o mesmo grau de diversidade.

Note que nesta seção consideramos a complexidade de treliça para o módulo, o qual está diretamente relacionado com o esforço computacional para se realizar uma iteração. Entretanto, a complexidade total de treliça depende do número de iterações que cada receptor (usando a supertreliça ou as treliças separadas) requer para convergência. Assim, é necessário investigar a taxa de convergência de cada estrutura para que se possa determinar a real diferença de complexidade entre elas. Além do mais, é necessário também avaliar como o fato de que as estruturas podem atingir diferentes graus de diversidade reflete na taxa de

Modulação 4-PSK			
$D = 2$	$\sigma_{code} = 4$	$\sigma_{code} = 8$	$\sigma_{code} = 16$
Supertreliça	3	3.5	4
Separadas	4	4	4
$D = 3$	$\sigma_{code} = 4$	$\sigma_{code} = 8$	$\sigma_{code} = 16$
Supertreliça	4	4.5	5
Separadas	6	6	6
Modulação 8-PSK			
$D = 2$	$\sigma_{code} = 8$	$\sigma_{code} = 16$	$\sigma_{code} = 32$
Supertreliça	3	3.33	3.66
Separadas	4	4	4
$D = 3$	$\sigma_{code} = 8$	$\sigma_{code} = 16$	$\sigma_{code} = 32$
Supertreliça	4	4.33	4.66
Separadas	6	6	6

Tabela 4.2: Nível de diversidade que pode ser atingido pelo receptor usando a supertreliça e para o receptor usando as treliças separadas, para o caso dos códigos espaço-temporais 4-PSK com $\sigma_{code} = \{4, 8, 16\}$ estados, 8-PSK com $\sigma_{code} = \{8, 16, 32\}$ estados, comprimento da IES $D = \{2, 3\}$, $N = 2$ e $M = 1$.

erro de bit.

4.6.2 Simulações Computacionais

Nesta seção investigamos o desempenho dos dois receptores propostos em termos de taxa de erro de bit (BER) versus relação sinal-ruído (SNR). Seguindo o exemplo considerado na seção anterior, consideramos que os dados são codificados usando-se o código espaço-temporal 4-PSK com 8 estados projetado por Tarokh *et al* [29]. Os símbolos codificados são então transmitidos em blocos de $L = 130$ símbolos. Nas seguintes simulações o número de antenas transmissoras é sempre $N = 2$, os canais são seletivos em frequência, $D = 2$, e com desvanecimento Rayleigh quasi-estático, onde os coeficientes de cada um dos $M \times N$ canais têm a mesma variância $\sigma_d^2 = 0.5$, e permanecem constantes durante um bloco e mudam

independentemente de um bloco ao outro. Para o caso das treliças separadas, o entrelaçador de canal que usamos é do tipo matricial, 13×10 , e determinístico.

Note ainda que nas simulações a variância do ruído é calculada a partir de SNR_{eff} , a qual é uma função de SNR , L , e T_r . Assim, uma vez que a introdução de alguns símbolos conhecidos dentro do bloco induz uma perda na relação sinal ruído efetiva, não é necessariamente verdade que aumentar o número de símbolos conhecidos T_r levará a uma taxa de erro de bit menor. Logo, é necessário otimizar o número de símbolos conhecidos T_r para cada um dos dois métodos considerados.

Na Figura 4.6 temos um gráfico da taxa de erro de bit (BER), depois de três iterações usando a supertreliça para detecção e decodificação conjunta, versus o número de símbolos conhecidos dentro do bloco T_r , para diferentes níveis de relação sinal ruído e para $M = 1$ antena receptora. Pelos resultados apresentados na figura podemos concluir que o número ótimo de símbolos conhecidos dentro do bloco, com respeito à mínima taxa de erro de bit, estaria em torno de $T'_r = 12$ símbolos.

Em seguida, comparamos o desempenho do receptor semi-cego usando a supertreliça, e o caso de um receptor usando a supertreliça mas com conhecimento prévio do canal. A Figura 4.7 mostra a taxa de erro de bit (BER) versus a relação sinal-ruído para o caso de $M = 1$ antena receptora, após as iterações $l' = \{1, 2, 3\}$ do receptor semi-cego usando a supertreliça, a BER na saída de um receptor usando também a supertreliça mas com conhecimento prévio do canal, e também a BER no caso onde o canal é plano ($D = 1$). Podemos concluir que $l' = 3$ iterações para o receptor semi-cego usando a supertreliça são suficientes para que seu desempenho fique a apenas 0.5 dB do caso do receptor com conhecimento prévio do canal. Note também que, após uma relação sinal-ruído um pouco maior do que 10 dB's o receptor semi-cego usando uma supertreliça, graças à diversidade induzida pelo canal com IES, apresenta um desempenho superior ao caso do canal plano.

Na Figura 4.8 investigamos novamente a questão do número ótimo de símbolos conhecidos dentro do bloco, mas agora após oito iterações do receptor semi-cego usando treliças separadas para detecção e decodificação combinadas. Neste caso, o comprimento ótimo está concentrado na região definida por $T''_r = [20; 30]$ símbolos. Daqui em diante usaremos $T''_r = 20$ a fim de não sacrificar em demasiado a taxa líquida de informação que pode ser transmitida através do canal.

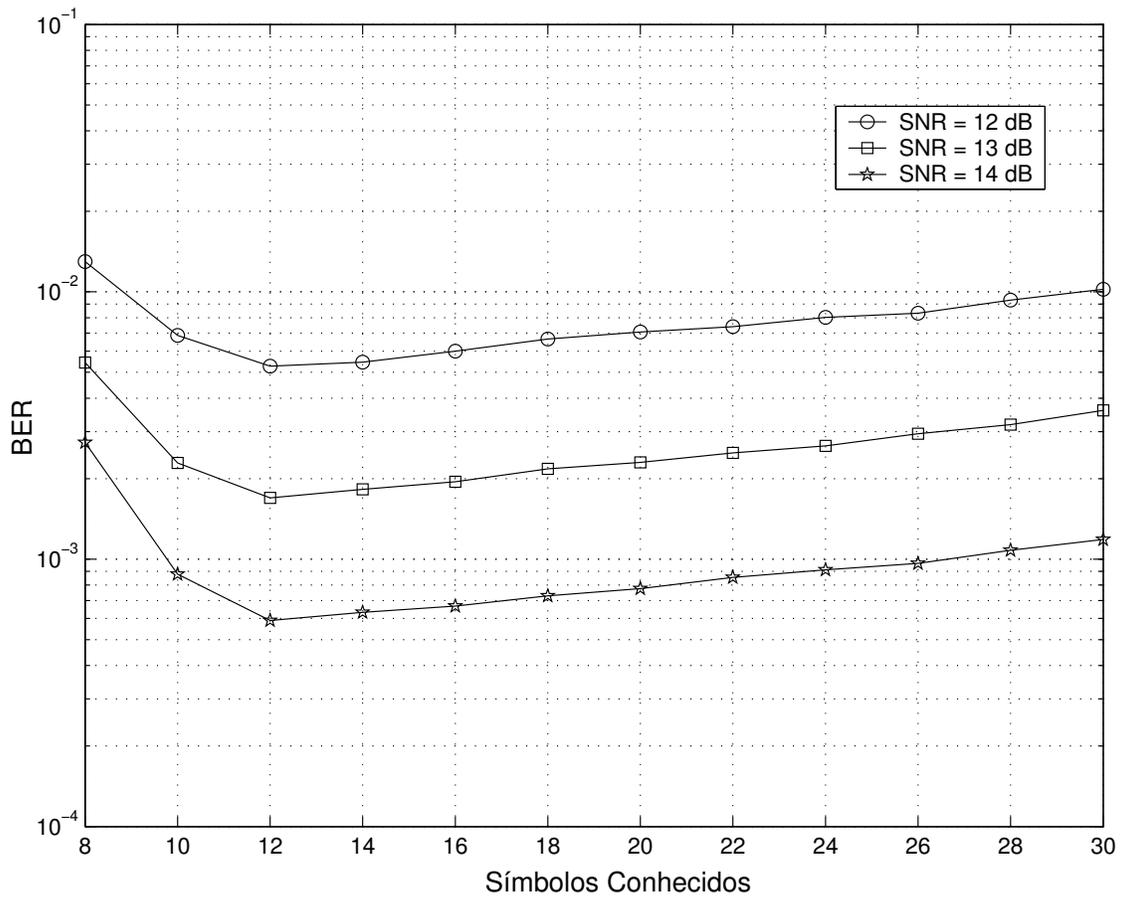


Figura 4.6: Taxa de erro de bit (BER) ao final de $l' = 3$ iterações para o receptor semi-cego usando a supertreliza, versus o número de símbolos conhecidos dentro do bloco, T_r' , para as relações sinal-ruído $\text{SNR} = \{12, 13, 14\}$ dB, o código espaço-temporal 4-PSK com 8 estados projetado por Tarokh *et al*, $N = 2$ antenas transmissoras, $M = 1$ antena receptora e $D = 2$.

E assim como no caso da supertreliza, agora comparamos o desempenho do receptor semi-cego usando treliças separadas, com aquele do mesmo receptor tendo conhecimento prévio do canal. Na Figura 4.9 temos a taxa de erro de bit (BER) versus a relação sinal-ruído (SNR) após $l'' = \{1, 2, 4, 6, 8\}$ iterações para o receptor semi-cego usando treliças separadas, após $l'' = 5$ iterações para o receptor usando treliças separadas mas com conhecimento prévio do canal, e também a taxa de erro de bit para o caso do canal plano. Pela figura podemos ver que para o receptor semi-cego usando treliças separadas, após uma relação sinal-ruído de 10.5 dB, o efeito de diversidade induzido pelos canais com IES produz uma taxa de erro de bit menor do que a taxa de erro de bit obtida no caso de um canal plano, sem IES. Além do mais, o receptor semi-cego fica a apenas 1 dB do receptor com conhecimento

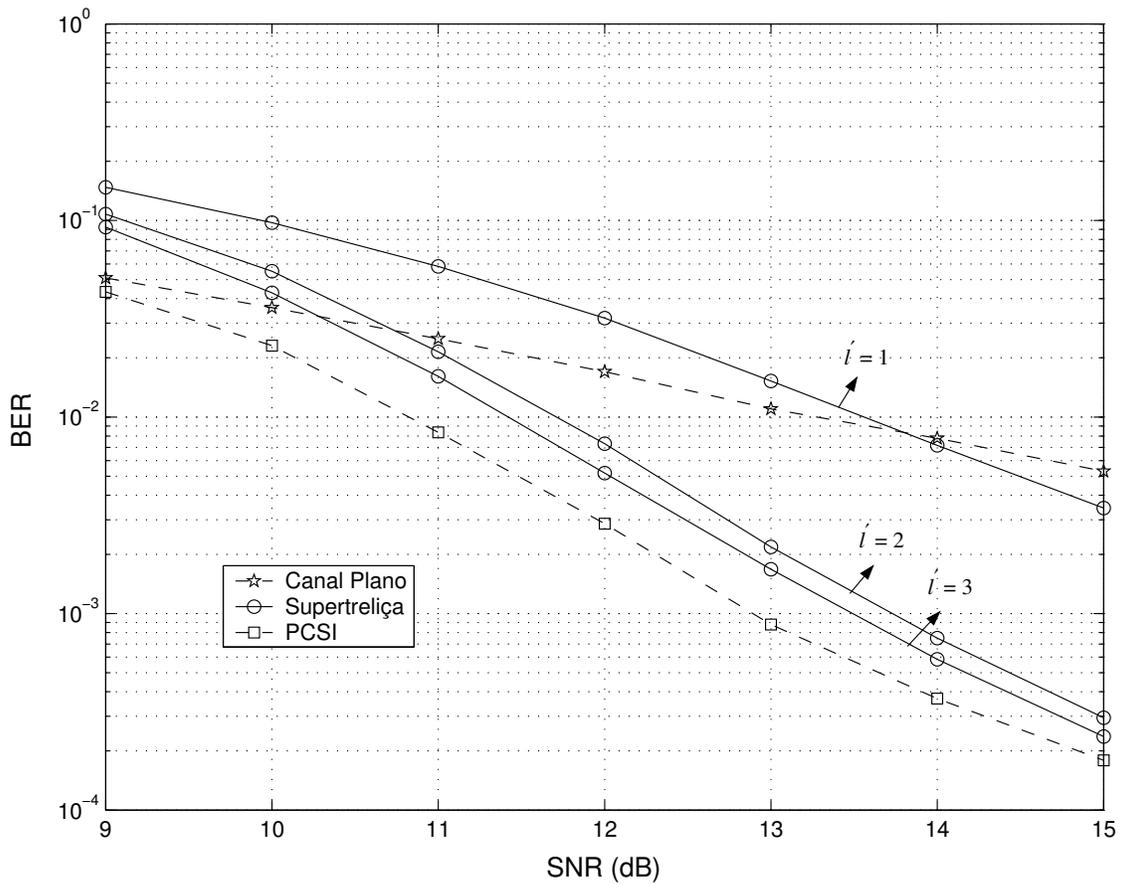


Figura 4.7: Taxa de erro de bit (BER) versus a relação sinal-ruído (SNR), para o código espaço-temporal 4-PSK com 8 estados projetado por Tarokh *et al*, $N = 2$ antenas transmissoras, $M = 1$ antena receptora, $D = 2$ e $T_r' = 12$ símbolos conhecidos dentro do bloco de $L = 130$ símbolos. Supertreliça é a BER após $l' = \{1, 2, 3\}$ iterações para o receptor semi-cego proposto usando uma supertreliça, e PCSI é a BER para o receptor usando a supertreliça mas com conhecimento prévio do canal. A BER para o caso do canal plano também é mostrada na figura.

prévio do canal.

Uma vez que determinamos o número ótimo de símbolos conhecidos, $T_r' = 12$ e $T_r'' = 20$, e o número de iterações necessárias para convergência¹, $l' = 3$ e $l'' = 8$, respectivamente para o caso da supertreliça e para o caso das treliças separadas, agora já podemos comparar os dois esquemas em termos de taxa de erro de bit.

Na Figura 4.10 e na Figura 4.11 temos, em função da relação sinal-ruído e para respectivamente $M = 1$ e $M = 2$ antenas receptoras, a taxa de erro de bit após $l' = 3$ iterações

¹Iterar além disto não produziu nenhuma melhora digna de nota.

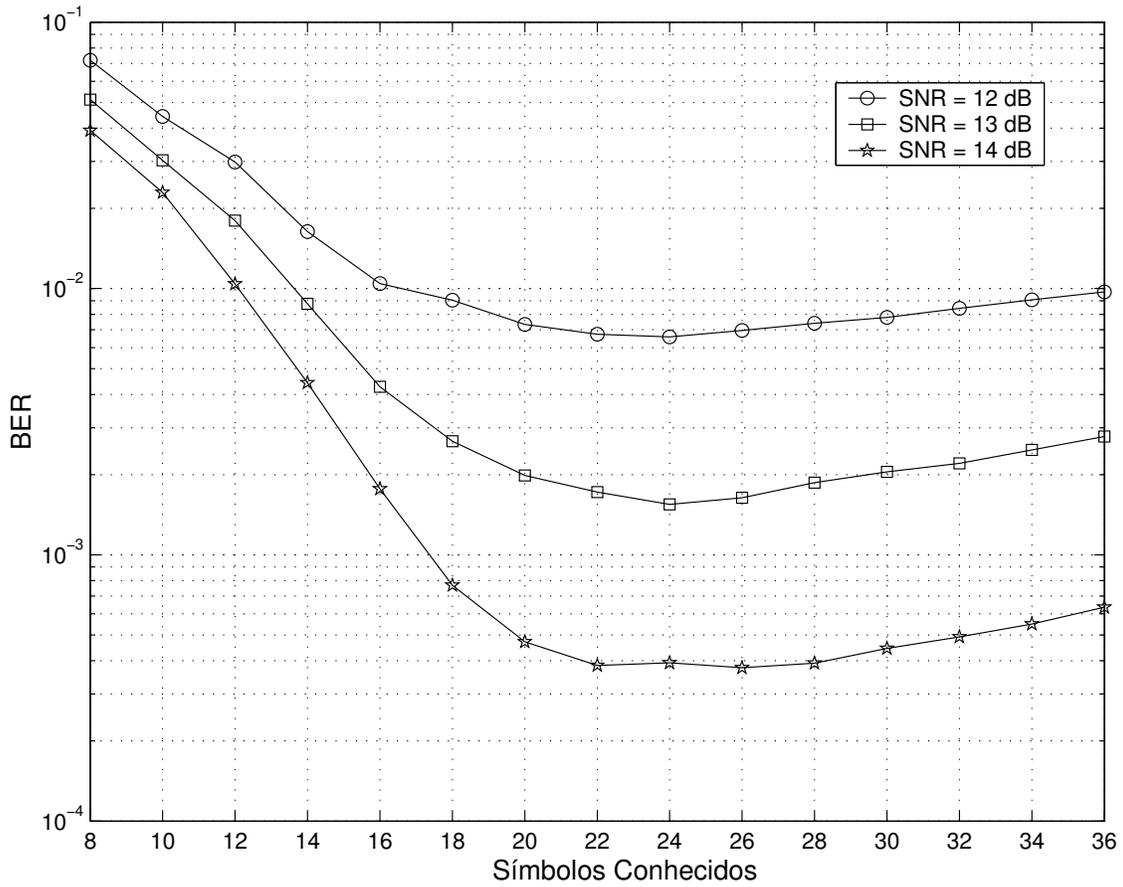


Figura 4.8: Taxa de erro de bit (BER) ao final de $l'' = 8$ iterações para o receptor semi-cego usando treliças separadas, versus o número de símbolos conhecidos dentro do bloco, T_r'' , para as relações sinal-ruído $\text{SNR} = \{12, 13, 14\}$ dB, o código espaço-temporal 4-PSK com 8 estados projetado por Tarokh *et al*, $N = 2$ antenas transmissoras, $M = 1$ antena receptora e $D = 2$.

para o receptor semi-cego usando uma supertreliça e conhecendo $T_r' = 12$ símbolos dentro do bloco, a taxa de erro de bit após $l'' = 8$ iterações para o receptor semi-cego usando treliças separadas e conhecendo $T_r'' = 20$ símbolos dentro do bloco, e também a taxa de erro de bit no caso de um canal plano. Dos resultados apresentados nas figuras podemos dizer que, mesmo com o nível de diversidade um pouco inferior, o receptor iterativo usando a supertreliça tem um desempenho bastante similar ao do receptor usando treliças separadas para a margem de relações sinal-ruído consideradas.

Por fim, a contagem total de ramos (TEC), considerando-se que o receptor é iterativo, para o caso da supertreliça é de:

$$TEC_{super} = l' \times 128 = 3 \times 128 = 384, \quad (4.55)$$

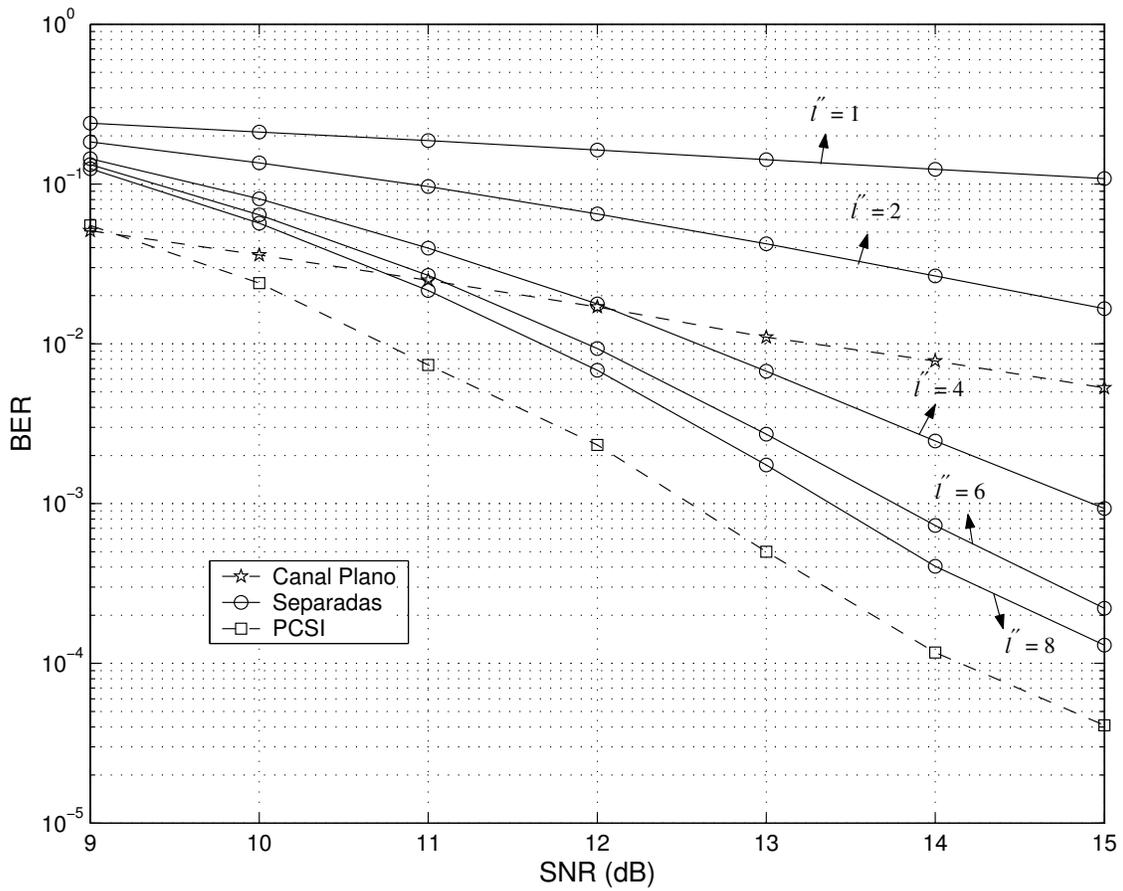


Figura 4.9: Taxa de erro de bit (BER) versus a relação sinal-ruído (SNR), para o código espaço-temporal 4-PSK com 8 estados projetado por Tarokh *et al*, $N = 2$ antenas transmissoras, $M = 1$ antena receptora, $D = 2$ e $T_r'' = 20$ símbolos conhecidos dentro do bloco de $L = 130$ símbolos. Separadas é a BER após $l'' = \{1, 2, 4, 6, 8\}$ iterações para o receptor semi-cego proposto usando treliças separadas, e PCSI é a BER após $l'' = 5$ iterações para o receptor usando treliças separadas mas com conhecimento prévio do canal. A BER para o caso do canal plano também é mostrada na figura.

enquanto que para o caso das treliças separada é igual a:

$$TEC_{sep} = l'' \times 288 = 8 \times 288 = 2304. \quad (4.56)$$

Dessa foram, no exemplo aqui considerado, o esforço computacional requerido pela supertreliça é seis vezes menor do que pelas treliças separadas², enquanto que a diferença de desempenho ficou em no máximo 0.5 dB.

²Note que, uma vez que a detecção e a decodificação são muito mais complexas do que a estimação do canal e da variância, não consideramos estas últimas nos cálculos do esforço computacional.

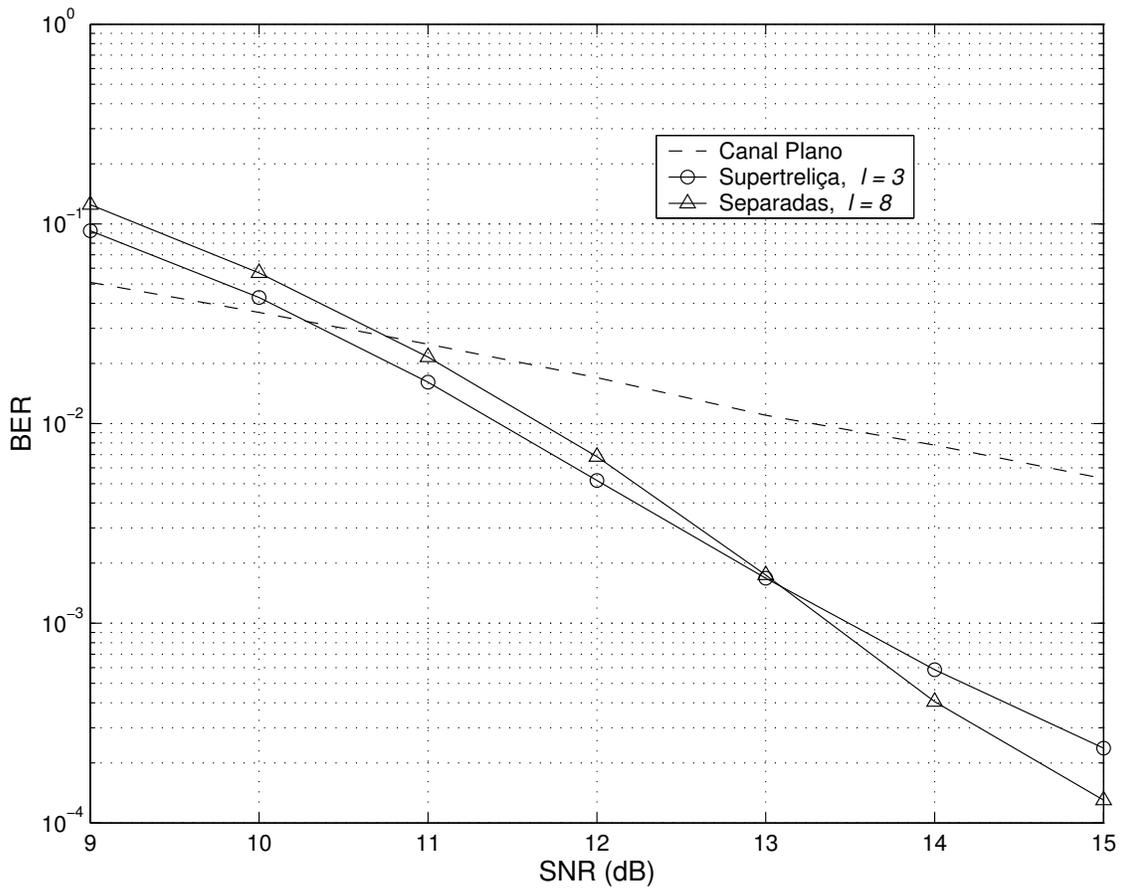


Figura 4.10: Taxa de erro de bit (BER) versus relação sinal-ruído (SNR) para o código espaço-temporal 4-PSK com 8 estados projetado por Tarokh *et al*, $N = 2$ antenas transmissoras, $M = 1$ antena receptora e $D = 2$. Supertreliça é a BER após $l' = 3$ iterações para o receptor semi-cego usando uma supertreliça, e Separadas é a BER após $l'' = 8$ iterações para o receptor semi-cego usando treliças separadas. A BER para o caso de um canal plano também está mostrada na figura.

4.7 Comentários Finais

Neste capítulo introduzimos dois receptores diferentes para modulação espaço-temporal e canais seletivos em frequência, quasi-estáticos e desconhecidos. Ambos os esquemas operam de forma semi-cega e usam o algoritmo EM para estimar o canal. Detecção e decodificação são realizadas usando-se uma supertreliça (portanto de forma conjunta), ou treliças separadas (de forma combinada), sendo que nos dois casos baseamos o equacionamento em um algoritmo BCJR modificado para modulação espaço-temporal.

Em seguida comparamos os dois métodos em termos de complexidade de treliça,

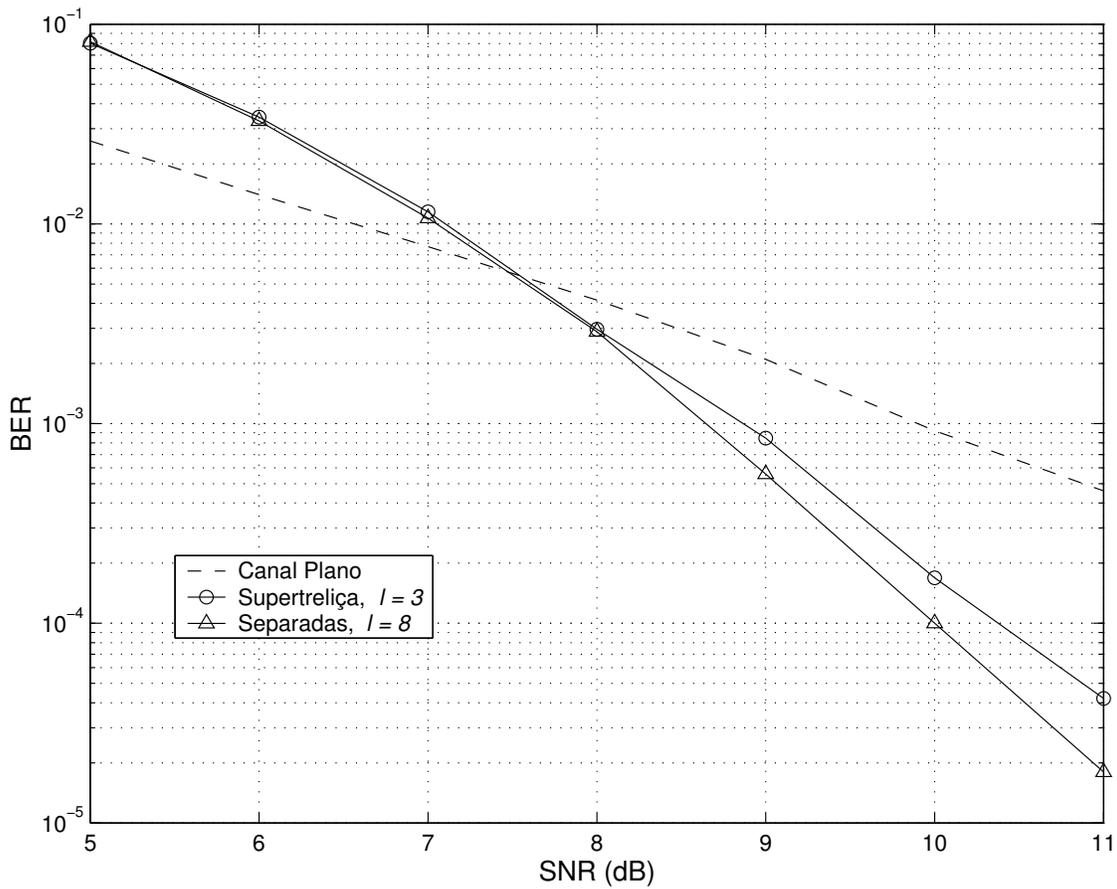


Figura 4.11: Taxa de erro de bit (BER) versus relação sinal-ruído (SNR) para o código espaço-temporal 4-PSK com 8 estados projetado por Tarokh *et al*, $N = 2$ antenas transmissoras, $M = 2$ antenas receptoras e $D = 2$. Supertreliça é a BER após $l' = 3$ iterações para o receptor semi-cego usando uma supertreliça, e Separadas é a BER após $l'' = 8$ iterações para o receptor semi-cego usando treliças separadas. A BER para o caso de um canal plano também está mostrada na figura.

nível de diversidade e taxa de erro de bit. Em termos de complexidade de treliça a supertreliça mostrou ser consideravelmente menos complexa do que as treliças separadas, sendo que esta vantagem cresce com o comprimento da IES e com a eficiência espectral. Por outro lado, para as treliças separadas, devido ao fato de que neste caso podemos usar um entrelaçador de canal, o nível de diversidade que pode ser atingido é maior. Em outras palavras, um código espaço-temporal com um número maior de estados é necessário para que se atinja diversidade ($N \times D \times M$) completa com a supertreliça do que com as treliças separadas.

A fim de estimar a diferença de desempenho em termos da taxa de erro de bit devido a esta diferença de nível de diversidade, escolhemos o caso do código espaço-temporal 4-PSK

com 8 estados projetado por Tarokh *et al*, $N = 2$ antenas transmissoras, e comprimento da IES de $D = 2$. As simulações mostraram que a diferença em nível de diversidade (3.5 vs. 4) não produziu uma degradação considerável, sendo de apenas 0.5 dB a uma BER de 10^{-4} , tanto para $M = 1$ como para $M = 2$ antenas receptoras.

E no que diz respeito à taxa de convergência do receptor iterativo, a supertreliça mostrou ser mais do que duas vezes mais rápida do que as treliças separadas. Isto pode ser explicado pelo fato de que a supertreliça impõe fortes restrições nas possíveis seqüências transmitidas, e assim o receptor procura em um espaço muito mais reduzido do que o receptor usando treliças separadas. Com as treliças separadas a detecção é realizada no espaço irrestrito definido pela eficiência espectral, pelo número de antenas transmissoras e pelo tamanho do bloco, o que reduz consideravelmente a velocidade de convergência. Além do mais, a supertreliça precisa de menos símbolos conhecidos dentro do bloco para atingir o seu melhor desempenho, o que garante uma taxa líquida de informação mais alta.

Além disto, note que a supertreliça pode ser considerada como uma construção mais geral do que a introduzida em [67], onde um modelo linear para o código espaço-temporal é combinado com o canal com IES. A supertreliça, ao contrário do método em [67], nos permite considerar qualquer código espaço-temporal, o que é uma característica muito importante, uma vez que, em termos de ganho de codificação, os melhores códigos espaço-temporais não são necessariamente aqueles que podem ser representados por um modelo linear, uma vez que a classe dos códigos com diversidade completa é enorme [39].

Por fim, a supertreliça mostrou ser uma solução mais atrativa do que as treliças separadas em termos de complexidade computacional, ao custo de atingir um menor grau de diversidade. Entretanto, a diferença em diversidade nem sempre se traduz em uma grande diferença em termos de taxa de erro de bit, e assim, o ganho em dB's pode não compensar o tremendo acréscimo em complexidade computacional requerido pelas treliças separadas. Logo, há uma relação custo-benefício a ser explorada, entre desempenho e complexidade computacional.

Capítulo 5

Um Receptor para Canais Variantes no Tempo Baseado em Cadeias de Markov

5.1 Introdução

O uso de canais de Markov com número finito de estados (FSMC's) para modelar canais variantes no tempo, e com memória, teve seu início há cerca de 40 anos, quando o primeiro modelo foi introduzido por Gilbert em 1960 [46]. Este modelo foi mais tarde estendido por Elliot em 1963 [47], e uma generalização dos assim chamados canais de Gilbert-Elliot foi proposta por Fritchman em 1967 [48].

Capacidade e codificação para tais canais foram primeiramente investigadas em [79], e mais tarde estendidos em [80], onde, explorando eficientemente a memória do canal, os autores obtiveram resultados melhores do que os atingidos por receptores convencionais. Estes resultados, e o fato de que um canal de Markov com número finito de estados é capaz de modelar com uma precisão muito alta o comportamento de um canal com desvanecimento [81], atraíram enorme interesse para o estudo tanto de modelos Markovianos para o canal de comunicações móveis [51, 82–88], como de receptores que exploram estes modelos [89–92].

Neste capítulo não estamos interessados em explorar aqueles modelos Markovianos que procuram caracterizar estatisticamente as ocorrências de erro, como [49, 82, 83], mas aqueles modelos Markovianos para o canal com desvanecimento que dividem a relação sinal-ruído recebida em um conjunto de intervalos finitos, como [51, 84–88], e então associam

cada um destes intervalos a um estado em uma cadeia de Markov [50]. As probabilidades de transição entre os estados da cadeia de Markov assim construída podem ser determinadas através de aproximações por “cruzamento de nível”, como em [85], ou usando a função densidade de probabilidade conjunta de duas amostras consecutivas do desvanecimento, como em [51]. Note que tais modelos, FSMC’s, são também considerados como modelos ocultos de Markov (HMM’s) [36], uma vez que os estados do canal não podem ser observados diretamente no receptor.

Receptores baseados nestes modelos têm geralmente explorado apenas as variações de magnitude [89, 90], enquanto que as variações de fase têm sido consideradas conhecidas [89], ou modulação diferencial é empregada [90]. Um modelo Markoviano para a fase de um canal com desvanecimento Rayleigh foi explorado com sucesso em [92], onde a estimação da magnitude do desvanecimento foi obtida usando-se um estimador linear simples [92]. Em [91] um receptor explorando modelos Markovianos para a parte real e para a parte imaginária do desvanecimento foi proposto para o caso de um sistema de comunicações com apenas uma antena transmissora e uma antena receptora.

Entretanto, após os importantes resultados obtidos por [27–29], houve uma concentração de esforços no estudo de sistemas com múltiplas antenas. Neste capítulo propomos um receptor baseado em um modelo Markoviano para um sistema de comunicações com múltiplas antenas, usando codificação espaço-temporal, e onde o desvanecimento é plano e correlacionado no tempo [3]. Aqui, tanto a magnitude como a fase do desvanecimento são modelados como cadeias de Markov. Além disso, consideramos que o canal é desconhecido, e estimação e decodificação combinadas são desempenhadas no receptor.

Outra técnica para estimação e decodificação combinadas para sistemas usando modulação codificada espaço-temporal é o projeto de receptores baseados no algoritmo EM [43, 45]. Exemplos de tais receptores são [70–74]. Porém, é razoável imaginar que deveria ser uma tarefa mais simples estimar as probabilidades de um conjunto de estados (modelo de Markov), do que uma resposta temporal não restrita (caso do algoritmo EM), especialmente quando o canal varia rapidamente.

Seguindo esta idéia, comparamos o desempenho do receptor baseado em cadeias de Markov com aquele de um receptor baseado no algoritmo EM, onde o canal apresenta desvanecimento Rayleigh correlacionado no tempo, para um conjunto de diferentes produtos

Doppler ($f_d T_s$) [3], onde f_d é a frequência Doppler e T_s é o período de símbolo. Quanto maior for o produto $f_d T_s$ mais rápido o canal varia, e menos correlação há entre duas amostras consecutivas do desvanecimento. Mesmo considerando uma versão sub-ótima do receptor proposto (de modo a reduzir a complexidade computacional), somos capazes de superar um receptor baseado numa implementação direta do algoritmo EM para uma margem de produtos Doppler que representa alguns canais com variação rápida no tempo.

Este capítulo é organizado da seguinte maneira. Na Seção 5.2 apresentamos o modelo do sistema a ser considerado aqui, e na Seção 5.3 discutimos um modelo de Markov para o canal MIMO com desvanecimento Rayleigh correlacionado no tempo. Em seguida, introduzimos na Seção 5.4 um receptor que explora o modelo descrito na Seção 5.3, enquanto que na Seção 5.5 discutimos uma versão sub-ótima e de complexidade reduzida para o mesmo receptor. Na Seção 5.6 apresentamos resultados de simulação considerando a versão de complexidade reduzida para o receptor proposto e um receptor baseado no algoritmo EM. Por fim, na Seção 5.7 apresentamos alguns comentários finais.

5.2 Modelo do Sistema

Assim como no Capítulo 4 consideramos um sistema de comunicações sem fio que emprega N antenas transmissoras e M antenas receptoras, como mostrado na Figura 5.1, porém aqui o ambiente apresenta seletividade temporal [4]. O sinal recebido pela m -ésima antena, no instante k , $x^m(k)$, pode ser dado por:

$$x^m(k) = \sum_{n=1}^N \sqrt{E_S} s^n(k) h_{n,m}(k) + \eta^m(k), \quad (5.1)$$

onde $s^n(k) \in \mathcal{S}$ é um símbolo de uma constelação r -PSK e representa os dados codificados [29] transmitidos pela antena n no instante k ; a entrada do codificador espaço-temporal é uma palavra binária de comprimento $\log_2 r$, denotada como $u(k)$; E_S é a energia do sinal transmitido; $\eta^m(k)$ é um ruído Gaussiano branco, complexo, de variância $N_0/2$ por dimensão e média nula, e $h_{n,m}(k)$ representa o canal escalar, complexo e variante no tempo entre as antenas n e m .

Da mesma forma como fizemos no capítulo anterior, podemos expandir as definições acima para a sua forma matricial. Os sinais $x^m(k)$ recebidos em cada uma das M antenas no

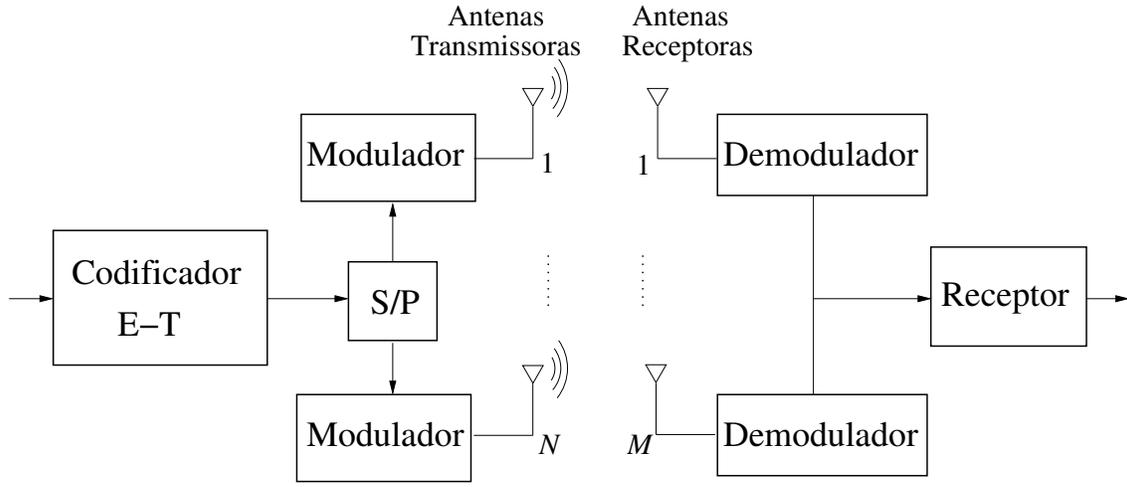


Figura 5.1: Diagrama de blocos para um sistema de comunicações sem fio com codificação espaço-temporal, N antenas transmissoras e M antenas receptoras.

instante k podem ser expressos como:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{S}_k \mathbf{h}_k + \eta_k, \quad (5.2)$$

onde \mathbf{x}_k é um vetor $M \times 1$. \mathbf{S}_k é uma matriz $M \times NM$, onde $\mathbf{S}_k = \mathbf{I}_M \otimes \mathbf{s}_k^T$, e

$$\mathbf{s}_k = [s^1(k) \ s^2(k) \ \cdots \ s^N(k)]^T$$

é o vetor $N \times 1$ de dados, \mathbf{I}_M é a matriz identidade $M \times M$, e \otimes é o produto direto.

$$\mathbf{h}_k = [h_{1,1}(k) \ h_{2,1}(k) \ \cdots \ h_{N,M}(k)]^T$$

é o vetor $NM \times 1$ do canal, e

$$\eta_k = [\eta^1(k) \ \eta^2(k) \ \cdots \ \eta^M(k)]^T$$

é o vetor $M \times 1$ do ruído.

E em termos de um bloco contendo L símbolos:

$$\mathbf{x} = \mathbf{S} \mathbf{h} + \eta, \quad (5.3)$$

onde

$$\mathbf{x} = [\mathbf{x}_1^T \ \mathbf{x}_2^T \ \cdots \ \mathbf{x}_L^T]^T$$

é um vetor $LM \times 1$, \mathbf{S} é uma matriz $LM \times LMN$ com diagonal $\mathbf{S}_1, \mathbf{S}_2, \cdots, \mathbf{S}_L$, e o vetor $LM \times 1$ do ruído é:

$$\eta = [\eta_1^T \ \eta_2^T \ \cdots \ \eta_L^T]^T.$$

O vetor $LMN \times 1$ do canal é definido como:

$$\mathbf{h} = [\mathbf{h}_1^T \mathbf{h}_2^T \cdots \mathbf{h}_L^T]^T.$$

Além do mais, $h_{n,m}(k)$ são amostras de um processo aleatório estacionário, Gaussiano, complexo, com média zero e função de autocorrelação $E[h_{n,m}(k)h_{n,m}(k + \tau)]$ dada por:

$$\mathbf{R}_{h_{n,m}}(\tau) = J_0(\tau 2\pi f_d T_s),$$

onde J_0 é a função de Bessel do primeiro tipo e de ordem zero.

5.3 Modelo Oculto de Markov para o Canal MIMO

Nesta seção discutimos o modelamento do canal MIMO \mathbf{h} usando cadeias de Markov. Nosso modelo é baseado no modelo para a magnitude introduzido em [85] e no modelo para a fase usado em [92]. Assim, é interessante primeiro escrever o canal escalar complexo entre as antenas n e m , no instante k , $h_{n,m}(k)$, em sua forma polar:

$$h_{n,m}(k) = a_{n,m}(k)e^{j\theta_{n,m}(k)}. \quad (5.4)$$

Agora apresentamos os modelos SISO para magnitude e fase separadamente, e depois os combinamos para formar a base do nosso modelo MIMO.

5.3.1 Modelo para a Magnitude

Uma vez que vamos primeiro considerar um canal SISO, podemos deixar de lado, por ora, os subscritos referente às antenas em (5.4), e assim: $h(k) = a(k)e^{j\theta(k)}$. Também, neste capítulo assumimos que o desvanecimento é do tipo Rayleigh, logo:

$$p(a_k) = a_k \exp\left(-\frac{a_k^2}{2}\right). \quad (5.5)$$

Considere então que repartimos a faixa de magnitude em K_a regiões, com intersecção nula e igualmente prováveis, de modo que:

$$\int_{y_i}^{y_{i+1}} p(a_k) da_k = \frac{1}{K_a}, \quad (5.6)$$

para $i = 0, \dots, K_a - 1$, onde y_i pode ser definido como [89]:

$$y_i = \sqrt{-2 \ln \left(1 - \frac{i}{K_a} \right)}, \quad (5.7)$$

e onde o valor médio de cada intervalo é:

$$a_i = K_a \int_{y_i}^{y_{i+1}} a_k p(a_k) da_k. \quad (5.8)$$

Cada um dos K_a intervalos corresponderá a um dos K_a estados no conjunto $A = \{A_0, A_1, \dots, A_{K_a-1}\}$, na cadeia de Markov que modela a magnitude do desvanecimento. As probabilidades de transição entre os estados podem ser determinadas tanto através da função densidade de probabilidade de duas amostras consecutivas do desvanecimento, como em [51, 86, 89], ou usando-se aproximações de cruzamento de nível, como em [71, 85]. Neste capítulo usaremos estas aproximações por duas razões: 1) por não permitirem transições entre estados não adjacentes, as aproximações dão luz a um receptor menos complexo; 2) a função densidade de probabilidade de duas amostras consecutivas de um desvanecimento Rayleigh requer o cálculo da função de Bessel modificada, do primeiro tipo e ordem zero, a qual apresenta grave instabilidade numérica [86].

Agora, considere o número médio de símbolos transmitidos enquanto o canal está no estado A_i :

$$R_i = \frac{1}{K_a \times T_s}, \quad (5.9)$$

e o número esperado de vezes por segundo que a relação sinal-ruído passa, com sentido abaixo, pelo nível y_i^2 [85]:

$$T_i = \sqrt{2\pi y_i^2 f_d} \exp(-y_i^2), \quad (5.10)$$

ambos para $i = 0, 1, \dots, K_a - 1$.

Então, as probabilidades de transição entre os estados podem ser aproximadas como sendo [85]:

$$P_{A_i, A_{i+1}} \approx \frac{T_{i+1}}{R_i}, \quad i = 0, 1, \dots, K_a - 2 \quad (5.11)$$

e

$$P_{A_i, A_{i-1}} \approx \frac{T_i}{R_i}, \quad i = 1, 2, \dots, K_a - 1. \quad (5.12)$$

As probabilidades P_{A_0, A_0} , $P_{A_{K_a-1}, A_{K_a-1}}$, e P_{A_i, A_i} , $i = 1, 2, \dots, K_a - 2$, são dadas por:

$$P_{A_0, A_0} = 1 - P_{A_0, A_1}, \quad (5.13)$$

$$P_{A_{K_a-1}, A_{K_a-1}} = 1 - P_{A_{K_a-1}, A_{K_a-2}}, \quad (5.14)$$

e

$$P_{A_i, A_i} = 1 - P_{A_i, A_{i-1}} - P_{A_i, A_{i+1}}, \quad (5.15)$$

para $i = 1, 2, \dots, K_a - 2$.

Na Figura 5.2 mostramos a divisão da faixa de magnitudes em $K_a = 4$ regiões, cada uma correspondendo a um dos estados A_0, A_1, A_2, A_3 . Por exemplo, se o produto Doppler for $f_d T_s = 0.0075$, então a matriz $K_a \times K_a$ de probabilidades de transição é:

$$\mathbf{P}_{A,A} = \begin{bmatrix} 0.968 & 0.032 & 0 & 0 \\ 0.032 & 0.946 & 0.022 & 0 \\ 0 & 0.022 & 0.97 & 0.008 \\ 0 & 0 & 0.008 & 0.992 \end{bmatrix},$$

para $i, l = 0, 1, \dots, K_a - 1$.

Agora discutimos o modelo para a fase usado em [92], e que será considerado no resto deste capítulo.

5.3.2 Modelo para a Fase

Assuma que a fase do desvanecimento, $\theta(k)$, seja distribuída uniformemente dentro do intervalo $\theta = [0, 2\pi]$. Então, como em [92], repartimos este intervalo em K_p regiões, com intersecção nula e igualmente prováveis, onde o valor médio de cada região é dado por:

$$q_i = \frac{2\pi i}{K_p} \quad (5.16)$$

para $i = 0, \dots, K_p - 1$. Os limites de cada região são dados por $\left[q_i - \frac{\pi}{K_p}, q_i + \frac{\pi}{K_p} \right]$ e definem cada um dos K_p estados no conjunto $Q = \{Q_0, Q_1, \dots, Q_{K_p-1}\}$.

As probabilidades de transição P_{Q_i, Q_l} , $i, l = 0, 1, \dots, K_p - 1$, podem ser calculadas a partir da função densidade de probabilidade de duas amostras consecutivas:

$$P_{Q_i, Q_l} = \frac{\int_{q_i - \frac{\pi}{K_p}}^{q_i + \frac{\pi}{K_p}} \int_{q_l - \frac{\pi}{K_p}}^{q_l + \frac{\pi}{K_p}} p(\theta_k, \theta_{k+1}) d\theta_k d\theta_{k+1}}{\int_{q_i - \frac{\pi}{K_p}}^{q_i + \frac{\pi}{K_p}} p(\theta_k) d\theta_k} \quad (5.17)$$

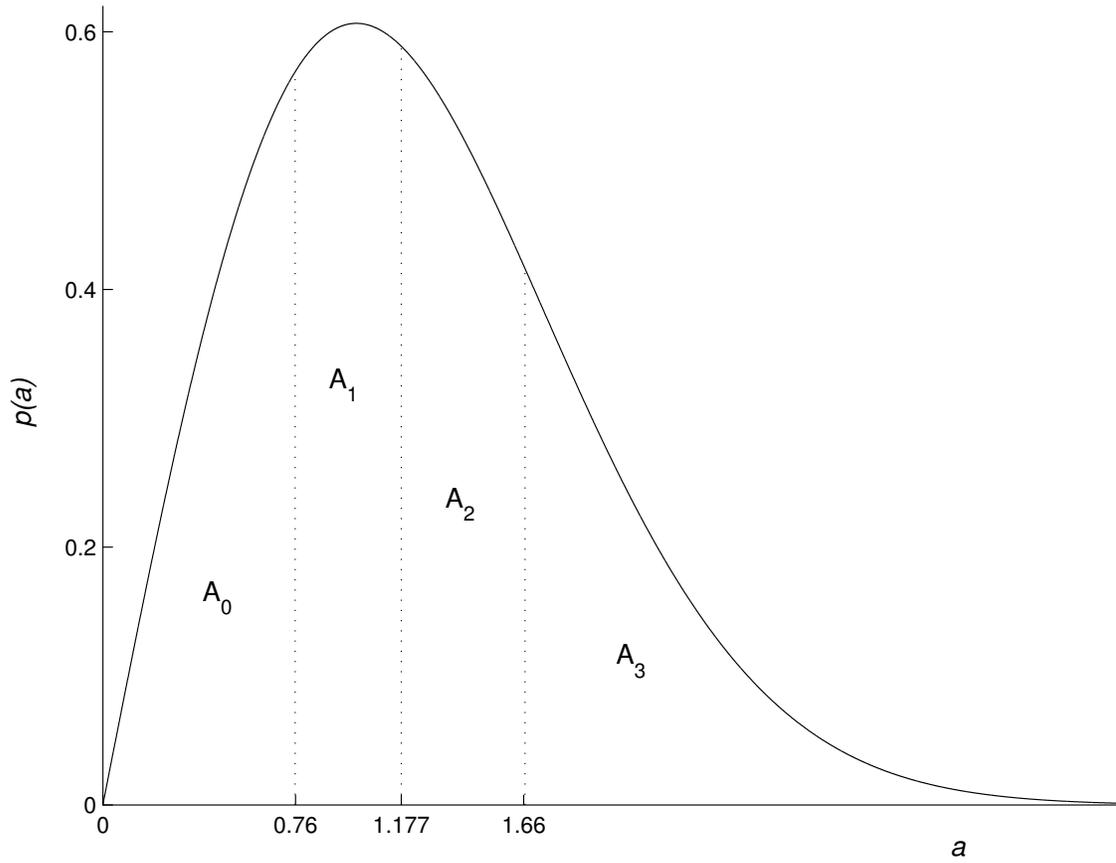


Figura 5.2: Exemplo da divisão da magnitude em $K_a = 4$ regiões, onde cada região corresponde a um dos estados no conjunto $A = \{A_0, A_1, A_2, A_3\}$.

onde a função densidade é [94]:

$$p(\theta_k, \theta_{k+1}) = \frac{1 - \rho^2}{4\pi^2} \left[\frac{\sqrt{1 - Z^2} + Z (\pi - Z \cos^{-1}(Z))}{(1 - Z^2)^{\frac{3}{2}}} \right], \quad (5.18)$$

$$Z = \rho \cos(\theta_{k+1} - \theta_k) \text{ e } \rho = J_0(2\pi f_d T_s).$$

Na Figura 5.3 mostramos um exemplo da divisão da fase em $K_p = 4$ regiões, cada uma correspondendo a um dos estados Q_0, Q_1, Q_2, Q_3 . Novamente, se o produto Doppler for $f_d T_s = 0.0075$, a matriz $K_p \times K_p$ de probabilidades de transição é:

$$\mathbf{P}_{Q,Q} = \begin{bmatrix} 0.979 & 0.0105 & 0 & 0.105 \\ 0.0105 & 0.979 & 0.0105 & 0 \\ 0 & 0.0105 & 0.979 & 0.0105 \\ 0.0105 & 0 & 0.0105 & 0.979 \end{bmatrix},$$

para $i, l = 0, 1, \dots, K_p - 1$.

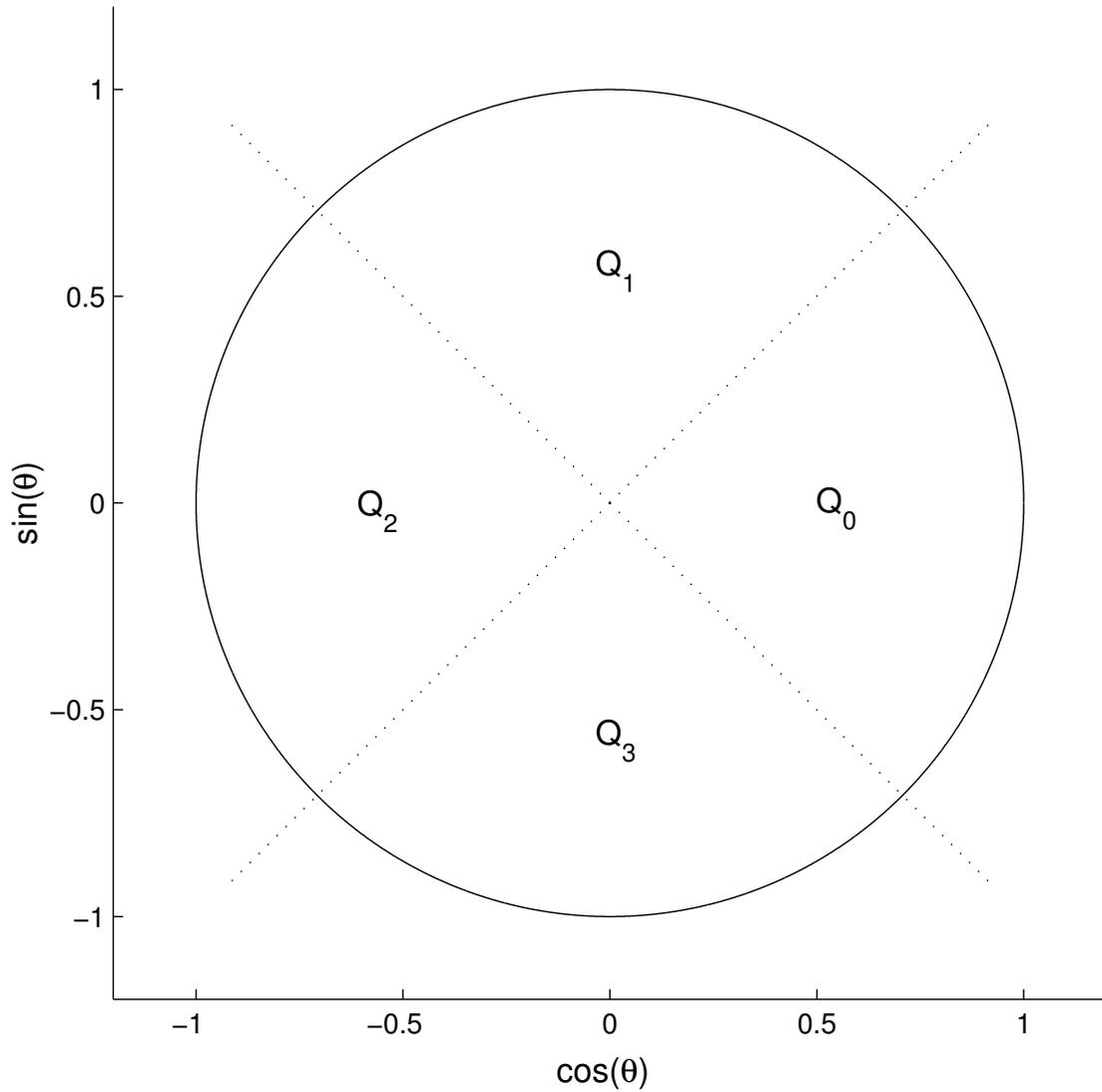


Figura 5.3: Exemplo da divisão da fase em $K_p = 4$ regiões, onde cada uma delas corresponde a um dos estados no conjunto $Q = \{Q_0, Q_1, Q_2, Q_3\}$.

5.3.3 Modelo Completo

Para descrever o canal MIMO consideramos que cada um dos $N \times M$ canais SISO é modelado por uma cadeia de Markov tendo K_a estados para a magnitude e K_p estados para a fase. Além disso, para calcular as probabilidades de transição para o modelo combinado de cada um dos canais SISO, consideramos que a fase e a magnitude são independentes.

Assim, se temos um conjunto A de K_a estados para a magnitude, e um conjunto Q de

K_p estados para a fase, então o novo conjunto C de $K_c = K_a \times K_p$ estados de magnitude e fase combinadas é:

$$C = A \otimes Q, \quad (5.19)$$

e a matriz $K_c \times K_c$ de probabilidades de transição é dada por:

$$\mathbf{P}_{C,C} = \mathbf{P}_{A,A} \otimes \mathbf{P}_{Q,Q}. \quad (5.20)$$

Uma vez que consideramos cada um dos $N \times M$ canais de Markov com número finito de estados (FSMC's), $(C^1, C^2, \dots, C^{NM})$, como sendo decorrelacionados um em relação ao outro tanto no espaço como no tempo, o modelo MIMO pode ser visto como o conjunto $\mathcal{C} = \{C_1, C_2, \dots, C_K\}$ de $K = (K_c)^{NM}$ estados, definido por:

$$\mathcal{C} = C^1 \otimes C^2 \otimes \dots \otimes C^{NM}, \quad (5.21)$$

onde a matriz $K \times K$ de probabilidades de transição é:

$$\mathbf{P}_{\mathcal{C},\mathcal{C}} = \mathbf{P}_{C^1,C^1} \otimes \mathbf{P}_{C^2,C^2} \otimes \dots \otimes \mathbf{P}_{C^{NM},C^{NM}}. \quad (5.22)$$

Agora a estimação de canal não tem mais como objetivo estimar a resposta ao impulso para o canal em questão, mas apenas determinar a seqüência mais provável de estados para cada um dos $N \times M$ FSMC's (ou a probabilidade de cada estado, a cada instante de tempo, para cada um dos FSMC's). Entretanto, para desempenho ótimo, o estimador precisa estar atento ao fato de que tanto a magnitude como a fase tem uma distribuição contínua dentro de um dado estado. Em outras palavras, estar em um estado em um dado instante de tempo não quer dizer que a magnitude de um determinado canal (entre uma antena e outra) é a_i , ou que sua fase seja q_i . Significa que as reais magnitude e fase são distribuídas, de acordo com a função densidade de probabilidade, dentro das fronteiras que definem aquele estado representado pelos valores médios a_i e q_i . Isto ficará mais claro quando introduzirmos as equações para estimação de canal na próxima seção.

5.4 Estimação de Canal e Decodificação Combinadas

De agora em diante, para simplificar a apresentação, nos concentraremos apenas no caso do sistema espaço-temporal mais simples, onde $N = 2$ e $M = 1$. Isto simplifica enormemente a notação, sem perda de generalidade, e a extensão para outros valores de N e M é direta.

5.4.1 Estimação de Canal

Defina a probabilidade de que observamos x_k no receptor e que o canal MIMO esteja no estado \mathcal{C}_i como $w_{\mathcal{C}_i}(x_k)$, então:

$$w_{\mathcal{C}_i}(x_k) \propto \sum_{s^1 \in \mathcal{S}} \sum_{s^2 \in \mathcal{S}} \int_{y_i^1}^{y_{i+1}^1} \int_{y_i^2}^{y_{i+1}^2} \int_{\theta_i^1 - \frac{\pi}{K_p}}^{\theta_i^1 + \frac{\pi}{K_p}} \int_{\theta_i^2 - \frac{\pi}{K_p}}^{\theta_i^2 + \frac{\pi}{K_p}} \left[\exp \left(- \left| \frac{x_k - s^1 z^1 e^{j\phi^1} - s^2 z^2 e^{j\phi^2}}{N_0} \right|^2 \right) dz^1 dz^2 d\phi^1 d\phi^2 \right] P(s^1(k)) P(s^2(k)), \quad (5.23)$$

onde devemos nos manter atentos ao fato de que o canal MIMO estando no estado \mathcal{C}_i , $i = 0, 1, \dots, K-1$, no instante k , significa que a magnitude do canal entre a antena transmissora n e a antena receptora está dentro do intervalo $[y_i^n, y_{i+1}^n]$. Da mesma forma, isso significa que a fase do canal entre a antena n e a antena receptora está dentro do intervalo $[q_i^n - \frac{\pi}{K_p}, q_i^n + \frac{\pi}{K_p}]$. Os valores de y_i^n e q_i^n são calculados como descrito na seção anterior, sendo que o superscrito n significa apenas que nos referimos à antena $n = 1$ e à antena receptora, ou à antena $n = 2$ e à antena receptora. $P(s^1(k))$ é a probabilidade de que o símbolo s^1 foi transmitido pela primeira antena no instante k , e $P(s^2(k))$ é a probabilidade de que o símbolo s^2 foi transmitido pela segunda antena no instante k .

Agora podemos definir as recursões [36]:

$$\Gamma_{k+1}(l) = \left[\sum_{i=0}^{K-1} \Gamma_k(i) P_{\mathcal{C}_i, \mathcal{C}_l} \right] w_{\mathcal{C}_l}(x_{k+1}), \quad (5.24)$$

e

$$\Delta_k(l) = \sum_{i=0}^{K-1} \Delta_{k+1}(i) P_{\mathcal{C}_i, \mathcal{C}_l} w_{\mathcal{C}_i}(x_{k+1}), \quad (5.25)$$

para $k = 1, 2, \dots, L-2$, $l = 0, 1, \dots, K-1$, e onde as condições iniciais são:

$$\Gamma_0(l) = \frac{1}{K} w_{\mathcal{C}_l}(x_0) \quad \Delta_{L-1}(l) = 1. \quad (5.26)$$

Por fim, a probabilidade $P(\mathcal{C}_i(k))$ de que o canal MIMO esteja no estado \mathcal{C}_i no instante k , dadas as observações \mathbf{x} , é:

$$P(\mathcal{C}_i(k)) = \frac{\Gamma_k(i) \Delta_k(i)}{\sum_{l=0}^{K-1} \Gamma_k(l) \Delta_k(l)}. \quad (5.27)$$

Agora esta informação é passada para o decodificador. Note que neste caso é necessário primeiro fazer a operação inversa ao entrelaçamento, e depois passar a informação. Novamente, por uma questão de clareza, não introduziremos uma nova notação para a versão entrelaçada/desentrelaçada das quantidades introduzidas até o momento.

5.4.2 Decodificação

Primeiro considere que, uma vez que os dados são codificados antes da transmissão, a probabilidade $P(u_k = u^v | \mathbf{x})$ de que a entrada do codificador, no instante k , tenha sido u^v , $v = 0, 1, \dots, r - 1$, dadas as observações \mathbf{x} , é:

$$P(u_k = u^v | \mathbf{x}) = \sum_{\sigma_k} \sum_{\sigma_{k+1}} \int_{\mathcal{C}_i} P(u_k = u^v, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \mathbf{x}, \mathcal{C}_i) P(\mathcal{C}_i(k)), \quad (5.28)$$

onde $\sigma_k \rightarrow \sigma_{k+1}$ é a transição de estados na treliça do código espaço-temporal associada com o símbolo de informação u^v . \mathcal{C}_i significa que o canal MIMO está no i -ésimo estado, e $P(\mathcal{C}_i(k))$ é a probabilidade, dada pelo estimador de canal, de que o canal esteja neste estado.

Agora, seguindo [53] podemos definir as recursões:

$$\alpha_{k+1}(\sigma_{k+1}) = \sum_{\sigma_k} \alpha_k(\sigma_k) \gamma_k(\sigma_k, \sigma_{k+1}, x_k), \quad (5.29)$$

e

$$\beta_k(\sigma_k) = \sum_{\sigma_{k+1}} \beta_{k+1}(\sigma_{k+1}) \gamma_k(\sigma_k, \sigma_{k+1}, x_k), \quad (5.30)$$

onde

$$\gamma_k(\sigma_k, \sigma_{k+1}, x_k) = \sum_v \gamma_k^v(\sigma_k, \sigma_{k+1}, x_k), \quad (5.31)$$

e

$$\gamma_k^v(\sigma_k, \sigma_{k+1}, x_k) = p(x_k | \sigma_k, u^v) P(u_k = u^v), \quad (5.32)$$

onde $p(x_k | \sigma_k, u^v)$:

$$\begin{aligned}
p(x_k|\sigma_k, u^v) \propto & \\
& \sum_{i=0}^{K-1} \int_{y_i^1}^{y_{i+1}^1} \int_{y_i^2}^{y_{i+1}^2} \int_{\theta_i^1 - \frac{\pi}{K_p}}^{\theta_i^1 + \frac{\pi}{K_p}} \int_{\theta_i^2 - \frac{\pi}{K_p}}^{\theta_i^2 + \frac{\pi}{K_p}} \\
& \left[\exp \left(- \left| \frac{x_k - s_c^1 z^1 e^{j\phi^1} - s_c^2 z^2 e^{j\phi^2}}{N_0} \right|^2 \right) dz^1 dz^2 d\phi^1 d\phi^2 \right] P(C_i(k)),
\end{aligned} \tag{5.33}$$

$P(u_k = u^v)$ é a probabilidade *a priori* do símbolo de entrada u_k , e s_c^1 e s_c^2 são os símbolos, dados σ_k e $u_k = u^v$, a serem transmitidos pelas antenas 1 e 2, respectivamente.

Por fim, podemos reescrever (5.28) como:

$$P(u_k = u^v | \mathbf{x}) \propto \sum_{\sigma_k} \sum_{\sigma_{k+1}} \alpha_k(\sigma_k) \gamma_k^v(\sigma_k, \sigma_{k+1}, x_k) \beta_{k+1}(\sigma_{k+1}). \tag{5.34}$$

Também é necessário definir as probabilidades dos símbolos transmitidos:

$$P(s^n = s^v | \mathbf{x}) = \sum_{\sigma_k} \sum_{\sigma_{k+1}} \int_{C_i} P(s_k^n = s^v, \sigma_k, \sigma_{k+1} | \mathbf{x}, C_i) P(C_i(k)), \tag{5.35}$$

onde $v = 0, 1, \dots, r-1$, e $n = 1, 2$ significa antena transmissora 1 ou 2.

Se definirmos:

$$\gamma_{n,k}^v(\sigma_k, \sigma_{k+1}, x_k) = p(x_k | \sigma_k, u^v) P(s_k^n = s^v), \tag{5.36}$$

então podemos reescrever (5.35) como:

$$P(s_k^n = s^v | \mathbf{x}) \propto \sum_{\sigma_k} \sum_{\sigma_{k+1}} \alpha_k(\sigma_k) \gamma_{n,k}^v(\sigma_k, \sigma_{k+1}, x_k) \beta_{k+1}(\sigma_{k+1}). \tag{5.37}$$

No que diz respeito à natureza adaptativa do receptor proposto, a fim de evitar saturação, fazemos uso, como em [66], da seguinte relação para determinar a informação extrínseca $P_e(s_k^n = s^v | \mathbf{x})$ que usaremos para realimentar o estimador de canal:

$$P(s_k^n = s^v | \mathbf{x}) = P_a(s_k^n = s^v | \mathbf{x}) \times P_e(s_k^n = s^v | \mathbf{x}), \tag{5.38}$$

onde $P_a(s_k^n = s^v | \mathbf{x})$ é a informação *a priori* sobre a probabilidade dos símbolos.

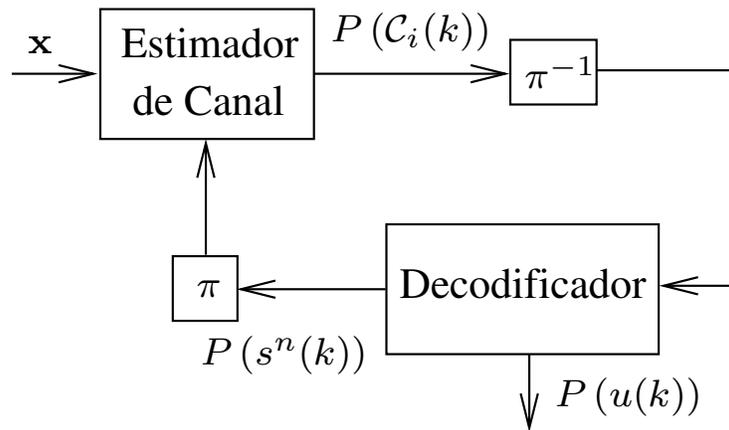


Figura 5.4: Diagrama de blocos para o receptor proposto para estimação de canal e decodificação combinadas, onde π representa a entrelaçador e π^{-1} o desentrelaçador.

Na Figura 5.4 temos um diagrama de blocos para o receptor proposto neste capítulo, com estimação e decodificação combinadas, onde π é o entrelaçador e π^{-1} faz a operação inversa.

Para iniciar o processo iterativo, consideramos que T_r dos L símbolos espaço-temporais dentro do bloco são conhecidos. Com esta condição somos capazes de obter uma primeira estimativa das probabilidades de cada um dos estados do canal a cada instante de tempo, e alimentar o decodificador com esta informação, o qual vai produzir então uma primeira estimativa das probabilidades dos símbolos transmitidos. A seguir, estas probabilidades vão realimentar o estimador de canal, o qual vai usá-las para refinar suas estimativas para os estados do canal e assim por diante, até que o número de iterações requeridas seja atingido.

5.5 Receptor com Complexidade Reduzida

O receptor que apresentamos na seção anterior, dado que o modelo Markoviano para o canal MIMO consiga reproduzir com acuidade o comportamento real do canal, deveria ter um desempenho muito próximo ao de um receptor MAP ótimo. Entretanto, sua complexidade computacional é um tanto quanto proibitiva. As quatro integrais em (5.23) e as quatro integrais em (5.33) demandam muito esforço computacional. A fim de reduzir o número de operações numéricas requeridas pelo receptor proposto, consideramos uma versão onde as

magnitudes são quantizadas como em [89, 91].

Assim, se o canal está no estado i no instante k , agora significa que a magnitude do canal entre a antena transmissora n e a antena receptora é modelada como sendo o valor médio a_i^n (5.8) dentro dos limites $[y_i^n, y_{i+1}^n]$. Desse modo evitamos duas das quatro integrais tanto em (5.23) como em (5.33). Isto reflete em um decréscimo na complexidade computacional de mais de uma ordem de magnitude, em geral.

Com as mudanças propostas, (5.23) pode ser reescrita como:

$$w'_{\mathcal{C}_i}(x_k) \propto \sum_{s^1 \in \mathcal{S}} \sum_{s^2 \in \mathcal{S}} \int_{\theta_i^1 - \frac{\pi}{K_p}}^{\theta_i^1 + \frac{\pi}{K_p}} \int_{\theta_i^2 - \frac{\pi}{K_p}}^{\theta_i^2 + \frac{\pi}{K_p}} \left[\exp \left(- \left| \frac{x_k - s^1 a_i^1 e^{j\phi^1} - s^2 a_i^2 e^{j\phi^2}}{N_0} \right|^2 \right) d\phi^1 d\phi^2 \right] P(s^1(k)) P(s^2(k)), \quad (5.39)$$

enquanto que (5.33) passa a ser:

$$p'(x_k | \sigma_k, u^v) \propto \sum_{i=0}^{K-1} \int_{\theta_i^1 - \frac{\pi}{K_p}}^{\theta_i^1 + \frac{\pi}{K_p}} \int_{\theta_i^2 - \frac{\pi}{K_p}}^{\theta_i^2 + \frac{\pi}{K_p}} \left[\exp \left(- \left| \frac{x_k - s_c^1 a_i^1 e^{j\phi^1} - s_c^2 a_i^2 e^{j\phi^2}}{N_0} \right|^2 \right) d\phi^1 d\phi^2 \right] P(\mathcal{C}_i(k)). \quad (5.40)$$

Uma vez que, como em [92], nos concentramos em esquemas PSK, não consideramos uma versão quantizada para a fase, já que isto provocaria uma considerável degradação no desempenho do sistema. Mas o que fazemos é usar uma simples aproximação trapezoidal, com poucos intervalos, para calcular as duas integrais remanescentes em (5.39) e (5.40).

5.6 Simulações Computacionais

Nesta seção comparamos o desempenho da versão com complexidade reduzida para o receptor proposto neste capítulo, com aquela de um receptor baseado no algoritmo EM [43, 45],

cujo equacionamento está no Apêndice B. O código espaço-temporal que consideramos é aquele de 8 estados para o BPSK, para $N = 2$ antenas transmissoras, apresentado em [93], cujo polinômio gerador é dado por [64, 74] na sua forma octal. Os símbolos codificados são transmitidos em blocos de comprimento $L = 130$ símbolos, e são entrelaçados antes da transmissão por cada uma das antenas. O entrelaçador usado nas simulações é do tipo matricial, 13×10 , e determinístico. O número de símbolos conhecidos será o mesmo para ambos os esquemas (Markov e EM) e igual a $T_r = 26$ símbolos. Todos os resultados para os receptores iterativos (Markov ou EM) são mostrados após três iterações, uma vez que não detectamos nenhuma melhora considerável ao rodar mais iterações. Todas as simulações representam a média de 250 diferentes realizações para o canal MIMO. As figuras a serem apresentadas nesta seção mostram a taxa de erro de bit (BER) versus a relação sinal-ruído (SNR), onde a SNR é definida como:

$$SNR = \frac{N \times E_S}{N_0}, \quad (5.41)$$

Além do mais, usamos o modelo de Jakes [94] para o canal rádio-móvel com desvanecimento correlacionado no tempo, porém com as modificações introduzidas em [95] com o objetivo de criar múltiplos canais descorrelacionados entre eles.

Exploramos o seguinte conjunto de diferentes produtos Doppler:

$$f_d T_s = \{0.005, 0.0075, 0.01, 0.02\},$$

e consideramos que a taxa de símbolos é de 48 ksímbolos/s, a qual, para o padrão UWC-136 HS, estaria no limite mínimo para um sistema 3G (IMT-2000) em um ambiente veicular [96]. Com esta taxa de símbolos, e uma frequência de portadora de 2 GHz, o conjunto de produtos Doppler acima corresponde às velocidades apresentadas na Tabela 5.1. Note que, devido ao grande custo computacional do receptor baseado em cadeias de Markov, não estamos interessados em canais que variem lentamente no tempo (valores menores de $f_d T_s$) porque nesses casos o algoritmo EM obtém estimativas quasi-perfeitas para o canal. Nosso foco é nos casos em que o receptor baseado no algoritmo EM começa a perder a habilidade de seguir as variações do canal.

Investigamos o desempenho para dois casos diferentes para a versão de complexidade reduzida do receptor proposto neste capítulo: 1) o caso onde cada canal SISO é modelado como tendo $K_a = 4$ estados para a magnitude e $K_p = 4$ estados para a fase, e 2) o caso

Produto Doppler $f_d T_s$	Frequência Doppler f_d (Hz)	Velocidade veicular (km/h)
0.005	240	130
0.0075	360	195
0.01	480	260
0.02	960	520

Tabela 5.1: Conjunto de produtos Doppler ($f_d T_s$) considerados nas simulações, e suas correspondentes frequências Doppler (f_d) e velocidades veicular. Consideramos uma taxa de símbolos de 48 ksímbolos/s e uma frequência de portadora de GHz.

onde cada canal SISO é modelado com $K_a = 8$ e $K_p = 8$ estados. Dados os resultados apresentados em [89–92], sabemos que o desempenho do receptor baseado em cadeias de Markov é função do número de estados considerado no modelo do canal. Mais especificamente, um número reduzido de estados pode ser incapaz de reproduzir o comportamento do canal rádio-móvel [81].

Na Figura 5.5 temos a taxa de erro de bit (BER) versus a relação sinal-ruído (SNR) para o produto Doppler $f_d T_s = 0.005$, para o receptor baseado em cadeias de Markov tendo $K_a = 4$ e $K_p = 4$ estados por canal (HMM (4x4)); o receptor baseado em cadeias de Markov tendo $K_a = 8$ e $K_p = 8$ estados por canal (HMM (8x8)); o receptor baseado no algoritmo EM (EM); e também o caso onde o canal é conhecido no receptor (PCSI). Como podemos ver, o receptor baseado no algoritmo EM tem melhor desempenho do que o baseado em cadeias de Markov (tanto para o caso (4x4), como para o caso (8x8)), e fica muito próximo da curva para PCSI. Além do mais, o receptor baseado em cadeias de Markov com $K_a = 4$ e $K_p = 4$ estados por canal satura a uma BER ao redor de 10^{-2} , ao passo que, quando $K_a = 8$ e $K_p = 8$, o receptor tem bom desempenho, porém inferior ao do receptor baseado no algoritmo EM.

Na Figura 5.6 repetimos o mesmo cenário daquele da Figura 5.5, mas agora para um produto Doppler 50% maior, $f_d T_s = 0.0075$. Note que agora o receptor baseado em cadeias de Markov, tendo $K_a = 8$ e $K_p = 8$ estados por canal, desempenha melhor do que o receptor baseado no algoritmo EM, o qual começou a perder a habilidade de seguir as variações do

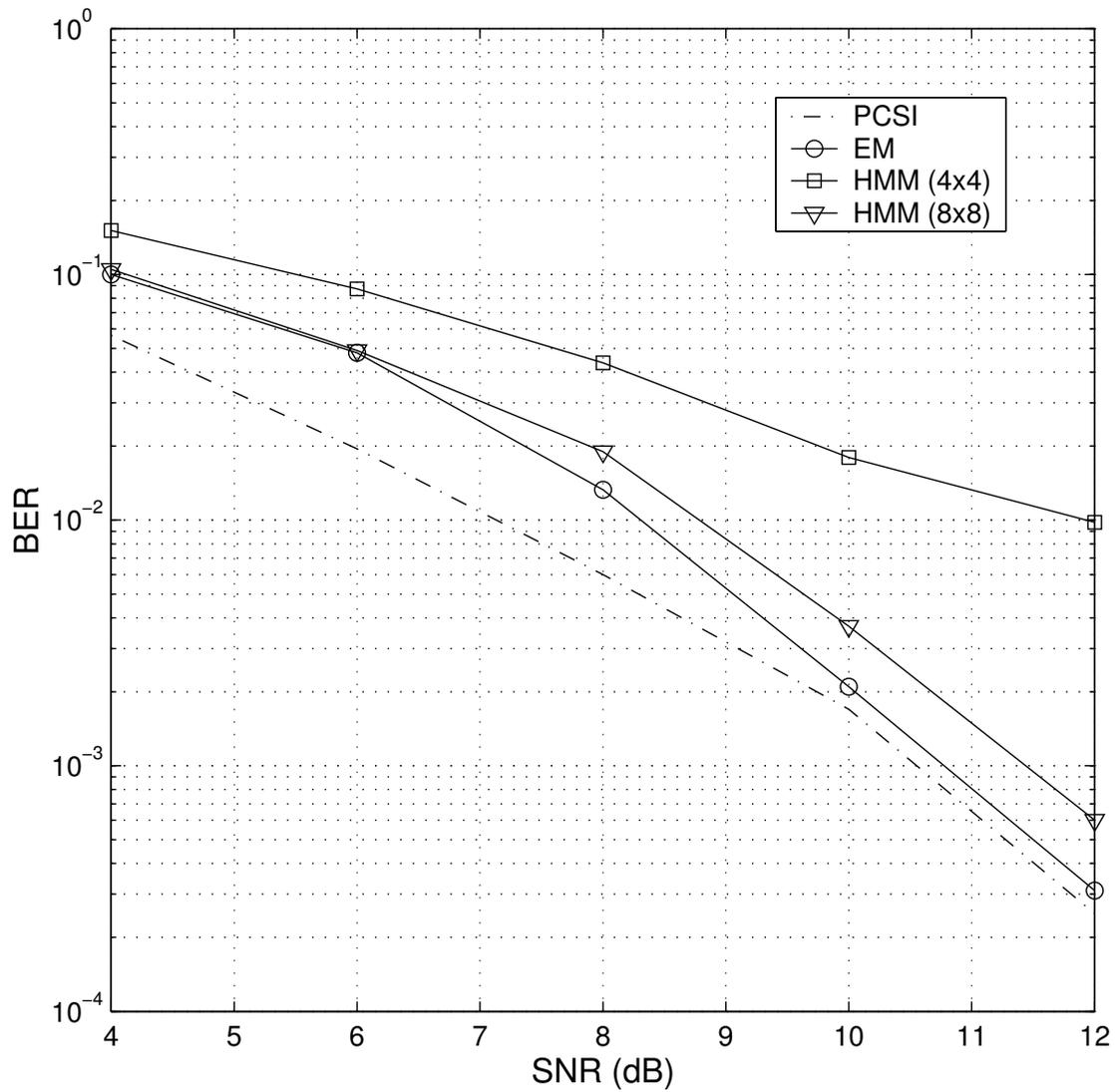


Figura 5.5: Taxa de erro de bit (BER) versus relação sinal-ruído (SNR), para o produto Doppler $f_d T_s = 0.005$ e o código espaço-temporal BPSK com 8 estados, para $N = 2$ antenas apresentado em [93]. EM é o receptor baseado no algoritmo EM, HMM (4x4) é a versão com complexidade reduzida para o receptor baseado em cadeias de Markov, tendo $K_a = 4$ e $K_p = 4$ estados por canal, HMM (8x8) é o caso onde $K_a = 8$ e $K_p = 8$, e PCSI é a curva para um receptor com conhecimento prévio do canal MIMO.

canal rádio-móvel. E, mesmo considerando-se esta versão de complexidade reduzida para o receptor apresentado neste capítulo, a taxa de erro de bit obtida é cerca de duas vezes menor do que a taxa de erro obtida pelo receptor baseado no algoritmo EM, a uma relação sinal-ruído de 12 dB. Entretanto, considerando-se apenas $K_a = 4$ e $K_p = 4$ estados por canal, o receptor baseado em cadeias de Markov satura novamente ao redor de uma BER de 10^{-2} ,

assim como na Figura 5.5.

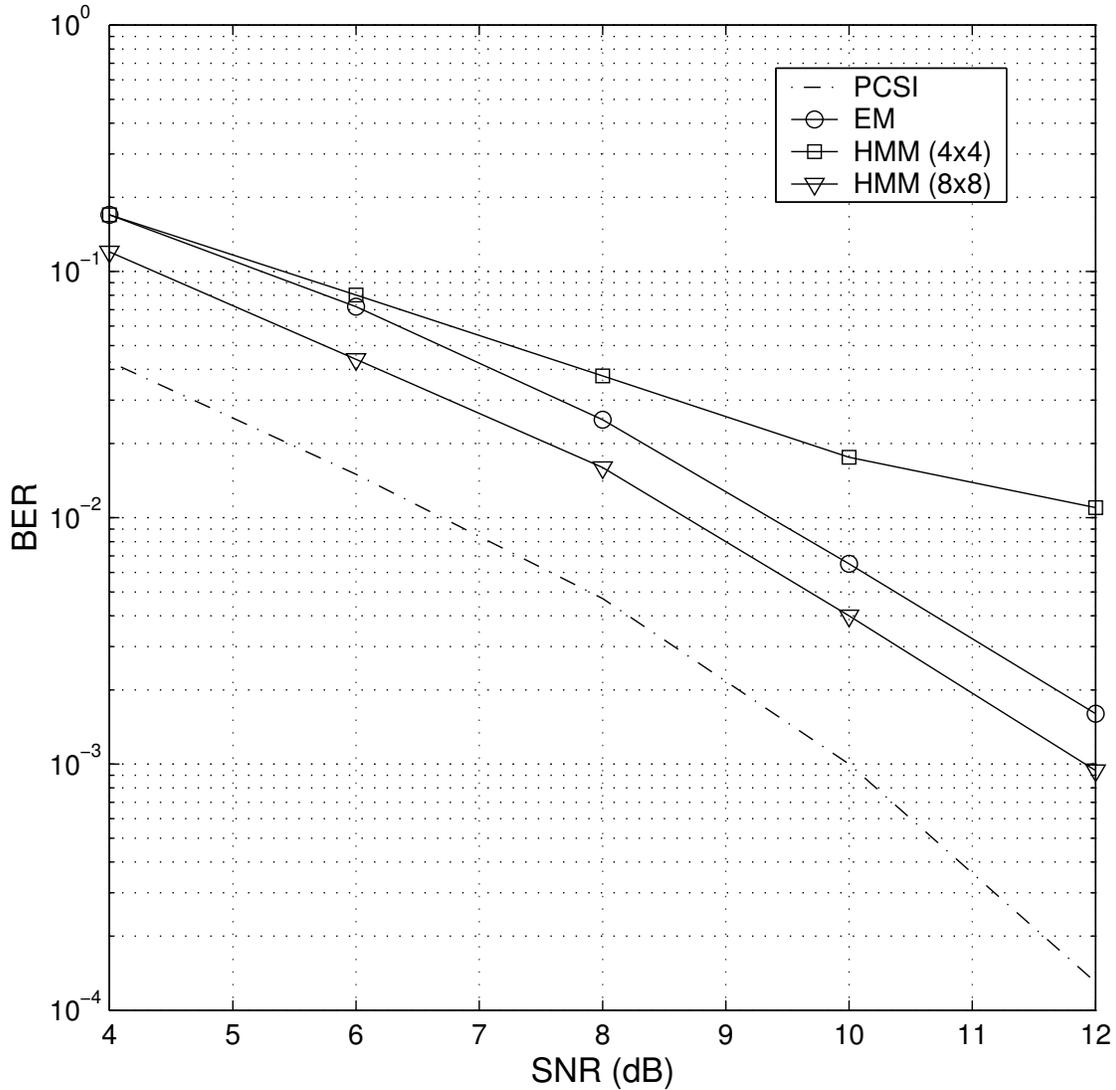


Figura 5.6: Taxa de erro de bit (BER) versus relação sinal-ruído (SNR), para o produto Doppler $f_d T_s = 0.0075$ e o código espaço-temporal BPSK com 8 estados, para $N = 2$ antenas apresentado em [93]. EM é o receptor baseado no algoritmo EM, HMM (4x4) é a versão com complexidade reduzida para o receptor baseado em cadeias de Markov, tendo $K_a = 4$ e $K_p = 4$ estados por canal, HMM (8x8) é o caso onde $K_a = 8$ e $K_p = 8$, e PCSI é a curva para um receptor com conhecimento prévio do canal MIMO.

Agora, considere que aumentamos a velocidade do móvel ainda mais, de forma que o produto Doppler seja $f_d T_s = 0.01$, o que, de acordo com a Tabela 5.1, corresponde à uma velocidade veicular de 260 km/h. Os resultados de simulação são mostrados na Figura 5.7, e o receptor baseado em cadeias de Markov, tendo $K_a = 8$ e $K_p = 8$ estados por canal,

desempenha novamente melhor do que o receptor baseado no algoritmo EM. Muito embora o desempenho relativo à curva para o caso PCSI seja pior do que quando comparado com o caso de $f_d T_s = 0.0075$ e $f_d T_s = 0.005$, o desempenho em relação ao receptor baseado no algoritmo EM melhorou. Agora, em termos da taxa de erro de bit, o receptor baseado em cadeias de Markov tendo $K_a = 8$ e $K_p = 8$ estados por canal desempenha uma ordem de magnitude melhor do que o receptor baseado no algoritmo EM, a uma BER de 10^{-3} . O receptor baseado em cadeias de Markov tendo apenas $K_a = 4$ e $K_p = 4$ estados por canal apresenta a mesma saturação ao redor de uma BER de 10^{-2} como nas simulações anteriores, mas mesmo assim é capaz de desempenhar melhor do que o receptor baseado no algoritmo EM para a margem de relações sinal-ruído consideradas na Figura 5.7.

Como mostramos na Figura 5.8, se considerarmos um produto Doppler ainda duas vezes maior, ($f_d T_s = 0.02$), então o receptor baseado no algoritmo EM perde completamente a habilidade de seguir as variações do canal. O receptor baseado em cadeias de Markov tendo apenas $K_a = 4$ e $K_p = 4$ estados por canal apresenta a mesma saturação do que nas simulações anteriores, porém ainda assim desempenha um pouco melhor do que o receptor baseado no algoritmo EM, para a margem de relações sinal-ruído considerada aqui. Entretanto, o receptor baseado em cadeias de Markov tendo $K_a = 8$ e $K_p = 8$ estados por canal, mesmo se a alguns dB's da curva para o caso PCSI, tem um desempenho de cerca de duas ordens de magnitude melhor do que o receptor baseado no algoritmo EM, a uma taxa de erro de bit de 10^{-3} . Note que, de acordo com a Tabela 5.1, esse produto Doppler ($f_d T_s = 0.02$) corresponderia a uma velocidade veicular de 520 km/h.

5.7 Comentários Finais

Neste capítulo apresentamos um receptor iterativo baseado em cadeias de Markov para sistemas com múltiplas antenas. Construímos o modelo Markoviano para o canal MIMO considerando o modelo para a magnitude exposto em [85] e [89], e no modelo para a fase usado em [92]. A estimação do canal é baseada neste modelo introduzido aqui, e uma versão modificada de um decodificador MAP explora este modelo para calcular as probabilidades dos símbolos transmitidos.

Devido à sua enorme complexidade computacional, propusemos uma versão alterna-

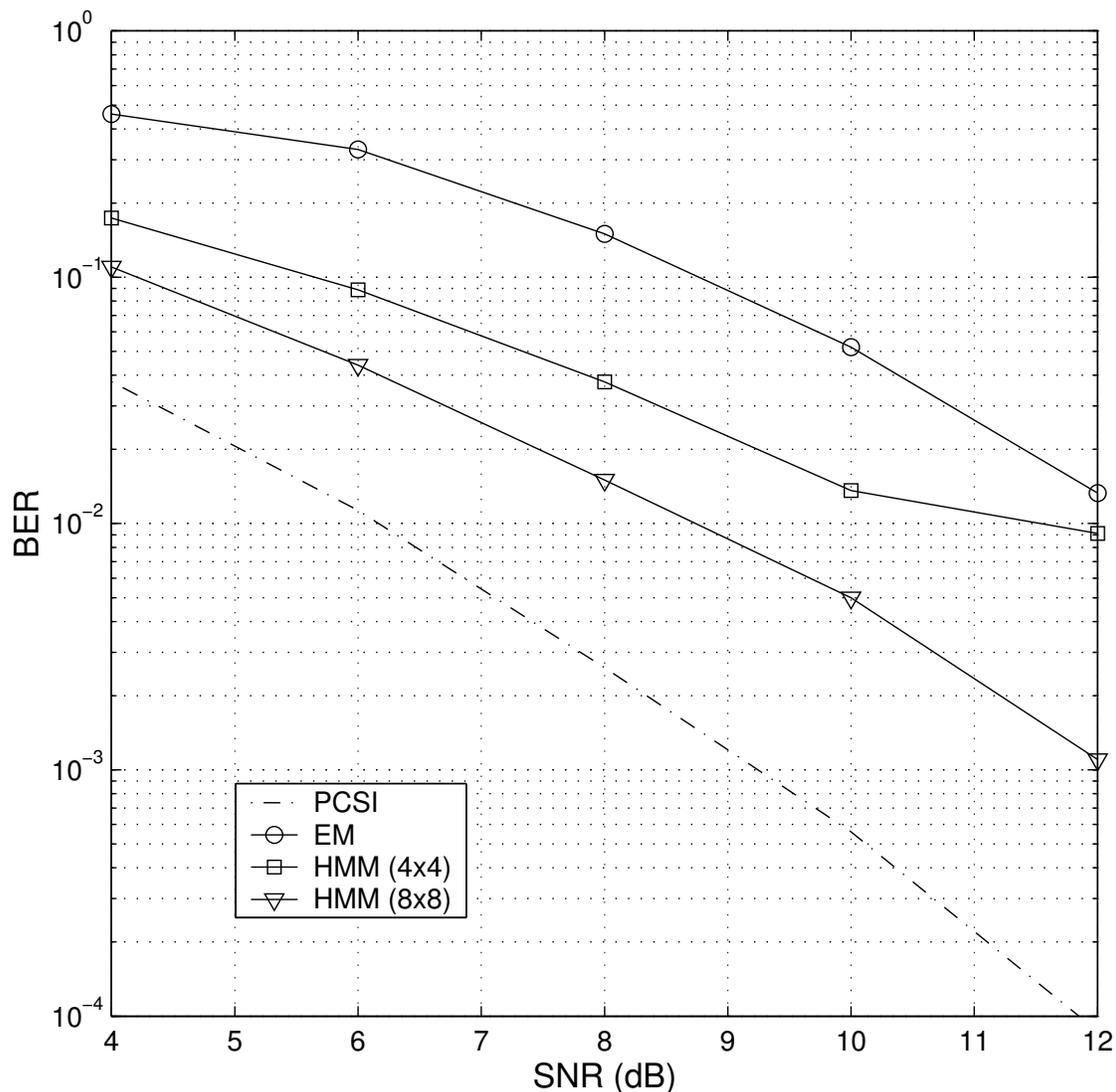


Figura 5.7: Taxa de erro de bit (BER) versus relação sinal-ruído (SNR), para o produto Doppler $f_d T_s = 0.01$ e o código espaço-temporal BPSK com 8 estados, para $N = 2$ antenas apresentado em [93]. EM é o receptor baseado no algoritmo EM, HMM (4x4) é a versão com complexidade reduzida para o receptor baseado em cadeias de Markov, tendo $K_a = 4$ e $K_p = 4$ estados por canal, HMM (8x8) é o caso onde $K_a = 8$ e $K_p = 8$, e PCSI é a curva para um receptor com conhecimento prévio do canal MIMO.

tiva para o receptor baseado em cadeias de Markov, onde consideramos uma versão quantizada para as magnitudes como em [89, 91], e assim eliminamos metade das integrais que eram necessárias para a estimação de canal e a decodificação.

A seguir, comparamos o desempenho do receptor proposto com o de um recep-

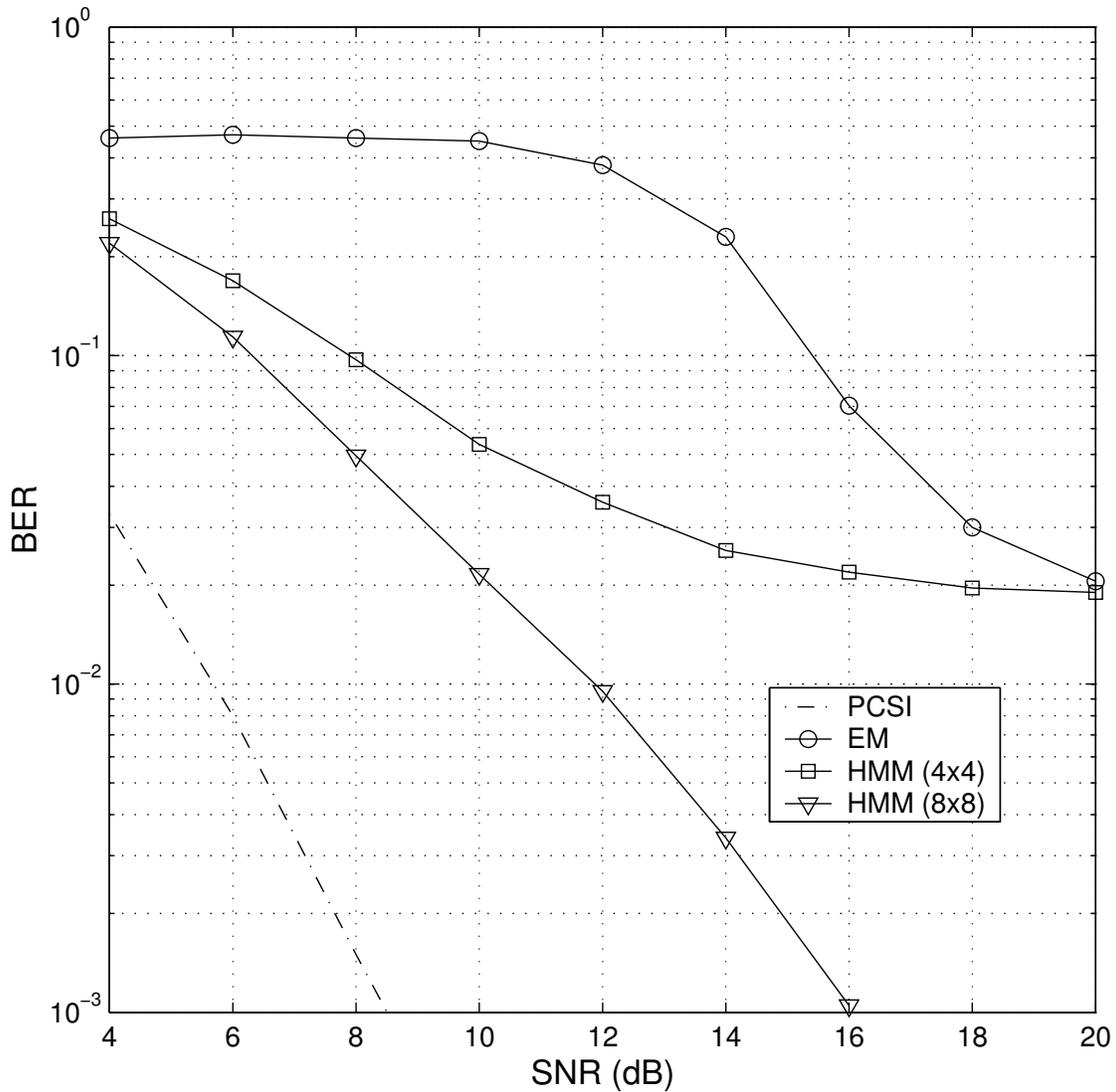


Figura 5.8: Taxa de erro de bit (BER) versus relação sinal-ruído (SNR), para o produto Doppler $f_d T_s = 0.02$ e o código espaço-temporal BPSK com 8 estados, pra $N = 2$ antenas, apresentado em [93]. EM é o receptor baseado no algoritmo EM, HMM (4x4) é a versão com complexidade reduzida para o receptor baseado em cadeias de Markov, tendo $K_a = 4$ e $K_p = 4$ estados por canal, HMM (8x8) é o caso onde $K_a = 8$ e $K_p = 8$, e PCSI é a curva para um receptor com conhecimento prévio do canal MIMO.

tor baseado no algoritmo EM, para um conjunto de diferentes produtos Doppler. Para a configuração considerada nas nossas simulações, e para canais lentos, como $f_d T_s = 0.005$, o receptor baseado no algoritmo EM apresenta melhor desempenho do que o receptor baseado em cadeias de Markov. Entretanto, a partir de um produto Doppler de $f_d T_s = 0.0075$ o

receptor baseado em cadeias de Markov passa a desempenhar melhor do que o receptor baseado no algoritmo EM, chegando ao ponto de apresentar uma BER duas ordens de magnitude menor, para o caso de um produto Doppler de $f_d T_s = 0.02$. Entretanto, o desempenho em relação ao caso ideal (canal conhecido), piora com o aumento do produto Doppler.

Outra vantagem do receptor baseado em cadeias de Markov é que ele não requer a inversão de uma matriz mal condicionada, e dependente dos dados recebidos, como é o caso do algoritmo EM. Aliás, a implementação direta do algoritmo EM, como considerada no receptor usado neste capítulo e discutido no Apêndice B, sofre de instabilidade numérica devido à baixa precisão obtida na inversão das matrizes em questão. Existem na literatura algumas versões diferentes para a implementação do algoritmo EM, como em [70, 74], onde o processamento não é feito bloco a bloco (o entrelaçador é mais longo do que um bloco de L símbolos), ou então como em [97] onde uma implementação recursiva para o algoritmo EM é introduzida. Tais técnicas melhoram o desempenho do algoritmo EM, e devem ser comparadas com o desempenho do nosso receptor. Note, entretanto, que o receptor que usamos nas nossas simulações é apenas uma versão sub-ótima daquele apresentado na Seção 5.4, e é muito difícil prever qual seria o desempenho do receptor ótimo.

E por fim, talvez a maior vantagem do esquema introduzido neste capítulo é que, ao contrário dos métodos baseados no algoritmo EM, agora estimação e decodificação verdadeiramente turbo pode ser realizada, com a troca de informação extrínseca entre os blocos. Assim, é provável que o uso de esquemas de codificação mais poderosos do que os códigos espaço-temporais levem a um desempenho quasi-ótimo, em termos da capacidade do canal MIMO.

Capítulo 6

Conclusões e Trabalhos Futuros

Este trabalho discutiu uma série de novos esquemas semi-cegos, iterativos, com estimação, detecção e decodificação combinadas para canais de comunicações móveis. Os dois primeiros capítulos de resultados consideraram o caso SISO, enquanto que os dois últimos discutiram esquemas referentes ao canal MIMO.

No Capítulo 2 introduzimos uma versão semi-cega para um receptor recentemente proposto que, mesmo estimando o canal desconhecido de forma cega, apresenta desempenho muito próximo da capacidade de um canal Gaussiano com IES. Entretanto, como a grande maioria das técnicas cegas, tal receptor não converge para todo e qualquer canal. Logo, mesmo apresentando louvável desempenho, sua aplicabilidade é reduzida. Desse modo, a inserção de uns poucos símbolos conhecidos dentro do bloco de informação tinha como objetivo minimizar a probabilidade de má convergência. Porém, além do objetivo inicial, mostramos que a estratégia semi-cega permite uma convergência mais rápida e, consequentemente, menos custosa computacionalmente quando comparada com o método cego. Além do mais, mostramos que a forma não usual com que inserimos os símbolos conhecidos é mais eficiente em termos de capacidade de canal do que a técnica tradicional, onde os símbolos eram usados apenas no processo de estimação. Por fim, uma vez garantida a convergência do método semi-cego, avaliamos seu desempenho no caso de canais com desvanecimento Rayleigh, e diferentes tamanhos para o bloco de informação. Nossos resultados mostram que, mesmo considerando-se blocos 10 vezes mais curtos do que os tradicionalmente usados em aplicações de códigos turbo, o esquema semi-cego não apresenta degradação de desem-

penho. Portanto, é viável sua aplicação em sistemas de comunicações móveis intolerantes a longos atrasos de decodificação.

No Capítulo 3 discutimos um tema de fundamental importância, a questão da amostragem à taxa de símbolos quando os dados são transmitidos através de um meio contínuo no tempo e desconhecido. Tradicionalmente, tanto em equalização adaptativa, como em turbo equalização, considera-se apenas o modelo filtro FIR para o canal equivalente. Porém, este modelo contém em sua essência um filtro casado, o que requer o conhecimento prévio do canal contínuo no tempo. Logo, se o canal é desconhecido, chega-se a um paradoxo. Nosso objetivo foi avaliar a perda de desempenho, em relação ao caso ótimo, quando mantemos a amostragem à taxa de símbolos, e efetuamos estimação, detecção e decodificação combinadas, sendo o canal contínuo e desconhecido. Para tal fim, consideramos uma série de modelos para o canal contínuo no tempo e avaliamos a perda tanto em termos teóricos como por simulação computacional. Os resultados apontam na direção de que, dado que o instante ótimo de amostragem está disponível, a perda é em geral desprezível.

No Capítulo 4 introduzimos dois receptores para o canal MIMO com desvanecimento Rayleigh quasi-estático e seletivo em frequência. Ambos os receptores estimam o canal de forma semi-cega, usando o algoritmo EM, e diferem no fato de que realizam detecção e decodificação conjunta usando uma supertreliça ou detecção e decodificação combinadas usando treliças separadas. Muito embora o uso de uma supertreliça implica, em geral, num aumento de esforço computacional, usando o conceito de complexidade de treliça mostramos que, para o caso MIMO e códigos espaço-temporais, seu uso é mais vantajoso em termos de complexidade do que o uso de treliças separadas. Porém, devido ao uso de um entrelaçador de canal, o esquema usando treliças separadas pode atingir um maior nível de diversidade e, conseqüentemente, menor taxa de erro de bit. No que diz respeito ao esquema iterativo em si, mostramos que a supertreliça demanda menos símbolos conhecidos e converge mais rapidamente, o que reflete em uma vantagem em termos de taxa líquida de informação transmitida sobre o canal e em menor complexidade computacional, respectivamente. Por fim, dados os resultados de simulações computacionais que comprovaram que a diferença em termos de taxa de erro de bit é reduzida, ficou evidente que o uso de uma supertreliça neste caso é muito mais atraente do que o uso das treliças separadas.

Por fim, no Capítulo 5 foi apresentado um modelo oculto de Markov para o canal

MIMO com desvanecimento Rayleigh variante no tempo e plano. Tradicionalmente tais modelos eram usados apenas para canais SISO e para modelar ora a magnitude, ora a fase de um desvanecimento Rayleigh. Aqui, introduzimos um modelo conjunto para a magnitude e para a fase, além de considerar todos os canais de forma concomitante. Com base neste modelo descrevemos um estimador para a probabilidade dos estados do canal MIMO, as quais podem ser usadas como informação *a priori* em um decodificador de máxima-*a-posteriori*. Assim, e ao contrário dos típicos receptores baseados no algoritmo EM para o canal MIMO plano, o receptor baseado no modelo Markoviano realiza verdadeiramente estimação e decodificação turbo. Entretanto, sua complexidade computacional é proibitiva. Para lidar com tal problema, discutimos uma versão de complexidade reduzida e comparamos seu desempenho com aquele de um receptor baseado no algoritmo EM. As simulações computacionais mostraram que, para canais com desvanecimento muito rápido, o receptor baseado no modelo Markoviano apresenta uma melhor habilidade de seguir as variações do canal rádio móvel do que o receptor baseado no algoritmo EM.

No que diz respeito a trabalhos futuros, uma série de questões ainda estão em aberto. Por exemplo, o esquema proposto no Capítulo 2 lida apenas com canais quasi-estáticos, que permanecem constantes durante a duração de um bloco de informação e mudam de forma independente de um bloco ao outro. Muito embora seja um modelo útil para reproduzir alguns padrões de comunicações móveis, seria interessante estender este modelo de receptor proposto para o caso onde o canal, além de seletivo em frequência, varie a todo instante, como num ambiente com mobilidade de usuário. No que diz respeito ao estudo relatado no Capítulo 3, duas importantes questões merecem atenção especial. Uma é investigar um caso onde o modelo para o canal contínuo no tempo reflita um meio real de comunicações. A outra é a introdução de um esquema de recuperação de sincronismo em conjunto com a estimação, detecção e decodificação, e que continue operando à taxa de símbolos.

Os receptores explorados no Capítulo 4 usam o algoritmo EM para estimação do canal. Como o canal é considerado quasi-estático, uma possibilidade é usar outros algoritmos de estimação de canal, menos complexos e que possam apresentar desempenho similar ao do algoritmo EM, o qual requer a inversão e multiplicação de uma série de matrizes. Um algoritmo candidato é o LMS *multi-split*, o qual já investigamos há algum tempo. Quanto aos resultados apresentados no Capítulo 5, uma série de pontos podem vir a ser considerados.

O primeiro é o projeto de um receptor sub-ótimo que estime os canais SISO componentes do canal MIMO de forma separada, o que diminuiria consideravelmente a complexidade computacional. Outro seria a substituição dos códigos espaço-temporais por um esquema mais poderoso de codificação, e que trate as múltiplas antenas de forma independente. E, por fim, procurar estimar o desempenho ótimo do receptor proposto, uma vez que apenas a sua versão sub-ótima e de complexidade reduzida foi avaliada.

O material apresentado neste documento compreende a pesquisa realizada após o exame de qualificação de doutorado, prestado em maio de 2002. Até aquele momento nossa pesquisa se concentrou nas áreas de projeto de equalizadores [99–102], algoritmos adaptativos [103–105], teoria da codificação [106, 107] e na área de códigos corretores de erro para canais de comunicações móveis [108–110]. Foi apenas após o exame, e o início da cooperação com o Professor Javier Garcia-Frias, que o foco voltou-se para esquemas iterativos, onde estimação, equalização e decodificação são exploradas lado a lado [111–113], e não de forma independente.

Apêndice A

Sobre a Inserção dos Símbolos

Conhecidos em um Esquema Semi-Cego

Neste apêndice discutimos dois métodos diferentes para a inserção de símbolos conhecidos em um sistema com detecção e decodificação combinadas. O objetivo é determinar qual deles é mais interessante do ponto de vista da capacidade de canal.

O primeiro método, aqui denominado M1, é a forma tradicional de inserção de símbolos pilotos em um sistema de comunicações, como é feito por exemplo em [98]. Neste caso, após o bloco de informação (de comprimento B) ter sido codificado, e entrelaçado pelo entrelaçador de canal (o qual tem comprimento J), uma seqüência de T'_r símbolos conhecidos é adicionada ao início do bloco de símbolos codificados e entrelaçados, o qual terá agora comprimento $T'_r + J$. Em seguida, este bloco é transmitido pelo canal Gaussiano com IES, e então os $T'_r + J$ símbolos recebidos são usados no processo de estimação. Porém, tanto para detecção como para decodificação, os primeiros T'_r símbolos recebidos, que dizem respeito aos T'_r símbolos conhecidos, são removidos do bloco a ser processado. Dessa forma, a operação de detecção e decodificação combinadas é realizada somente sobre o bloco de J símbolos recebidos referentes aos J símbolos codificados e entrelaçados.

O segundo método, M2, é aquele que usamos no esquema semi-cego apresentado no Capítulo 2. Aqui, uma seqüência de T_r bits conhecidos é inserida no começo do bloco de informação (até então de comprimento $B - T_r$ bits). O novo bloco de informação e símbolos conhecidos terá então comprimento B . Em seguida este bloco é turbo codificado,

e entrelaçado pelo entrelaçador de canal, o qual tem comprimento J . Dentro deste bloco conhecemos $2 \times T_r$ símbolos, uma vez que os primeiros T_r bits sistemáticos (os T_r bits conhecidos propriamente ditos) mais os T_r bits codificados na saída do primeiro codificador constituinte são conhecidos. Este bloco completo de J símbolos é usado nos três estágios: estimação, detecção e decodificação.

A seguir apresentamos algumas simulações comparando os dois métodos discutidos acima. Quando consideramos T_r bits conhecidos no método M2, usamos $T'_r = 3 \times T_r$ símbolos conhecidos no método M1. Assim, os dois métodos atingem aproximadamente a mesma taxa de informação. Na verdade há uma pequena diferença devido aos blocos terem comprimentos diferentes: J símbolos para o caso M2 e $J + T'_r$ para o método M1. Porém, uma vez que consideramos sempre $T'_r \ll J$, esta diferença é insignificante.

Nosso objetivo aqui é mostrar que, em termos de se aproximar da capacidade de canal, o método M2 é mais eficiente do que o método M1, mesmo considerando-se o fato de que o método M1 usa apenas $2/3$ dos símbolos conhecidos¹.

É evidente que em termos da estimação do canal o método M1 apresenta desempenho superior ao método M2, pelo simples fato de ter conhecimento de mais símbolos dentro do bloco. Porém, a diferença em velocidade de convergência depende do algoritmo sendo usado, e do número de coeficientes do canal. Para o algoritmo de Baum-Welch [34–36], como usado no Capítulo 2, e para um canal tendo dois coeficientes, a diferença em taxa de convergência é insignificante, sendo relativa a apenas duas iterações (30 vs. 28) a um erro médio quadrático (MSE) de 10^{-3} . Esta diferença aumenta com o número de coeficientes, ficando ao redor de 10 iterações a um MSE de 10^{-3} para um canal com cinco coeficientes. Porém, note que o objetivo aqui é encontrar o esquema mais eficiente em termos de capacidade de canal. Desse modo, a partir de agora consideramos que o sistema convergiu no sentido da estimação dos coeficientes do canal.

Na Figura A.1, temos a taxa de erro de bit (BER) versus o número de iterações combinadas de detecção e decodificação, para os métodos M1 e M2, e para o caso do canal com 2 coeficientes usado no Capítulo 2. O número de bits conhecidos para o método M2 é de

¹Note que $1/3$ dos símbolos são perdidos devido ao fato de que não se pode determinar *a priori* a saída do segundo codificador constituinte referente aos T_r bits conhecidos.

$T_r = 160$ bits, dentro de um bloco de $B = 16384$ bits². Como podemos ver na figura, em termos de detecção e decodificação, faz uma considerável diferença posicionar os símbolos conhecidos como no método M2. A grosso modo, podemos dizer que houve um ganho de 0.05 dB quando comparado com o método M1. E se considerarmos uma $E_b/N_0 = 0.75$ dB, por exemplo, então o método M1 precisa de 30 iterações para convergir, ao passo que o método M2 precisa de apenas 20. Isto é, houve uma economia de 50%.

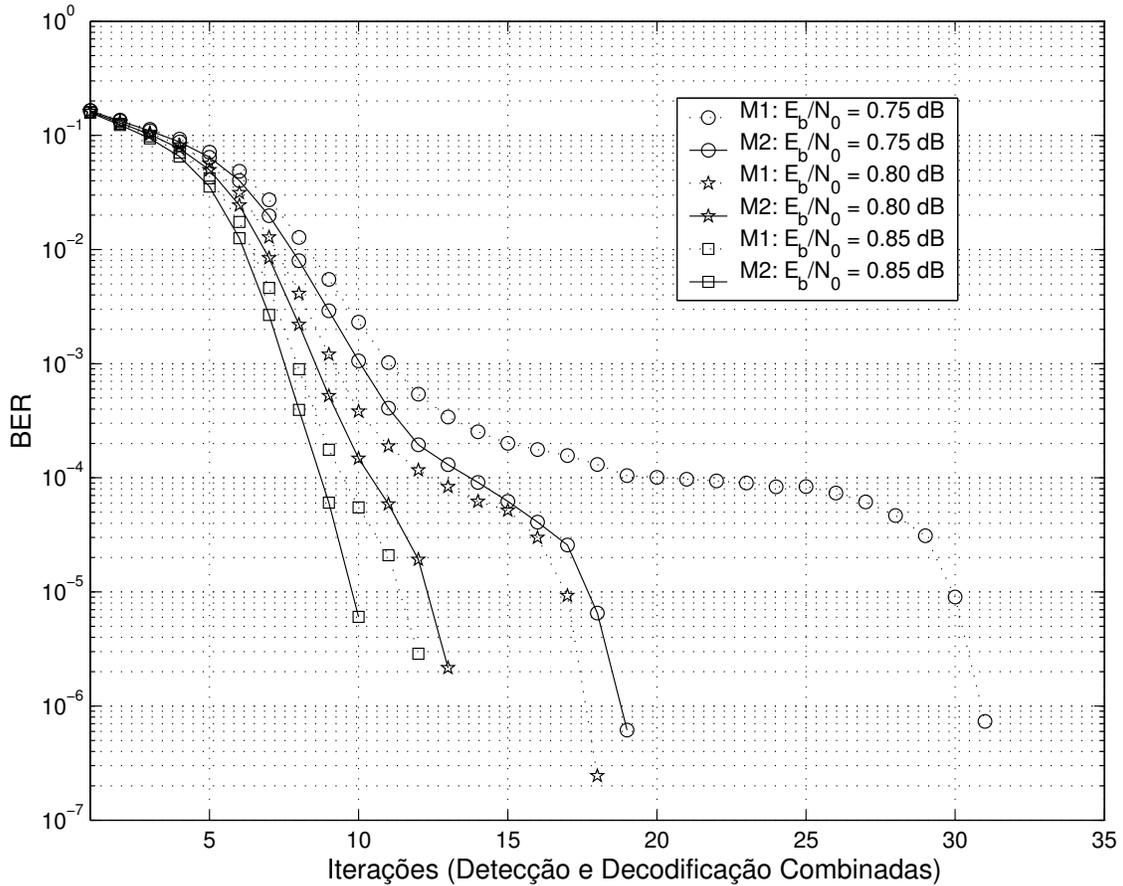


Figura A.1: Taxa de erro de bit (BER) versus o número de iterações combinadas de detecção e decodificação, para o caso do canal com dois coeficientes. $T_r = 160$ bits, $E_b/N_0 = 0.75; 0.80; 0.85$ dB, e $B = 16384$ bits.

Na Figura A.2, apresentamos uma comparação similar, porém para o caso do canal com cinco coeficientes usado no Capítulo 2. Neste caso o número de bits conhecidos para o método M2 é de $T_r = 200$ bits, dentro de um bloco de $B = 10000$ bits. Novamente,

²Uma vez que assumimos convergência prévia na estimação do canal, em termos de detecção e decodificação combinadas, pouco importa o número de símbolos conhecidos no método M1.

podemos ver uma grande margem de melhoramento. A uma $E_b/N_0 = 2.30$ dB, o método M1 nem sequer converge, ao passo que o método M2 obtém convergência com 30 iterações combinadas.

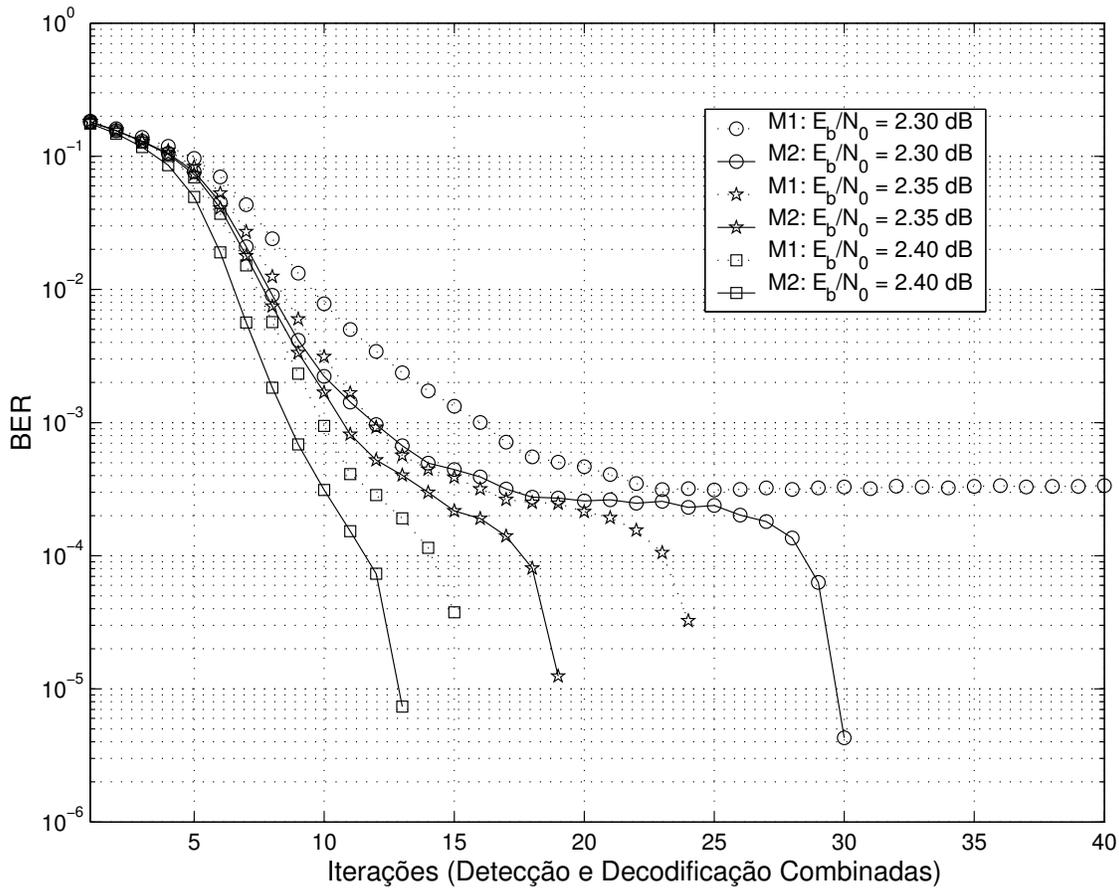


Figura A.2: Taxa de erro de bit (BER) versus o número de iterações combinadas de detecção e decodificação, para o caso do canal com cinco coeficientes. $T_r = 200$ bits, $E_b/N_0 = 2.30; 2.35; 2.40$ dB, e $B = 10000$ bits.

Pela análise das figuras, fica claro que a diferença entre os métodos M1 e M2 diminui com o aumento da relação sinal-ruído, porém, sob um ponto de vista de se aproximar da capacidade do canal Gaussiano com IES (o qual é o foco principal da área de turbo equalização), posicionar os símbolos conhecidos de acordo com o método M2 é mais eficiente do que o esquema tradicional, o método M1.

Apêndice B

O Receptor Baseado no Algoritmo EM para o Canal Variante no Tempo

Neste apêndice apresentamos, de forma sucinta, as equações para o receptor para canais variantes no tempo baseado no algoritmo EM que usamos no Capítulo 5.

Primeiro, assim como na Seção 5.2, consideramos a forma matricial (onde um bloco tem L símbolos) para o modelo do sistema de comunicações com múltiplas antenas:

$$\mathbf{x} = \mathbf{S}\mathbf{h} + \boldsymbol{\eta}, \quad (\text{B.1})$$

onde

$$\mathbf{x} = [\mathbf{x}_1^T \ \mathbf{x}_2^T \ \cdots \ \mathbf{x}_L^T]^T$$

é um vetor $LM \times 1$, \mathbf{S} é uma matriz $LM \times LMN$ com diagonal $\mathbf{S}_1, \mathbf{S}_2, \dots, \mathbf{S}_L$, e o vetor $LM \times 1$ do ruído é:

$$\boldsymbol{\eta} = [\boldsymbol{\eta}_1^T \ \boldsymbol{\eta}_2^T \ \cdots \ \boldsymbol{\eta}_L^T]^T.$$

O vetor $LMN \times 1$ do canal é definido como:

$$\mathbf{h} = [\mathbf{h}_1^T \ \mathbf{h}_2^T \ \cdots \ \mathbf{h}_L^T]^T.$$

Uma vez que assumimos que o canal tem desvanecimento Rayleigh correlacionado no tempo, e que os $N \times M$ canais são descorrelacionados um em relação ao outro, então a matriz $MNL \times MNL$ de covariância do canal MIMO é dada por:

$$\mathbf{K} = \mathbf{R} \otimes \mathbf{I}_{MN}$$

onde

$$\mathbf{R}(\tau) = J_0(\tau 2\pi f_d T_s),$$

e J_0 é a função de Bessel do primeiro tipo e de ordem zero.

Com estas definições, seguindo a teoria apresentada em [43, 45, 74], e dado que o receptor possui uma estimativa dos valores esperados $E_S[\mathbf{S}^H \mathbf{S}]$ e $E_S[\mathbf{S}^H]$, então a nova estimativa do canal pode ser escrita como:

$$\hat{\mathbf{h}}^{l+1} = (N_0^{-1} E_S[\mathbf{S}^H \mathbf{S}] + \mathbf{K}^{-1})^{-1} \cdot N_0^{-1} \cdot E_S[\mathbf{S}^H] \cdot \mathbf{x}. \quad (\text{B.2})$$

Note que, para se obter esta primeira estimativa do canal, consideramos que T_r símbolos, dentro do bloco de comprimento L , são conhecidos. Em seguida, esta primeira estimativa do canal é passada para um decodificador MAP padrão [53], o qual vai produzir um novo conjunto de probabilidades *a posteriori* dos símbolos transmitidos, o que permitirá que calculemos novamente os valores esperados $E_S[\mathbf{S}^H \mathbf{S}]$ e $E_S[\mathbf{S}^H]$. Então, esses novos valores serão usados em (B.2) para o cálculo de uma nova estimativa do canal, que será passada novamente ao decodificador, e assim por diante.

Os resultados apresentados no Capítulo 5 foram obtidos considerando-se que o bloco e o entrelaçador (que é usado antes da transmissão dos símbolos por cada uma das antenas) têm o mesmo comprimento. Assim, diferentemente de [70, 74, 97], o processamento é feito bloco a bloco. Além do mais, a inversão das matrizes envolvidas em (B.2) foi feita usando-se diretamente o pacote básico de *software* oferecido pelo *Matlab*.

Referências Bibliográficas

- [1] J. G. Proakis, *Digital Communications*, Third Edition, McGraw-Hill, 1995.
- [2] S. Benedetto and E. Biglieri. *Principles of Digital Transmission: with Wireless Applications*. Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [3] T. S. Rappaport, *Wireless Communications: Principles and Practice*, Prentice-Hall, 1996.
- [4] E. Biglieri, J. Proakis, and S. Shamai, “Fading channels: information-theoretic and communications aspects,” *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 44, no. 6, pp. 2619-2692, Oct. 1998.
- [5] C. E. Shannon, “A mathematical theory of communication,” *Bell Syst. Tech. J.*, pp. 379-423 (Part I), 623-656 (Part II), July 1948.
- [6] MacWilliams, F. J. and J. J. Sloane, *The Theory of Error Correcting Codes*, North Holland, 1977.
- [7] S. Lin and D. J. Costello Jr. *Error Control Coding: Fundamentals and Applications*. Prentice-Hall, 1983.
- [8] R. Johannesson and K. S. Zigangirov. *Fundamentals of Convolutional Coding*, IEEE Press, 1999.
- [9] R. W. Lucky, “Techniques for adaptive equalization of digital communication systems,” *Bell Syst. Tech. J.*, vol. 45, pp. 255-286, Feb. 1966.
- [10] Y. Sato, “A method of self-recovering equalization for multi-level amplitude modulation,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. COMM-23, pp. 679-682, June 1975.

- [11] D. N. Godard, "Self-recovering equalization and carrier tracking in two-dimensional data communication systems," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COMM-28, pp. 1867-1875, Nov. 1980.
- [12] G. Picchi and G. Prati, "Blind equalization and carrier recovery using a 'stop-and-go' decision directed algorithm," *IEEE Trans. Commun.*, Vol. COMM-35, pp. 877-887, Sept. 1987.
- [13] S. U. H. Qureshi, "Adaptive equalization," in *Proc. IEEE*, vol. 73, no. 9, pp. 1349-1387, Sep. 1985.
- [14] Z. Ding and Y. Li. *Blind Equalization and Identification*. Marcel Dekker, 2001.
- [15] G. D. Forney Jr, G. Ungerboeck, "Modulation and coding for linear Gaussian channels," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol.44, no. 6, pp. 2384-2415, Oct. 1998
- [16] M. V. Eyuboğlu, "Detection of coded modulation signals on linear, severely distorted channels using decision-feedback noise prediction with interleaving," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 36, pp. 401-409, Apr. 1988.
- [17] A. Duel-Hallen and C. Heegard, "Delayed decision-feedback sequence estimation," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 37, pp. 428-436, 1989.
- [18] M. V. Eyuboğlu and S. U. Qureshi, "Reduced-state sequence estimation for coded modulation on intersymbol interference channels," *IEEE J. Select. Areas Commun.* vol. 7, pp. 989-995, 1989.
- [19] K. Zhou, J. G. Proakis and F. Ling, "Decision-feedback equalization of time-dispersive channels with coded modulation," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 38, pp. 18-24, Jan. 1990.
- [20] C. Berrou, A. Glavieux, and P. Thitimajshima, "Near Shannon limit error-correcting coding and decoding: turbo codes," in *Proc. of IEEE ICC'93*, pp. 1064-1070, Geneva, Switzerland, May 1993.
- [21] C. Douillard, M. Jezequel, C. Berrou, A. Picart, P. Didier, and A. Glavieux, "Iterative correction of intersymbol interference: turbo equalization," *European Transactions on Telecommunications*, pp. 507-511, Sep. 1997.

- [22] C. Laot, *Egalisation Autodidacte et Turbo-Égalisation: Application aux Canaux Sélectifs en Fréquence*, Thèse de l'Université de Rennes I, Juil., 1997.
- [23] C. Laot, A. Glavieux, and J. Labat, "Turbo equalization: adaptive equalization and channel decoding jointly optimized," *IEEE J. Select. Areas Commun.*, vol. 19, no. 9, pp. 1744-1752, Sept. 2001.
- [24] M. Tüchler, R. Kötter, and A. Singer, "Turbo equalization: principles and new results," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 50, no. 5, May 2002.
- [25] D. Raphaeli and Y. Zorzi, "Combined turbo equalization and turbo decoding," *IEEE Commun. Letters*, vol. 2, no. 4, April 1998.
- [26] J. Garcia-Frias and J. D. Villasenor, "Combined turbo detection and decoding for unknown channels," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 51, no. 1, pp. 79-85, Jan. 2003.
- [27] E. Telatar, "Capacity of multi-antenna Gaussian channels," *European Transactions on Telecommunications*, pp. 585-595, Nov. 1999.
- [28] G. J. Foschini and M. J. Gans, "On limits of wireless communications in a fading environment when using multiple antennas," *Wireless Pers. Commun.*, vol. 6, pp. 311-335, 1998.
- [29] V. Tarokh, N. Seshadri, and A. R. Calderbank, "Space-time codes for high data rate wireless communications: performance criterion and code construction," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 44, No. 2, pp. 744-765, Mar. 1998.
- [30] C. Berrou and A. Glavieux, "Near optimum error correcting coding and decoding: turbo-codes," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 44, pp. 1262-1271, Oct. 1996.
- [31] J. Hagenauer, E. Offer, L. Papke, L., "Iterative decoding of binary block and convolutional codes," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 42, no. 2, Mar. 1996.
- [32] B. Vucetic and J. Yuan, *Turbo Codes: Principles and Applications*, Kluwer Academic Publishers, 2000.
- [33] S. Benedetto, G. Montorsi, D. Divsalar, "Concatenated convolutional codes with interleavers," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 41, no. 8, pp. 102-109, Aug. 2003.

- [34] L. E. Baum and T. Petrie, "Statistical inference for probabilistic functions on finite state Markov chains," *Ann. Math. Stat.*, vol. 37, pp. 1554-1563, 1966.
- [35] L. E. Baum and G. R. Sell, "Growth functions for transformations on manifolds," *Pacific J. Math.*, vol. 32, no. 2, pp. 211-227, 1968.
- [36] L. R. Rabiner, "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition," *Proc. of the IEEE*, vol. 77, no. 2, pp. 257-285, Feb. 1989.
- [37] C. Anton-Haro, J. A. R. Fonollosa, and J. R. Fonollosa, "Blind channel estimation and data detection using hidden Markov models," *IEEE Trans. Signal Proc.*, vol. 45, no. 1, pp. 241-247, Jan. 1997.
- [38] V. Tarokh, A. F. Naguib, N. Seshadri, and A. R. Calderbank, "Space-time codes for high data rate wireless communications: performance criteria in the presence of channel estimation errors, mobility, and multiple paths," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 47, pp. 199-207, Feb. 1999.
- [39] A. R. Hammons Jr. and H. El Gamal, "On the theory of space-time codes for PSK modulation," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 46, no. 2, pp. 524-542, Mar. 2000.
- [40] A. F. Naguib, N. Seshadri, A. R. Calderbank, "Increasing data rate over wireless channels," *IEEE Signal Proc. Mag.*, vol. 17, no. 3, pp. 76-92, May 2000.
- [41] N. Al-Dhahir, C. Fragouli, A. Stamoulis, W. Younis, and A. R. Calderbank, "Space-time processing for broadband wireless access," *IEEE Commun. Mag.* vol. 40, no. 9, pp. 136-142, Sep. 2002.
- [42] M. Noronha-Neto, *Códigos Convolucionais Espaço-Temporais sobre $GF(p)$ para Canais com Desvanecimento Rayleigh Plano Quasi-Estático*. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, UFSC, Outubro 2002.
- [43] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin, "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm," *Journal of the Royal Statistical Society*, vol. B39, p. 1-38, 1977.
- [44] T. K. Moon, "The expectation-maximization algorithm," *IEEE Signal Proc. Mag.*, vol. 13, no. 6, pp. 47-60, Nov. 1996.

- [45] C. N. Georghiades and J. C. Han, "Sequence estimation in the presence of random parameters via the EM algorithm", *IEEE Trans. Commun.*, vol. 45, No. 3, pp. 300-308, Mar. 1997.
- [46] E. N. Gilbert, "Capacity of a bursty channel," *Bell Syst. Tech. J.*, vol. 39, pp. 1253-1265, Sep. 1960.
- [47] E. O. Elliot, "Estimates of error rates for codes on burst-noise channels," *Bell Syst. Tech. J.*, vol. 42, pp. 1977-1997, Sep. 1963.
- [48] B. D. Fritchman, "A binary channel characterization using partitioned Markov chains," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-13, no. 2, pp. 221-227, Apr. 1967.
- [49] L. N. Kanal and A. R. K. Sastry, "Models of channels with memory and their applications to error control," *Proc. IEEE*, vol. 66, pp. 724-744, July 1978.
- [50] T. M. Cover and J. A. Thomas, *Elements of Information Theory*, John Wiley & Sons, 1991.
- [51] W. Turin and R. van Nobelen, "Hidden Markov modeling of flat fading channels," *IEEE J. Select. Areas Commun.*, vol. 16, no. 9, pp. 1809-1817, Dec. 1998.
- [52] L. R. Bahl, J. Cocke, F. Jelinek, and J. Raviv, "Optimal decoding of linear codes for minimizing symbol error rate," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-20, pp. 284-287, Mar. 1974.
- [53] D. Cui, A. Haimovich, and H. Chen, "Parallel concatenated turbo multiple antenna coded modulation: principles and performance," *Wiley Journal on Wireless Communications and Mobile Computing. Special Issue: Adaptive Antennas and MIMO Systems*, vol. 2, pp. 735-751, Nov. 2002.
- [54] W. Hirt and J. L. Massey, "Capacity of the discrete-Gaussian channel with intersymbol interference," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 34, no. 3, pp. 380-388, May 1988.
- [55] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, Prentice Hall, Third Edition, 1996.
- [56] G. D. Forney Jr, "Maximum-likelihood sequence estimation of digital sequences in the presence of intersymbol interference," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-18, pp. 363-378, May 1972.

- [57] J. Garcia-Frias and J. D. Villasenor, "Combined blind equalization and turbo decoding," in *Proc. IEEE Communication Theory Mini-Conference*, Vancouver, Canada, June 1999
- [58] H. A. Cirpan and M. K. Tsatsanis, "Stochastic maximum likelihood methods for semi-blind channel estimation," *IEEE Signal Proc. Letters*, vol. 5, no. 1, pp. 21-24, Jan. 1998.
- [59] P. Chen and H. Kobayashi, "Semi-blind channel estimation and signal detection using hidden Markov channels," in *Proc. IEEE Globecom'00*, pp. 1051-1055, San Francisco, USA, Nov. 2000.
- [60] K. M. Chugg and A. Polydoros, "MLSE for an unknown channel - Part I: optimality considerations," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 44, No. 7, July 1996.
- [61] D. K. Borah, R. A. Kennedy, Z. Ding, and I. Fijalkow, "Sampling and prefiltering effects on blind equalizer design," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 49, No. 1, pp. 209-218, Jan. 2001.
- [62] A. Å. Hansson, *Generalized APP Detection for Communication over Time-Dispersive Waveform Channels*, Ph.D. thesis, Chalmers University of Technology, Göteborg, Sweden, 2003.
- [63] X-G. Xia, *Modulated Coding for Intersymbol Interference Channels*, Marcel Dekker, 2001.
- [64] R. Urbanke, *Advanced Digital Communications*, class notes, DSC-LTHC, EPFL, Lausanne, Switzerland, 2002.
- [65] P. Hoeher and S. Badri, "On the timing sensitivity of symbol-spaced trellis-based equalizers applied to frequency-selective fading channels," *Proc. Seventh Communication Theory Mini-Conference in conjunction with IEEE GLOBECOM'98*, pp. 88-93, 1998.
- [66] G. Bauch and A. F. Naguib, "MAP equalization of space-time coded signals over frequency selective channels," in *Proc. IEEE WCNC'99*, New Orleans, USA, Sep. 1999.

- [67] A. F. Naguib and N. Seshadri, "MLSE and equalization of space-time coded signals," in *Proc. IEEE VTC'00*, Tokyo, Japan, May 2000.
- [68] G. Bauch and N. Al-Dhahir, "Reduced-complexity space-time turbo-equalization for frequency-selective MIMO channels," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 1, No. 4, pp. 819-828, Oct. 2002.
- [69] N. Al-Dhahir, "Overview and comparison of equalization schemes for space-time-coded signals with applications to EDGE," *IEEE Trans. Signal Proc.*, vol. 50, No. 10, pp. 2477-2488, Oct. 2002.
- [70] C. Cozzo, and B. L. Hughes, "Joint channel estimation and data symbol detection in space-time communications," in *Proc. IEEE ICC'00*, New Orleans, USA, June 2000.
- [71] Y. Li, C. N. Georghiades, and G. Huang, "Iterative maximum-likelihood sequence estimation for space-time coded systems," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 49, No. 6, June 2001.
- [72] R. Matsuo, T. Ohtsuki, and I. Sasase, "Simple EM based channel estimation and data detection using estimation in the preceding frame in space-time coded signals," in *Proc. IEEE ISIT'01*, Washington D.C., USA, June 2001.
- [73] Z. Baranski, A. M. Haimovich, and J. Garcia-Frias, "Iterative channel estimation and sequence detection for space-time coded data," in *Proc. 36th Annual Conference on Information Sciences and Systems - CISS'02*, Princeton, USA, Mar. 2002.
- [74] Z. Baranski, A. M. Haimovich, and J. Garcia-Frias, "EM-Based iterative receiver for space-time coded modulation with noise variance estimation," in *Proc. IEEE Globecom 2002*, Taipei, Taiwan, Nov. 2002.
- [75] Y. Liu, M. P. Fitz, and O. Y. Takeshita, "Space-time performance criteria and design for frequency selective fading channels," in *Proc. IEEE ICC'01*, Helsinki, Finlandia, May 2001.
- [76] R. J. McEliece and W. Lin, "The trellis complexity of convolutional codes," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 42, no. 6, pp. 1855-1864, Nov. 1996.

- [77] J. B. Fraleigh, *A First Course in Abstract Algebra*, Addison Wesley Longman, Sixth Edition, 2000.
- [78] A. J. Viterbi, "Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm," *IEEE Trans. Inform. Theory*, IT-13, pp. 260-269, Apr. 1967.
- [79] M. Mushkin and I. Bar-David, "Capacity and coding for the Gilbert-Elliot channels," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 35, pp. 1277-1290, Nov. 1989.
- [80] A. J. Goldsmith and P. P. Varaiya, "Capacity, mutual information, and coding for finite-state Markov channels", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol 42, no. 3, pp. 868-886, May 1996.
- [81] H. S. Wang and P.-C. Chang, "On verifying the first-order Markovian assumption for a Rayleigh fading channel model," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 45, no. 2, pp. 353-357, May 1996.
- [82] J. Garcia-Frias and P. M. Crespo, "Hidden Markov models for burst error characterization in indoor radio channels," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 46, no. 4, pp. 1006-1020, Nov. 1997.
- [83] C. Pimentel and I. Blake, "Modeling burst channels using partitioned Fritchman's Markov models," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 47, no. 3, pp. 885-899, Aug. 1998.
- [84] F. Swarts and H. C. Ferreira, "Markov characterization of channels with soft decision outputs," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 41, no. 5, pp. 678-682, May 1993.
- [85] H. S. Wang and N. Moayeri, "Finite-state Markov channel - a useful model for radio communication channels," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 44, no. 1, pp. 163-171, Feb. 1995
- [86] Y. L. Guan and L. F. Turner, "Generalised FSMC model for radio channels with correlated fading," *IEE Proc. Commun.*, vol. 146, no. 2, pp. 133-137, Apr. 1999.
- [87] C. Tan and N. Beaulieu, "On first-order Markov modeling for the Rayleigh fading channel," *IEEE Trans. Commun.* vol. 48, no. 12, pp. 2032-2040, Dec. 2000.

- [88] F. Babich and G. Lombardi, "A Markov model for the mobile propagation channel," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 49, no. 1, pp. 63-73, Jan. 2000.
- [89] H. Kong and E. Shwedyk, "Sequence detection and channel state estimation over finite state Markov channels," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 48, no. 3, pp. 833-839, May 1999.
- [90] L. Li and A. J. Goldsmith, "Low-complexity maximum-likelihood detection of coded signals sent over finite-state Markov channels," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 50, no. 4, pp. 524-530, Apr. 2002.
- [91] M. Riediger and E. Shwedyk, "Communication receivers based on Markov models of the fading channel," in *Proc. IEEE CCECE*, Winnipeg, Canada, May 2002.
- [92] C. Komninakis and R. D. Wesel, "Joint iterative channel estimation and decoding in flat correlated Rayleigh fading," *IEEE J. Select. Areas Commun.*, vol. 19, no. 9, pp. 1706-1717, Sep. 2001.
- [93] H. El Gamal and A. R. Hammons Jr., "On the design and performance of algebraic space-time codes for BPSK and QPSK modulation," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 50, no. 6, pp. 907-913, June 2002.
- [94] W. C. Jakes, Jr., *Microwave Mobile Communications*. New York: Wiley, 1974.
- [95] P. Dent, G. E. Bottomley, and T. Croft, "Jakes fading model revisited," *IEE Electronics Letters*, vol. 29, pp. 1162-1163, Jun. 1993.
- [96] W. Zeng, A. Annamalai, and V. K. Bhargava, "Recent advances in cellular wireless communications," *IEEE Commun. Magazine*, vol. 37, no. 9, pp. 128-138, Sep. 1999.
- [97] Xinmin Deng, A.M. Haimovich, and J. Garcia-Frias, "Decision directed iterative channel estimation for MIMO systems," in *Proc. IEEE ICC'03*, Anchorage, USA, May 2003.
- [98] M. Tuchler, R. Otnes, and A. Schmidbauer, "Performance of soft iterative channel estimation in turbo equalization," in *Proc. IEEE ICC'02*, New York, USA, May 2002.

- [99] R. D. Souza, L. S. Resende e C. A. F. da Rocha, "Equalizadores cegos particionados baseados nas técnicas de Bussgang," *Anais SBrT'01*, Fortaleza, Brasil, Sep. 2001.
- [100] R. D. Souza, L. S. Resende, and C. A. F. da Rocha, "Blind equalization using adaptive split transversal filtering," in *Proc. Grets'i'01 Symposium*, Toulouse, France, Sep. 2001.
- [101] R. D. Souza, L. S. Resende, C. A. F. da Rocha, and M. G. Bellanger, "On split FIR filtering in blind equalization," in *Proc. IEEE ICC'02*, New York, USA, May 2002.
- [102] R. D. Souza, L. S. Resende, C. A. F. da Rocha, and M. G. Bellanger, "Multi-split equalizers for HDSL channels," in *Proc. EURASIP EUSIPCO'02*, Toulouse, France, Sep. 2002.
- [103] R. D. Souza, L. S. Resende, and M. G. Bellanger, "A justification for the improved performance of the multi-split LMS algorithm," in *Proc. IEEE ICASSP'03*, Hong Kong, Apr. 2003.
- [104] L. S. Resende, R. D. Souza, and M. G. Bellanger, "Multi-split least-mean-square adaptive generalized sidelobe canceller for narrowband beamforming," in *Proc. IEEE/EURASIP ISPA'03*, Rome, Italy, Sep. 2003.
- [105] L. S. Resende, R. D. Souza, and M. G. Bellanger, "A statistical model for the steady-state behavior of the multi-split LMS algorithm," in *Proc. Grets'i'03 Symposium*, Paris, France, Sep. 2003.
- [106] R. D. Souza and B. F. Uchôa-Filho, "On trellis modules for convolutional codes," in *Proc. IEEE ISIT'02*, Lausanne, Switzerland, July 2002.
- [107] B. F. Uchôa-Filho and R. D. Souza, "An alternative approach to constructing the minimal trellis for linear block codes," in *Proc. IEEE ISIT'03*, Yokohama, Japan, June 2003.
- [108] M. Noronha-Neto, R. D. Souza, and B. F. Uchôa-Filho, "Space-time convolutional codes over GF(p) for the quasi-static, flat Rayleigh fading channel," in *Proc. IEEE/SBrT ITS'02*, Natal, Brazil, Sep. 2002.

- [109] M. Noronha-Neto, R. D. Souza, and B. F. Uchôa-Filho, "Space-time convolutional codes over GF(p) achieving full 2-level diversity," in *Proc. IEEE WCNC'03*, New Orleans, USA, Mar. 2003.
- [110] M. Noronha-Neto, R. D. Souza, and B. F. Uchôa-Filho, "Space-time convolutional codes over GF(p) for the quasi-static flat Rayleigh fading channel," *Revista da Sociedade Brasileira de Telecomunicações*, v.18, n.1, p.61-68, Jul. 2003.
- [111] R. D. Souza, J. Garcia-Frias, and A. M. Haimovich, "An iterative receiver for joint data detection and decoding for space-time coded data over unknown quasi-static ISI channels," in *Proc. 37th Annual Conference on Information Sciences and Systems - CISS'03* The Johns Hopkins University, Baltimore, USA, Mar. 2003.
- [112] R. D. Souza e J. Garcia-Frias, "Desempenho de uma estrutura semi-cega de detecção e turbo decodificação conjunta aplicada a canais contínuos no tempo," *Anais SBrT'03*, Rio de Janeiro, Brasil, Out. 2003.
- [113] R. D. Souza e J. Garcia-Frias, "Receptores iterativos semi-cegos para modulação codificada espaço-temporal e canais seletivos quasi-estáticos," *Anais SBrT'03*, Rio de Janeiro, Brasil, Out. 2003.