

Rodrigo Caiado de Lamare

**Estruturas e Algoritmos para
Detecção Multiusuário e
Supressão de Interferência
em Sistemas DS-CDMA**

TESE DE DOUTORADO

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

Programa de Pós-graduação em

Engenharia Elétrica

Rio de Janeiro
Dezembro de 2004

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA
DO RIO DE JANEIRO



Rodrigo Caiado de Lamare

**Estruturas e Algoritmos para Detecção
Multiusuário e Supressão de Interferência
em Sistemas DS-CDMA**

Tese de Doutorado

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica do Departamento de Engenharia Elétrica da PUC-Rio como parte dos requisitos parciais para obtenção Do título de Doutor em Engenharia Elétrica

Orientador: Prof. Raimundo Sampaio Neto

Rio de Janeiro
Dezembro de 2004



Rodrigo Caiado de Lamare

**Estruturas e Algoritmos para Detecção
Multiusuário e Supressão de Interferência
em Sistemas DS-CDMA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica do Departamento de Engenharia Elétrica do Centro Técnico Científico da PUC-Rio como parte dos requisitos parciais para obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

Prof. Raimundo Sampaio Neto

Orientador

Departamento de Engenharia Elétrica — PUC-Rio

Prof. José Mauro Pedro Fortes

PUC-Rio

Prof. Jacques Szczupak

PUC-Rio

Prof. Marco Antonio Grivet Mattoso Maia

PUC-Rio

Prof. Paulo Sérgio Ramirez Diniz

COPPE-UFRJ

Prof. Marcello Luiz Rodrigues de Campos

COPPE-UFRJ

Prof. Ernesto Leite Pinto

IME

Prof. José Eugênio Leal

Coordenador Setorial do Centro Técnico Científico —

PUC-Rio

Rio de Janeiro, 17 de Dezembro de 2004

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

Rodrigo Caiado de Lamare

Graduou-se em Engenharia Eletrônica pela Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ) e obteve o grau de Mestre em Ciências de Engenharia Elétrica na área de Sistemas de Comunicações pela Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC–Rio)

Ficha Catalográfica

de Lamare, Rodrigo C.

Estruturas e Algoritmos para Detecção Multiusuário e Supressão de Interferência em Sistemas DS-CDMA/ Rodrigo Caiado de Lamare; orientador: Raimundo Sampaio Neto. — Rio de Janeiro : PUC–Rio, Departamento de Engenharia Elétrica, 2004.

v., 203 f: il. ; 30 cm

Tese (doutorado) - Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Elétrica.

Inclui referências bibliográficas.

1. Engenharia – Teses. 2. Sistemas de comunicação. 3. Processamento de sinais para comunicações. 4. Estimativa adaptativa de parâmetros. 5. Sistemas DS-CDMA. 6. Supressão de interferência. 7. Cancelamento de interferência. I. Sampaio Neto, Raimundo. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Elétrica. III. Título.

CDD: 621.3

aos meus pais

Agradecimentos

ao Professor Raimundo Sampaio Neto, pela orientação e dedicação ao longo do trabalho.

aos Professores, pela formação recebida durante os cursos.

aos funcionários e colegas estudantes do CETUC que, ao criar um ambiente agradável para pesquisa, contribuíram para este trabalho.

ao CNPQ, pelo apoio financeiro.

Resumo

de Lamare, Rodrigo C.; Sampaio Neto, Raimundo. **Estruturas e Algoritmos para Detecção Multiusuário e Supressão de Interferência em Sistemas DS-CDMA**. Rio de Janeiro, 2004. 203p. Tese de Doutorado — Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Esta tese apresenta novas estruturas e algoritmos para detecção multiusuário e supressão de interferência em sistemas DS-CDMA. São investigadas estruturas baseadas em redes neurais recorrentes para projeto de receptores com decisão realimentada e desenvolvidos algoritmos adaptativos para combater a interferência de múltiplo acesso e a interferência entre símbolos. Novos algoritmos baseados na minimização da taxa de erro de bits são examinados e generalizados para esquemas de detecção com cancelamento de interferência. Para situações onde uma seqüência de treinamento não é disponibilizada, é considerado um novo critério de projeto às cegas de receptores com restrições lineares baseado na função custo módulo constante. Algoritmos adaptativos às cegas baseados neste novo critério são usados para estimar os parâmetros de um receptor linear e do canal de comunicações. São também desenvolvidos novos mecanismos às cegas de ajuste do passo para algoritmos do tipo gradiente estocástico em receptores lineares com base no critério de mínima variância com restrições. Com base nos critérios de mínima variância e módulo constante com restrições, são desenvolvidos critérios de projeto às cegas para receptores com decisão realimentada e propostos algoritmos adaptativos para essas estruturas. Um novo esquema de cancelamento sucessivo de interferência baseado no conceito de arbitragem é proposto e incorporado a uma estrutura de recepção com decisão realimentada para o enlace reverso. Em seguida, o novo esquema de cancelamento de interferência é combinado com uma estrutura iterativa que emprega múltiplos estágios, resultando em melhores estimativas do receptor e um desempenho uniforme para os usuários. Finalmente, são apresentadas novas estruturas de recepção com posto reduzido, baseadas em filtros FIR interpolados e interpoladores variantes no tempo, e desenvolvidos algoritmos adaptativos às cegas e supervisionados para o novo esquema.

Palavras-chave

Processamento de sinais para comunicações, estimação adaptativa de parâmetros, sistemas DS-CDMA, supressão de interferência, cancelamento de interferência, receptores com decisão realimentada.

Abstract

de Lamare, Rodrigo C.; Sampaio Neto, Raimundo. **Structures and Algorithms for Multiuser Detection and Interference Suppression in DS-CDMA Systems**. Rio de Janeiro, 2004. 203p. PhD. Thesis — Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

This thesis presents new structures and algorithms for multiuser detection and interference suppression in DS-CDMA systems. Structures based on recurrent neural networks are investigated for decision feedback receivers and adaptive algorithms are developed for combatting multiple access interference and intersymbol interference. New algorithms based on the minimization of the bit error rate are examined and generalized for detection schemes with interference cancellation. For situations where a training sequence is not available, a new blind criterion, based on the constant modulus cost function with linear constraints is considered. Based on this novel criterion, blind adaptive algorithms are used for estimating the parameters of linear receivers and the channel. New blind adaptive mechanisms for adjusting the step size of stochastic gradient algorithms, using the constrained minimum variance criterion, are also presented for estimating the parameters of linear receivers and the channel. Based on constrained minimum variance and constrained constant modulus criteria, the blind design of decision feedback structures is considered and blind adaptive algorithms are derived. A new successive interference cancellation scheme using the concept of arbitration is proposed and incorporated within a decision feedback structure for uplink scenarios. Then, the new interference cancellation scheme is combined with an iterative structure that employs multiple stages, resulting in improved receiver estimates and providing uniform performance over the users. Finally, novel reduced-rank receiver structures, based on interpolated FIR filters with time-varying interpolators, are presented and blind and supervised adaptive algorithms are developed for this new scheme.

Keywords

Communications signal processing, adaptive parameter estimation, DS-CDMA systems, interference suppression, interference cancellation, decision feedback detection.

Conteúdo

1	Introdução	1
2	Modelos de Sinais para Sistemas DS-CDMA	7
2.1	Modelo Assíncrono para os Enlaces Direto e Reverso	9
2.2	Modelo Síncrono para o Enlace Direto	12
2.3	Modelo Síncrono para o Enlace Reverso	14
3	Receptores com Redes Neurais Recorrentes	15
3.1	Receptores com Decisão Realimentada e Filtros Lineares	16
3.2	Receptores Neurais com Decisão Realimentada	18
3.3	Algoritmos Adaptativos para o Receptor Neural DF	21
3.4	Simulações	22
4	Receptores baseados na Mínima Taxa de Erro	33
4.1	Minimização da BER em Receptores com Decisão Realimentada	36
4.2	Algoritmos Adaptativos	38
4.3	Método de <i>Averaging</i> para Aceleração da Convergência	42
4.4	Simulações	43
5	Receptores Lineares às Cegas	54
5.1	Receptores Lineares de Mínima Variância	58
5.2	Algoritmos Adaptativos SG às Cegas baseados na Mínima Variância	61
5.3	Mecanismos às Cegas de Passo Variável	63
5.4	Análise de Convergência	69
5.5	Receptores Lineares Baseados na Função Custo CM com Restrições	77
5.6	Algoritmos Adaptativos Baseados no Critério CCM	79
5.7	Simulações	82
6	Receptores com Decisão Realimentada às Cegas	101
6.1	Receptores com Decisão Realimentada às Cegas	102
6.2	Detecção Iterativa com Arbitragem Paralela	107
6.3	Algoritmos Adaptativos às Cegas	112
6.4	Simulações	118
7	Receptores com Posto Reduzido usando Filtros Interpolados e Interpoladores Adaptativos	129
7.1	Receptores Lineares Interpolados	132
7.2	Algoritmos Adaptativos	137
7.3	Análise de Convergência e Propriedades	143
7.4	Simulações	151
8	Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros	166
8.1	Resumo dos Resultados e Discussão	166
8.2	Direções Futuras	170

A	Normalização dos Passos dos Algoritmos SG em Receptores Lineares CMV	172
A.1	Derivação do Passo Normalizado: Percurso Único	172
A.2	Derivação do Passo Normalizado: Multi-percurso	173
B	Propriedades de Convergência da Técnica CCM	174
C	Normalização dos Passos dos Algoritmos CCM-SG em Receptores Lineares	177
D	Normalização dos Passos dos Algoritmos SG em Receptores DF	179
D.1	Derivação do Passo Normalizado: Caso CCM-SG	179
D.2	Derivação do Passo Normalizado: Caso CMV-SG	180
E	Normalização dos Passos dos Algoritmos SG em Receptores Lineares Interpolados	182
F	Propriedades de Convergência do Método Iterativo com Filtros Inter- polados e Interpoladores Variantes no Tempo	184
F.1	Projeto do Receptor Interpolado MMSE	184
F.2	Projeto do Receptor Interpolado CMV	186

Lista de Figuras

2.1	Enlace direto.	7
2.2	Enlace reverso.	8
2.3	Diagrama em blocos do receptor centralizado.	8
2.4	Diagrama em blocos do receptor descentralizado.	9
3.1	Diagrama em blocos de um receptor DF.	17
3.2	Estrutura da seção direta do receptor multiusuário adaptativo baseada em uma rede neural recorrente.	19
3.3	Diagrama em blocos do receptor multiusuário adaptativo com decisão realimentada e uma rede neural recorrente na seção direta e um filtro linear FIR na seção realimentada.	20
3.4	Desempenho em termos de BER para os receptores em um canal AWGN com $K = 3$ usuários.	24
3.5	Desempenho em termos de BER dos receptores versus número de usuário em um canal AWGN com $E_b/N_0 = 6dB$.	24
3.6	Desempenho em termos de BER dos receptores em um canal invariante no tempo e seletivo em frequência com função de transferência dada por $H(z) = 1 - 0.25z^{-1} + 0.4z^{-2}$ e AWGN para $K = 3$ usuários.	25
3.7	Desempenho em BER versus número de usuários em um canal invariante no tempo e seletivo em frequência com função de transferência dada por $H(z) = 1 - 0.25z^{-1} + 0.4z^{-2}$ e AWGN com $E_b/N_0 = 8dB$.	26
3.8	Desempenho em BER versus E_b/N_0 dos MUDs em um canal plano em frequência com desvanecimento de Rayleigh e AWGN para 3 usuários.	26
3.9	Desempenho em BER versus número de usuários dos MUDs em um canal plano em frequência com desvanecimento de Rayleigh e AWGN com $E_b/N_0 = 10dB$.	27
3.10	Desempenho em BER versus E_b/N_0 para os receptores em canais seletivos em frequência com desvanecimento de Rayleigh e AWGN para $K = 3$ usuários.	28
3.11	Desempenho em BER versus número de usuários em canais seletivos em frequência com desvanecimento de Rayleigh e AWGN para $E_b/N_0 = 10dB$.	28
3.12	Convergência em termos de BER dos MUD em um canal plano em frequência com desvanecimento de Rayleigh e AWGN, $E_b/N_0 = 10$ dB e $K = 4$ usuários em um cenário onde os terminais móveis se deslocam com velocidade de 80km/h. Os parâmetros dos algoritmos são $\mu_w = 0.005$, $\mu_n = 0.005$ e $\mu_f = 0.0015$.	30
3.13	Desempenho em BER versus E_b/N_0 dos MUDs em um canal plano em frequência com desvanecimento de Rayleigh e AWGN, em um cenário onde os terminais móveis se deslocam com velocidade de 80km/h. Os parâmetros dos algoritmos são $\mu_w = 0.005$, $\mu_n = 0.005$ e $\mu_f = 0.0015$.	30

- 3.14 Desempenho em BER versus número de usuários dos MUDs em um canal plano em frequência com desvanecimento de Rayleigh e AWGN, $E_b/N_0 = 8$ dB em um cenário onde os terminais móveis se deslocam com velocidade de 80km/h. Os parâmetros dos algoritmos são $\mu_w = 0.005$, $\mu_n = 0.005$ e $\mu_f = 0.0015$. 31
- 3.15 Desempenho em BER dos MUDs em um canal seletivo em frequência com desvanecimento de Rayleigh, $E_b/N_0 = 10$ dB e com $K = 4$ usuários em um cenário onde os terminais móveis se deslocam com velocidade de 80km/h. Os parâmetros dos algoritmos são $\mu_w = 0.0025$, $\mu_n = 0.0025$ e $\mu_f = 0.0015$. 31
- 3.16 Desempenho em BER versus E_b/N_0 dos MUDs em um canal seletivo em frequência com desvanecimento de Rayleigh, em um cenário onde os terminais móveis se deslocam com velocidade de 80km/h. Os parâmetros dos algoritmos são $\mu_w = 0.0025$, $\mu_n = 0.0025$ e $\mu_f = 0.0015$. 32
- 3.17 Desempenho em BER versus número de usuários dos MUDs em um canal seletivo em frequência com desvanecimento de Rayleigh, $E_b/N_0 = 8$ dB em um cenário onde os terminais móveis se deslocam com velocidade de 80km/h. Os parâmetros dos algoritmos são $\mu_w = 0.0025$, $\mu_n = 0.0025$ e $\mu_f = 0.0015$. 32
- 4.1 Diagrama em blocos do receptor multiusuário com decisão realimentada. 35
- 4.2 Convergência dos algoritmos com receptores lineares e com decisão realimentada para $E_b/N_0 = 10$ dB e canal com função de transferência $H(z) = 1, 2 + 1, 1z^{-1} - 0, 2z^{-2}$, onde o operador z^{-1} introduz um retardo de um *chip* no sinal transmitido. 44
- 4.3 Desempenho em termos de BER dos MUDs para o canal com $H(z) = 1, 2 + 1, 1z^{-1} - 0, 2z^{-2}$. 45
- 4.4 Desempenho em BER dos receptores versus número de usuários com $E_b/N_0 = 8$ dB e canal $H(z) = 1, 2 + 1, 1z^{-1} - 0, 2z^{-2}$. 46
- 4.5 Desempenho em convergência dos algoritmos para um receptor linear em um canal com $H(z) = 1, 1 + 1, 2z^{-1} - 0, 2z^{-2}$ e $\frac{E_b}{N_0} = 10$ dB. 46
- 4.6 Desempenho em BER versus E_b/N_0 para MUDs lineares em um canal $H(z) = 1, 1 + 1, 2z^{-1} - 0, 2z^{-2}$ e AWGN . 48
- 4.7 Desempenho em convergência dos algoritmos com $E_b/N_0 = 10$ dB em um canal seletivo em frequência com desvanecimento. 48
- 4.8 Desempenho em BER dos receptores DF com $K = 4$. 49
- 4.9 Desempenho em BER versus número de usuários dos MUDs DF com $E_b/N_0 = 12$ dB. 50
- 4.10 Convergência dos algoritmos do tipo gradiente estocástico com $K = 4$ usuários, o móvel move-se com 80 km/h com $E_b/N_0 = 12$ dB. Parâmetros: $\mu_w = 0,001$ para algoritmos convencionais e $\mu_w = 0,0025$ para algoritmos com *averaging*, $\rho = 8\sigma^2$, $\beta = 0,15$ e $\tau = 0,15$. 50

4.11	Convergência dos algoritmos do tipo gradiente estocástico com $K = 4$ usuários, o móvel move-se com 80 km/h com $E_b/N_0 = 12$ dB. Parâmetros: $\alpha = 0,01$, $\delta = 0,0005$ para algoritmos convencionais e $\delta = 0,001$ para algoritmos com <i>averaging</i> , $\rho = 8\sigma^2$, $\beta = 0,15$ e $\tau = 0,15$.	51
4.12	Desempenho em BER versus número de usuários para algoritmos do tipo gradiente estocástico, em um cenário onde o móvel move-se com 80 km/h com $E_b/N_0 = 10$ dB. Parâmetros: $\mu_w = 0,001$ para algoritmos convencionais e $\mu_w = 0,0025$ para algoritmos com <i>averaging</i> , $\rho = 4\sigma^2$, $\beta = 0,15$ e $\tau = 0,15$.	52
4.13	Desempenho em BER versus número de usuários para algoritmos do tipo gradiente-Newton, em um cenário onde o móvel move-se com 80 km/h com $E_b/N_0 = 10$ dB. Parâmetros: $\alpha = 0,01$, $\delta = 0,0005$ para algoritmos convencionais e $\delta = 0,001$ para algoritmos com <i>averaging</i> , $\rho = 8\sigma^2$, $\beta = 0,15$ e $\tau = 0,15$.	52
5.1	Diagrama em blocos de um receptor linear às cegas com base no critério de mínima variância e estimação de canal.	59
5.2	Complexidade em termos de operações aritméticas (multiplicações e adições) por símbolo para os mecanismos de passo variável em ambientes com (a) percurso único (b) multi-percurso.	69
5.3	Diagrama em blocos de um receptor linear às cegas com base no critério de módulo constante (CM) e estimação de canal.	78
5.4	MSE analítico versus desempenho simulado para os mecanismos de passo variável em canal plano em frequência e $K = 5$ usuários.	85
5.5	MSE analítico versus desempenho simulado para os mecanismos de passo variável em canal seletivo em frequência e $K = 8$ usuários.	85
5.6	MSE analítico versus desempenho simulado para os mecanismos de passo variável em um canal plano em frequência com $K = 5$ usuários.	86
5.7	MSE analítico versus desempenho simulado para os mecanismos de passo variável em um canal seletivo em frequência com $K = 8$ usuários.	87
5.8	Desempenho em SINR para os mecanismos de passo variável sem desvanecimento e $E_b/N_0 = 15$ dB .	88
5.9	Desempenho em SINR para os mecanismos de passo variável com desvanecimento ($f_d T = 0.001$) e $E_b/N_0 = 15$ dB.	88
5.10	(a) Desempenho em SINR e (b) Desempenho em MSE dos estimadores de canal para os mecanismos de passo variável sem desvanecimento e $E_b/N_0 = 15$ dB .	89
5.11	(a) Desempenho em SINR e (b) valores do passo para os mecanismos em um ambiente não estacionário com canal plano em frequência e AWGN e $E_b/N_0 = 15$ dB .	89
5.12	(a) Desempenho em SINR e (b) valores do passo para os mecanismos em um ambiente não estacionário com canal $p_0 = 1$, $p_1 = 0.5$ e $p_2 = 0.5$ e $E_b/N_0 = 15$ dB .	90
5.13	Desempenho em BER versus (a) ganho de processamento (N), $L_p = 3$ e (b) número de percursos no canal (L_p) para os mecanismos de passo variável sem desvanecimento e usando seqüências de espalhamento aleatórias.	91

5.14	Desempenho em BER versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K) para os mecanismos com passo variável em canal AWGN e seqüências de espalhamento aleatórias.	92
5.15	Desempenho em BER versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K) para os mecanismos com passo variável em um canal AWGN usando seqüências de espalhamento aleatórias.	93
5.16	Desempenho em BER versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K) para os mecanismos de passo variável sem desvanecimento usando seqüências de espalhamento aleatórias.	93
5.17	Desempenho em BER versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K) para os mecanismos de passo variável sem desvanecimento usando seqüências de espalhamento aleatórias.	94
5.18	Desempenho em BER versus $f_d T$ com (a) seqüências de espalhamento de Gold e dois interferentes com 5 e 10 dB de potência acima do nível do usuário de interesse e (b) seqüências de espalhamento aleatórias e usuários equipotentes na média.	95
5.19	Desempenho em BER versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K) para os mecanismos de passo variável com desvanecimento e seqüências de espalhamento de Gold e dois interferentes com 5 e 10 dB de potência acima do nível do usuário de interesse na média.	95
5.20	Desempenho em SINR para um ambiente estacionário e sem desvanecimento e canal fixo.	97
5.21	Desempenho em SINR para um ambiente não estacionário e com desvanecimento onde usuários entram e saem do sistema.	97
5.22	BER versus E_b/N_0 em um ambiente estacionário e canal fixo.	98
5.23	BER versus E_b/N_0 em um ambiente com desvanecimento.	99
5.24	BER versus número de usuários (K) em um ambiente estacionário e canal fixo.	99
5.25	BER versus número de usuários (K) em um ambiente com desvanecimento.	100
6.1	Diagrama em blocos de um receptor com decisão realimentada às cegas.	103
6.2	Diagrama em blocos do receptor SPA-DF às cegas proposto.	108
6.3	Diagrama em blocos do receptor iterativo de dois estágios com o esquema SPA-DF proposto no primeiro estágio. O segundo estágio pode empregar estruturas S-DF ou P-DF para demodular usuários em ordem reversa com relação ao primeiro ramo do primeiro estágio, que usa a abordagem convencional S-DF.	111
6.4	Diagrama em blocos de um receptor multiusuário DF adaptativo às cegas.	112
6.5	Desempenho em SINR dos algoritmos SG em um cenário não estacionário (a) Canais aleatórios sem desvanecimento com $E_b/N_0 = 12$ dB (b) Canais com desvanecimento com $f_d T = 0,001$ e $E_b/N_0 = 15$ dB.	120

6.6	Desempenho em SINR dos algoritmos RLS em um cenário não estacionário (a) Canais aleatórios sem desvanecimento com $E_b/N_0 = 12$ dB (b) Canais com desvanecimento com $f_d T = 0,0025$ e $E_b/N_0 = 15$ dB.	121
6.7	Desempenho em SINR dos algoritmos RLS com detectores iterativos para diferentes L com $E_b/N_0 = 12$ em um ambiente estacionário com canais aleatórios usando o critério (a) CCM (b) CMV.	121
6.8	Desempenho em SINR dos algoritmos SG com $E_b/N_0 = 15$ em ambiente não estacionário com desvanecimento ($f_d T = 0,001$) usando (a) CCM e (b) CMV.	122
6.9	Desempenho em SINR dos algoritmos RLS com $E_b/N_0 = 15$ em ambiente não estacionário com desvanecimento ($f_d T = 0,0025$) usando (a) CCM e (b) CMV.	123
6.10	Desempenho em BER dos algoritmos SG em ambiente estacionário com canais aleatórios versus (a) E_b/N_0 com $K = 12$ usuários e (b) número de usuários (K) com $E_b/N_0 = 15$ dB.	124
6.11	Desempenho em BER dos algoritmos SG em ambiente não estacionário com desvanecimento ($f_d T = 0,001$) versus (a) E_b/N_0 com $K = 8$ usuários e (b) número de usuários (K) com $E_b/N_0 = 15$ dB.	124
6.12	Desempenho em BER dos algoritmos RLS em um ambiente estacionário com canais aleatórios versus (a) E_b/N_0 com $K = 12$ usuários e (b) número de usuários (K) com $E_b/N_0 = 15$ dB.	125
6.13	Desempenho em BER dos algoritmos RLS em um ambiente não estacionário com desvanecimento ($f_d T = 0,0025$) versus (a) E_b/N_0 com $K = 10$ usuários e (b) número de usuários (K) com $E_b/N_0 = 15$ dB.	125
6.14	Desempenho em BER dos algoritmo CCM-SG em um ambiente dinâmico versus (a) E_b/N_0 com $K = 8$ usuários e (b) número de usuários (K) com $E_b/N_0 = 15$ dB.	126
6.15	Desempenho em BER dos algoritmo CMV-SG em um ambiente dinâmico versus (a) E_b/N_0 com $K = 8$ usuários e (b) número de usuários (K) com $E_b/N_0 = 15$ dB.	126
6.16	Desempenho em BER dos algoritmo CMV-RLS em um ambiente dinâmico versus (a) E_b/N_0 com $K = 10$ usuários e (b) número de usuários (K) com $E_b/N_0 = 15$ dB.	127
6.17	Desempenho em BER dos algoritmo CMV-SG em um ambiente dinâmico versus (a) E_b/N_0 com $K = 10$ usuários e (b) número de usuários (K) com $E_b/N_0 = 15$ dB.	127
6.18	Desempenho em BER individual dos receptores em ambiente dinâmico versus índice do usuário para algoritmos (a) SG e (b) RLS.	128
6.19	Desempenho em BER individual dos receptores iterativos em ambiente dinâmico versus índice do usuário para algoritmos (a) CCM-RLS e (b) CMV-RLS.	128
7.1	Diagrama em blocos da estrutura do receptor com posto reduzido.	133
7.2	Diagrama em blocos da estrutura do receptor AIFIR.	137

7.3	Desempenho de convergência em MSE para os resultados analíticos e simulados versus número de símbolos recebidos usando o algoritmo LMS no modo de treinamento.	154
7.4	Desempenho de convergência em MSE para o resultados analíticos e simulados versus número de símbolos recebidos usando o algoritmo SG às cegas.	155
7.5	Projeto assistido dos filtros interpoladores. Algoritmos (a) NLMS com $E_b/N_0 = 12$ dB e (b) RLS com $E_b/N_0 = 12$ dB.	156
7.6	Projeto às cegas dos filtros interpoladores. Algoritmos (a) SG com $E_b/N_0 = 15$ dB e (b) do tipo RLS com $E_b/N_0 = 15$ dB.	157
7.7	Desempenho de SINR para receptores (a) MMSE e (b) CMV (ou autodidatas).	158
7.8	Desempenho de SINR com algoritmos NLMS e canal dado por $p_0 = 1$, $p_2 = 0.5$ e $p_4 = 0.3$ (espaçados por $2T_c$) (a) $E_b/N_0 = 8$ dB e 3 interferentes com níveis de potência 7 dB acima do sinal desejado (b) $E_b/N_0 = 12$ dB com desvanecimento e onde as potências recebidas dos interferentes variam em torno daquela do sinal desejado com variáveis aleatórias do tipo log-normal com desvio padrão associado de 3 dB.	159
7.9	Desempenho de SINR dos receptores com desvanecimento e canal dado por $p_0 = 1$, $p_2 = 0.7$ e $p_4 = 0.5$ (espaçados por $2T_c$) e algoritmos RLS com (a) $E_b/N_0 = 12$ dB e 3 interferentes com níveis de potência 10 dB acima do usuário desejado e (b) $E_b/N_0 = 15$ dB onde as potências recebidas dos interferentes variam em torno daquela do sinal de interesse com variáveis aleatórias do tipo log-normal com desvio padrão associado de 3 dB.	159
7.10	Desempenho de SINR dos algoritmos SG às cegas e canal com $p_0 = 1$, $p_2 = 0.5$ e $p_4 = 0.5$ (espaçados por $2T_c$) onde 2 interferentes trabalham com um nível de potência 7 dB acima do sinal desejado que opera com (a) sem desvanecimento e $E_b/N_0 = 12$ dB e (b) $E_b/N_0 = 15$ dB e com desvanecimento.	160
7.11	Desempenho de SINR dos algoritmos do tipo RLS às cegas onde 2 interferentes trabalham com um nível de potência 7 dB acima do sinal desejado que opera com (a) $E_b/N_0 = 15$ com desvanecimento e canal dado por $p_0 = 1$, $p_2 = 0.5$ e $p_4 = 0.5$ (espaçados por $2T_c$) dB e (b) $E_b/N_0 = 15$ dB sem desvanecimento, canais aleatórios de 3 percursos, onde em cada repetição o atraso do segundo percurso (τ_2) é descrito por uma vau entre 1 e 4 chips e o terceiro dado por uma vau entre 1 e $(5 - \tau_2)$ chips e as potências recebidas dos interferentes variam com variáveis aleatórias do tipo log-normal com desvio padrão associado de 3 dB.	161
7.12	Desempenho em BER para os receptores MMSE versus (a) E_b/N_0 e (b) Número de usuários (K).	162
7.13	Desempenho em BER para os receptores CMV versus (a) E_b/N_0 e (b) Número de usuários (K).	162
7.14	Desempenho em BER dos algoritmos NLMS em canal com desvanecimento versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K).	164

7.15	Desempenho em BER dos algoritmos RLS em canal com desvanecimento versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K).	164
7.16	Desempenho em BER dos algoritmos SG às cegas em canal com desvanecimento versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K).	165
7.17	Desempenho em BER dos algoritmos do tipo RLS às cegas em canal com desvanecimento versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K).	165
F.1	(a) Superfície de Desempenho de Erro da função $f(v, w) = (1 - w * r * v)^2$ (b) Curvas de contorno mostrando que a função não exibe mínimos locais e possui múltiplos mínimos globais.	186
F.2	Superfície de Desempenho de Erro do Projeto dos Receptores Interpolados MMSE com $E_b/N_0 = 15dB$.	187
F.3	Superfície de Desempenho de Erro do Projeto dos Receptores Interpolados CMV com $E_b/N_0 = 15dB$.	188

Lista de Tabelas

5.1	Complexidade computacional adicional dos mecanismos de passo variável para canais com percurso único.	68
5.2	Complexidade computacional adicional dos mecanismos de passo variável para canais com multi-percurso.	69
5.3	Parâmetros para os mecanismos de passo variável: convergência para o mesmo MSE.	84
5.4	Parâmetros otimizados para os mecanismos de passo variável: convergência para o menor MSE.	86

1

Introdução

CDMA (*Code Division Multiple Access*) é um dos métodos mais eficientes para multiplexar usuários em sistemas de comunicações, onde estes são separados por códigos distintos ao invés de bandas de frequências ortogonais, como em FDMA (*Frequency Division Multiple Access*), ou por *slots* ortogonais, como em TDMA (*Time Division Multiple Access*) [1, 2, 3, 4]. Desta forma, todos os usuários podem transmitir ao mesmo tempo e cada usuário utiliza todo o espectro de frequência disponível para transmissão. Nestes sistemas, uma seqüência ou forma de onda de assinatura distinta é designada para cada usuário e é empregada a fim de modular e espalhar o sinal contendo a informação. A modulação usada nesta tecnologia de acesso é do tipo espalhamento espectral. O uso da seqüência de assinatura é que permite ao receptor a demodulação da mensagem transmitida por múltiplos usuários do canal, que transmitem simultaneamente e, em geral, de forma assíncrona.

Os sistemas CDMA implementados com espalhamento por seqüência direta (DS-CDMA - *Direct-sequence CDMA*) estão entre as tecnologias de multiplexação mais promissoras para sistemas de comunicações sem fio atuais e futuros. Dentre as variações de CDMA encontradas na literatura, destacam-se os sistemas CDMA que empregam saltos em frequência (FH-CDMA - *Frequency-Hopping CDMA*) [1, 2], que são muito usados em aplicações militares, e os sistemas CDMA com múltiplas portadoras (MC-CDMA - *Multicarrier CDMA*) [5]. Recentemente, com o aumento da largura de banda utilizada por estes sistemas, o termo *Wideband CDMA* tornou-se mais comum [6]. As vantagens destas técnicas incluem bom desempenho em canais com múltiplos percursos, flexibilidade na alocação de canais, boa capacidade em ambientes com rajadas ou surtos de erros e desvanecimento e a possibilidade de compartilhar faixas de frequências com sistemas de comunicações de banda estreita sem deterioração do desempenho dos sistemas em operação [1, 2, 3].

A demodulação de um usuário desejado em uma rede CDMA requer

o processamento do sinal recebido de modo a combater diferentes tipos de interferência: interferência de banda estreita (IBE), interferência de múltiplo acesso (IMA), interferência entre símbolos (IES) e o ruído no receptor. A maior fonte de interferência na maioria dos sistemas CDMA é a IMA, que é resultado da impossibilidade de se manter a ortogonalidade entre os sinais dos usuários na recepção [1]-[4]. Em particular, os efeitos do canal de transmissão e os desajustes no tempo entre os sinais podem também contribuir para aumentar os efeitos da IMA [1]-[4]. O detector convencional que emprega um filtro casado à seqüência de assinatura não combate a IMA e é muito sensível às diferenças de potência entre os sinais recebidos [1]-[4, 9]. Este problema é denominado efeito *near-far* e ocorre quando os transmissores possuem localizações diferentes em relação ao receptor, já que os sinais dos mais próximos sofrem menos atenuação daqueles dos usuários mais distantes.

A detecção multiusuário (MUD) é a estratégia desenvolvida para suprimir a IMA, aumentando a capacidade e o desempenho de sistemas CDMA [1, 2]. Na MUD a informação dos vários usuários é usada de forma conjunta a fim de melhorar o processamento de cada usuário, desde que os códigos dos usuários sejam conhecidos pelo receptor. O trabalho de Sérgio Verdú [10], publicado em 1986, propôs e analisou o detector multiusuário ótimo. Contudo, a solução ótima de Verdú requer uma complexidade exponencial, sincronização e o conhecimento das amplitudes e das seqüências de código dos usuários, sendo demasiadamente complexa para implementações práticas. Este fato motivou o desenvolvimento de várias estratégias sub-ótimas: o detector linear de Lupas e Verdú [11], o receptor com decisão realimentada [12], o cancelador de interferência sucessivo (SIC) [13], o detector multi-estágios ou cancelador de interferência paralelo (PIC) [14] e uma abordagem recente que utiliza detecção ótima por grupos [15, 16]. Em particular, os detectores multiusuário podem ser classificados em duas categorias: detectores lineares, e canceladores de interferência. Na detecção multiusuário linear [2, 4, 9, 11], uma transformação linear é aplicada à saída do detector convencional a fim de se obter um conjunto de sinais com IMA reduzida, melhorando o desempenho do receptor. No cancelamento de interferência [12, 13, 14], o receptor procura obter estimativas da interferência e, em seguida, subtraí-las do sinal recebido. O princípio básico da detecção por cancelamento de interferência é a criação no receptor de estimativas separadas da IMA para subtrair toda ou grande parte da IMA em cada usuário. Outros tipos de receptores multiusuário empregam transformações não lineares através da utilização de redes neurais [17]-[19].

Dentre as vantagens das técnicas de supressão de interferência destacam-se o aumento significativo de capacidade, maior eficiência na utilização do espectro alocado, redução nas exigências de controle de potência e mais eficiência na utilização da potência disponível [5]. Como os sistemas DS-CDMA são considerados limitados no canal reverso, o emprego de detectores multiusuário nas estações rádio-base é fundamental no aumento de capacidade do sistema. A melhoria no canal reverso devido à redução da interferência, permite a operação com um ganho de processamento menor e conseqüentemente permite maiores taxas de transmissão. Com o emprego da MUD, o impacto da IMA e do efeito *near-far* são reduzidos, da mesma forma que a necessidade dos sinais dos usuários chegarem ao receptor com a mesma potência, ou seja, as exigências com relação ao controle de potência são menores. Dentre as desvantagens e limitações da detecção multiusuário destacam-se a dificuldade de implementação no canal direto e a existência de IMA em células adjacentes em sistemas de comunicações celulares. Devido às questões de peso, custo e tamanho de terminais móveis, a implementação de detectores multiusuário no canal direto é um tópico de grande interesse, uma vez que nas redes de comunicações futuras espera-se que o tráfego na direção dos usuários aumente consideravelmente. Por este motivo, há um grande esforço de pesquisa no sentido de desenvolver receptores que realizam supressão de interferência com baixos requisitos de complexidade.

Nos últimos anos a maior parte do esforço de pesquisa na área tem se concentrado no desenvolvimento de soluções sub-ótimas, que são viáveis para implementação, têm baixa complexidade computacional e que buscam desempenhos próximos ao detector ótimo [10]. Neste contexto, técnicas de processamento de sinais no receptor são fundamentais na supressão e cancelamento da IMA e da IES nos sistemas de comunicações modernos. Em particular, métodos eficientes de processamento de sinais podem fazer uma diferença significativa no desempenho destes sistemas. Como os sistemas móveis operam em situações altamente dinâmicas devido à mobilidade e natureza aleatória do canal de acesso, técnicas adaptativas são de especial interesse para estas aplicações. O estudo de técnicas de processamento adaptativo para supressão de interferência tem sido uma área bastante ativa nos últimos anos. Dentre as questões importantes de pesquisa destacam-se o desenvolvimento de técnicas supervisionadas e às cegas com convergência rápida e boa capacidade de rastreamento de canais sujeitos a desvanecimento e propagação com múltiplos percursos.

É importante ressaltar que recentemente, um grande número de trabalhos tem se concentrado no uso de sistemas com múltiplas antenas ou

arranjo de antenas, resultando na exploração espacial e temporal do sinal, e que é capaz de aumentar significativamente a capacidade de transmissão e auxiliar na supressão de interferência [20, 21, 22, 23, 24, 26]. No que se refere ao emprego de antenas, os sistemas que utilizam múltiplas antenas na transmissão e na recepção são denominados MIMO (*Multi-Input Multiple-Output*) e aqueles que usam apenas uma antena na transmissão e na recepção são chamados SISO (*Single-Input Single-Output*). Apesar deste trabalho ter enfoque em sistemas multiusuário do tipo SISO, as técnicas desenvolvidas são também adequadas e promissoras para sistemas MIMO.

Uma outra questão que merece ser considerada é o tipo de códigos, quanto ao período, adotado nesta tese. Ao invés de códigos longos, que são adotados nos padrões de terceira geração de telefonia celular [25, 7, 8] e em recentes técnicas de detecção multiusuário [27, 28, 29, 30, 31], optou-se pelo uso de códigos curtos pela sua maior simplicidade. Além disso, com alguns novos avanços na área, como por exemplo métodos de matrizes aleatórias [32], é possível usar técnicas desenvolvidas originariamente para sistemas DS-CDMA com códigos curtos em implementações com códigos longos.

Ao longo da pesquisa que resultou neste trabalho foram desenvolvidos algoritmos e estruturas para detecção multiusuário e supressão de interferência em sistemas DS-CDMA do tipo SISO e com códigos curtos, que são apresentados nesta tese. O objetivo das estruturas desenvolvidas é a supressão de modo eficiente da IMA e da IES, presentes nos sistemas estudados. Especificamente, os sistemas DS-CDMA apresentam características distintas para o enlace reverso ou *uplink*, onde o receptor na estação rádio-base processa os sinais de todos os usuários ativos no sistema, e o enlace direto ou *downlink*, onde o receptor móvel requer baixa complexidade computacional e se dedica somente à detecção de um único usuário. No Capítulo 2 são descritos os modelos de sinais dos sistemas DS-CDMA para o enlace direto e reverso, onde os sinais de interesse são supostos perfeitamente sincronizados no receptor e o canal é síncrono no nível do símbolo. Levando-se em consideração os aspectos particulares encontrados no *uplink* e no *downlink* destes sistemas, são investigados nos capítulos seguintes esquemas de recepção adequados para um conjunto de situações práticas. Além disso, são também desenvolvidos algoritmos adaptativos para estimação dos parâmetros dos receptores nos modos supervisionado (com o auxílio de uma seqüência de treinamento conhecida pelo receptor) e autodata (com base em algumas informações do sinal).

Em particular, o enlace reverso é adequado para o emprego de estruturas com cancelamento de interferência, que usam alguma informação dos

usuários ativos no sistema (assinatura, fase da portadora, etc) e processam conjuntamente estes sinais com o objetivo de reduzir de forma significativa a interferência presente no sistema. Com este enfoque, o Capítulo 3 propõe estruturas e algoritmos utilizando redes neurais recorrentes para detecção multiusuário, onde são investigados cenários típicos de comunicações móveis e mostradas comparações dos detectores propostos com estruturas de recepção conhecidas na literatura. Estes esquemas de recepção são promissores para usuários com altas taxas de transmissão, que empregam ganhos de processamento menores e requerem um detector com alto desempenho para supressão da IMA e da IES.

Um outro aspecto examinado ao longo da pesquisa foi o projeto de receptores e o desenvolvimento de algoritmos adaptativos baseados no critério de desempenho mais adequado para sistemas de comunicações, que é a minimização da taxa de erro de símbolos. Neste contexto, o Capítulo 4 investiga receptores que utilizam o critério de mínima taxa de erro de bits. Os algoritmos de mínima taxa de erro de bits existentes na literatura são estendidos para estruturas com decisão realimentada, para o caso do enlace reverso, e são propostas novas técnicas adaptativas com convergência mais rápida para esquemas de recepção linear e com decisão realimentada para o *downlink* e o *uplink*, respectivamente.

Uma característica interessante dos receptores multiusuário adaptativos para sistemas DS-CDMA é que estes podem ser projetados de modo não supervisionado. Este fato é de grande importância no sentido de aumentar a eficiência na transmissão dos dados e permite a estimação dos parâmetros do receptor quando uma seqüência de treinamento não está disponível. O Capítulo 5 é dedicado às técnicas de recepção linear às cegas para o enlace direto ou *downlink*. São consideradas duas alternativas de projeto: minimização das funções custo mínima variância e módulo constante. Com base no critério de mínima variância com restrições são apresentados algoritmos adaptativos do tipo gradiente estocástico às cegas com mecanismos de ajuste automático do passo. Uma análise de convergência destes algoritmos e mecanismos às cegas é realizada. Além disso, é examinado um novo critério de projeto de receptores às cegas com base na função custo módulo constante com restrições lineares, que estima conjuntamente os parâmetros do canal. As propriedades de convergência do novo método são investigadas e algoritmos adaptativos computacionalmente eficientes são desenvolvidos para supressão da IMA, da IES e estimação conjunta dos parâmetros do canal de comunicações.

Em seguida, o uso de técnicas de estimação autodidatas combinado

com estruturas que empreendem cancelamento de interferência foi examinado para o enlace reverso dos sistemas DS-CDMA. De fato, o emprego de estruturas com cancelamento de interferência no *uplink* é capaz de oferecer ganhos significativos sobre esquemas de recepção linear, uma vez que estes esquemas não lineares processam conjuntamente os sinais de todos os usuários ativos no sistema e podem eliminar parte da interferência dos sinais associados. No Capítulo 6 são descritas técnicas às cegas para estruturas com decisão realimentada, que realizam cancelamento de interferência do tipo sucessivo e paralelo. Os critérios de projeto às cegas, considerados no Capítulo 5 para receptores lineares, são estendidos para esquemas com decisão realimentada. Desta maneira, são desenvolvidos algoritmos adaptativos autodidatas para estimar os parâmetros do receptor com decisão realimentada. Além disso, um novo esquema de cancelamento sucessivo de interferência baseado no conceito de arbitragem é proposto e incorporado a uma estrutura de recepção com decisão realimentada para o enlace reverso. O novo esquema de cancelamento de interferência é então combinado com uma estrutura iterativa que emprega múltiplos estágios, resultando em melhores estimativas do receptor e um desempenho uniforme para os usuários.

Um problema observado nos receptores adaptativos para sistemas DS-CDMA é que quando o ganho de processamento usado no sistema é grande o receptor tem que lidar com dificuldades, como uma significativa complexidade computacional e baixo desempenho em termos de convergência. Para combater estes efeitos é desejável o desenvolvimento de técnicas de baixa complexidade que reduzam o número de elementos para estimação e que apresentem convergência rápida. Neste contexto, o Capítulo 7 propõe receptores adaptativos com um número reduzido de elementos usando filtros FIR interpolados e onde os interpoladores também são filtros adaptativos. Em particular, são projetados receptores lineares utilizando a estrutura de filtros FIR interpolados e considerados critérios de projeto supervisionado e autodidata. Em seguida, são desenvolvidos algoritmos adaptativos supervisionados e às cegas para as novas estruturas, que mostram convergência rápida, bom desempenho e baixa complexidade computacional em cenários no enlace direto. Um estudo sobre as propriedades de convergência do método e uma análise de convergência dos algoritmos são também apresentados.

Uma discussão sobre os resultados da tese, a aplicabilidade das técnicas e estruturas propostas, sugestões de tópicos para trabalhos futuros e conclusões são apresentadas no Capítulo 8.

2

Modelos de Sinais para Sistemas DS-CDMA

Dentre os modelos de sinais de sistemas de múltiplo acesso existem dois cenários de interesse que foram tratados em nosso trabalho: o enlace direto ou *downlink*, onde a fase da portadora é suposta perfeitamente sincronizada e é conhecida a assinatura do usuário desejado; e o enlace reverso ou *uplink*, onde a estação rádio-base conhece a assinatura e a fase da portadora é suposta perfeitamente sincronizada com o receptor, para todos os usuários. As Figuras 2.1 e 2.2 ilustram os enlaces direto e reverso entre os usuários e a estação rádio-base, respectivamente, onde os sinais dos usuários transmitidos para um dado receptor experimentam o mesmo canal de comunicações ($\mathbf{h}_1 = \mathbf{h}_2 = \dots = \mathbf{h}_K$) no *downlink*, enquanto que para o *uplink* os sinais dos usuários se propagam, em geral, de forma diferente ($\mathbf{h}_1 \neq \mathbf{h}_2 \neq \dots \neq \mathbf{h}_K$) até a estação rádio-base.

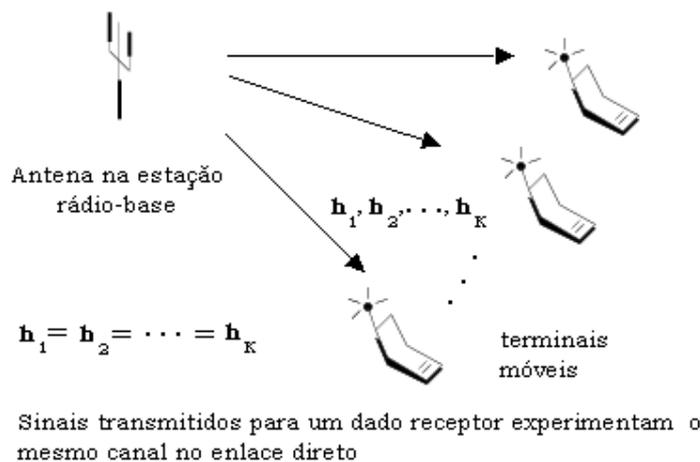


Figura 2.1: Enlace direto.

Para o enlace reverso existem duas possibilidades: um receptor centralizado e um receptor descentralizado. No receptor centralizado, o sinal recebido é demodulado, filtrado por um filtro casado ao pulso do *chip*, amostrado à taxa de *chips*, filtrado por um banco de filtros casados às assinaturas dos

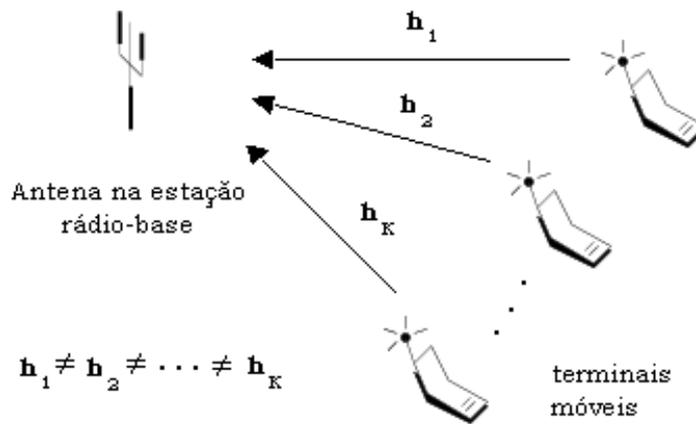


Figura 2.2: Enlace reverso.

usuários e processado à taxa de símbolos, como ilustrado na Figura 2.3. No caso do receptor descentralizado, o sinal recebido é demodulado, filtrado por um filtro casado ao pulso do *chip*, amostrado à taxa de *chips* e processado à taxa de símbolos, como mostrado na Figura 2.4.

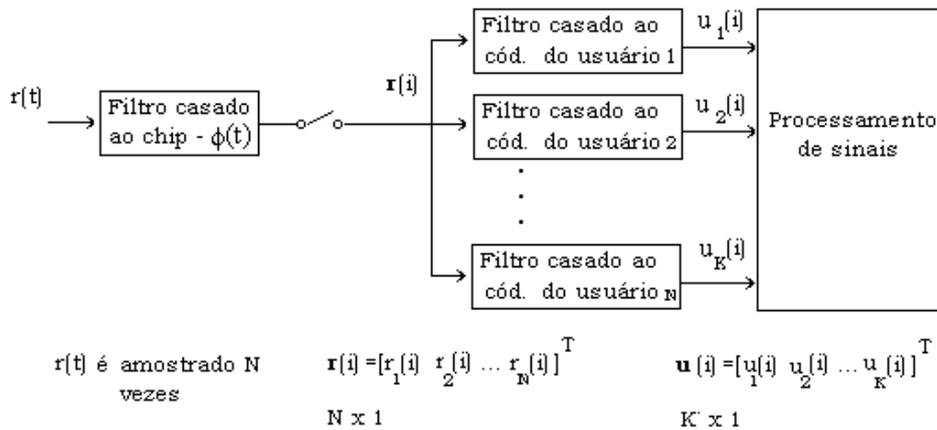


Figura 2.3: Diagrama em blocos do receptor centralizado.

Com relação ao canal de múltiplo acesso DS-CDMA e os usuários nesse sistema, os sinais recebidos em nosso modelo podem ser síncronos ou assíncronos. Na prática, os sinais transmitidos no enlace reverso são assíncronos, resultando em um descasamento entre as amostras de sinal nos receptores. Contudo, um modelo síncrono é capaz de fornecer um ambiente de testes satisfatório e aproximar os sistemas assíncronos para um grande

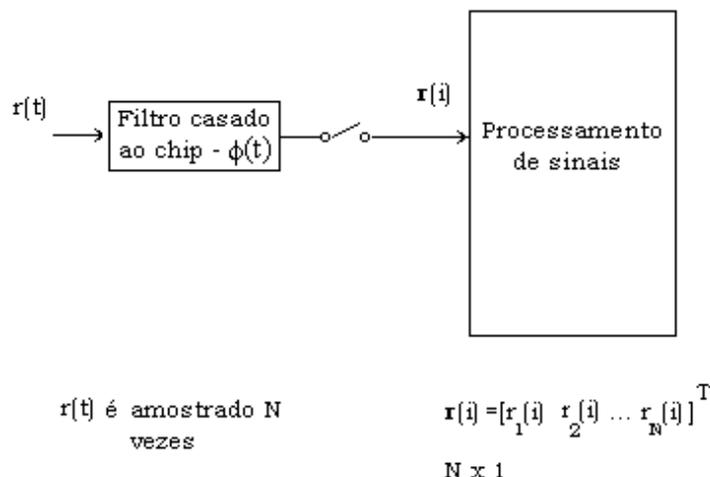


Figura 2.4: Diagrama em blocos do receptor descentralizado.

número de situações. Os sistemas síncronos podem ser divididos em sistemas síncronos no nível do *chip* e do símbolo, e serão descritos neste capítulo.

A modulação adotada nesta tese é a BPSK (*Binary Phase Shift Keying*) em função de sua simplicidade e bom desempenho em termos de taxa de erro de bits (*Bit Error Rate* - BER) [1]. Apesar dos sistemas de telefonia celular de segunda e terceira gerações utilizarem sinalização do tipo QPSK (*Quadrature Phase Shift Keying*), em razão de uma eficiência espectral maior do que a BPSK [4, 6, 26], as técnicas apresentadas neste documento podem ser facilmente adaptadas para diferentes modulações. Além disso, existem outros sistemas DS-CDMA modernos onde a modulação utilizada é a BPSK [33, 34].

2.1

Modelo Assíncrono para os Enlaces Direto e Reverso

Nesta seção é descrito um modelo matemático geral que contempla o enlace reverso, onde os canais são independentes, e se considera que o sistema BPSK DS-CDMA é síncrono no nível do *chip*, porém assíncrono no que diz respeito aos símbolos. Esse modelo apresenta K usuários, N *chips* por símbolo e L_p percursos de propagação. O sinal em banda básica transmitido pelo k -ésimo usuário ativo à estação rádio-base é dado por:

$$x_k(t) = A_k \sum_{i=-\infty}^{\infty} b_k(i) s_k(t - iT - d_k) \quad (2-1)$$

onde d_k descreve o atraso entre os chips, $b_k(i) \in \{\pm 1 + j0\}$, onde $j^2 = -1$, denota o i -ésimo símbolo do usuário k , as formas de onda reais de espalhamento e a amplitude associada ao usuário k são $s_k(t)$ e A_k , respectivamente. As formas de onda de espalhamento são expressas por $s_k(t) = \sum_{i=1}^N a_k(i)\phi(t-iT_c)$, onde $a_k(i) \in \{\pm 1/\sqrt{N}\}$, $\phi(t)$ é a forma de onda do *chip*, T_c é a duração do *chip* e $N = T/T_c$ é o ganho de processamento do sistema. Supõe-se que o receptor é sincronizado com o percurso principal e o sinal composto recebido e demodulado de forma coerente é

$$r(t) = \sum_{k=1}^K \sum_{l=0}^{L_p-1} h_{k,l}(t)x_k(t - \tau_{k,l}) + n(t) \quad (2-2)$$

onde $h_{k,l}(t)$ e $\tau_{k,l}$ são, respectivamente, o coeficiente do canal e o atraso associado ao l -ésimo percurso e ao k -ésimo usuário, e $n(t)$ é o ruído gerado no receptor. Supondo que $\tau_{k,l} = lT_c$, o número de percursos de propagação L_p é menor ou igual ao ganho de processamento N , resultando em uma ISI com alcance de $L_s = 2$ símbolos e que o canal é constante durante um intervalo de símbolos, o sinal recebido $r(t)$ depois de filtrado por um filtro casado ao pulso de *chip* e amostrado à taxa de *chip* produz o vetor recebido com dimensão $M \times 1$

$$\mathbf{r}(i) = \sum_{k=1}^K A_k \mathbf{H}_k(i) \mathbf{B}_k(i) \mathbf{s}(i) + \mathbf{n}(i) \quad (2-3)$$

onde o vetor de ruído complexo gaussiano é descrito por $\mathbf{n}(i) = [n_1(i) \dots n_N(i)]^T$ com $E[\mathbf{n}(k)\mathbf{n}^H(i)] = \sigma^2 \mathbf{I}$, onde $(\cdot)^T$ e $(\cdot)^H$ denotam os operadores transposto e Hermitiano transposto, respectivamente, a i -ésima

os usuários:

$$\mathbf{H}_k(i) = \mathbf{H}_1(i) = \dots = \mathbf{H}_K(i) = \mathbf{H}(i) \quad (2-6)$$

O aparecimento da IMA tem origem na não-ortogonalidade entre as seqüências de assinatura no receptor, enquanto o alcance da ISI L_s depende do comprimento da resposta do canal, que por sua vez é relacionado ao comprimento da seqüência de *chips*. Para $L_p = 1$, $L_s = 1$ (não há ISI), para $1 < L_p \leq N$, $L_s = 2$, e para $N < L_p \leq 2N$, $L_s = 3$.

No caso de uma detecção multiusuário descentralizada, o receptor emprega o vetor de amostras $\mathbf{r}(i)$ e opera à taxa de chips. Neste cenário, a detecção de cada usuário pode ser desacoplada dos demais, sem contudo, implicar em perda de desempenho [2]. Para uma versão centralizada, como a representada na Figura 2.3, onde o receptor observa e detecta apenas um único símbolo a cada instante, denominada MUD linear do tipo *one shot*, é considerado um vetor de observações $\mathbf{u}(i)$ dado por:

$$\mathbf{u}(i) = \mathbf{S}^H \mathbf{r}(i) = [u_1 \dots u_K]^T \quad (2-7)$$

onde $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1 \dots \mathbf{s}_K]$ é a matriz que representa o banco de filtros casados às assinaturas.

Para um receptor convencional que emprega o filtro casado, os símbolos detectados para esta versão *one-shot* são dados por:

$$\hat{\mathbf{b}}(i) = \text{sgn}(\Re[\mathbf{u}(i)]) \quad (2-8)$$

onde $\hat{\mathbf{b}}(i)$ é o vetor contendo os símbolos detectados do i -ésimo símbolo dos K usuários, $\text{sgn}(\cdot)$ é a função sinal e $\Re(\cdot)$ é o operador que retira a parte real do argumento.

2.2

Modelo Síncrono para o Enlace Direto

Considere o enlace direto de um sistema BPSK DS-CDMA síncrono em símbolos com K usuários, N *chips* por símbolo e L_p percursos de propagação. O sinal transmitido pela estação rádio-base e endereçado ao k -ésimo usuário tem representação em banda básica dada por:

$$x_k(t) = A_k \sum_{i=-\infty}^{\infty} b_k(i) s_k(t - iT) \quad (2-9)$$

onde $b_k(i) \in \{\pm 1 + j0\}$ denota o i -ésimo símbolo para o usuário k , a forma de onda real de espalhamento e a amplitude associada ao usuário k são $s_k(t)$ e A_k , respectivamente. As formas de onda de espalhamento são expressas por $s_k(t) = \sum_{n=1}^N a_k(i)\phi(t - nT_c)$, onde $a_k(i) \in \{\pm 1/\sqrt{N}\}$, $\phi(t)$ é a forma de onda do chip, T_c é a duração do chip e $N = T/T_c$ é o ganho de processamento. Supondo-se que o receptor é sincronizado com o percurso principal e os usuários que formam o sinal composto experimentam as mesmas condições de canal no enlace direto, o sinal composto recebido demodulado de forma coerente é

$$r(t) = \sum_{k=1}^K \sum_{l=0}^{L_p-1} h_l(t)x_k(t - \tau_l) + n(t) \quad (2-10)$$

onde $h_l(t)$ e τ_l são, respectivamente, o coeficiente do canal e o atraso associado ao l -ésimo percurso. Supondo-se que $\tau_l = lT_c$ e o canal de comunicações é constante durante cada intervalo de símbolos, o sinal recebido $r(t)$ depois de filtragem por um filtro casado ao pulso do chip e amostrado à taxa dos chips resulta no vetor recebido

$$\mathbf{r}(i) = \mathbf{H}(i) \begin{bmatrix} \mathbf{S}\mathbf{A} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{S}\mathbf{A} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{S}\mathbf{A} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{b}(i) \\ \mathbf{b}(i-1) \\ \vdots \\ \mathbf{b}(i-L_s+1) \end{bmatrix} + \mathbf{n}(i) \quad (2-11)$$

onde L_s é o alcance em símbolos da interferência entre símbolos, o vetor de ruído gaussiano $\mathbf{n}(i) = [n_1(i) \dots n_N(i)]^T$ com $E[\mathbf{n}(k)\mathbf{n}^H(i)] = \sigma^2\mathbf{I}$, o vetor de símbolos dos usuários é dado por $\mathbf{b}(i) = [b_1(i) \dots b_K(i)]^T$, a matriz das seqüências das assinaturas dos usuários é descrita por $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1 \dots \mathbf{s}_K]$, onde $\mathbf{s}_k = [a_k(1) \dots a_k(N)]^T$, a matriz diagonal das amplitudes dos usuários é representada por $\mathbf{A} = \text{diag}\{A_1 \dots A_K\}$, e a matriz $\mathbf{H}(i)$ do canal de dimensão $N \times (L_s \times N)$ é expressa por

$$\mathbf{H}(i) = \begin{bmatrix} h_0(i) & h_1(i) & \dots & h_{L_p-1}(i) \\ & & \ddots & \ddots & \ddots \\ & & & h_0(i) & h_1(i) & \dots & h_{L_p-1}(i) \end{bmatrix} \quad (2-12)$$

2.3

Modelo Síncrono para o Enlace Reverso

Para descrever o enlace reverso considera-se um sistema BPSK DS-CDMA síncrono em símbolos com K usuários, N *chips* por símbolo e L_p percursos de propagação. O sinal em banda básica transmitido pelo k -ésimo usuário ativo à estação rádio-base é dado por (2-9). Supõe-se que o receptor é sincronizado com o percurso principal, o sinal composto recebido e demodulado de forma coerente é

$$r(t) = \sum_{k=1}^K \sum_{l=0}^{L_p-1} h_{k,l}(t) x_k(t - \tau_{k,l}) \quad (2-13)$$

onde $h_{k,l}(t)$ e $\tau_{k,l}$ são, respectivamente, o coeficiente do canal e o atraso associado ao l -ésimo percurso e ao k -ésimo usuário. Supondo que $\tau_{k,l} = lT_c$ e que o canal é constante durante um intervalo de símbolos, o sinal recebido $r(t)$ depois de filtrado por um filtro casado ao pulso de *chip* e amostrado à taxa de *chip* produz o vetor recebido com dimensão $N \times 1$

$$\mathbf{r}(i) = \sum_{k=1}^K A_k \mathbf{H}_k(i) \mathbf{S}_k \mathbf{b}_k(i) + \mathbf{n}(i) \quad (2-14)$$

onde o vetor de ruído gaussiano é $\mathbf{n}(i) = [n_1(i) \dots n_N(i)]^T$ com $E[\mathbf{n}(k)\mathbf{n}^H(i)] = \sigma^2 \mathbf{I}$, o k -ésimo vetor de símbolos do k -ésimo usuário é dado por $\mathbf{b}_k(i) = [b_k(i) \dots b_k(i - L_s + 1)]^T$, a matriz dos códigos de espalhamento do usuário k \mathbf{S}_k de dimensão $(L_s \times N) \times L_s$ é descrita por

$$\mathbf{S}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{s}_k & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \mathbf{s}_k & \ddots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \dots & \mathbf{s}_k \end{bmatrix} \quad (2-15)$$

onde L_s é o alcance da ISI, $\mathbf{s}_k = [a_k(1) \dots a_k(N)]^T$ é a seqüência de assinatura para o k -ésimo usuário, e a matriz de canal $\mathbf{H}_k(i)$ para o usuário k , de dimensão $N \times (L_s \times N)$ e que corresponde à convolução do sinal do usuário k com o canal k é expressa por (2-5).

3

Receptores com Redes Neurais Recorrentes

Nos últimos anos, redes neurais têm sido utilizadas no projeto de receptores para sistemas de comunicações devido à sua capacidade de classificação, generalização e mapeamento não linear. Essas estruturas são capazes de lidar de modo eficaz com as incertezas encontradas no sinal recebido, provocadas pelo canal de comunicações, interferência de outros usuários e pelo ruído do receptor [35]. Especificamente, os receptores neurais mostram-se superiores na separação dos sinais de diferentes usuários em presença de canais de comunicações seletivos em frequência e ruído. Os primeiros receptores a incorporar o uso de redes neurais foram os equalizadores de canais [36]-[38]. Dentre as estruturas baseadas em redes neurais aplicadas ao problema da equalização de canais em comunicações digitais destacam-se as redes *perceptron* com múltiplas camadas (MLP) [37], redes baseadas em funções de base radial (RBF) [39]-[40] e redes neurais recorrentes (RNR) [41]-[42]. Essas estruturas de redes neurais empregam funções não lineares para formar regiões de decisões na detecção dos símbolos transmitidos, enquanto os equalizadores convencionais usam funções lineares na formação destas regiões de decisão. Mais tarde, foram propostas estruturas mais eficientes para equalização de canais usando receptores neurais com decisão realimentada (DF) [43, 44], onde são usados uma rede neural na seção direta do receptor e um filtro linear com resposta impulsional finita (*Finite Impulse Response-FIR*) na seção realimentada. De uma maneira geral, os resultados na literatura [41]-[44] indicam que os receptores para equalização baseados em redes neurais recorrentes são superiores àqueles que empregam redes RBF e MLP. Posteriormente ao emprego em equalizadores, as redes neurais também foram adotadas no projeto de detectores multiusuário [17]-[19]. Esses receptores usam o critério de desempenho de mínimo erro médio quadrático (*Minimum Mean Squared Error - MMSE*), têm bom desempenho e oferecem a possibilidade de uma implementação adaptativa. O emprego de estruturas não lineares, como redes neurais e decisão realimentada, pode combater de forma mais efetiva a IES e a IMA.

Em particular, nos sistemas de telefonia celular de terceira geração que utilizam a tecnologia DS-CDMA, os usuários que operam com altas taxas de transmissão podem ser acomodados reduzindo-se o ganho de processamento N e usando-se um fator de espalhamento menor [7, 8]. Nestas situações, a interferência de múltiplo acesso (IMA) é relativamente pequena devido ao reduzido número de usuários, mas a interferência entre símbolos (IES) pode causar uma degradação significativa de desempenho. Embora os receptores neurais sejam mais complexos do que os detectores convencionais que utilizam filtros FIR, o uso de estruturas neurais é viável para situações onde o fator de espalhamento é baixo (o número de elementos de processamento é reduzido) e o número de usuários operando com altas taxas de transmissão é pequeno. Neste caso, o compromisso oferecido pelos detectores neurais entre complexidade computacional e desempenho é bastante atraente. Nos últimos anos, as redes MLP [17], RBF [18] e RNR [19] foram utilizadas no projeto de detectores multiusuário, mostrando desempenhos superiores às estruturas lineares.

Neste capítulo, são apresentados novos receptores multiusuário adaptativos que empregam redes neurais recorrentes, que são diferentes das usadas em [19] pelo fato de serem adaptativas, e que utilizam estruturas de cancelamento de interferência através de decisão realimentada. Uma versão do detector RNN adaptativo sem cancelamento de interferência foi publicada em [49], enquanto que o receptor adaptativo RNN com DF foi relatado em [50, 51]. Os detectores multiusuário adaptativos com e sem cancelamento de interferência que empregam o critério MMSE são examinados com o algoritmo LMS [45, 46] e comparados aos receptores neurais propostos, que operam com o algoritmo baseado no gradiente estocástico denominado RTRL (*Real Time Recurrent Learning*), proposto por Williams e Zipser [47].

3.1

Receptores com Decisão Realimentada e Filtros Lineares

O emprego de estruturas DF na construção de receptores multiusuário pode combater de forma mais efetiva a IES e a IMA [1]-[4]. Nesta seção, são descritos receptores multiusuário com decisão realimentada (MUD-DF) e as suas implementações adaptativas. A utilização de uma seção DF em um receptor multiusuário aumenta a sua capacidade de cancelar a IMA e a IES [12]. De fato, a estrutura realimentada minimiza os efeitos da IMA e da IES, ao tentar cancelar a contribuição dos interferentes nos instantes de decisão. Além disso, os sistemas baseados em realimentação, como o

instantâneos dessas expressões em uma técnica de gradiente descendente para obter:

$$\mathbf{w}_k(i+1) = \mathbf{w}_k(i) + \mu_w e_k^*(i) \mathbf{u}(i) \quad (3-2)$$

$$\mathbf{f}_k(i+1) = \mathbf{f}_k(i) + \mu_f e_k^*(i) \hat{\mathbf{b}}(i) \quad (3-3)$$

onde o sinal de erro é $e_k(i) = b_k(i) - (\mathbf{w}_k^H(i) \mathbf{u}(i) - \mathbf{f}_k^H(i) \hat{\mathbf{b}}(i))$, $b_k(i)$ é o sinal ou símbolo desejado para o k -ésimo usuário retirado de uma seqüência de treinamento, o asterisco denota conjugado complexo e μ_w e μ_f são os passos do algoritmo para as seções direta e realimentada, respectivamente. O maior problema do algoritmo LMS é a sua relativamente lenta taxa de convergência e sua conhecida degradação de desempenho quando há uma dispersão significativa entre o maior e o menor autovalor da matriz de autocorrelação da observação $E[\mathbf{u}(i) \mathbf{u}^H(i)]$ [45, 46]. Dentre as vantagens do LMS e outros algoritmos baseados no gradiente, destacamos a sua simplicidade e facilidade de implementação. Uma outra possibilidade é o emprego de algoritmos mais rápidos no que se refere à taxa de convergência como o *Recursive Least Squares* (RLS) e o *Affine Projection* (AP) [45, 46]. Note que expressões para o receptor linear podem ser obtidas ao fazermos $\mathbf{f}_k(i) = 0$, desconsiderando a seção realimentada.

3.2 Receptores Neurais com Decisão Realimentada

As redes neurais recorrentes (RNR) possuem uma ou mais conexões realimentadas, onde cada neurônio artificial é conectado aos outros neurônios, como mostrado na Figura 3.2. As estruturas RNR são adequadas aos problemas e aplicações de equalização e detecção multiusuário, já que elas podem tratar de forma eficaz funções de transferência de canais de comunicações que exibem nulos espectrais profundos, formando regiões de decisões ótimas [41]-[43].

A estrutura neural recorrente da Figura 3.2 pode ser explicada por um modelo de espaço de estados, onde o vetor de estados é descrito por:

$$\mathbf{x}(i+1) = \begin{bmatrix} \varphi(\mathbf{w}_1^H \boldsymbol{\xi}(i)) \\ \vdots \\ \varphi(\mathbf{w}_j^H \boldsymbol{\xi}(i)) \\ \vdots \\ \varphi(\mathbf{w}_q^H \boldsymbol{\xi}(i)) \end{bmatrix} \quad (3-4)$$

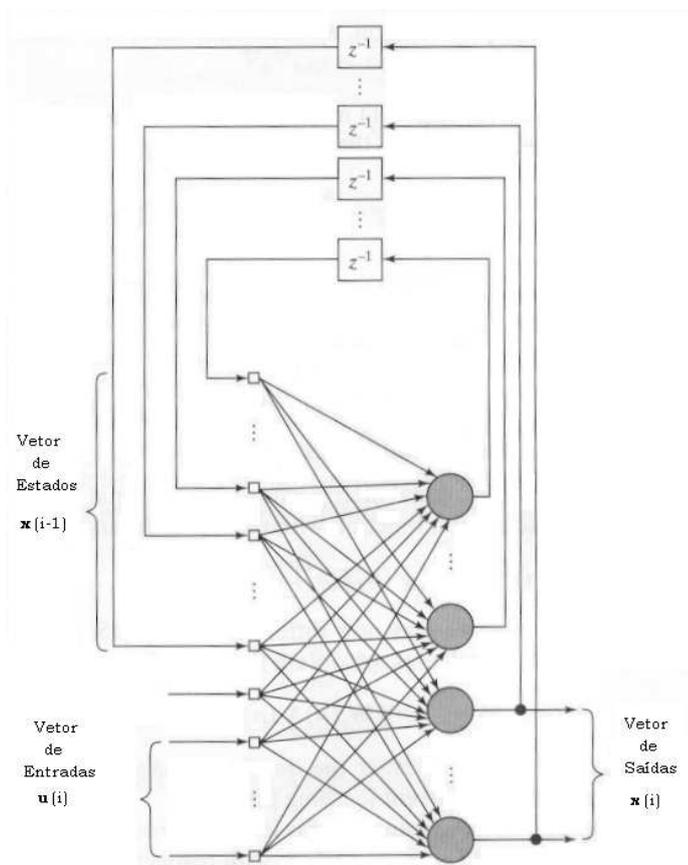


Figura 3.2: Estrutura da seção direta do receptor multiusuário adaptativo baseada em uma rede neural recorrente.

onde supõe-se que todos os neurônios têm uma função de ativação $\varphi(\cdot)$ comum. O vetor \mathbf{w}_j de dimensão $(q + m + 1) \times 1$ é o vetor de coeficientes complexos do neurônio j na rede recorrente, ou de forma equivalente

$$\mathbf{w}_j(i) = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_{a,j}(i) \\ \mathbf{w}_{b,j}(i) \end{bmatrix}, \quad j = 1, 2, \dots, q \quad (3-5)$$

onde $\mathbf{w}_{a,j}$ e $\mathbf{w}_{b,j}$ são as j -ésimas colunas das matrizes de coeficientes transpostas \mathbf{W}_a^T e \mathbf{W}_b^T , respectivamente, que formam a matriz $\mathbf{W} = [\mathbf{W}_a \mathbf{W}_b]$, de dimensão $q \times (q+m+1)$. O vetor $\boldsymbol{\xi}(i)$ de dimensão $(q+m+1) \times 1$ é definido por:

$$\boldsymbol{\xi}(i) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(i-1) \\ \mathbf{u}(i) \end{bmatrix} \quad (3-6)$$

onde $\mathbf{x}(i)$ é o vetor de estados de dimensão $q \times 1$ e $\mathbf{u}(i)$ é o vetor de observações de dimensão $(m+1) \times 1$, cujo primeiro elemento é o viés aplicado ao neurônio j . Na prática, pode-se não utilizar o viés, reduzindo a dimensão

da estrutura neural. A estimativa dada pela estrutura neural recorrente é dada por:

$$\mathbf{y}(i) = \mathbf{C}\mathbf{x}(i) = \mathbf{C}\varphi(\mathbf{W}_a\mathbf{x}(i-1) + \mathbf{W}_b\mathbf{u}(i)) \quad (3-7)$$

onde \mathbf{C} é uma matriz de dimensão $p \times q$ que seleciona e combina os estados da rede para fornecer uma estimativa $\mathbf{y}(i)$ de dimensão $p \times 1$.

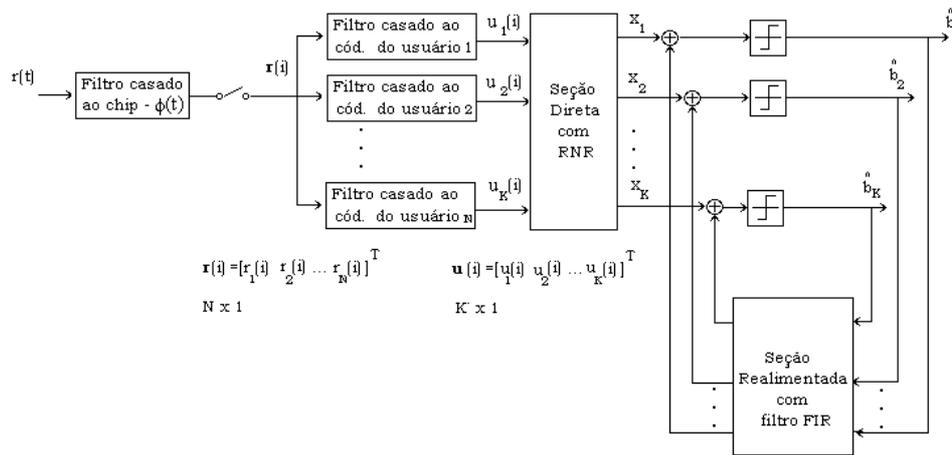


Figura 3.3: Diagrama em blocos do receptor multiusuário adaptativo com decisão realimentada e uma rede neural recorrente na seção direta e um filtro linear FIR na seção realimentada.

Para descrever os receptores DF com RNR, como o mostrado na Figura 3.3, adota-se uma abordagem por espaço de estados e adapta-se a estrutura descrita pelas equações (3-4) a (3-7) ao receptor proposto, onde o vetor $\mathbf{x}_k(i)$ tem dimensão $K \times 1$ corresponde aos K estados da rede neural recorrente do usuário k , o vetor de observação $\mathbf{u}(i)$ de dimensão $K \times 1$ e a saída do receptor neural com decisão realimentada $\hat{b}_k(i)$ é dada por:

$$\boldsymbol{\xi}_k(i) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_k(i-1) \\ \mathbf{u}(i) \end{bmatrix} \quad (3-8)$$

$$\mathbf{x}_k(i) = \varphi(\mathbf{W}_k^H(i)\boldsymbol{\xi}_k(i)) \quad (3-9)$$

$$\hat{b}_k(i) = \text{sgn}\left(\Re\left[\mathbf{C}\mathbf{x}_k(i) - \mathbf{f}_k^H(i)\hat{\mathbf{b}}(i)\right]\right) \quad (3-10)$$

onde $\varphi(\cdot)$ é a função de ativação da rede neural, a matriz $2K \times K$ $\mathbf{W}_k(i)$ contém os coeficientes da seção direta do receptor neural para o usuário k , enquanto o vetor $\mathbf{f}_k(i)$ de dimensão $K \times 1$ reúne os parâmetros da seção realimentada que realiza o cancelamento de interferência do detector

multiusuário, e a matriz $\mathbf{C} = [1 \ 0 \ \dots \ 0]$ de dimensão $1 \times K$ define o número de saídas da rede neural. Note que neste documento e ao longo da nossa pesquisa, a estrutura de recepção neural proposta possui apenas uma saída $\hat{b}_k(i)$ por vetor de observações $\mathbf{u}(k)$, que corresponde à abordagem *one shot*, e que a função de ativação escolhida é a tangente hiperbólica $\varphi(\cdot) = \tanh(\cdot)$.

3.3

Algoritmos Adaptativos para o Receptor Neural DF

Para ajustar os parâmetros do receptor multiusuário neural com decisão realimentada, é empregada uma técnica adaptativa baseada no gradiente estocástico. A diferença básica deste algoritmo e o RTRL [47] é que ele considera a seção realimentada do receptor, ao passo que o RTRL foi desenvolvido para uma estrutura exclusivamente neural e recorrente. O algoritmo de nosso interesse considera a função custo dada por $J(\mathbf{w}_{k,j}(i), \mathbf{f}_k(i)) = |\epsilon_k(i)| = |e_k(i)|^2$, que utiliza o critério MMSE a partir dos valores de erro instantâneos da expressão $e_k(i) = b_k(i) - (\mathbf{C}\mathbf{x}_k(i) - \mathbf{f}_k^H(i)\hat{\mathbf{b}}(i))$. Um algoritmo baseado no gradiente estocástico pode ser deduzido ao calcularmos os termos do gradiente em relação a \mathbf{W}_k e \mathbf{f}_k . Considera-se primeiramente a derivada de $\epsilon_k(i)$ com relação ao complexo conjugado do vetor $\mathbf{w}_{k,j}(i)$ de dimensão $2K \times 1$, que forma a matriz \mathbf{W}_k :

$$\frac{\partial \epsilon_k(i)}{\partial \mathbf{w}_{k,j}^*(i)} = \left(\frac{\partial e_k(i)}{\partial \mathbf{w}_{k,j}^*(i)} \right) e_k^*(i) = -\mathbf{C} \left(\frac{\partial \mathbf{x}_k(i)}{\partial \mathbf{w}_{k,j}^*(i)} \right) e_k^*(i) = -\mathbf{C}\mathbf{\Lambda}_{k,j}(i)e_k^*(i) \quad (3-11)$$

onde a matriz $\mathbf{\Lambda}_{k,j}(i)$ de dimensão $K \times 2K$ contém as derivadas parciais do vetor de estados $\mathbf{x}_k(i)$ com respeito a $\mathbf{w}_{k,j}(i)$. Para obter as expressões de atualização da matriz $\mathbf{\Lambda}_{k,j}(i)$, considera-se a atualização do vetor de estados $\mathbf{x}_k(i)$ dada por (3-8) e (3-9). Usando a regra da cadeia de cálculo em (3-9), obtemos a seguinte recursão que descreve a dinâmica do processo de aprendizagem do receptor neural:

$$\mathbf{\Lambda}_{k,j}(i+1) = \mathbf{\Phi}_k(i) \left(\mathbf{W}_k^{1:K}(i)\mathbf{\Lambda}_{k,j}(i) + \mathbf{U}_{k,j}(i) \right), \quad j = 1, 2, \dots, K \quad (3-12)$$

onde a matriz $\mathbf{W}_k^{1:K}(i)$ de dimensão $K \times K$ corresponde a uma sub-matriz de $\mathbf{W}_k(i)$, formada pelas primeiras K linhas de $\mathbf{W}_k(i)$, e a matriz $\mathbf{\Lambda}_{k,j}(i)$ de dimensão $K \times K$ possui uma estrutura diagonal onde os elementos da diagonal principal correspondem à derivada parcial da função de ativação $\varphi(\cdot)$ com respeito ao seu argumento em $\mathbf{w}_{k,j}^H(i)\boldsymbol{\xi}_k(i)$ conforme expresso por:

$$\Phi_k(i) = \text{diag} \left(\varphi'(\mathbf{w}_{k,1}^H(i)\boldsymbol{\xi}_k(i)), \dots, \varphi'(\mathbf{w}_{k,j}^H(i)\boldsymbol{\xi}_k(i)), \dots, \varphi'(\mathbf{w}_{k,K}^H(i)\boldsymbol{\xi}_k(i)) \right) \quad (3-13)$$

e a matriz $\mathbf{U}_{k,j}(i)$ de dimensão $K \times 2K$ apresenta todas as linhas com elementos iguais a zero, exceto a j -ésima linha que é igual ao vetor $\boldsymbol{\xi}_k(i)$:

$$\mathbf{U}_{k,j}(i) = \begin{bmatrix} \mathbf{0}^T \\ \boldsymbol{\xi}_k^T(i) \\ \mathbf{0}^T \end{bmatrix}, \quad j = 1, 2, \dots, K \quad (3-14)$$

A equação de atualização dos coeficientes da seção direta do receptor neural DF $\mathbf{w}_{k,j}$ é obtida substituindo-se a expressão obtida em (3-11) na regra do gradiente descendente $\mathbf{w}_{k,j}(i+1) = \mathbf{w}_{k,j}(i) - \mu_n \nabla \epsilon_{\mathbf{w}_{k,j}}$ e é expressa por:

$$\mathbf{w}_{k,j}(i+1) = \mathbf{w}_{k,j}(i) + \mu_n \mathbf{C} \boldsymbol{\Lambda}_{k,j}(i) e_k^*(i) \quad (3-15)$$

onde μ_n é o passo do algoritmo. Para calcular a regra de ajuste dos coeficientes da seção realimentada do receptor neural DF \mathbf{f}_k , calculamos a derivada de $\epsilon_k(i)$ com relação a \mathbf{f}_k e procedemos de forma análoga à seção direta do receptor, obtendo a seguinte expressão:

$$\mathbf{f}_k(i+1) = \mathbf{f}_k(i) + \mu_f e_k^*(i) \hat{\mathbf{b}}(i) \quad (3-16)$$

Note que as expressões obtidas para a adaptação dos parâmetros do receptor neural DF também podem ser usadas para um receptor neural sem decisão realimentada, fazendo-se $\mathbf{f}_k = 0$. É importante observar que a expressão obtida em (3-16) é idêntica à obtida em (3-3). Entretanto, o sinal de erro usado em (3-16), que é função de uma rede neural recorrente, é diferente daquele usado em (3-3), que é dependente de um filtro linear FIR. Uma outra observação importante é sobre a função de ativação $\varphi(\cdot)$, para a qual foi escolhida a tangente hiperbólica ($\tanh(\cdot)$), em função de ser diferenciável e pelo fato de ter uma expressão analítica para a sua derivada, que é a secante hiperbólica ao quadrado ($\frac{d \tanh(x)}{dx} = \text{sech}^2(x)$).

3.4 Simulações

Nesta seção, são realizados experimentos através de simulações para avaliar e comparar o desempenho em termos da taxa de erro de bits (*Bit*

Error Rate - BER) dos receptores multiusuário lineares e neurais com e sem decisão realimentada; o detector convencional de um único usuário (SUD) com ganho de processamento N e usando modulação BPSK em um dado canal, o que equivale ao filtro casado à assinatura do usuário; e o limiar de desempenho de um único usuário (SU-Bound), que corresponde ao SUD em um sistema com apenas um usuário e sem IMA. Devido à grande dificuldade de analisar teoricamente os algoritmos e a estrutura neural com decisão realimentada proposta, o emprego de simulações nos pareceu a abordagem mais adequada para o estudo destas técnicas e a verificação de sua eficácia no projeto de receptores.

Em primeiro lugar, são analisados os receptores multiusuário com apenas a seção direta, ou seja, sem a seção realimentada ($\mathbf{f} = \mathbf{0}$) para examinar os receptores neurais e compará-los aos MUD lineares e ao SUD. As simulações se concentram no enlace reverso de um sistema DS-CDMA síncrono e centralizado, cujas seqüências de assinaturas são geradas aleatoriamente, com um ganho de processamento $N = 8$, passos $\mu_w = 0.01$ e $\mu_n = 0.01$ para os algoritmos adaptativos e um cenário onde supõe-se um controle de potência perfeito (os sinais dos usuários chegam com igual potência à estação rádio-base). Os parâmetros de convergência dos algoritmos μ_n e μ_w , foram sintonizados de modo a garantir um bom desempenho dos receptores para as diversas situações analisadas a seguir. É importante destacar que os passos de convergência funcionam bem para uma grande faixa de valores e o desempenho não é muito sensível a pequenas variações destes parâmetros. Os algoritmos baseados no gradiente estocástico são treinados com 200 símbolos durante a transmissão de uma seqüência de treinamento e, em seguida, os seus coeficientes são mantidos fixos durante a fase que os receptores processam os símbolos de dados. Note que o desempenho em termos de BER mostrado nos resultados refere-se à BER média dos K usuários em questão. Um outro aspecto importante a ser ressaltado é que os canais são normalizados em todas as simulações de modo a garantir potência unitária no receptor ao longo do experimento.

Para analisar o desempenho em termos de BER dos receptores adaptativos em um canal de ruído aditivo gaussiano branco (AWGN), foram realizadas simulações onde os receptores processam 10^4 símbolos de dados, e são tiradas as médias de 100 experimentos independentes. O desempenho em termos de BER versus a razão sinal-ruído ou E_b/N_0 para $K = 3$ usuários é mostrado na Figura 3.4.

As curvas da Figura 3.4 mostram que o receptor neural usando apenas a seção direta ($\mathbf{f} = \mathbf{0}$) com o algoritmo RTRL é superior ao MUD linear

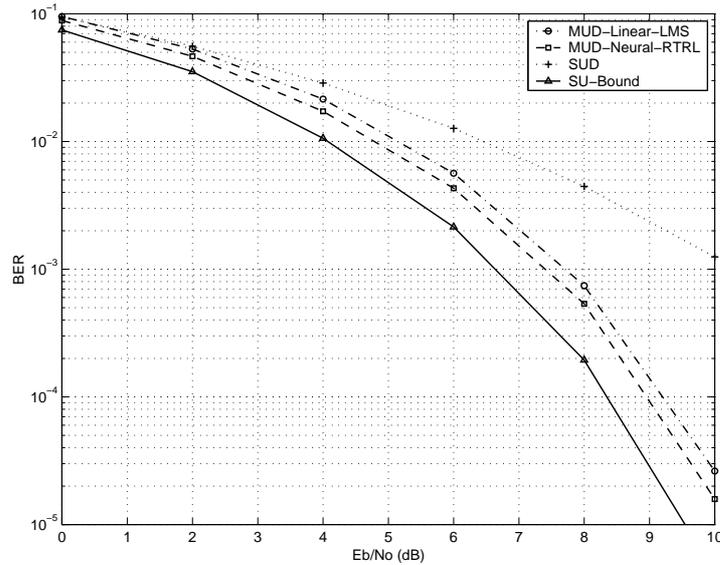


Figura 3.4: Desempenho em termos de BER para os receptores em um canal AWGN com $K = 3$ usuários.

com o algoritmo LMS, economizando até 0.4 dB de potência para o mesmo desempenho em termos de BER. Em uma outra situação, ilustrada na Figura 3.5, os mesmos receptores são avaliados quando operados com uma potência de $E_b/N_0 = 6dB$ para um número variável de usuários. O receptor neural alcança o melhor desempenho em termos de BER para um número variável de usuários, superando o MUD linear e o SUD.

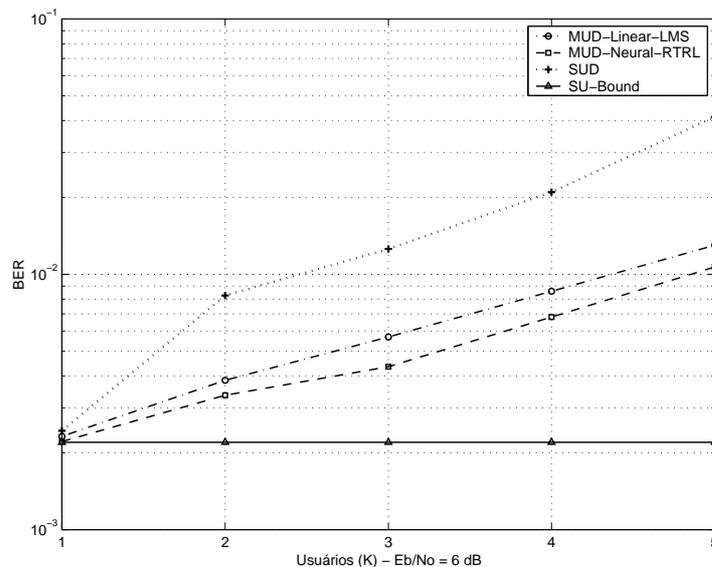


Figura 3.5: Desempenho em termos de BER dos receptores versus número de usuário em um canal AWGN com $E_b/N_0 = 6dB$.

Para avaliar o desempenho dos receptores adaptativos em um canal

invariante no tempo e seletivo em frequência com AWGN, escolhemos um canal com nulos espectrais cuja função de transferência é dada por $H(z) = 1 - 0.25z^{-1} + 0.4z^{-2}$. Note que os canais utilizados nesta tese (todos são modelados como filtros FIR) são normalizados de modo que $\sum_{n=0}^{L_p-1} h_{k,n}^2 = 1$, onde L_p é o número de percursos do canal. Foram realizadas simulações onde os receptores processaram 10^4 símbolos de dados, e tiradas as médias de 100 experimentos independentes. O desempenho em termos de BER versus E_b/N_0 para um sistema com $K = 3$ usuários é mostrado na Figura 3.6. As curvas da Figura 3.6 mostram que o receptor neural apresenta um melhor desempenho do que o MUD linear, economizando até 1,5 dB para a mesma BER.

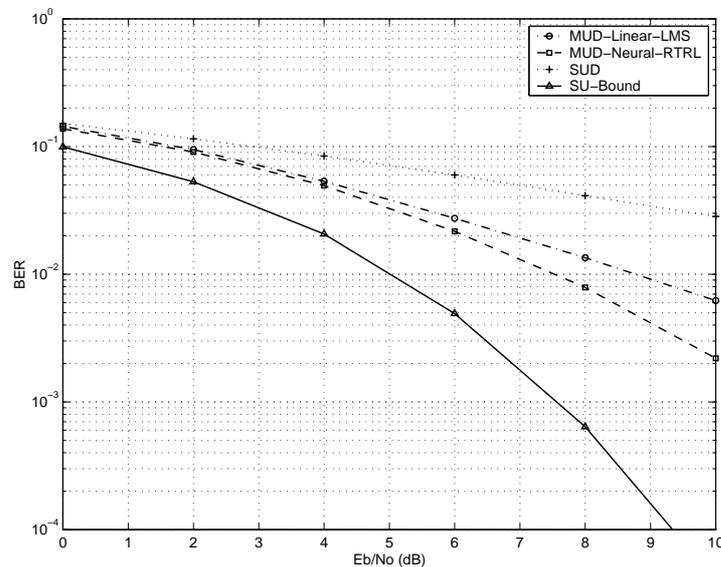


Figura 3.6: Desempenho em termos de BER dos receptores em um canal invariante no tempo e seletivo em frequência com função de transferência dada por $H(z) = 1 - 0.25z^{-1} + 0.4z^{-2}$ e AWGN para $K = 3$ usuários.

Em outra situação, os mesmos receptores foram analisados com $E_b/N_0 = 6dB$ e o número de usuários foi variado, conforme ilustrado pela Figura 3.7. O MUD neural consegue o melhor desempenho, superando o MUD linear e o SUD e aumentando a capacidade do sistema.

Nos experimentos seguintes, são investigados os receptores descritos em canais sujeitos ao desvanecimento do tipo Rayleigh. Primeiramente, os receptores são avaliados em um canal plano em frequência e com desvanecimento de Rayleigh com AWGN, sendo que o canal muda a sua característica a cada símbolo transmitido. Todos os receptores processam 10^3 símbolos de dados, e são tiradas as médias de 100 experimentos

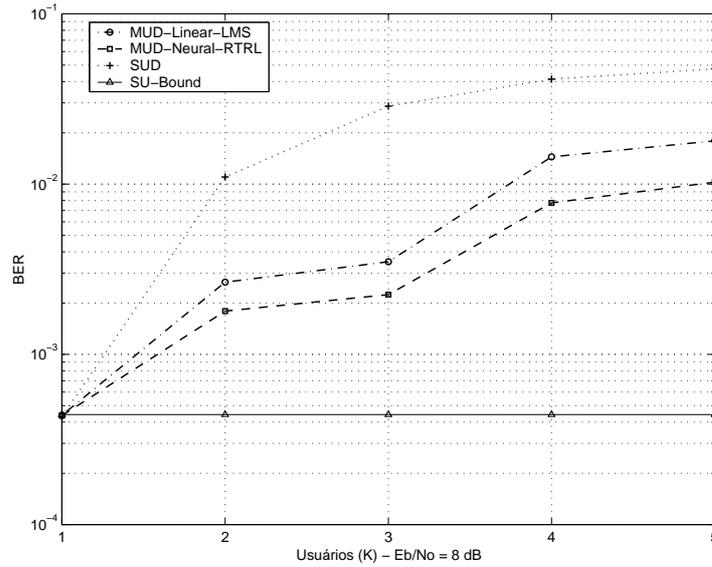


Figura 3.7: Desempenho em BER versus número de usuários em um canal invariante no tempo e seletivo em freqüência com função de transferência dada por $H(z) = 1 - 0.25z^{-1} + 0.4z^{-2}$ e AWGN com $E_b/N_0 = 8dB$.

independentes. O desempenho em BER versus E_b/N_0 para 3 usuários é mostrado na Figura 3.8.

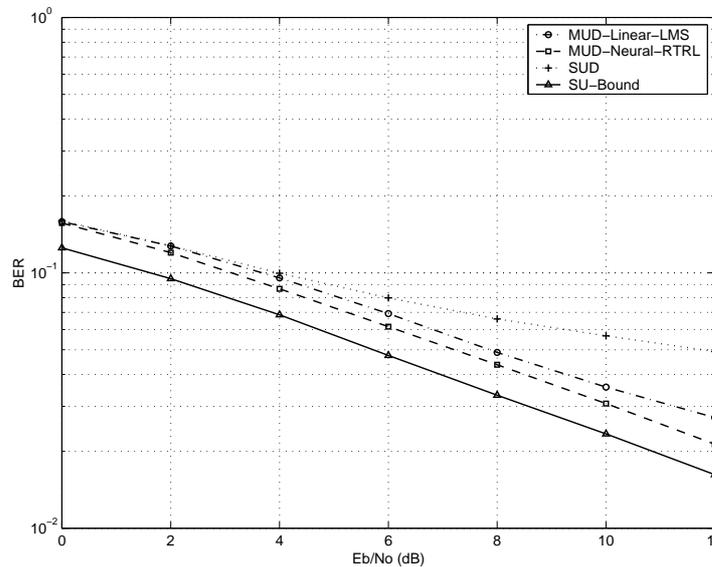


Figura 3.8: Desempenho em BER versus E_b/N_0 dos MUDs em um canal plano em freqüência com desvanecimento de Rayleigh e AWGN para 3 usuários.

As curvas da Figura 3.8 indicam que o receptor neural é superior ao MUD linear e ao SUD. O MUD neural pode economizar até 0,4 dB de potência, para o mesma BER, quando comparado com o MUD neural.

Em uma situação onde fixamos a potência E_b/N_0 em 10dB, a BER

dos receptores foi medida para diferentes números de usuários e um canal plano na frequência com desvanecimento de Rayleigh, como mostrado na Figura 3.9. Os resultados mostram novamente a superioridade do MUD neural sobre o MUD linear e o SUD.

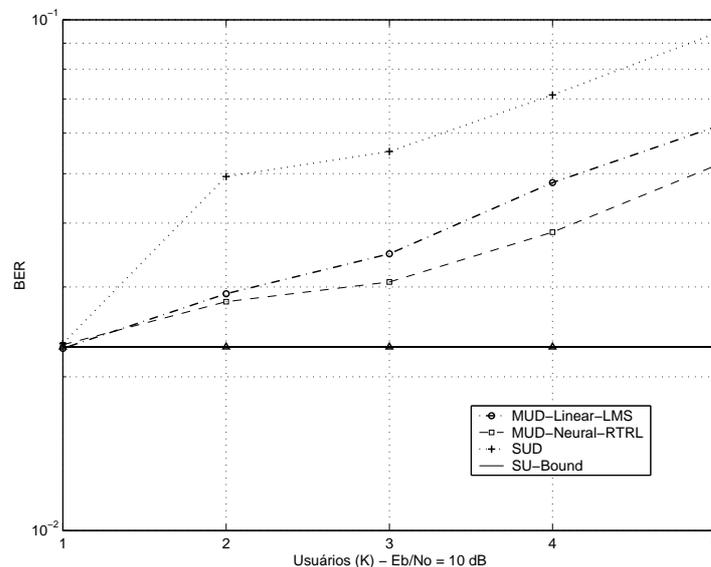


Figura 3.9: Desempenho em BER versus número de usuários dos MUDs em um canal plano em frequência com desvanecimento de Rayleigh e AWGN com $E_b/N_0 = 10dB$.

Em seguida, é examinado o desempenho em termos de BER dos receptores em canais seletivos em frequência com desvanecimento de Rayleigh e AWGN. O canal é modelado com três percursos e o seu perfil de atrasos é discreto com espaçamento de um período de *chip*, onde cada percurso é modelado como independente, com média zero e variáveis aleatórias complexas. A envoltória de cada percurso da resposta impulsional deste canal possui uma distribuição de probabilidade de Rayleigh. O canal é composto por três raios e é descrito por $h_{k,l}(i) = p_{k,l}\alpha_{k,l}(i)$ ($l = 0, 1, 2$), onde $p_{k,0} = 1$, $p_{k,1} = 0.6$, $p_{k,2} = 0.4$ e $\alpha_{k,l}(i)$ é uma seqüência de variáveis aleatórias de Rayleigh utilizada de modo que o canal varie a cada intervalo de símbolos. Os receptores processam 10^3 símbolos de dados e são tiradas médias de 100 experimentos independentes. O desempenho em termos de BER versus E_b/N_0 para $K = 3$ usuários é mostrado na Figura 3.10.

Os resultados mostrados na Figura 3.10 demonstram que o receptor neural é superior ao MUD linear, apresentando economias de até 0.5 dB em potência, para uma mesma BER. Um cenário com diferente número de usuários e uma potência constante em 10 dB foi considerado com o mesmo

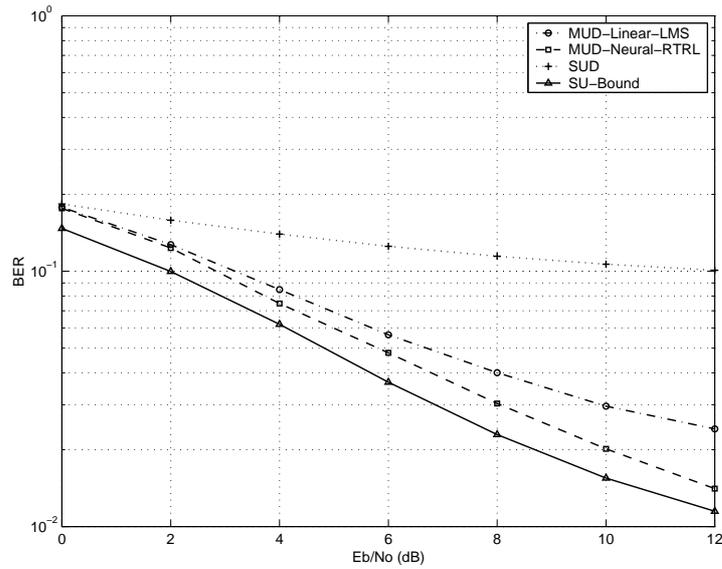


Figura 3.10: Desempenho em BER versus E_b/N_0 para os receptores em canais seletivos em frequência com desvanecimento de Rayleigh e AWGN para $K = 3$ usuários.

canal empregado na Figura 3.10. Novamente, os resultados encontrados na Figura 3.11 indicam que o MUD neural é superior aos demais receptores.

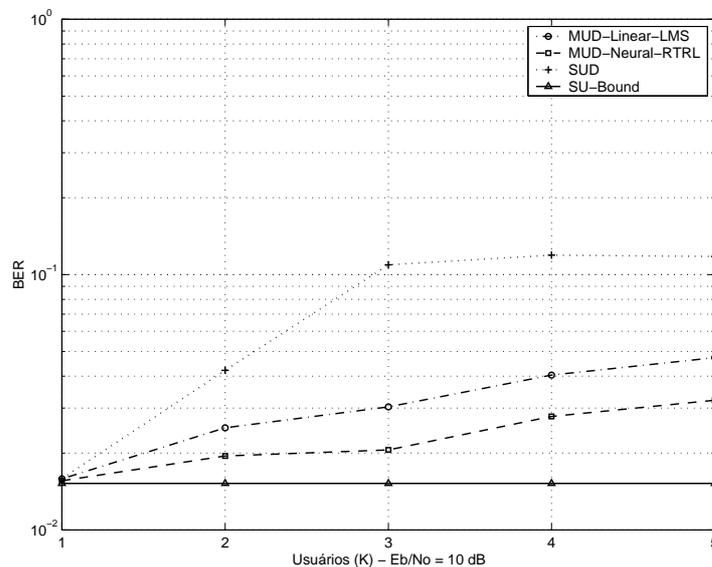


Figura 3.11: Desempenho em BER versus número de usuários em canais seletivos em frequência com desvanecimento de Rayleigh e AWGN para $E_b/N_0 = 10dB$.

Para examinar os receptores com decisão realimentada, é considerado um sistema DS-CDMA com seqüências de espalhamento de Gold com comprimento $N = 15$ e com uma largura de banda de 3.84 MHz, típica de sistema DS-CDMA faixa larga e que tem taxa de transmissão de 256

kbps. A frequência de portadora do sistema escolhida foi 1900 MHz. É utilizado um canal típico de comunicações móveis e supõe-se que os canais experimentados por cada usuário são estatisticamente independentes e identicamente distribuídos. A seqüência de coeficientes do canal $h_{k,l}(i) = p_{k,l}\alpha_{k,l}(i)$ ($l = 0, 1, 2$), onde $\alpha_{k,l}(i)$, é uma seqüência de variáveis aleatórias gaussianas complexas obtida a partir da filtragem de ruído complexo gaussiano branco por um filtro com função de transferência aproximada $\beta/\sqrt{1 - (f/f_d)^2}$ onde β é uma constante de normalização, $f_d = v/\lambda_{fc}$ é o máximo deslocamento Doppler, λ_{fc} é o comprimento de onda da frequência da portadora e v é a velocidade do terminal móvel [52]. Esse procedimento corresponde à geração de seqüências correlacionadas de variáveis aleatórias cuja envoltória possui uma distribuição de Rayleigh e potência unitária ($E[|\alpha_{k,l}(i)|^2] = 1$). As simulações avaliam e comparam o desempenho dos receptores, que processam 10^3 símbolos de dados, sendo que são tiradas as médias de 100 experimentos independentes. Os algoritmos são ajustados com 200 símbolos durante a fase de treinamento e depois são chaveados para o modo que utiliza a realimentação das decisões passadas. É importante ressaltar que os resultados em termos de BER referem-se à BER média entre os K usuários. Quanto à sensibilidade dos parâmetros de convergência dos algoritmos μ_n , μ_w e μ_f para os detectores DF, estudos em diversos cenários revelam que estes funcionam bem para uma ampla faixa de valores. Os passos utilizados nos experimentos restantes são indicados nas legendas das figuras.

O desempenho e a convergência em termos de BER dos MUDs são avaliados em um canal plano em frequência com AWGN. O desempenho em termos de convergência de BER é ilustrado na Figura 3.12, enquanto as curvas de BER versus E_b/N_0 e BER versus número de usuários podem ser vistas nas Figuras 3.13 e 3.14. Os resultados da Figura 3.12 corroboram aqueles das Figuras 3.13 e 3.14 e mostram que o receptor neural com decisão realimentada alcança o melhor desempenho, seguido do MUD neural, MUD DF convencional, o MUD linear e o SUD.

Em uma situação onde o canal de comunicações é seletivo em frequência com desvanecimento de Rayleigh, foi analisado o desempenho e a convergência em termos de BER. O canal foi modelado com dois percursos ($L_p = 2$) cujas potências são $p_{k,0} = 1$ e $p_{k,1} = 0.5$ para cada usuário. O desempenho em termos de convergência de BER é ilustrado na Figura 3.15 e as curvas de BER versus E_b/N_0 e BER versus número de usuários são mostradas nas Figuras 3.16 e 3.17. Os resultados das Figuras 3.15, 3.16 e 3.17 indicam que o MUD DF neural é superior ao MUD neural, o MUD

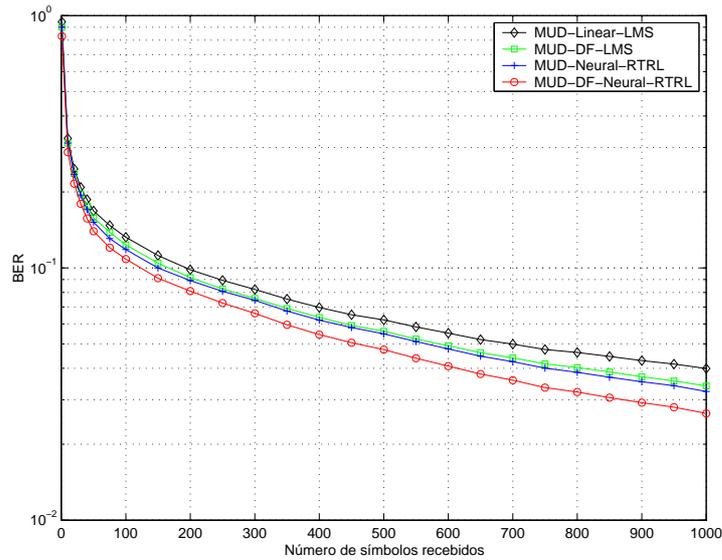


Figura 3.12: Convergência em termos de BER dos MUD em um canal plano em frequência com desvanecimento de Rayleigh e AWGN, $E_b/N_0 = 10$ dB e $K = 4$ usuários em um cenário onde os terminais móveis se deslocam com velocidade de 80km/h. Os parâmetros dos algoritmos são $\mu_w = 0.005$, $\mu_n = 0.005$ e $\mu_f = 0.0015$.

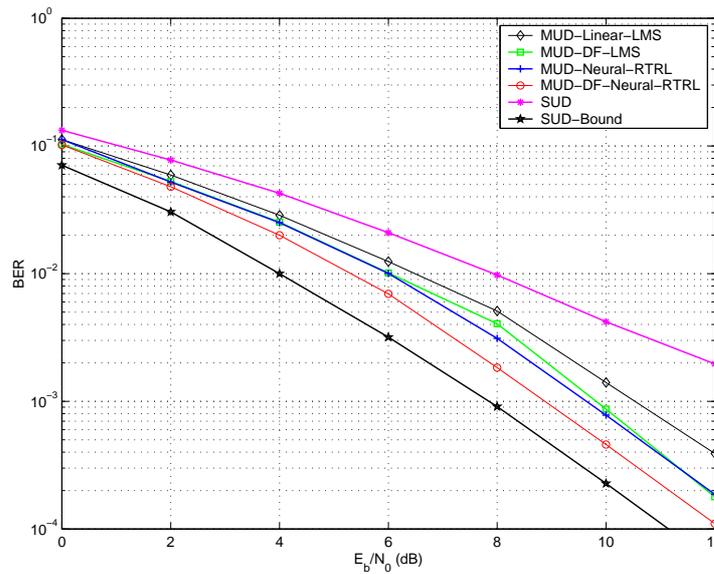


Figura 3.13: Desempenho em BER versus E_b/N_0 dos MUDs em um canal plano em frequência com desvanecimento de Rayleigh e AWGN, em um cenário onde os terminais móveis se deslocam com velocidade de 80km/h. Os parâmetros dos algoritmos são $\mu_w = 0.005$, $\mu_n = 0.005$ e $\mu_f = 0.0015$.

DF, o MUD linear e o SUD

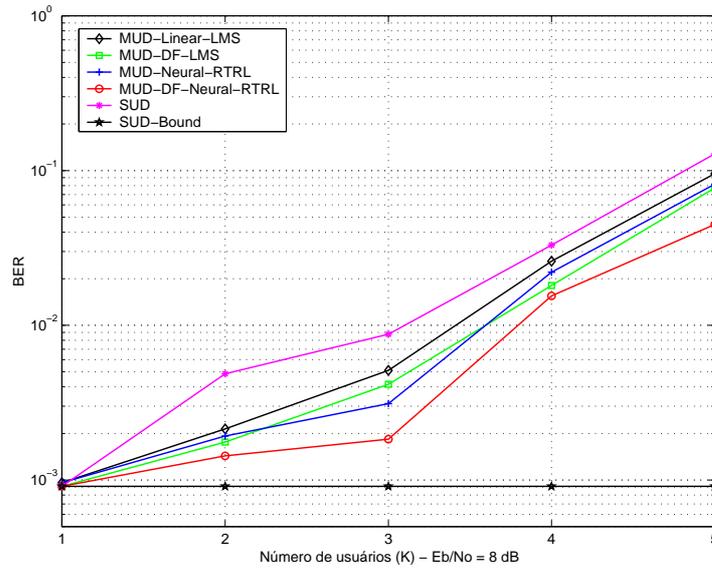


Figura 3.14: Desempenho em BER versus número de usuários dos MUDs em um canal plano em frequência com desvanecimento de Rayleigh e AWGN, $E_b/N_0 = 8$ dB em um cenário onde os terminais móveis se deslocam com velocidade de 80km/h. Os parâmetros dos algoritmos são $\mu_w = 0.005$, $\mu_n = 0.005$ e $\mu_f = 0.0015$.

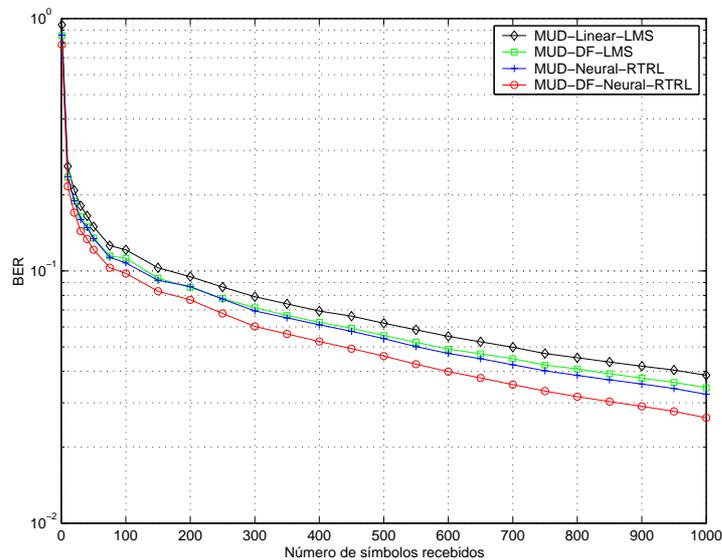


Figura 3.15: Desempenho em BER dos MUDs em um canal seletivo em frequência com desvanecimento de Rayleigh, $E_b/N_0 = 10$ dB e com $K = 4$ usuários em um cenário onde os terminais móveis se deslocam com velocidade de 80km/h. Os parâmetros dos algoritmos são $\mu_w = 0.0025$, $\mu_n = 0.0025$ e $\mu_f = 0.0015$.

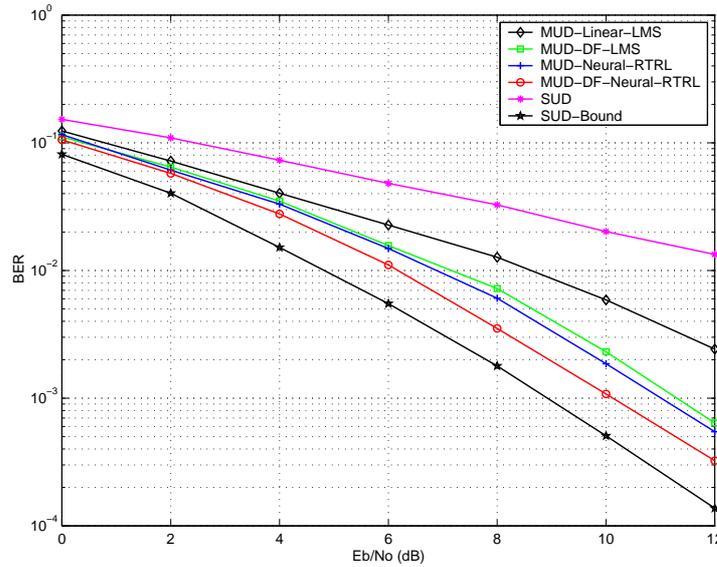


Figura 3.16: Desempenho em BER versus E_b/N_0 dos MUDs em um canal seletivo em frequência com desvanecimento de Rayleigh, em um cenário onde os terminais móveis se deslocam com velocidade de 80km/h. Os parâmetros dos algoritmos são $\mu_w = 0.0025$, $\mu_n = 0.0025$ e $\mu_f = 0.0015$.

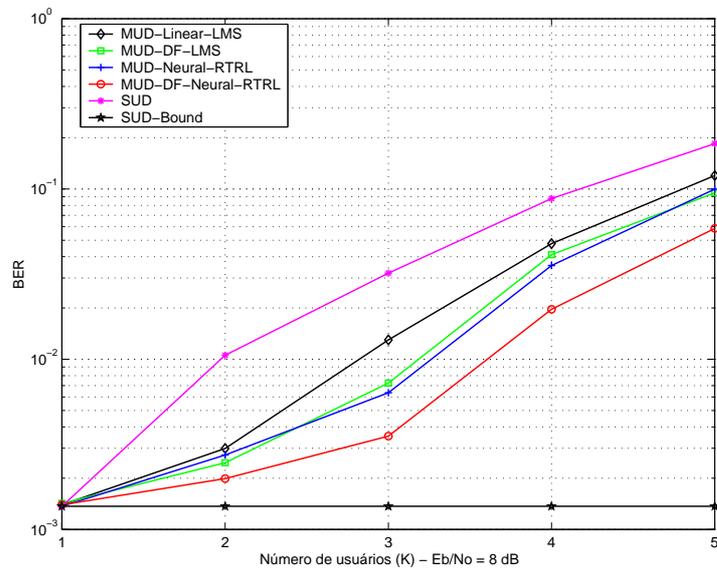


Figura 3.17: Desempenho em BER versus número de usuários dos MUDs em um canal seletivo em frequência com desvanecimento de Rayleigh, $E_b/N_0 = 8$ dB em um cenário onde os terminais móveis se deslocam com velocidade de 80km/h. Os parâmetros dos algoritmos são $\mu_w = 0.0025$, $\mu_n = 0.0025$ e $\mu_f = 0.0015$.

4

Receptores baseados na Mínima Taxa de Erro

Nos últimos anos, receptores multiusuário que empregam o critério de mínimo erro médio quadrático (MMSE) [3, 53, 54] se tornaram bem sucedidos devido ao bom desempenho e simples implementação adaptativa [3, 54, 55]. Contudo, é sabido que a função custo baseada no erro médio quadrático (MSE) não é a mais adequada em aplicações de comunicações digitais, onde a função custo mais apropriada para minimização é a taxa de erro dos símbolos transmitidos e no caso particular deste trabalho, que emprega símbolos binários, a mínima taxa de erro de bits (MBER).

Técnicas que usam a BER como critério de desempenho apareceram pela primeira vez no contexto de equalização linear [56] e foram posteriormente estendidas para o caso de equalização com decisão realimentada [57]. Entretanto, esses métodos requerem o conhecimento do canal e uma grande complexidade computacional. O primeiro algoritmo adaptativo que se aproxima do equalizador de mínima taxa de erro foi proposto em [58], onde as estimativas do canal, da potência do ruído e da saída do canal sem ruído são usadas para aproximar um algoritmo baseado no gradiente estocástico. O algoritmo em [58] é significativamente mais complexo do que o LMS e sofre de problemas de convergência, uma vez que a superfície de BER de um canal de comunicações pode ser irregular com mínimos locais, de modo que a convergência de um algoritmo do tipo gradiente para o mínimo global não é garantida. Recentemente, foram propostos novos algoritmos adaptativos baseados no gradiente estocástico para ajustar os parâmetros de um receptor de comunicações [59]-[64]. A técnica proposta em [59] para um receptor DS-CDMA usa uma aproximação diferencial para o gradiente da probabilidade de erro de uma amostra do sinal e move os coeficientes do receptor na direção negativa do gradiente estocástico estimado. Apesar de apresentar resultados superiores ao LMS, o método em [59] apresenta uma taxa de convergência consideravelmente lenta já que ele ajusta os parâmetros do receptor apenas quando um erro é cometido. O algoritmo proposto em [60] no contexto de equalização foi posteriormente

estendido para receptores multiusuário em sistemas DS-CDMA em [61] e é chamado de *Approximate Minimum Bit Error Rate* (AMBER). O AMBER é um algoritmo bastante eficaz devido à baixa complexidade computacional, é baseado no gradiente estocástico e seu funcionamento é similar ao algoritmo *signed error* LMS, exceto pelo fato de que nas proximidades da região de decisão os parâmetros do receptor continuam a ser atualizados. A técnica descrita em [62] para equalização e denominada *Least Bit Error Rate* (LBER) foi posteriormente utilizada no projeto de receptores para sistemas DS-CDMA [63, 64]. O LBER também é um algoritmo baseado no gradiente estocástico que emprega técnicas de estimação de densidade de *kernel* para aproximar a BER como função dos dados. A vantagem do LBER é que um erro não precisa ser observado a fim de garantir uma estimativa da BER e a função suavizada é uma abordagem conveniente para algoritmos baseados no gradiente estocástico.

Em geral, os algoritmos baseados na minimização da BER requerem seqüências de treinamento mais longas do que o usual para que possam convergir para valores de BER inferiores aos dos métodos que utilizam o MMSE como critério de desempenho. A literatura indica que os algoritmos AMBER e LBER são as técnicas mais bem sucedidas e adequadas para implementação adaptativa de algoritmos que minimizam a BER, desde que a aplicação permita o emprego de uma seqüência de treinamento longa. Uma outra possibilidade interessante para os algoritmos de minimização da BER é o emprego na fase de operação do receptor, posteriormente ao treinamento, onde são usadas estimativas dos símbolos para continuar atualizando os parâmetros do filtro de recepção e rastreando a interferência e o canal. Neste capítulo, as técnicas AMBER e LBER são estendidas para receptores multiusuário com decisão realimentada e novas abordagens para acelerar a convergência do AMBER e do LBER são apresentadas, reduzindo o comprimento necessário para a seqüência de treinamento.

É considerado um receptor com decisão realimentada do tipo *one-shot*, como na Figura 4.1, onde o sinal na saída do filtro casado ao pulso do chip é amostrado à taxa de chip e o ruído é do tipo gaussiano. Os receptores para CDMA com decisão realimentada utilizam as decisões dos outros usuários associados ao sistema para cancelar a IMA, melhorando o desempenho do sistema em comparação com um MUD linear [2, 12, 65, 66]. A saída de um MUD *one-shot* com decisão realimentada é dada por:

$$x_k(i) = \mathbf{w}_k^T(i)\mathbf{r}(i) - \mathbf{f}_k^T(i)\hat{\mathbf{b}}(i) \quad (4-1)$$

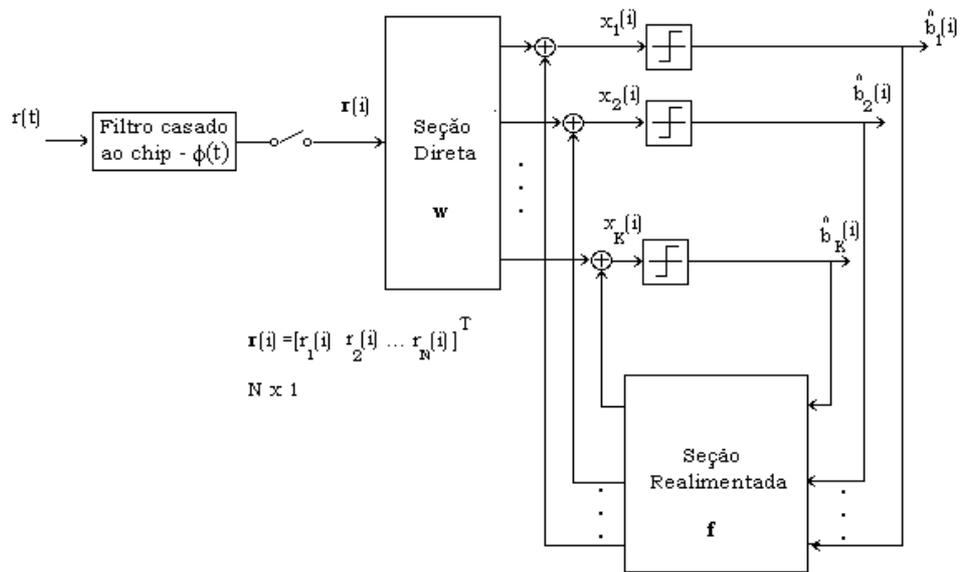


Figura 4.1: Diagrama em blocos do receptor multiusuário com decisão realimentada.

onde $\mathbf{r}(i)$ é o vetor recebido com elementos reais (somente neste capítulo supõe-se sinais reais, por simplicidade) $\hat{\mathbf{b}}(i)$ é o vetor de decisões com dimensão $K \times 1$. A matriz da seção direta do receptor $\mathbf{w}(i)$ tem dimensão $N \times K$, a matriz de realimentação $\mathbf{f}(i) = [\mathbf{f}_1(i) \ \dots \ \mathbf{f}_K(i)]^T$ possui dimensão $K \times K$ e sua estrutura tem como restrição o fato de que a diagonal principal de \mathbf{f} tem zeros para evitar o cancelamento dos símbolos desejados. Neste capítulo, é utilizada uma matriz inteira \mathbf{f} com exceção da diagonal, que corresponde à técnica de decisão realimentada paralela descrita em [66]. Uma das vantagens da decisão realimentada do tipo paralela é que ela produz desempenho em termos da BER aproximadamente uniforme sobre a população de usuários, ao contrário da técnica sucessiva relatada em [67], que fornece um desempenho não uniforme. O símbolo detectado para o receptor multiusuário com decisão realimentada é dado por :

$$\hat{b}_k(i) = \text{sgn}(x_k(i)) \quad (4-2)$$

onde $x_k(i)$ é i -ésimo símbolo estimado para o usuário k e $\text{sgn}(\cdot)$ é a função sinal.

4.1

Minimização da BER em Receptores com Decisão Realimentada

Dada a seqüência de treinamento \mathbf{d}_k transmitida pelo usuário k , a probabilidade de erro de bit $P(\epsilon|\mathbf{d}_k)$, para o receptor multiusuário com decisão realimentada é expressa por:

$$P(\epsilon|\mathbf{d}_k) = P_{\epsilon_k} = P(d_k(i) \operatorname{sgn}(x_k(i)) = -1)$$

$$P_{\epsilon_k} = P(\operatorname{sgn}(d_k(i)x_k(i)) = -1) = P(d_k(i)x_k(i) < 0) \quad (4-3)$$

onde $x_k(i)$ é dado por (4-1) e $d_k(i)$ é o símbolo desejado retirado de uma seqüência de treinamento para o usuário k e o símbolo i .

4.1.1

A Técnica AMBER

A solução para os receptores multiusuário lineares ($\mathbf{f}_k(i) = 0$) que utiliza o critério de desempenho BER através da técnica conhecida como AMBER [60, 61] emprega a função vetorial $g(\mathbf{w}_k(i))$ para aproximar a expressão do gradiente para um vetor de coeficientes $\mathbf{w}_k(i)$ que consegue um desempenho próximo à mínima taxa de erro (MBER) para receptores lineares é descrito por:

$$g(\mathbf{w}_k(i)) = E \left[Q \left(\frac{d_k(i) \mathbf{w}_k^T(i) \mathbf{s}(i)}{\|\mathbf{w}_k(i)\| \sigma} \right) d_k(i) \mathbf{s}(i) \right] \quad (4-4)$$

onde $d_k(i)$ é o símbolo transmitido desejado para o usuário k , tirado da seqüência de treinamento, $Q(\cdot)$ é a função de erro Gaussiana e $\mathbf{s}(i) = \sum_{k=1}^K A_k \mathbf{H}_k(i) \mathbf{S}_k \mathbf{b}_k(i)$ contém as amostras recebidas sem ruído retiradas das saídas dos filtros casados ao pulso de *chip*. Para receptores lineares a quantidade $Q \left(\frac{d_k(i) \mathbf{w}_k^T(i) \mathbf{s}(i)}{\|\mathbf{w}_k(i)\| \sigma} \right)$ dentro do operador valor esperado em (4-4) corresponde à probabilidade de erro condicional dado o produto $d_k(i) \mathbf{s}(i)$. Essa quantidade pode ser substituída em (4-4) por uma função indicadora de erro $i_{d_k}(i)$ dada por:

$$i_{d_k}(i) = \frac{1}{2} (1 - \operatorname{sgn}(d_k(i)x_k(i))) \quad (4-5)$$

onde $x_k(i)$ é o símbolo estimado. O gradiente da função custo se reduz à seguinte expressão:

$$g(\mathbf{w}_k(i)) = E \left[E[i_{d_k}(i) | d_k(i) \mathbf{s}(k)] d_k(i) \mathbf{s}(k) \right] = E[i_{d_k}(i) d_k(i) \mathbf{s}(k)] \quad (4-6)$$

Como $\mathbf{s}(i) = \mathbf{r}(i) - \mathbf{n}(i)$, e $i_{d_k}(i)$ e $d_k(i)$ são estatisticamente independentes, temos $E[i_{d_k}(i)d_k(i)\mathbf{n}(i)] = E[d_k(i)]E[i_{d_k}(i)\mathbf{n}(i)] = 0$ e então o valor instantâneo da função em (4-6), para receptores lineares, é dado por:

$$\hat{g}(\mathbf{w}_k(i)) = i_{d_k}(i)d_k(i)\mathbf{r}(i) \quad (4-7)$$

4.1.2 A Técnica LBER

A taxa de erro de bits (BER) observada na saída do receptor multiusuário é dependente da distribuição da variável de decisão $x_k(i)$, que é função dos parâmetros do receptor. Considerando a probabilidade de erro dada por (4-3), a variável de decisão ajustada pelo sinal para o receptor multiusuário com decisão realimentada $x_{s_k}(i) = d_k(i)x_k(i)$, retirada de uma mistura Gaussiana é dada por:

$$x_{s_k}(i) = \text{sgn}(d_k(i)) \left(\mathbf{w}_k^T(i)\mathbf{s}(i) - \mathbf{f}_k^T(i)\hat{\mathbf{b}}(i) + \mathbf{w}_k^T(i)\mathbf{n}(i) \right) \quad (4-8)$$

onde o primeiro termo de (4-8) $\mathbf{s}(i) = \sum_{k=1}^K A_k \mathbf{H}_k(i) \mathbf{S}_k \mathbf{b}_k(i)$ contém as amostras do sinal transmitido e as quantidades do somatório são dadas pelo modelo síncrono para o enlace reverso descrito na Seção 2.3. O vetor de amostras do ruído é dado por $\mathbf{n}(i) = [n_1(i) \dots n_N(i)]^T$.

$$x_{s_k}(i) = \text{sgn}(d_k(i))x'_k(i) + n'(i) \quad (4-9)$$

onde o primeiro termo de (4-9) é a saída sem ruído e com sinal ajustado do receptor multiusuário. O segundo termo $n'(i)$ é um ruído gaussiano com média zero ($E[n'(i)] = 0$) e variância dada por $\sigma^2 \mathbf{w}_k^T \mathbf{w}_k$.

Considere que J amostras dos símbolos transmitidos $b_k(i)$ e J amostras dos símbolos estimados $x_k(i)$ estão disponíveis através do conhecimento das amostras $d_i(k) = b_i(k)$ de uma seqüência de treinamento. Uma estimativa de densidade de *kernel* [62]-[64] é dada por:

$$\hat{p}_{x_{s_k}}(x_{s_k}) = \frac{1}{J\sqrt{2\pi}\rho\sqrt{\mathbf{w}_k^T \mathbf{w}_k}} \sum_{i=1}^J \exp\left(\frac{-(x_{s_k} - \text{sgn}(d_k(i))x_k(i))^2}{2\rho^2 \mathbf{w}_k^T \mathbf{w}_k}\right) \quad (4-10)$$

onde ρ é o parâmetro de raio da estimativa de densidade de *kernel* [62]-[64].

Substituindo a estimativa por múltiplas amostras dada por (4-10) por

uma estimativa de *kernel* de uma única amostra [62]-[64] tem-se:

$$\hat{p}_{x_{s_k}}(x_{s_k}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\rho}\sqrt{\mathbf{w}_k^T \mathbf{w}_k}} \exp\left(\frac{-(x_{s_k} - \text{sgn}(d_k(i))x_k(i))^2}{2\rho^2 \mathbf{w}_k^T \mathbf{w}_k}\right) \quad (4-11)$$

A probabilidade de erro para o usuário k é estimada por:

$$P_{\epsilon_k} = P(x_{s_k} < 0) = \int_{-\infty}^0 \hat{p}_{x_{s_k}}(x_{s_k}) dx_{s_k} = Q\left(\frac{\text{sgn}(d_k(i))x_k(i)}{\rho(\mathbf{w}_k^T \mathbf{w}_k)^{1/2}}\right) \quad (4-12)$$

Os termos do gradiente de P_{ϵ} em relação a $\mathbf{w}_k(i)$ e $\mathbf{f}_k(i)$ são:

$$\frac{\partial P_{\epsilon_k}}{\partial \mathbf{w}_k} = \frac{\exp\left(\frac{-x_k(i)^2}{2\rho^2 \mathbf{w}_k^T \mathbf{w}_k}\right) \text{sgn}(d_k(i))}{\sqrt{2\pi\rho}} \left(\frac{-\mathbf{r}(i)}{(\mathbf{w}_k^T \mathbf{w}_k)^{1/2}} + \frac{\mathbf{w}_k x_k(i)}{(\mathbf{w}_k^T \mathbf{w}_k)^{3/2}} \right) \quad (4-13)$$

$$\frac{\partial P_{\epsilon_k}}{\partial \mathbf{f}_k} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\rho}\sqrt{\mathbf{w}_k^T \mathbf{w}_k}} \exp\left(\frac{-x_k(i)^2}{2\rho^2 \mathbf{w}_k^T \mathbf{w}_k}\right) \text{sgn}(d_k(i)) \hat{\mathbf{b}}(i) \quad (4-14)$$

4.2

Algoritmos Adaptativos

Nessa seção são descritos algoritmos baseados no gradiente estocástico (SG) e numa aproximação do método de Newton [45, 46, 67], denominado neste trabalho gradiente-Newton, que ajustam os parâmetros dos receptores com base na minimização do erro médio quadrático e da BER. Note que no caso de estimação MMSE com algoritmos adaptativos, a técnica gradiente-Newton equivale ao método LMS-Newton descrito em [46, 68]. É importante ressaltar que as duas técnicas mencionadas mostraram-se adequadas à minimização da BER, cuja superfície exibe mínimos locais e que necessita de uma escolha criteriosa do parâmetro de convergência de modo a alcançar taxa de convergência satisfatória e desempenho próximo da mínima BER.

4.2.1

Algoritmos baseados no Gradiente Estocástico

São apresentados algoritmos para ajuste dos parâmetros do receptor baseados no gradiente estocástico. Essas técnicas são simples, de fácil implementação e apresentam uma taxa de convergência relativamente lenta [45, 46]. Além disso, esses algoritmos são suscetíveis à dispersão dos autovalores da matriz autocovariância de observação, o que pode acarretar uma diminuição da taxa de convergência.

A solução de mínimo erro médio quadrático (MMSE) para o receptor multiusuário com decisão realimentada emprega o sinal de erro $e_k(i) = d_k(i) - x_k(i)$ e é descrita por:

$$\mathbf{w}_k(i+1) = \mathbf{w}_k(i) + \mu_w e_k(i) \mathbf{r}(i) \quad (4-15)$$

$$\mathbf{f}_k(i+1) = \mathbf{f}_k(i) - \mu_f e_k(i) \hat{\mathbf{b}}(i) \quad (4-16)$$

onde μ_w e μ_f são os parâmetros de convergência das recursões para a seção direta e a seção realimentada do MUD, respectivamente.

A solução motivada pela técnica AMBER para a mesma estrutura de recepção é obtida através uma otimização com gradiente estocástico e expressa por:

$$\mathbf{w}_k(i+1) = \mathbf{w}_k(i) + \mu_w g(\mathbf{w}_k(i), \mathbf{f}_k(i)) = \mathbf{w}_k(i) + \mu_w i_{d_k}(i) d_k(i) \mathbf{r}(i) \quad (4-17)$$

$$\mathbf{f}_k(i+1) = \mathbf{f}_k(i) - \mu_f g(\mathbf{w}_k(i), \mathbf{f}_k(i)) = \mathbf{f}_k(i) - \mu_f i_{d_k}(i) d_k(i) \hat{\mathbf{b}}(i) \quad (4-18)$$

onde μ_w e μ_f são os passos do algoritmo e $i_{d_k}(i) = \frac{1}{2}(1 - \text{sgn}(d_k(i)x_k(i) - \tau))$ é a função indicadora de erro modificada cujo limiar τ aumenta a taxa de convergência e $x_k(i)$ é dado por (4-1). Note que para a obtenção da expressão em (4-18) para a seção realimentada do receptor usamos uma analogia com a recursão LMS, que inverte o sinal e emprega o vetor de decisões $\hat{\mathbf{b}}(i)$, e cuja expressão pode ser vista em [62].

O algoritmo LBER para o receptor com decisão realimentada em questão é obtido substituindo-se os termos da expressão do gradiente de (4-13) e (4-14) em $\mathbf{w}_k(i+1) = \mathbf{w}_k(i) - \mu_w \left[\frac{\partial P_{\epsilon_i}}{\partial \mathbf{w}_k} \right]_i$ e $\mathbf{f}_k(i+1) = \mathbf{f}_k(i) - \mu_f \left[\frac{\partial P_{\epsilon_i}}{\partial \mathbf{f}_k} \right]_i$ e ajustando os coeficientes do receptor de modo que $\mathbf{w}_k^T(i) \mathbf{w}_k(i) = 1$:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_k(i+1) &= \mathbf{w}_k(i) + \mu_w \frac{1}{\sqrt{2\pi\rho}} \exp\left(\frac{-(x_k(i))^2}{2\rho^2}\right) \text{sgn}(d_k(i)) \\ &\quad \times (\mathbf{r}(i) - \mathbf{w}_k(i)x_k(i)) \end{aligned} \quad (4-19)$$

$$\mathbf{f}_k(i+1) = \mathbf{f}_k(i) - \mu_f \frac{1}{\sqrt{2\pi\rho}} \exp\left(\frac{-(x_k(i))^2}{2\rho^2}\right) \text{sgn}(d_k(i)) \hat{\mathbf{b}}(i) \quad (4-20)$$

onde ρ é relacionado ao desvio padrão do ruído σ .

4.2.2 Algoritmos baseados no Gradiente-Newton

Algoritmos que aproximam o método de Newton [46, 67], como por exemplo os algoritmos gradiente-Newton [46, 68] e RLS [45, 46], incorporam estatísticas de segunda ordem dos sinais de entrada, o que leva ao aumento da taxa de convergência. Esses métodos apresentam em geral uma taxa de convergência mais rápida do que algoritmos baseados no gradiente estocástico, ainda que eles requeiram uma complexidade computacional maior. Além disso, a convergência dos algoritmos gradiente-Newton não depende da dispersão dos autovalores da matriz de autocorrelação do vetor de observações. A equação de atualização do método de Newton é dada por:

$$\mathbf{w}_k(i+1) = \mathbf{w}_k(i) - \frac{1}{2} \mathbf{R}^{-1}(i) z_{\mathbf{w}_k}(i) \quad (4-21)$$

onde $\mathbf{R}(i)$ é a matriz de autocorrelação do vetor de observações $\mathbf{r}(i)$ e $z_{\mathbf{w}_k}(i)$ é o vetor de gradiente.

Na prática, apenas estimativas da matriz $\mathbf{R}(i)$ de autocorrelação do vetor de observações e do vetor de gradiente $g_{\mathbf{w}_i}(k)$ estão disponíveis. Essas estimativas podem ser aplicadas ao método de Newton para obter uma regra de atualização dada por:

$$\mathbf{w}_k(i+1) = \mathbf{w}_k(i) - \delta \hat{\mathbf{R}}^{-1}(i) \hat{z}_{\mathbf{w}_k}(i) \quad (4-22)$$

O fator de convergência δ é introduzido para proteger o algoritmo de divergência, que é originária do uso de estimativas ruidosas de $\mathbf{R}(i)$ e $z_{\mathbf{w}_k}(i)$.

Para obter uma estimativa despolarizada da matriz $\mathbf{R}(i)$, utiliza-se a seguinte soma ponderada:

$$\hat{\mathbf{R}}(i) = \alpha \mathbf{r}(i) \mathbf{r}^T(i) + (1 - \alpha) \hat{\mathbf{R}}(i-1) \quad (4-23)$$

onde α é uma pequena constante cujo valor é escolhido na faixa $0 < \alpha \leq 0,1$.

Para evitar a requerida inversão da matriz $\hat{\mathbf{R}}(i)$, emprega-se o lema de inversão de matrizes [45, 46] descrito por:

$$\hat{\mathbf{R}}^{-1}(i) = \frac{1}{1 - \alpha} \left[\hat{\mathbf{R}}^{-1}(i-1) - \frac{\hat{\mathbf{R}}^{-1}(i-1) \mathbf{r}(i) \mathbf{r}^T(i) \hat{\mathbf{R}}^{-1}(i-1)}{\frac{1-\alpha}{\alpha} + \mathbf{r}^T(i) \hat{\mathbf{R}}^{-1}(i-1) \mathbf{r}(i)} \right] \quad (4-24)$$

A solução via algoritmo LMS-Newton [68] para o receptor multiusuário com decisão realimentada utiliza as técnicas descritas em (4-22)-(4-24) para

obter as seguintes expressões:

$$\mathbf{w}_k(i+1) = \mathbf{w}_k(i) + \delta_w \hat{\mathbf{R}}_r^{-1}(i) e_k(i) \mathbf{r}(i) \quad (4-25)$$

$$\mathbf{f}_k(i+1) = \mathbf{f}_k(i) - \delta_f \hat{\mathbf{R}}_b^{-1}(i) e_k(i) \hat{\mathbf{b}}(i) \quad (4-26)$$

onde $e_k(i) = d_k(i) - x_k(i)$, as matrizes $\hat{\mathbf{R}}_r^{-1}(i)$ e $\hat{\mathbf{R}}_b^{-1}(i)$ são estimativas das matrizes inversas de autocorrelação do vetor de observação $\mathbf{r}(i)$ e do vetor de decisões $\hat{\mathbf{b}}(i)$, respectivamente, e δ_w e δ_f são os passos dos algoritmos para a seção direta $\mathbf{w}_k(i)$ e realimentada $\mathbf{f}_k(i)$, respectivamente.

A solução usando a técnica AMBER para a mesma estrutura de recepção, através de uma otimização com o método gradiente-Newton, será denominada gradiente-Newton-AMBER e é obtida de uma forma análoga à sua versão com gradiente estocástico:

$$\mathbf{w}_k(i+1) = \mathbf{w}_k(i) + \delta_w \hat{\mathbf{R}}_r^{-1}(i) i_{d_k}(i) d_k(i) \mathbf{r}(i) \quad (4-27)$$

$$\mathbf{f}_k(i+1) = \mathbf{f}_k(i) - \delta_f \hat{\mathbf{R}}_b^{-1}(i) i_{d_k}(i) d_k(i) \hat{\mathbf{b}}(i) \quad (4-28)$$

onde $i_{d_k}(i) = \frac{1}{2}(1 - \text{sgn}(d_k(i)x_k(i) - \tau))$ é a função indicadora de erro modificada presente em (4-17) e (4-18).

O algoritmo LBER usando o método gradiente-Newton, chamado gradiente-Newton-LBER, para o receptor com decisão realimentada em questão é obtido substituindo-se os termos da expressão do gradiente de (4-13) e (4-14) em $\mathbf{w}_k(i+1) = \mathbf{w}_k(i) - \delta_w \hat{\mathbf{R}}_r^{-1}(i) \left[\frac{\partial P_{\epsilon_i}}{\partial \mathbf{w}_k} \right]_i$ e $\mathbf{f}_k(i+1) = \mathbf{f}_k(i) - \delta_f \hat{\mathbf{R}}_b^{-1}(i) \left[\frac{\partial P_{\epsilon_i}}{\partial \mathbf{f}_k} \right]_i$ e ajustando os coeficientes do receptor de modo que $\mathbf{w}_k^T(i) \mathbf{w}_k(i) = 1$ de maneira similar à sua versão com gradiente estocástico:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_k(i+1) &= \mathbf{w}_k(i) + \delta_w \hat{\mathbf{R}}_r^{-1}(i) \frac{1}{\sqrt{2\pi\rho}} \exp\left(\frac{-(x_k(i))^2}{2\rho^2}\right) \text{sgn}(d_k(i)) \\ &\quad \times (\mathbf{r}(i) - \mathbf{w}_k(i)x_k(i)) \end{aligned} \quad (4-29)$$

$$\mathbf{f}_k(i+1) = \mathbf{f}_k(i) - \delta_f \hat{\mathbf{R}}_b^{-1}(i) \frac{1}{\sqrt{2\pi\rho}} \exp\left(\frac{-(x_k(i))^2}{2\rho^2}\right) \text{sgn}(d_k(i)) \hat{\mathbf{b}}(i) \quad (4-30)$$

onde ρ é relacionado ao desvio padrão do ruído com desvio padrão σ .

4.3

Método de *Averaging* para Aceleração da Convergência

Nessa seção é descrito um método conhecido como *averaging* que será usado para acelerar a convergência dos algoritmos propostos nas seções anteriores em estruturas de recepção lineares ($\mathbf{f} = \mathbf{0}$). Essa técnica foi proposta inicialmente por Polyak [69] e permite a aceleração da convergência através do uso de passos de convergência maiores. A contribuição desta seção é o uso do conceito de *averaging* em conjunto com algoritmos que minimizam a BER. Para a obtenção de versões dos algoritmos de MBER com a técnica de *averaging* introduz-se a seguinte recursão:

$$\bar{\mathbf{w}}_k(i+1) = (1 - \beta)\bar{\mathbf{w}}_k(i) + \beta\mathbf{w}_k(i+1) \quad (4-31)$$

onde β é o fator de *averaging*.

Se considerarmos o vetor médio de coeficientes do receptor linear ($\mathbf{w}(i)$ e $\mathbf{f} = \mathbf{0}$) e que, para uma adaptação suficientemente lenta dos coeficientes, a matriz $\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^T(i)$ se comporta de forma similar ao seu valor esperado $\mathbf{R}(i) = E[\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^T(i)]$, e que o vetor $\mathbf{r}(i)$ é suposto independente dos coeficientes anteriores do filtro receptor $\mathbf{w}_k(i-1)$. De acordo com os resultados descritos por Ljung em [70], o uso de (4-31) com um algoritmo do tipo gradiente estocástico e para i grande, o algoritmo se comporta conforme

$$\bar{\mathbf{w}}_k(i+1) = (1 - \beta)\bar{\mathbf{w}}_k(i) + \beta E[\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^T(i)]^{-1}\mathbf{z}_w(i) \quad (4-32)$$

onde $\mathbf{z}_w(i)$ é o vetor de gradiente. Note que (4-32) é independente do fator de convergência do algoritmo e depende apenas de β .

Considere que \mathbf{w}_k^* denota o vetor de coeficientes ótimo, que corresponde ao filtro de Wiener se o critério de desempenho do estimador for o MMSE e ao filtro que alcança a mínima taxa de erro para as técnicas AMBER e LBER caso o critério de desempenho seja o de mínima BER. O vetor de erro dos coeficientes $\boldsymbol{\varepsilon}(i)$ denota a diferença entre o vetor de coeficientes do filtro no instante i , $\mathbf{w}_k(i)$, e o vetor ótimo \mathbf{w}_k^* , ou seja $\boldsymbol{\varepsilon}(i) = \mathbf{w}_k(i) - \mathbf{w}_k^*$. Dessa forma, temos

$$\boldsymbol{\varepsilon}(i) = (1 - \beta)\bar{\mathbf{w}}_k(i) - (1 - \beta)\bar{\mathbf{w}}_k^* - \beta\bar{\mathbf{w}}_k^* + \beta\mathbf{R}(i)^{-1}\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^T(i) \quad (4-33)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}(i) = (1 - \beta)\boldsymbol{\varepsilon}(i) - \beta\bar{\mathbf{w}}_k^* + \beta\mathbf{R}(i)^{-1}\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^T(i) \quad (4-34)$$

Aplicando o operador de valor esperado aos dois lados de (4-34), pode-se

constatar como em [70] que $\mathbf{w}_k(i)$ converge para \mathbf{w}_k^* , ou seja, $E[\mathbf{w}_k(i)] \rightarrow \mathbf{w}_k^*$, na medida que $i \rightarrow \infty$, $\varepsilon(i) \rightarrow 0$ e que essa convergência não depende dos autovalores da matriz autocorrelação do vetor de observação \mathbf{R} . Para os algoritmos gradiente-Newton, o conceito de *averaging* também é capaz de propiciar melhorias na taxa de convergência do algoritmo.

4.4 Simulações

Nessa seção são mostrados experimentos de simulação que foram conduzidos a fim de avaliar o desempenho de convergência e em termos de BER dos algoritmos e estruturas propostos neste capítulo. Devido à grande dificuldade de analisar a convergência de algoritmos que minimizam a BER, e em especial quando estes algoritmos são usados em estruturas não lineares, a investigação dos algoritmos propostos foi baseada em simulações.

Inicialmente, é considerado um experimento em que são comparadas as estruturas com decisão realimentada (DF) e linear operando com os algoritmos baseados no gradiente estocástico com as técnicas LMS, AMBER e LBER em um sistema DS-CDMA no enlace reverso. São considerados canais lineares e seqüências de Gold nas simulações. Além disso, usamos o limiar da técnica AMBER $\tau = 0.2$ para acelerar a convergência do algoritmo e $\rho = 2\sigma^2$ para o método LBER. Os detectores empregam N elementos adaptativos na seção direta e um filtro com K coeficientes na seção realimentada para cada usuário. Note que os receptores lineares são obtidos a partir das expressões dos mesmos com decisão realimentada fazendo-se $\mathbf{f} = \mathbf{0}$ e $\mu_f = 0$. Supõe-se também que o sistema tem controle de potência perfeito.

Para analisar a convergência dos receptores adaptativos com as técnicas LMS, AMBER e LBER, foram realizados experimentos onde se calcula a BER a cada símbolo transmitido. As curvas de convergência foram obtidas com 2000 símbolos de treinamento, e tiradas as médias de 100 experimentos independentes. Os MUDs operam com $K = 4$ usuários no sistema, $E_b/N_0 = 10dB$ e usam os passos $\mu_w = 0,005$ e $\mu_f = 0,005$. Os resultados mostrados na Figura 4.2 indicam que as estruturas com DF são superiores às lineares e que o método LBER é superior ao AMBER, que é melhor do que o LMS. Os esquemas com DF realizam cancelamento de interferência através da seção realimentada do receptor e, desta forma, conseguem um desempenho melhor do que os receptores lineares. Note também que os algoritmos propostos para a estrutura DF baseados nas técnicas LBER e

AMBER superam os mesmos para estruturas lineares, em função do cancelamento dos usuários associados.

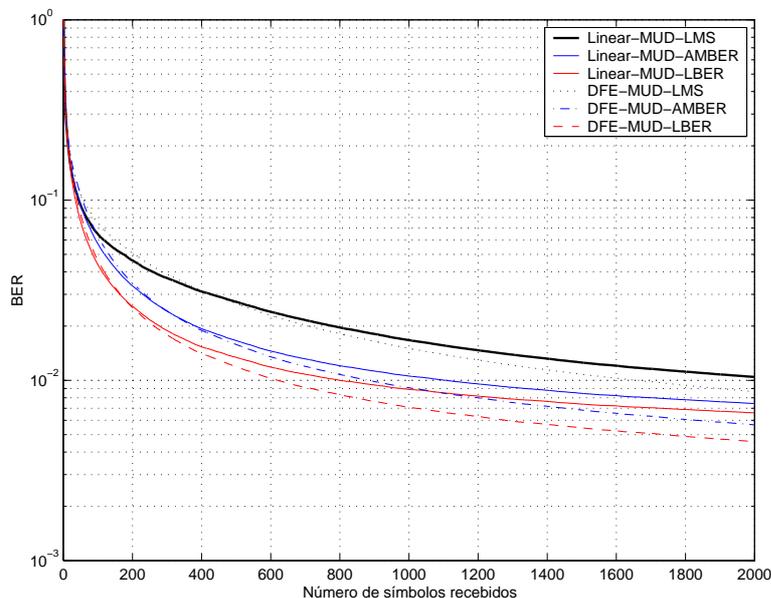


Figura 4.2: Convergência dos algoritmos com receptores lineares e com decisão realimentada para $E_b/N_0 = 10dB$ e canal com função de transferência $H(z) = 1, 2 + 1, 1z^{-1} - 0, 2z^{-2}$, onde o operador z^{-1} introduz um retardo de um *chip* no sinal transmitido.

Os resultados das simulações em termos de BER foram obtidos usando-se 1000 símbolos de treinamento e 10^4 símbolos de dados e tirando-se a média de 100 experimentos independentes. Todos os receptores operam com $N = 7$, o sistema possui $K = 4$ usuários e os algoritmos empregam os passos $\mu_w = 0,0025$ e $\mu_f = 0,0025$ durante a fase de treinamento e a adaptação não ocorre no modo de dados.

A Figura 4.3 ilustra o desempenho em BER dos receptores lineares e DF usando os algoritmos LMS, AMBER e LBER para ajuste dos parâmetros do receptor. As estruturas DF com os algoritmos que minimizam a BER superam em desempenho as estruturas lineares com os mesmos algoritmos e o receptor DF que usa o critério de desempenho MMSE através do LMS. O algoritmo LBER com o MUD DF apresentou desempenho superior ao LMS e ao AMBER com a mesma estrutura DF, e operando com alta E_b/N_0 . Com baixa E_b/N_0 o MUD DF com a técnica AMBER obteve melhor resultado do que os demais. Para os MUDs lineares e alta E_b/N_0 , o algoritmo LBER superou o LMS e o AMBER, enquanto que para baixa E_b/N_0 o método AMBER foi melhor do que os outros algoritmos. De fato, as estruturas DF conseguem economizar até 1 dB em comparação com as lineares, para o mesmo desempenho em BER.

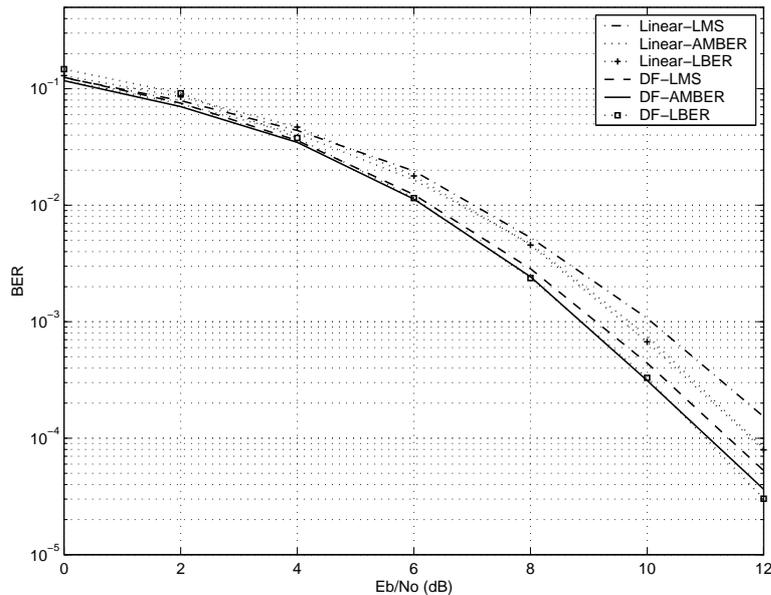


Figura 4.3: Desempenho em termos de BER dos MUDs para o canal com $H(z) = 1,2 + 1,1z^{-1} - 0,2z^{-2}$.

Em uma outra situação, o desempenho em termos de BER versus o número de usuários dos MUDs é mostrado com $E_b/N_0 = 8dB$. Os resultados, mostrados na Figura 4.4, indicam que o MUD DF com o algoritmo LBER alcança o melhor desempenho em BER, seguido do MUD DF com o AMBER e o LMS, e as estruturas lineares com os algoritmos LBER, o AMBER e LMS. De fato, o uso de algoritmos MBER e estruturas DF podem aumentar a capacidade de um sistema DS-CDMA, para um dado valor de BER. Considerando o desempenho do detector convencional (SUD), o aumento de capacidade é bastante significativo para os MUDs DF com algoritmos MBER.

A seguir apresentamos simulações que ilustram o desempenho dos algoritmos gradiente-Newton, que são comparados às técnicas baseadas no gradiente estocástico em receptores lineares. Nesses experimentos o sistema DS-CDMA opera com $N = 8$ no enlace direto, seqüências de espalhamento aleatórias, filtros adaptativos com N elementos e supõe-se que a mesma potência é transmitida para todos os usuários.

Para avaliar o desempenho dos algoritmos em convergência, foram usados 2000 símbolos de dados e tiradas as médias de 100 experimentos independentes. Os parâmetros dos algoritmos foram sintonizados de forma a obter uma convergência rápida e o melhor desempenho em termos de BER. Os algoritmos baseados no gradiente estocástico usam $\mu_w = 0,005$, enquanto as técnicas gradiente-Newton adotam $\alpha = 0,001$ e $\delta_w = 0,0001$.

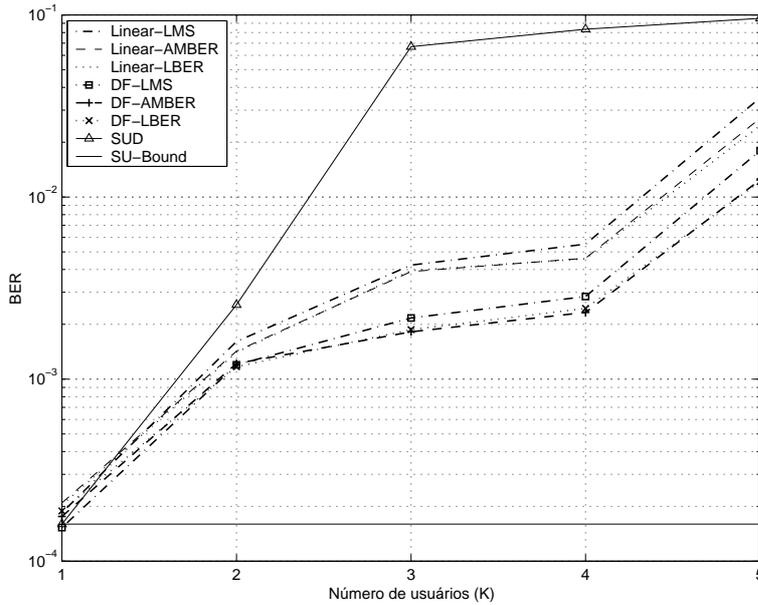


Figura 4.4: Desempenho em BER dos receptores versus número de usuários com $E_b/N_0 = 8\text{dB}$ e canal $H(z) = 1, 2 + 1, 1z^{-1} - 0, 2z^{-2}$.

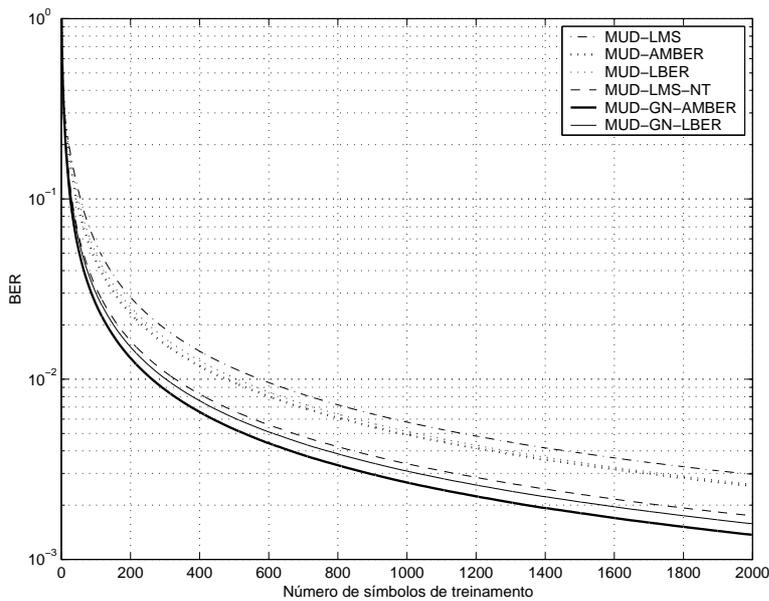


Figura 4.5: Desempenho em convergência dos algoritmos para um receptor linear em um canal com $H(z) = 1, 1 + 1, 2z^{-1} - 0, 2z^{-2}$ e $\frac{E_b}{N_0} = 10\text{ dB}$.

Para avaliar o desempenho dos algoritmos em um MUD linear no enlace direto de um sistema DS-CDMA, consideramos um canal com função de transferência $H(z) = 1, 1 + 1, 2z^{-1} - 0, 2z^{-2}$, onde o operador z^{-1} introduz um retardo de um *chip* no sinal transmitido, e a BER é medida a cada símbolo recebido. Os resultados indicam que o algoritmo gradiente-Newton-AMBER (GN-AMBER) obtém o melhor desempenho,

superando o gradiente-Newton-LBER (GN-LBER), o LMS-Newton (LMS-NT), o AMBER, o LBER e LMS com $E_b/N_0 = 10dB$, como mostrado na Figura 4.5. De fato, os algoritmos baseados no método gradiente-Newton conseguem uma convergência mais rápida e para valores inferiores de BER do que as técnicas baseadas no gradiente estocástico.

Foram também realizados experimentos para obter o desempenho em termos de BER versus E_b/N_0 , onde os receptores processaram 200 símbolos de treinamento e 10^4 símbolos de dados, cujas curvas foram obtidas tirando-se a média de 100 experimentos independentes. O número de usuários no sistema era $K = 4$, os MUDs ajustaram os seus parâmetros durante a seqüência de treinamento e não houve adaptação durante a fase de dados. Os parâmetros dos algoritmos foram sintonizados de forma a obter uma convergência rápida e o melhor desempenho em termos de BER. Os algoritmos baseados no gradiente estocástico usam $\mu_w = 0,005$, enquanto as técnicas gradient-Newton adotam $\alpha = 0,001$ e $\delta_w = 0,0001$.

As curvas de desempenho, mostradas na Figura 4.6, indicam que o algoritmo GN-AMBER obteve o melhor desempenho em BER, para baixa e média E_b/N_0 . Para valores mais altos de E_b/N_0 , o GN-LBER apresenta melhor resultado. Note que o algoritmo GN-LBER mostra um desempenho ruim para baixos valores de E_b/N_0 , e bom desempenho para valores altos de E_b/N_0 . Por outro lado, os algoritmos baseados na técnica AMBER têm bom desempenho para baixa e alta E_b/N_0 . O método GN-AMBER é superior ao LMS-Newton para toda a faixa de E_b/N_0 , e requerem uma complexidade computacional inferior já que devido à presença da função indicadora de erro, a atualização dos parâmetros do receptor ocorre com menos freqüência. Além disso, os algoritmos propostos baseados na técnica gradiente-Newton e que minimizam a BER requerem seqüências de treinamento menores do que os seus equivalentes baseados no gradiente estocástico.

O desempenho dos receptores DF em um sistema DS-CDMA no enlace reverso com os algoritmos adaptativos foi avaliado em um canal com 3 percursos seletivo em freqüência e com desvanecimento de Rayleigh cujos coeficientes são dados por $h_{k,l}(i) = a_l|\alpha_{k,l}(i)|$ ($l = 0, 1, 2$ e $k = 1, \dots, K$), onde $\alpha_{k,l}(i)$, $l = 0, 1, 2$, são seqüências independentes de variáveis aleatórias independentes de Rayleigh com potência unitária ($E[\alpha_{k,l}^2(i)] = 1$), que mudam a cada símbolo transmitido. Em todas as situações, os receptores operam com seqüências de espalhamento de Gold com comprimento $N = 15$, processam 200 símbolos em modo de treinamento (TR) e em seguida são colocados em modo *decision-directed* (DD). Além disso, os MUDs empregam N elementos adaptativos na seção direta e um filtro com K coeficientes

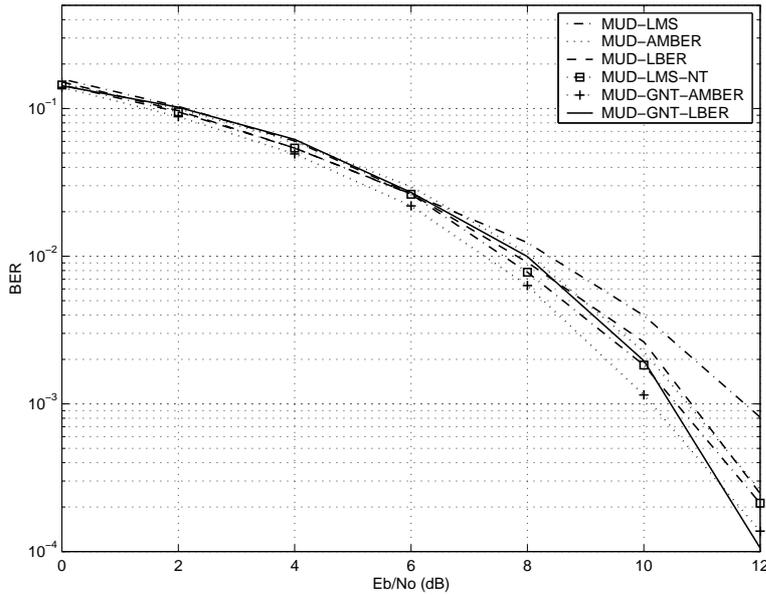


Figura 4.6: Desempenho em BER versus E_b/N_0 para MUDs lineares em um canal $H(z) = 1, 1 + 1, 2z^{-1} - 0, 2z^{-2}$ e AWGN .

na seção realimentada para cada usuário. Os parâmetros otimizados dos algoritmos são: $\mu_w = 0.0075$, $\mu_f = 0.0025$, $\delta_w = 0.00025$, $\delta_f = 0.0001$, $\alpha = 0.0025$, $\rho = 4\sigma^2$ e $\tau = 0.1$. Os parâmetros do canal são $a_0 = 1$, $a_1 = 0, 6$ e $a_2 = 0, 4$ e supõe-se que o sistema tem controle de potência perfeito.

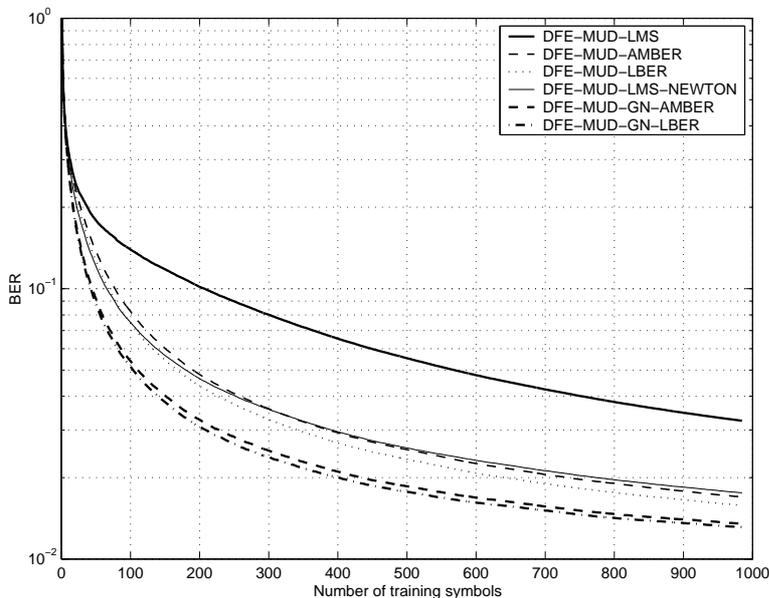


Figura 4.7: Desempenho em convergência dos algoritmos com $E_b/N_0 = 10dB$ em um canal seletivo em frequência com desvanecimento.

O desempenho em convergência dos algoritmos para um sistema com $K = 4$ usuários é mostrado na Figura 4.7, onde os receptores processam

200 símbolos em TR e 800 símbolos em DD, e são tiradas as médias de 100 experimentos independentes. O desempenho médio em BER versus E_b/N_0 é ilustrado na Figura 4.8 para um sistema com $K = 4$ usuários, onde cada MUD processa 10^3 símbolos e são tiradas as médias de 100 experimentos independentes. Na Figura 4.9 é mostrado o desempenho médio em BER versus o número de usuários do sistema. Os resultados indicam que os algoritmos MBER com a técnica gradiente-Newton são superiores aos demais métodos, economizando potência de transmissão e aumentando a capacidade do sistema.

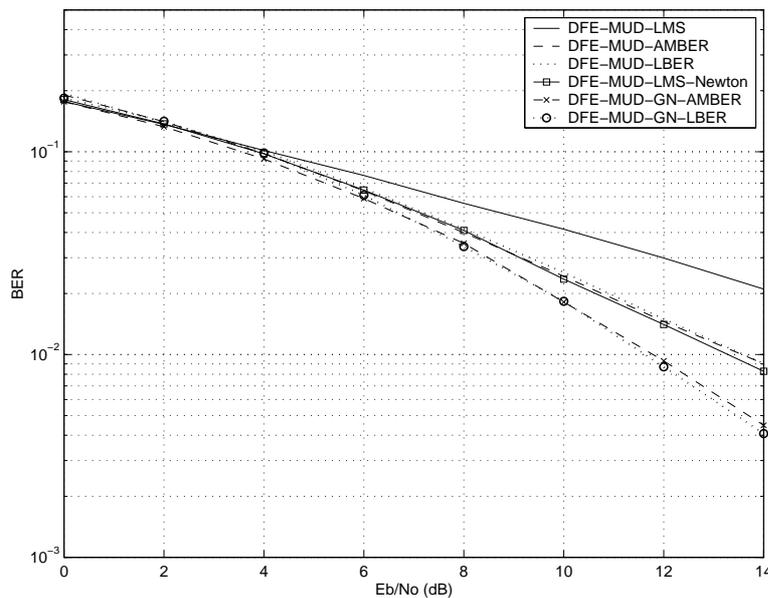


Figura 4.8: Desempenho em BER dos receptores DF com $K = 4$.

Para avaliar os algoritmos com aceleração da convergência dada pelo conceito de *averaging*, é considerado um sistema DS-CDMA no enlace direto com seqüências de espalhamento de comprimento $N = 15$ e frequência da portadora igual a 1900 MHz. A seqüência de coeficientes do canal $h_l(i) = p_l|\alpha_l(i)|$ ($l = 0, 1, 2$), onde $\alpha_l(i)$, $l = 0, 1, 2$, é uma seqüência de variáveis aleatórias complexas gaussianas correlacionadas obtidas passando-se ruído branco gaussiano complexo por um filtro com função de transferência aproximada $\gamma/\sqrt{1 - (f/f_d)^2}$ onde γ é uma constante de normalização, $f_d = v/\lambda_c$ é o máximo deslocamento Doppler, λ_c é o comprimento de onda da frequência da portadora e v é a velocidade do terminal móvel. Os parâmetros do canal são $p_0 = 1$, $p_1 = 0,5$ e $p_2 = 0,3$. Em todas as situações a seguir os MUDs operam com seqüências de Gold com comprimento $N = 15$, processam 200 símbolos em TR e depois são chaveados para o modo DD.

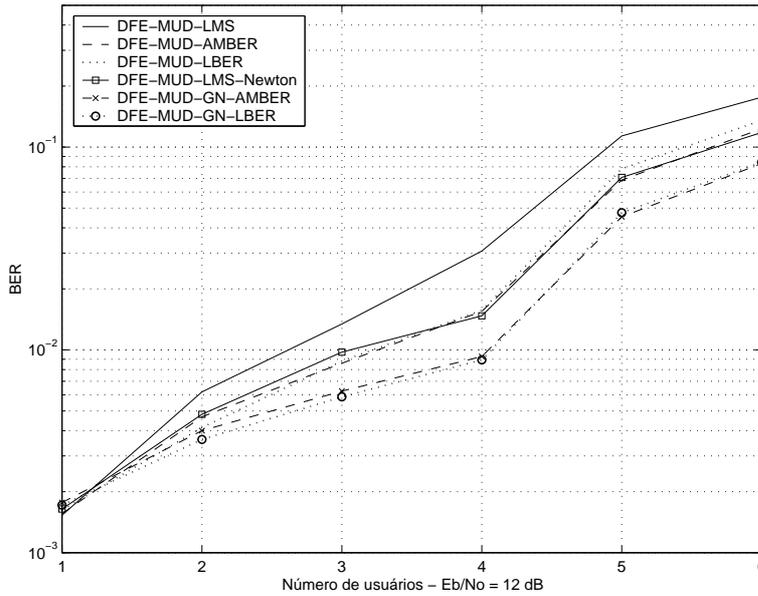


Figura 4.9: Desempenho em BER versus número de usuários dos MUDs DF com $E_b/N_0 = 12$ dB.

Além disso, supõe-se que a mesma potência é transmitida para todos os usuário.

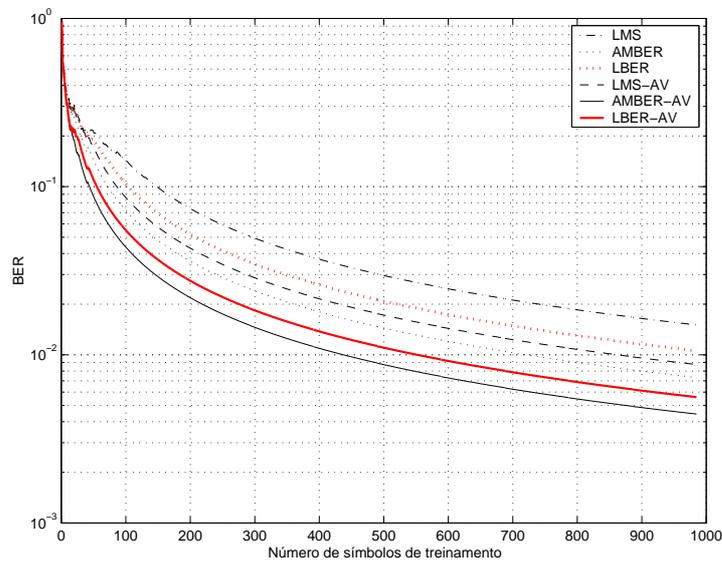


Figura 4.10: Convergência dos algoritmos do tipo gradiente estocástico com $K = 4$ usuários, o móvel move-se com 80 km/h com $E_b/N_0 = 12$ dB. Parâmetros: $\mu_w = 0,001$ para algoritmos convencionais e $\mu_w = 0,0025$ para algoritmos com *averaging*, $\rho = 8\sigma^2$, $\beta = 0,15$ e $\tau = 0,15$.

O desempenho em convergência dos algoritmos com *averaging* em um sistema com $K = 4$ usuários é mostrado nas Figuras 4.10 e 4.11, onde os MUDs processam 200 símbolos em TR e 800 símbolos em DD, e são tiradas

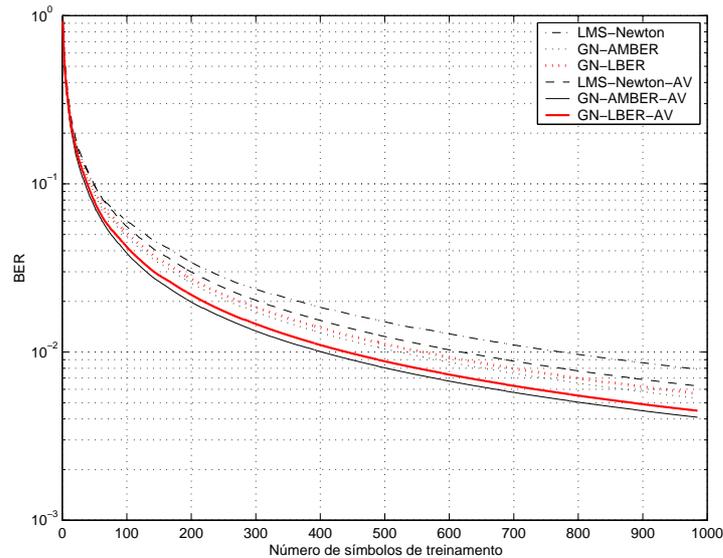


Figura 4.11: Convergência dos algoritmos do tipo gradiente estocástico com $K = 4$ usuários, o móvel move-se com 80 km/h com $E_b/N_0 = 12$ dB. Parâmetros: $\alpha = 0,01$, $\delta = 0,0005$ para algoritmos convencionais e $\delta = 0,001$ para algoritmos com *averaging*, $\rho = 8\sigma^2$, $\beta = 0,15$ e $\tau = 0,15$.

as médias de 100 experimentos independentes. A razão para a escolha de uma seqüência de treinamento com 200 símbolos é que experimentos indicaram que esse era o comprimento mínimo necessário para que os algoritmos MBER superassem os algoritmos com o critério MMSE. O critério usado para selecionar o fator de *averaging* β foi também obtido por simulação e se trata do valor capaz de aproximar a inversa da matriz de autocorrelação do vetor recebido sem que o algoritmo se torne instável. Dessa maneira, sugerimos um valor em torno de $\beta = 0.15$ já que valores maiores podem tornar a técnica instável, enquanto valores menores resultam em um desempenho inferior.

O desempenho em BER versus o número de usuários é mostrado nas Figuras 4.12 e 4.13 onde os receptores processam 10^3 símbolos e tiradas as médias de 100 experimentos independentes. Os resultados mostram que os algoritmos com o método de *averaging* são capazes de acelerar a convergência dos algoritmos, já que eles permitem que os algoritmos usem passos de convergência maiores sem o risco de perder o rastreamento do canal, economizando potência de transmissão e aumentando a capacidade do sistema.

Para os algoritmos baseados no gradiente estocástico, os métodos de *averaging* aumentam consideravelmente o desempenho em convergência, enquanto que para os algoritmos do tipo gradiente-Newton os ganhos em desempenho são menos significantes. Os resultados para os algoritmos do tipo

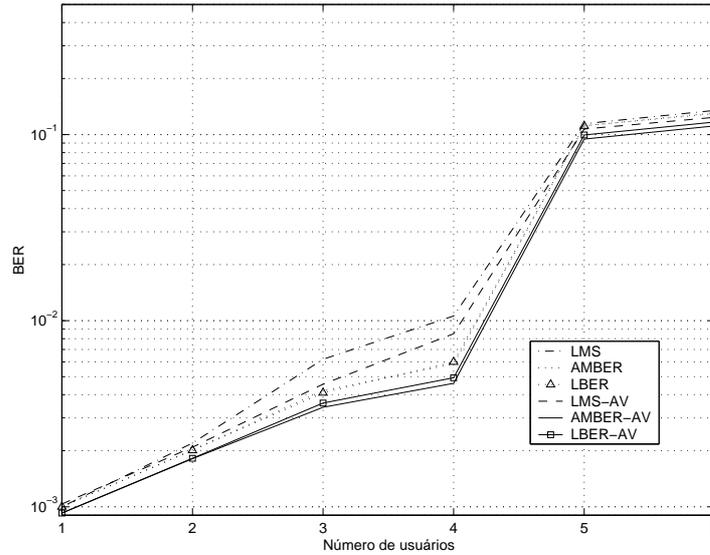


Figura 4.12: Desempenho em BER versus número de usuários para algoritmos do tipo gradiente estocástico, em um cenário onde o móvel move-se com 80 km/h com $E_b/N_0 = 10$ dB. Parâmetros: $\mu_w = 0,001$ para algoritmos convencionais e $\mu_w = 0,0025$ para algoritmos com *averaging*, $\rho = 4\sigma^2$, $\beta = 0,15$ e $\tau = 0,15$.

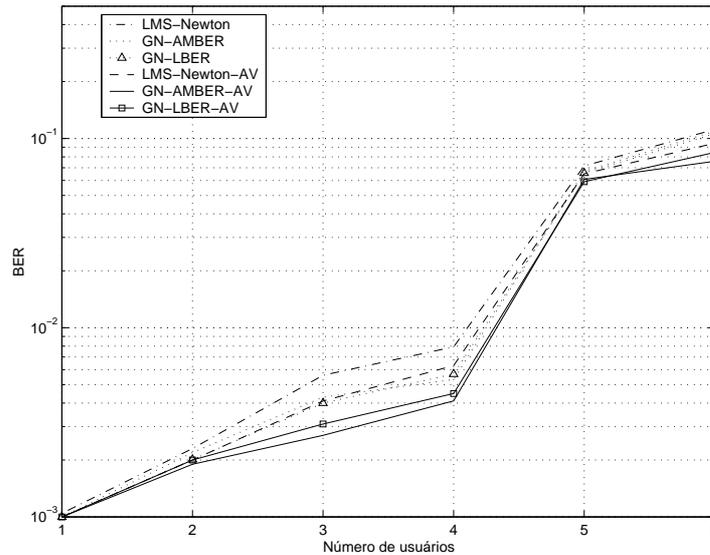


Figura 4.13: Desempenho em BER versus número de usuários para algoritmos do tipo gradiente-Newton, em um cenário onde o móvel move-se com 80 km/h com $E_b/N_0 = 10$ dB. Parâmetros: $\alpha = 0,01$, $\delta = 0,0005$ para algoritmos convencionais e $\delta = 0,001$ para algoritmos com *averaging*, $\rho = 8\sigma^2$, $\beta = 0,15$ e $\tau = 0,15$.

gradiente estocástico, mostrados nas Figuras 4.10 e 4.12, mostram que a técnica AMBER-AV possui o melhor desempenho, seguida da LBER-AV, a AMBER, o LMS-AV, o LBER e o LMS. Para os algoritmos gradiente-Newton, a técnica GN-AMBER é a melhor, seguida da GN-LBER-AV, a GN-AMBER, a GN-LBER, o LMS-Newton-AV e o LMS-Newton, conforme

ilustrado nas Figuras 4.11 e 4.13. Em termos de complexidade computacional, os métodos de *averaging* requerem $2N$ multiplicações e $N + 1$ adições além das operações necessárias pelos algoritmos baseados no gradiente estocástico e gradiente-Newton.

5

Receptores Lineares às Cegas

Os receptores multiusuário adaptativos para sistemas DS-CDMA podem ser separados em dois grupos distintos com base no uso ou não de seqüências de treinamento. O primeiro grupo é composto por detectores que necessitam de supervisão, ou seja, de uma seqüência de treinamento, e de sincronismo. Em particular, o receptor linear multiusuário que emprega o critério de desempenho de mínimo erro quadrático médio (MMSE) [53, 54] é uma das técnicas mais bem sucedidas para supressão da interferência de múltiplo acesso (IMA) já que ele permite uma implementação adaptativa relativamente simples e oferece um compromisso atrativo entre desempenho, complexidade e necessidade de informação adicional, ou seja, seqüências de treinamento e sincronismo [54, 55]. De fato, os sistemas de comunicações móveis modernos são dotados de canais pilotos que fornecem a informação necessária para ajuste dos parâmetros dos receptores. No entanto, quando um receptor perde o rastreamento do sinal de um usuário do sistema devido à hostilidade do ambiente e uma seqüência de treinamento não está disponível, é desejável que o receptor possa se ajustar de forma não supervisionada, ou simplesmente às cegas. Este capítulo é dedicado às técnicas de recepção linear às cegas para o enlace direto ou *downlink*.

Receptores não supervisionados, ou às cegas, constituem o segundo grupo de detectores investigados na literatura. O primeiro receptor linear adaptativo às cegas para sistemas DS-CDMA foi proposto por Honig *et al.* em [2]. Este método troca a necessidade de uma seqüência de treinamento, que é usada para ajustar os parâmetros do receptor MMSE, pelo conhecimento da seqüência de espalhamento do usuário desejado, que é requerida para o projeto autodidata do receptor usando-se o critério de mínima variância (MV). Em [2] Honig *et al.* demonstraram que o critério MV leva a uma solução idêntica àquela obtida minimizando-se o erro médio quadrático (MSE). O problema com o detector MV [2] é que este é suscetível ao descasamento entre a assinatura original e a assinatura efetiva no receptor, e portanto, não pode operar em ambientes com canais seletivos em

frequência. Uma classe de detectores com bom desempenho e que estimam a assinatura efetiva no receptor, com base no rastreamento do subespaço do sinal recebido foi desenvolvida por Wang e Poor [80, 81]. Entretanto, estas abordagens requerem decomposições em valores singulares (*Singular Value Decompositions* - SVD) de matrizes com grandes dimensões, o que torna a sua carga computacional demasiadamente grande. Soluções mais simples para o problema do descasamento entre assinaturas foram tentadas em [82, 83], onde as cópias atrasadas do sinal desejado são forçadas pelo receptor a terem valor zero. Posteriormente, soluções mais bem sucedidas e baseadas em otimizações com restrições foram relatadas em [84, 85]. Recentemente, foram desenvolvidos algoritmos dos tipos gradiente estocástico (*Stochastic Gradient* - SG) e mínimos quadrados recursivo (*Recursive Least Squares* - RLS) baseados no critério de mínima variância com restrições de Xu e Tsatsanis [85] e que podem operar em canais multi-percurso com uma complexidade aceitável [86]. Novas melhorias para o método de Xu e Tsatsanis [85, 86] incluem aquelas em [87], onde a matriz covariância do vetor recebido $\mathbf{r}(i)$ é elevada a uma potência finita, e abordagens que modificam o modo de estimação da matriz covariância [88, 89], para melhorar a estimativa do canal e conseqüentemente o desempenho do receptor. É importante ressaltar que os algoritmos SG e RLS de Xu e Tsatsanis [86] guardam algumas semelhanças com as abordagens de Frost [90] e Resende *et al.* [91], respectivamente. Em particular, as soluções de [86] integram idéias da literatura de processamento de sinais com arranjos de antenas [90], a fim de desenvolver algoritmos adaptativos autodidatas para receptores CDMA em presença de multi-percurso. Dessa forma, receptores lineares adaptativos às cegas se tornaram uma boa alternativa, com desempenho bastante próximo do detector MMSE, para situações onde um receptor perde o rastreamento do usuário desejado e uma seqüência de treinamento não está disponível.

Uma questão importante no projeto de receptores adaptativos para sistemas DS-CDMA é: Que tipo de algoritmo deve ser usado? Na literatura de filtragem adaptativa [45, 46], algoritmos SG (ex. LMS) representam soluções simples e de baixa complexidade (linear com o número de elementos) que têm taxas de convergência relativamente lentas e que dependem da dispersão dos autovalores da matriz covariância do vetor do sinal recebido $\mathbf{R} = E[\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)]$. Por outro lado, técnicas RLS têm convergência rápida, são independentes da dispersão dos autovalores da matriz covariância do vetor do sinal recebido mas requerem uma complexidade quadrática com o número de elementos. Apesar da maior rapidez de convergência de algoritmos RLS, é preferível implementar receptores adaptativos com algoritmos

SG devido à complexidade e custos reduzidos, e por este motivo, o desenvolvimento de técnicas SG às cegas é um importante tópico de pesquisa.

Neste contexto, os trabalhos em [79, 86] empregam algoritmos SG convencionais com passo fixo, que não são eficientes no que diz respeito ao desempenho em convergência e estado estacionário. De fato, o desempenho de receptores adaptativos para CDMA que usam algoritmos SG é fortemente dependente da escolha do passo [45, 46]. Em redes sem fio caracterizadas por ambientes não estacionários, usuários freqüentemente entram e saem do sistema, tornando muito difícil para o receptor o cálculo *a priori* do passo. Esta situação sugere o emprego de mecanismos automáticos de ajuste do passo em algoritmos SG para assegurar um bom rastreamento da interferência e do canal. Trabalhos recentes mostraram ganhos significativos em desempenho devido à utilização de métodos de aceleração de convergência do tipo *averaging* [93, 94] ou de mecanismos de passo adaptativo [96, 97]. Os trabalhos em [93, 94] tomaram emprestada a idéia original de Polyak [95] e aplicaram-na aos receptores CDMA com o critério MV. Os algoritmos de passo adaptativo (*Adaptive Step Size* - ASS) em [96, 97] podem ser consideradas extensões dos trabalhos em [98, 99, 100], onde um algoritmo LMS adapta o vetor de parâmetros do receptor e outra recursão LMS ajusta o passo. Todos esses métodos requerem um número de operações (adições e multiplicações) adicionais proporcional ao ganho de processamento N e ao número de componentes L_p do vetor que estima o canal multi-percurso. Além disso, as técnicas reportadas até o presente momento não introduzem qualquer tipo de melhoria no procedimento de estimação de canal [86], que também utiliza um algoritmo SG.

A primeira parte deste capítulo propõe dois novos mecanismos às cegas de ajuste do passo para algoritmos SG que ajustam os parâmetros de receptores MV em sistemas DS-CDMA com multi-percurso que são usados na supressão de IMA, IES e também são incorporados no algoritmo de estimação de canal. As origens destes mecanismos podem ser traçadas até os trabalhos de [101, 102], onde mecanismos de ajuste automático do passo foram desenvolvidos para o algoritmo LMS. Ao contrário de [101, 102], os mecanismos aqui propostos foram projetados para algoritmos que utilizam o critério MV e para o caso complexo. O número de operações adicional das novas técnicas não depende do ganho de processamento N e do número de percursos do canal L_p . Uma análise de convergência dos métodos de adaptação propostos é realizada para cenários com canais seletivos e planos em freqüência. Especificamente, os mecanismos são analisados para canais seletivos e planos em freqüência e resultados analíticos são obtidos

para o cálculo do erro médio quadrático (MSE) em excesso. Além disso, experimentos por simulação são apresentados para ambientes estacionários e não estacionários, mostrando que os novos mecanismos são superiores aos métodos existentes com uma complexidade inferior. Uma parte deste material foi publicada em [120].

A segunda parte deste capítulo é dedicada a um novo critério de projeto às cegas para receptores, que emprega a função custo módulo constante sujeita a um conjunto de restrições lineares. O critério de módulo constante (*Constant Modulus* - CM) foi introduzido por Sato [103] e Godard [104] no contexto de equalização, e desde então, a investigação de suas propriedades e algoritmos vem recebendo um considerável esforço de pesquisa [105, 106, 107, 108]. Em particular, técnicas baseadas na função custo CM apresentam um desempenho bastante próximo das abordagens que minimizam o erro médio quadrático (MSE), sem a necessidade de transmissão de informação adicional por meio de seqüências de treinamento.

Na literatura de métodos às cegas para receptores CDMA, os primeiros trabalhos que tratam sobre a supressão de interferência são os de Papadias e Paulraj [109] e Miguez e Castedo [110]. Em [109], é proposto um algoritmo de separação dos sinais para o enlace reverso que penaliza a correlação cruzada entre os usuários. Em [110], os autores utilizam o princípio introduzido por Honig *et al.* [79] baseado na mínima variância (MV), mas empregam o critério CM, alcançando melhores resultados do que o critério MV. Com o sucesso inicial da função custo CM na supressão de interferência em sistemas DS-CDMA, novas abordagens [111, 112, 113] baseadas no critério usado em [82, 83], que força as cópias atrasadas do sinal desejado a terem valor zero, foram testadas para sinais em presença de multi-percurso, obtendo melhores resultados do que aquelas com MV. Um problema com o critério CM é que este não apresenta convergência global, ou seja, a superfície de desempenho desta função custo possui mínimos locais (em geral associados aos interferentes) e que devem ser evitados através do emprego de técnicas inteligentes. Neste contexto, o trabalho de Xu, Feng e Kwak [114] propôs uma modificação no critério CM a fim de garantir a convexidade da função custo com restrições em um ambiente com único percurso. O método de Xu, Feng e Kwak [114] foi estendido por Xu e Liu [115] para o caso com multi-percurso, onde os sinais atrasados são combinados e algoritmos do tipo gradiente para estimação conjunta do canal e dos parâmetros do receptor são propostos com base na função custo CM.

Infelizmente, uma das técnicas desenvolvidas, de modo independente, ao longo da nossa pesquisa coincidiu com o algoritmo do tipo gradiente de

[115] impossibilitando a sua publicação naquela forma. No entanto, existem algumas diferenças nas abordagens, uma vez que neste trabalho desenvolve-se um critério de projeto com restrições lineares, que requer inversão de matrizes, e algoritmos adaptativos computacionalmente eficientes do tipo SG e RLS para sinais complexos, diferentemente de [115] que se limita ao caso real e um algoritmo SG. Além disso, o estimador de canal originalmente proposto por [115] com base na função CM não produz boas estimativas e depende da ajuda de um outro método para inicialização. Em particular, as técnicas de estimação de canal introduzidas em [85, 86], embora superiores aos métodos de subespaço [118] que requerem estimação do sub-espaço [119], não foram teoricamente fundamentadas, fato que só ocorreu posteriormente com a publicação dos trabalhos de Doukopoulos e Moustakides [116, 117]. Além de explicar matematicamente a razão do funcionamento dos algoritmos propostos por [85, 86], Doukopoulos e Moustakides [116, 117] melhoraram os estimadores de canal, elevando a matriz covariância do vetor recebido $\mathbf{r}(i)$ a uma potência finita, e desenvolveram algoritmos adaptativos SG e RLS com complexidade inferior às abordagens de [85, 86].

Na segunda parte deste capítulo, propõe-se um critério de projeto com restrições de códigos usando o critério CM para receptores lineares em canais em presenças de múltiplos percursos, que foi apresentado em [121, 122]. Com base em técnicas de otimização com restrições são desenvolvidos algoritmos do tipo SG e RLS computacionalmente eficientes para estimação conjunta dos parâmetros do canal e do receptor a fim de suprimir a interferência de múltiplo acesso (IMA) e a interferência entre símbolos (IES). Uma análise do método examina as suas propriedades de convergência, estendendo resultados anteriores para sinais em multi-percurso e complexos. Finalmente, simulações em ambientes estacionários e não estacionários mostram que os novos algoritmos superam técnicas existentes e apresentam um compromisso atraente entre complexidade e desempenho.

5.1 Receptores Lineares de Mínima Variância

O projeto do receptor linear de mínima variância, como o mostrado na Figura 5.1, é equivalente à determinação de um filtro FIR $\mathbf{w}_k(i)$ com $N + L_p - 1$ coeficientes que produzem uma estimativa do símbolo desejado:

$$\hat{b}_k(i) = \text{sgn}\left(\Re\left[\mathbf{w}_k^H(i)\mathbf{r}(i)\right]\right) \quad (5-1)$$

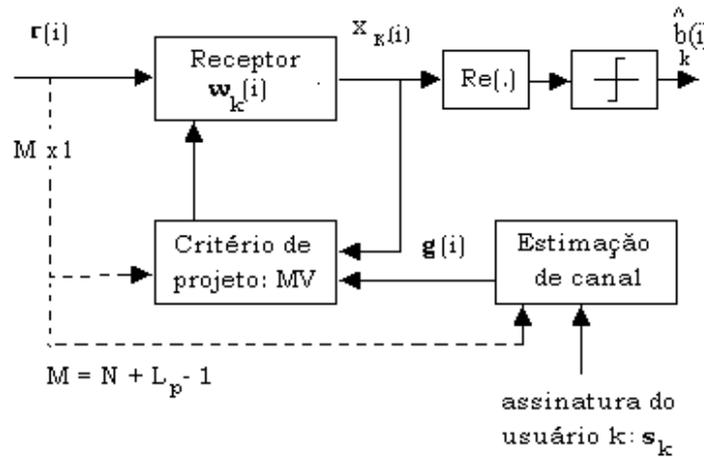


Figura 5.1: Diagrama em blocos de um receptor linear às cegas com base no critério de mínima variância e estimação de canal.

onde o operador $(.)^H$ denota transposição Hermitiana, $\Re(.)$ seleciona a parte real, $sgn(.)$ é a função sinal, $\mathbf{r}(i)$ é o vetor de sinais recebido para o enlace direto e dado por (2-11) e o vetor de parâmetros do receptor \mathbf{w}_k é otimizado de acordo com a função custo de mínima variância.

5.1.1

Receptores de Mínima Variância para Canais com Percurso Único

Considere o vetor recebido $\mathbf{r}(i)$ para um canal plano em frequência ($L_p = 1$) que contém $M = N$ amostras, o vetor de parâmetros $\mathbf{w}_k = \mathbf{s}_k + \mathbf{c}_k$, onde \mathbf{c}_k é restrito ao espaço ortogonal à assinatura \mathbf{s}_k . O projeto de um vetor de parâmetros $\mathbf{w}_k(i)$ usando o critério MV corresponde à otimização da seguinte função custo:

$$J_{MV} = E[|\mathbf{w}_k^H \mathbf{r}(i)|^2] = \mathbf{w}_k^H \mathbf{R} \mathbf{w}_k \quad (5-2)$$

sujeito a restrição dada por:

$$\mathbf{w}_k^H \mathbf{s}_k = 1 \quad (5-3)$$

onde $\mathbf{R} = E[\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)]$ e $\mathbf{s}_k^H \mathbf{s}_k = 1$. Usando o método dos multiplicadores de Lagrange, a solução pode ser obtida igualando-se o gradiente da função associada (sem restrições) com relação a \mathbf{w}_k a um vetor nulo:

$$\mathbf{w}_k = \arg \min_{\mathbf{w}_k} J_{MV} = \frac{1}{\mathbf{s}_k^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{s}_k} \mathbf{R}^{-1} \mathbf{s}_k \quad (5-4)$$

e substituindo-se (5-4) em (5-2), a MV resultante é expressa por:

$$MV = \xi_{min} = \mathbf{w}_k^H \mathbf{R} \mathbf{w}_k = \frac{1}{\mathbf{s}_k^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{s}_k} \quad (5-5)$$

5.1.2

Receptores de Mínima Variância com Restrições Lineares

Considere o vetor recebido $\mathbf{r}(i)$ que contém $M = N + L_p - 1$ amostras, a matriz de restrições de dimensão $M \times L_p$ cuja estrutura utiliza versões deslocadas de um *chip* da seqüência de assinatura do usuário k e um vetor de restrições \mathbf{g} de dimensão $L_p \times 1$ a ser determinado:

$$\mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} a_k(1) & & \mathbf{0} \\ \vdots & \ddots & a_k(1) \\ a_k(N) & & \vdots \\ \mathbf{0} & \ddots & a_k(N) \end{bmatrix}, \mathbf{g} = \begin{bmatrix} g_0 \\ \vdots \\ g_{L_p-1} \end{bmatrix} \quad (5-6)$$

O projeto do vetor de parâmetros $\mathbf{w}_k(i)$ com $M = N + L_p - 1$ elementos baseado no critério MV corresponde à otimização da função custo MV:

$$J_{MV} = \mathbf{w}_k^H \mathbf{R} \mathbf{w}_k \quad (5-7)$$

sujeito ao conjunto de restrições dado por:

$$\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k = \mathbf{g} \quad (5-8)$$

Usando o método dos multiplicadores de Lagrange, a solução para o receptor MV com restrições (*Constrained Minimum Variance* - CMV)[85, 86] é:

$$\mathbf{w}_k = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{C}_k (\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{g} \quad (5-9)$$

onde $\mathbf{R} = E[\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)]$ e a MV resultante é expressa por:

$$MV = \mathbf{w}_k^H \mathbf{R} \mathbf{w}_k = \mathbf{g}^H (\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{g} \quad (5-10)$$

De acordo com (5-10), MV depende de \mathbf{g} . A otimização do vetor de restrições \mathbf{g} proposta em [85, 86] resulta em:

$$\hat{\mathbf{g}} = \arg \max_{\|\mathbf{g}\|=1} \mathbf{g}^H (\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{g} = \arg \min_{\|\mathbf{g}\|=1} \mathbf{g}^H \mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{C}_k \mathbf{g} \quad (5-11)$$

cuja solução $\hat{\mathbf{g}}$ é o autovetor que corresponde ao menor autovalor de $\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{C}_k$ e fornece uma estimativa de canal, conforme verificado em [85, 86]. Note que melhores estimativas de canal podem ser conseguidas usando-se a matriz \mathbf{R}^{-m} no lugar de \mathbf{R}^{-1} , onde m corresponde a valores inteiros pequenos (por exemplo $m = 2, 3$) [87].

5.2

Algoritmos Adaptativos SG às Cegas baseados na Mínima Variância

Nesta seção são descritos algoritmos adaptativos baseados no gradiente estocástico (SG) às cegas utilizando o critério de mínima variância. São considerados os casos de canais com múltiplos e um único percurso.

5.2.1

Algoritmo Adaptativo do Tipo Gradiente para Canais com Percurso Único

Um algoritmos SG às cegas, similar à técnica proposta por Honig *et al.* [79], otimiza a função custo lagrangeana descrita por:

$$J_{MV} = \mathbf{w}_k^H(i) \mathbf{r}(i) \mathbf{r}^H(i) \mathbf{w}_k(i) + \lambda (\mathbf{w}_k^H \mathbf{s}_k - 1) \quad (5-12)$$

onde λ é um multiplicador de Lagrange escalar e $\mathbf{w}_k(i) = \mathbf{s}_k + \mathbf{c}_k(i)$. Calculando o termos do gradiente de (5-12) com relação a $\mathbf{c}_k(i)$ e usando uma decomposição ortogonal obtém-se:

$$\mathbf{c}_k(i+1) = \mathbf{c}_k(i) - \mu_w z_k^*(i) (\mathbf{r}(i) - z_{k,MF}(i) \mathbf{s}_k) \quad (5-13)$$

onde $z_k(i) = \mathbf{w}_k^H(i) \mathbf{r}(i)$ e $z_{k,MF}(i) = \mathbf{s}_k^H \mathbf{r}(i)$. Uma versão normalizada desta recursão pode ser usada para facilitar o ajuste do fator de convergência para diferentes cargas no sistema e ambientes. Esta versão normalizada é obtida somando-se \mathbf{s}_k em ambos os lados de (5-13), substituindo-se a equação resultante na função custo, que é diferenciada com relação a μ_w e igualada a zero, e resolvendo as equações resultantes, como mostrado no Apêndice A. Portanto, tem-se $\mu_w = \frac{\mu_0}{\mathbf{r}^H(i) (\mathbf{I} - \mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^H) \mathbf{r}(i)}$ onde μ_0 é o fator de convergência fixo escolhido. Em termos de complexidade computacional, o algoritmo SG de mínima variância de (5-13) requer $5M$ adições e $4M + 1$ multiplicações para estimação dos parâmetros do receptor.

5.2.2

Algoritmo Adaptativo do Tipo Gradiente para Canais com Multi-percurso

O algoritmo SG de Tsatsanis e Xu [86] otimiza a função custo lagrangeana descrita por:

$$J_{MV} = \mathbf{w}_k^H(i)\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)\mathbf{w}_k(i) + \boldsymbol{\lambda}^H(\mathbf{C}_k^H\mathbf{w}_k(i) - \mathbf{g}(i)) + (\mathbf{C}_k^H\mathbf{w}_k(i) - \mathbf{g}(i))^H\boldsymbol{\lambda} + \rho(\mathbf{g}^H(i)\mathbf{g}(i) - 1) \quad (5-14)$$

onde $\boldsymbol{\lambda}$ é um vetor de multiplicadores de Lagrange e ρ é um multiplicador de Lagrange escalar. Uma solução do tipo gradiente descendente para (5-14) pode ser obtida calculando-se os termos do gradiente com relação a $\mathbf{w}_k(i)$ e $\mathbf{g}(i)$, que produz recursões para estimação às cegas dos parâmetros do receptor (\mathbf{w}_k) e do canal (\mathbf{g}):

$$\mathbf{w}_k(i+1) = \boldsymbol{\Pi}_k(\mathbf{w}_k(i) - \mu_w\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)\mathbf{w}_k(i)) + \mathbf{C}_k(\mathbf{C}_k^H\mathbf{C}_k)^{-1}\mathbf{g}(i) \quad (5-15)$$

$$\mathbf{g}(i+1) = \begin{cases} \mu_g\rho(i)\mathbf{g}(i) + \mathbf{g}(i) - \frac{\mu_g}{\mu_w}(\mathbf{C}_k^H\mathbf{C}_k)^{-1} \times \\ \times (\mathbf{C}_k^H(\mathbf{w}_k(i) - \mu_w\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)\mathbf{w}_k(i)) - \mathbf{g}(i)) & \text{se } a_2^2 - 4a_1a_3 \geq 0 \\ \mathbf{g}(i) & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (5-16)$$

onde $\boldsymbol{\Pi}_k = \mathbf{I} - \mathbf{C}_k(\mathbf{C}_k^H\mathbf{C}_k)^{-1}\mathbf{C}_k^H$, $a_1 = \mu_g^2|\mathbf{g}(i)|^2$, $a_2 = \mu_g(\mathbf{g}^H(i)\mathbf{x}(i) + \mathbf{x}^H(i)\mathbf{g}(i))$, $a_3 = \mathbf{x}^H(i)\mathbf{x}(i) - 1$, $\mathbf{x}(i) = \mathbf{g}(i) - \frac{\mu_g}{\mu_w}(\mathbf{C}_k^H\mathbf{C}_k)^{-1}(\mathbf{C}_k^H(\mathbf{w}_k(i) - \mu_w\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)\mathbf{w}_k(i)) - \mathbf{g}(i))$, e $\rho(i) = \frac{1}{2a_1}(-a_2 - \sqrt{a_2^2 - 4a_1a_3})$. Note que o algoritmo de estimação de canal em (5-16) é conveniente para uma análise teórica como a apresentada mais adiante. Um estimador adaptativo alternativo, que é um pouco menos complexo, pode ser obtido abolindo-se o termo ρ em (5-14) e normalizando-se \mathbf{g} a cada iteração:

$$\mathbf{g}(i+1) = \mathbf{g}(i) - \frac{\mu_g}{\mu_w} \left(\mathbf{I} - \frac{\mathbf{g}(i)\mathbf{g}^H(i)}{\mathbf{g}^H(i)\mathbf{g}(i)} \right) (\mathbf{C}_k^H\mathbf{C}_k)^{-1} \times \times (\mathbf{C}_k^H(\mathbf{w}_k(i) - \mu_w\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)\mathbf{w}_k(i)) - \mathbf{g}(i)) \quad (5-17)$$

Note que os algoritmos em (5-15) e (5-16) são usados para análise de convergência e para experimentos analíticos. Para os demais experimentos que avaliam o desempenho de SINR e BER envolvendo diferente cargas e ambientes não estacionários, a versão do estimador de canal dada por (5-17) é preferida por sua maior simplicidade. A versão normalizada da

recursão que estima \mathbf{w}_k , semelhante ao algoritmo proposto em [92], pode ser derivada substituindo-se (5-15) na função custo, diferenciando-se a equação resultante com respeito a μ_w , igualando-se os termos a zero e resolvendo para as equações resultantes, como mostrado no Apêndice A. Desta forma, tem-se $\mu_w = \frac{\mu_0}{\mathbf{r}^H(i)\mathbf{\Pi}_k\mathbf{r}(i)}$ onde μ_0 é o fator de convergência fixo escolhido. Note que este algoritmo normalizado facilita o ajuste do fator de convergência para uma ampla gama de cenários.

Em termos de complexidade computacional, o algoritmo SG normalizado de mínima variância com restrições (NCMV) requer $2M^2 + (L_p + 4)M$ adições e $2M^2 + (L_p + 3)M + 2$ multiplicações para estimação dos parâmetros do receptor, enquanto que para estimação do canal usando (5-17) necessita-se de $L_p^3 + 3L_p^2 + (M + 3)L_p$ adições e $L_p^3 + 3L_p^2 + (M + 3)L_p + 1$ multiplicações, onde $M = N + L_p - 1$.

5.3 Mecanismos às Cegas de Passo Variável

Nesta seção são descritos os novos mecanismos às cegas e de baixa complexidade para ajuste do passo μ_w da equação de atualização dos parâmetros do receptor e do passo μ_g do algoritmo que estima o canal. Uma análise de convergência dos mecanismos é realizada e expressões aproximadas que relacionam o fator médio de convergência $E[\mu_{w|g}]$, o fator médio quadrático de convergência $E[\mu_{w|g}^2]$ e a mínima variância são obtidas. É importante ressaltar que para ambos os mecanismos, μ_w ou μ_g ($\mu_{w|g}$) é truncado entre $\{\mu_{max_{w|g}}, \mu_{min_{w|g}}\}$. Além disso, a complexidade computacional dos novos mecanismos é mostrada em termos de adições e multiplicações e comparada aos requisitos de algoritmos existentes na literatura.

5.3.1 Mecanismo às Cegas de Passo Variável (BVSS)

O primeiro mecanismo às cegas de passo variável proposto emprega a energia ou mínima variância instantânea, é chamado de passo variável às cegas (*Blind Variable Step Size- BVSS*) e usa a seguinte regra de atualização:

$$\mu_{w|g}(i + 1) = \alpha\mu_{w|g}(i) + \gamma|\mathbf{w}_k^H(i)\mathbf{r}(i)|^2 \quad (5-18)$$

onde $0 < \alpha < 1, \gamma > 0$ e \mathbf{w}_k é o vetor de parâmetros do receptor. A motivação para o BVSS é que para erros de grande magnitude o algoritmo

utilizará passos maiores, enquanto que para erros pequenos (que são também associados à supressão satisfatória da interferência) o método deverá usar valores menores de passo, resultando em pequeno desajuste. Além disso, é importante enfatizar que outras regras de atualização foram experimentadas e o BVSS é o resultado de várias tentativas de se desenvolver um mecanismo simples e efetivo. De fato, o método é simples para implementação e uma análise detalhada do algoritmo é possível sob algumas suposições comumente feitas na literatura. A complexidade computacional adicional requerida pelo BVSS é de apenas 4 operações. O mesmo princípio de atualização, ou seja, o BVSS é também aplicado ao procedimento de estimação do canal introduzido em [86] e descrito aqui na seção anterior. Por simplicidade, o índice g será desconsiderado e a análise prossegue para μ_w e os parâmetros do receptor, ainda que a análise seja válida para o estimador adaptativo de canal.

Suposição 1: Considere que para os algoritmos em (5-13) e (5-18), $E[\mu_w z_k(i)(\mathbf{r}(i) - z_{k,MF}(i)\mathbf{s}_k)] = E[\mu_w]E[z_k(i)(\mathbf{r}(i) - z_{k,MF}(i)\mathbf{s}_k)]$ e $E[\mu_w \mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)]\mathbf{w}_k = E[\mu_w]\mathbf{R}\mathbf{w}_k$, respectivamente.

Esta suposição é válida se μ_w é constante e afirma-se que é aproximadamente verdadeira caso γ seja pequeno, porque μ_w deverá variar lentamente em torno do seu valor médio. Escrevendo-se

$$\begin{aligned} E[\mu_w z_k(i)(\mathbf{r}(i) - z_{k,MF}(i)\mathbf{s}_k)] &= E[\mu_w]E[z_k(i)(\mathbf{r}(i) - z_{k,MF}(i)\mathbf{s}_k)] \\ &+ E[(\mu_w - E[\mu_w])z_k(i)(\mathbf{r}(i) - z_{k,MF}(i)\mathbf{s}_k)] \end{aligned} \quad (5-19)$$

e

$$E[\mu_w \mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)]\mathbf{w}_k = E[\mu_w]\mathbf{R}\mathbf{w}_k + E[(\mu_w - E[\mu_w])\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)]\mathbf{w}_k \quad (5-20)$$

Note que para γ suficientemente pequeno, o segundo termo do lado direito das equações (5-19) e (5-20) se tornarão pequenos quando comparados ao primeiro termo. A *Suposição 1* ajuda a prosseguir com a análise. É importante ressaltar que essa abordagem também pode ser usada para análise do estimador de canal.

Define-se as estatísticas de primeira ($E[\mu_w]$) e segunda ordem ($E[\mu_w^2]$) do mecanismo BVSS proposto:

$$E[\mu_w(i+1)] = \alpha E[\mu_w(i)] + \gamma \mathbf{w}_k^H \mathbf{R} \mathbf{w}_k \quad (5-21)$$

onde $\mathbf{R} = E[\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)]$. Calculando-se o quadrado de μ_w , obtém-se $\mu_w^2(i+1)$

1) = $\alpha^2 \mu_w^2(i) + 2\alpha\gamma \mu_w(i) \mathbf{w}_k^H(i) \mathbf{r}(i) \mathbf{r}^H(i) \mathbf{w}_k(i) + \gamma^2 |\mathbf{w}_k^H(i) \mathbf{r}(i)|^4$. Como γ^2 é suposto pequeno, o último termo da expressão anterior é desprezível quando comparado aos outros termos, então, com a ajuda da *Suposição 1*, supõe-se que o valor esperado de $E[\mu_w^2(i+1)]$ é aproximadamente:

$$E[\mu_w^2(i+1)] \approx \alpha^2 E[\mu_w^2(i)] + 2\alpha\gamma E[\mu_w(i)] \mathbf{w}_k^H \mathbf{R} \mathbf{w}_k \quad (5-22)$$

Se forem considerados os valores em estado estacionário de $E[\mu_w(i+1)]$ e $E[\mu_w^2(i+1)]$ fazendo-se $\lim_{i \rightarrow \infty} E[\mu_w(i+1)] = \lim_{i \rightarrow \infty} E[\mu_w(i)] = E[\mu_w(\infty)]$ e $\lim_{i \rightarrow \infty} E[\mu_w^2(i+1)] = \lim_{i \rightarrow \infty} E[\mu_w^2(i)] = E[\mu_w^2(\infty)]$, e usando-se $\lim_{i \rightarrow \infty} \mathbf{w}^H(i) \mathbf{R}(i) \mathbf{w}(i) = (\xi_{min} + \xi_{ex}(\infty))$ [79] obtém-se as seguintes expressões:

$$E[\mu_w(\infty)] \approx \frac{\gamma(\xi_{min} + \xi_{ex}(\infty))}{1 - \alpha} \quad (5-23)$$

$$E[\mu_w^2(\infty)] \approx \frac{2\alpha\gamma^2(\xi_{min} + \xi_{ex}(\infty))^2}{(1 - \alpha)^2(1 + \alpha)} \quad (5-24)$$

onde a mínima variância produzida pela solução ótima é dada por $\xi_{min} = \frac{1}{\mathbf{s}_k^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{s}_k}$ para o caso de um único percurso e $\xi_{min} = \mathbf{g}^H (\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{g}$ para o caso de multi-percurso, e ξ_{ex} é o erro médio quadrático (MSE) em excesso. Neste ponto, chega-se às expressões em (5-23) e (5-24) que ainda contém os termos inconvenientes ξ_{ex} à direita. Para simplificar ainda mais aquelas expressões, introduz-se uma outra suposição:

Suposição 2: Considere que para as expressões em (5-23) e (5-24), $(\xi_{min} + \xi_{ex}(\infty)) \approx \xi_{min}$ e $(\xi_{min} + \xi_{ex}(\infty))^2 \approx \xi_{min}^2$ respectivamente.

Esta suposição é válida se $\xi_{min} \gg \xi_{ex}(\infty)$ e considera-se que ela é aproximadamente verdadeira quando o algoritmo adaptativo está próximo da solução ótima já que $\xi_{ex}(\infty)$ representa uma pequena fração de ξ_{min} .

Usando-se a *Suposição 2* tem-se as seguintes expressões:

$$E[\mu_w(\infty)] \approx \frac{\gamma \xi_{min}}{1 - \alpha} \quad (5-25)$$

$$E[\mu_w^2(\infty)] \approx \frac{2\alpha\gamma^2 \xi_{min}^2}{(1 - \alpha)^2(1 + \alpha)} \quad (5-26)$$

Note que as expressões em (5.25) e (5.26) serão usadas para o cálculo do MSE em excesso dos algoritmos. É importante enfatizar que esta análise é análoga para o mecanismo BVSS μ_g quando usado para estimação de canal.

5.3.2 Mecanismo Recursivo às Cegas de Passo Variável (BRVSS)

O segundo mecanismo proposto utiliza uma média temporal da correlação entre $|\mathbf{w}_k^H(i)\mathbf{r}(i)|$ e $|\mathbf{w}_k^H(i-1)\mathbf{r}(i-1)|$. Este novo mecanismo é denotado passo variável recursivo às cegas (*Blind Recursive Variable Step Size* - RVSS) e emprega a seguinte recursão:

$$\mu_{w|g}(i+1) = \alpha\mu_{w|g}(i) + \gamma v^2(i) \quad (5-27)$$

onde $v(i) = \beta v(i-1) + (1-\beta)|\mathbf{w}_k^H(i)\mathbf{r}(i)||\mathbf{w}_k^H(i-1)\mathbf{r}(i-1)|$ e $0 < \beta < 1$. O BRVSS é um mecanismo alternativo que usa um parâmetro de ponderação exponencial que controla a qualidade de estimação da mínima variância. Note que β deve ser ligeiramente inferior a 1 de modo que o algoritmo possa se ajustar às estatísticas do ambiente. O mecanismo BRVSS é também simples para implementação e uma análise detalhada do algoritmo é possível sob algumas condições geralmente usadas na literatura. A complexidade computacional adicional requerida pelo BRVSS é de apenas 8 operações. A regra de ajuste BRVSS é também aplicada ao procedimento de estimação de canal. Em particular, a análise deste mecanismo prossegue para a estimação dos parâmetros do receptor com μ_w , embora esta análise seja também válida para o estimador de canal.

Calculando-se o termo $\mu_w^2(i+1) = \alpha^2\mu_w^2(i) + 2\alpha\gamma\mu_w(i)v^2(i) + \gamma^2v^4(i)$ e usando-se o fato de que γ^2 é pequeno, o último termo pode ser considerado desprezível quando comparado aos outros. Então, $\mu_w^2(i+1) \approx \alpha^2\mu_w^2(i) + 2\alpha\gamma\mu_w(i)v^2(i)$. A estimativa $v(i) = \beta v(i-1) + (1-\beta)|\mathbf{w}_k^H(i)\mathbf{r}(i)||\mathbf{w}_k^H(i-1)\mathbf{r}(i-1)|$ pode ser alternativamente escrita como:

$$v(i) = (1-\beta) \sum_{n=0}^{i-1} \beta^n |\mathbf{w}_k^H(i-n)\mathbf{r}(i-n)||\mathbf{w}_k^H(i-n-1)\mathbf{r}(i-n-1)| \quad (5-28)$$

e

$$\begin{aligned} v^2(i) = & (1-\beta)^2 \sum_{n=0}^{i-1} \sum_{j=0}^{i-1} \beta^n \beta^j |\mathbf{w}_k^H(i-n)\mathbf{r}(i-n)||\mathbf{w}_k^H(i-j)\mathbf{r}(i-j)| \times \\ & \times |\mathbf{w}_k^H(i-n-1)\mathbf{r}(i-n-1)||\mathbf{w}_k^H(i-j-1)\mathbf{r}(i-j-1)| \end{aligned} \quad (5-29)$$

Na análise do mecanismo BRVSS e do algoritmo adaptativo do tipo SG para estimação dos parâmetros do canal e do receptor linear, considera-se o seu desempenho em estado estacionário. Desta forma, supõe-se que o algoritmo

tenha convergido. Neste caso, as amostras de $|\mathbf{w}_k^H(i)\mathbf{r}(i)|$ podem ser supostas descorrelacionadas, isto é, $E[|\mathbf{w}_k^H(i-n)\mathbf{r}(i-n)||\mathbf{w}_k^H(i-j)\mathbf{r}(i-j)|] = 0 \forall n \neq j$. Tirando-se o valor esperado de μ_w e μ_w^2 e usando-se a *Suposição 1* e (5-27), o comportamento médio e médio quadrático do mecanismo após convergência são descritos por:

$$E[\mu_w(i+1)] = \alpha E[\mu_w(i)] + \gamma E[v^2(i)] \quad (5-30)$$

$$E[\mu_w^2(i+1)] \approx \alpha^2 E[\mu_w^2(i)] + 2\alpha\gamma E[\mu_w(i)]E[v^2(i)] \quad (5-31)$$

onde $E[v^2(i)] = (1-\beta)^2 \sum_{n=0}^{i-1} \beta^{2n} E[|\mathbf{w}_k^H(i-n)\mathbf{r}(i-n)|^2] E[|\mathbf{w}_k^H(i-n-1)\mathbf{r}(i-n-1)|^2]$. Considerando-se os valores em estado estacionário de $E[\mu_w(i+1)]$, $E[\mu_w^2(i+1)]$ e $E[v^2(i)]$, fazendo-se $\lim_{i \rightarrow \infty} E[\mu_w(i+1)] = \lim_{i \rightarrow \infty} E[\mu_w(i)] = E[\mu_w(\infty)]$, $\lim_{i \rightarrow \infty} E[\mu_w^2(i+1)] = \lim_{i \rightarrow \infty} E[\mu_w^2(i)] = E[\mu_w^2(\infty)]$ e $\lim_{i \rightarrow \infty} E[v^2(i)] = E[v^2(\infty)]$, e usando-se $\lim_{i \rightarrow \infty} E[\mathbf{w}^H(i)\mathbf{R}(i)\mathbf{w}(i)] = (\xi_{min} + \xi_{ex}(\infty))$ [79] tem-se as seguintes expressões:

$$E[v^2(\infty)] = \frac{(1-\beta)(\xi_{min} + \xi_{ex}(\infty))^2}{(1+\beta)} \quad (5-32)$$

$$E[\mu_w(\infty)] \approx \frac{\gamma(1-\beta)(\xi_{min} + \xi_{ex}(\infty))^2}{(1-\alpha)(1+\beta)} \quad (5-33)$$

$$E[\mu_w^2(\infty)] \approx \frac{2\alpha\gamma^2(1-\beta)^2(\xi_{min} + \xi_{ex}(\infty))^4}{(1-\alpha)^2(1+\alpha)(1+\beta)^2} \quad (5-34)$$

onde a mínima variância produzida pela solução ótima é dada por $\xi_{min} = \frac{1}{\mathbf{s}_k^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{s}_k}$ para o caso de um único percurso no canal e $\xi_{min} = \mathbf{g}^H (\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{g}$ para o caso de múltiplos percursos, e ξ_{ex} é o MSE em excesso. Para simplificar ainda mais as expressões em (5-32)-(5-34), emprega-se a *Suposição 2* e estende-se esta suposição usando-se a aproximação $(\xi_{min} + \xi_{ex}(\infty))^4 \approx \xi_{min}^4$, que é uma boa simplificação se $\xi_{min} \gg \xi_{ex}(\infty)$. Desta maneira, obtém-se as seguintes expressões:

$$E[\mu_w(\infty)] \approx \frac{\gamma(1-\beta)\xi_{min}^2}{(1-\alpha)(1+\beta)} \quad (5-35)$$

$$E[\mu_w^2(\infty)] \approx \frac{2\alpha\gamma^2(1-\beta)^2\xi_{min}^4}{(1-\alpha)^2(1+\alpha)(1+\beta)^2} \quad (5-36)$$

Note que (5-35) e (5-36) serão usadas no cálculo do MSE em excesso (ξ_{ex}) dos algoritmos.

5.3.3 Complexidade Computacional

Nesta seção é mostrada em detalhes a complexidade computacional dos mecanismos às cegas de passo variável propostos e dos outros métodos analisados. Na Tabela 5.1 descreve-se a complexidade computacional adicional requerida pelos mecanismos propostos, BVSS e BRVSS, e pelas técnicas recentemente propostas para canais em ambiente com percurso único: *Averaging* (AV) [93, 94] e passo adaptativo (ASS) [96], onde $M = N + L_p - 1$. A complexidade computacional adicional dos mecanismos proposto BVSS e BRVSS, e de outros métodos existentes, como o AV e o ASS [97] para cenários com canais seletivos em frequência são mostrados na Tabela 5.2.

É importante ressaltar que os algoritmos apresentados em [96, 97] são baseados no mesmo princípio de adaptação, mas que diferem no número de operações aritméticas. Especificamente, o método em [96] pode operar apenas em presença de canais planos em frequência, enquanto que a técnica proposta em [97] é capaz de trabalhar em ambientes com multi-percurso.

Uma vantagem importante das regras de adaptação propostas é que elas requerem apenas algumas poucas operações aritméticas enquanto que as outras técnicas existentes têm complexidade adicional proporcional ao ganho de processamento N e ao número de percursos de propagação L_p , como mostrado na Figura 5.2. Note também que o número de operações aritméticas foi estimado levando-se em consideração o número de adições e multiplicações complexas (ainda que algumas operações possam ser feitas com números reais) necessário para o funcionamento dos mecanismos. Uma pequena redução de complexidade pode ser conseguida usando-se adições e multiplicações reais em algumas situações onde as quantidades não são complexas e operações de deslocamento caso as quantidades α , γ e β sejam escolhidas como potências de dois.

Tabela 5.1: Complexidade computacional adicional dos mecanismos de passo variável para canais com percurso único.

Mecanismo	Número de operações por símbolo	
	Adições	Multiplicações
AV	$M + 2$	$2M$
ASS	$3M + 3$	$5M + 4$
BVSS	1	3
BRVSS	2	6

Tabela 5.2: Complexidade computacional adicional dos mecanismos de passo variável para canais com multi-percurso.

Mecanismo	Número de operações por símbolo	
	Adições	Multiplicações
AV	$M + 2$	$2M$
ASS	$M^2 + 2M + 2$	$M^2 + 2M + 3$
BVSS	1	3
BRVSS	2	6
BVSS (receptor e canal)	2	5
BRVSS (receptor e canal)	3	8

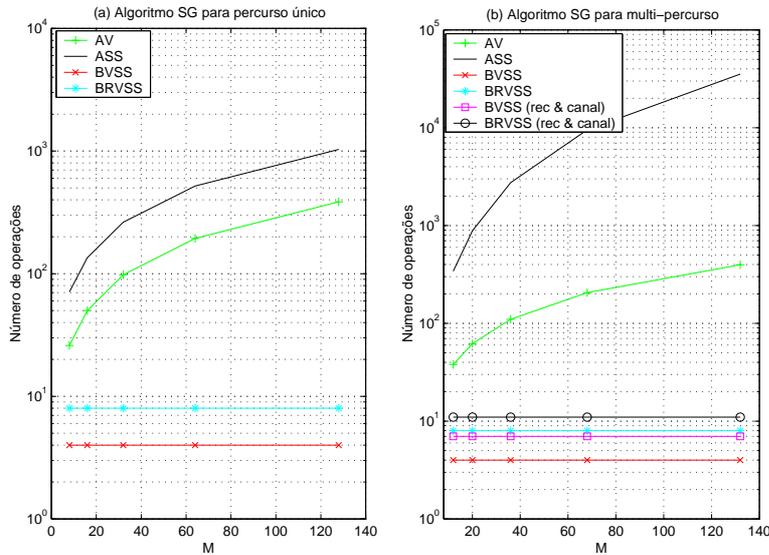


Figura 5.2: Complexidade em termos de operações aritméticas (multiplicações e adições) por símbolo para os mecanismos de passo variável em ambientes com (a) percurso único (b) multi-percurso.

5.4 Análise de Convergência

Nesta seção investiga-se o comportamento de convergência dos novos mecanismos usados em algoritmos SG baseados na mínima variância em termos da trajetória do vetor médio de parâmetros do receptor e do erro médio quadrático (MSE) em excesso. É importante lembrar que a convergência global do método foi estabelecida em [86] e este trabalho concentra-se na análise dos novos mecanismos BVSS e BRVSS.

5.4.1

Caso de Percurso Único

Nesta parte, a análise se concentra no caso do algoritmo SG para um único percurso de propagação e se baseia no estudo conduzido para algoritmos com passo fixo em [79]. A maior parte das etapas da análise em [79] é incluída para facilitar o entendimento e, em seguida, leva-se em consideração os novos mecanismos às cegas de passo variável.

Trajetória de vetor médio de parâmetros do receptor

Para estudar a trajetória do vetor médio de parâmetros e do vetor de restrições para o algoritmo SG $\mathbf{c}_k(i+1) = \mathbf{c}_k(i) - \mu_w(i) z_k^*(i) (\mathbf{r}(i) - z_{k,MF}(i) \mathbf{s}_k)$ dados por (5-13) com passo variável $\mu_w(i)$, adiciona-se \mathbf{s}_k a ambos os lados da equação e define-se o vetor de erro do receptor $\mathbf{e}_w(i)$ no instante i :

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_k(i+1) &= \mathbf{w}_k(i) - \mu_w(i) \mathbf{r}^H \mathbf{w}_k(i) (\mathbf{I} - \mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^H) \mathbf{r}(i) = \mathbf{w}_k(i) - \mu_w(i) \mathbf{r}^H \mathbf{w}_k(i) \mathbf{v}(i) \\ &= [\mathbf{I} - \mu_w(i) \mathbf{v}(i) \mathbf{r}^H] \mathbf{w}_k(i) \\ \mathbf{e}_w(i+1) &= \mathbf{w}_k(i+1) - \mathbf{w}_{opt} = (\mathbf{I} - \mu_w(i) \mathbf{v}(i) \mathbf{r}^H(i)) \mathbf{e}_w(i) - \mu_w(i) (\mathbf{I} - \mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^H) \mathbf{r}(i) \mathbf{r}^H(i) \mathbf{w}_{opt} \end{aligned} \quad (5-37)$$

onde \mathbf{w}_{opt} é dado por (5-4) e $\mathbf{v}(i) = (\mathbf{I} - \mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^H) \mathbf{r}(i)$. Aplicando-se o valor esperado em ambos os lados de (5-37) e usando-se a *Suposição 1* tem-se

$$E[\mathbf{e}_w(i)] = (\mathbf{I} - E[\mu_w(i)] \mathbf{R}_{vr}) E[\mathbf{e}_w(i-1)] \quad (5-38)$$

onde $\mathbf{R}_{vr} = E[\mathbf{v}(i) \mathbf{r}^H(i)] = (\mathbf{I} - \mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^H) \mathbf{R}(i) = \sum_{k=1}^K A_k^2 (\mathbf{s}_k - \mathbf{s}_{k \neq j} \mathbf{s}_k) \mathbf{s}_k^H + \sigma^2 (\mathbf{I} - \mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^H)$ e $\mathbf{R}_{vr} \mathbf{w}_{opt} = \mathbf{0}$. Desta forma, pode se concluir que \mathbf{w}_k converge para \mathbf{w}_{opt} e (5-38) é estável se e somente se $\prod_{i=0}^{\infty} (\mathbf{I} - E[\mu_w(i)] \mathbf{R}_{vr}) \rightarrow \mathbf{0}$, que é uma condição necessária e suficiente para $\lim_{i \rightarrow \infty} E[\mathbf{e}_w(i)] = \mathbf{0}$ e $E[\mathbf{w}_k(i)] \rightarrow \mathbf{w}_{opt}$. Para estabilidade, a condição suficiente em que (5-38) é válida implica que

$$0 \leq E[\mu_w(\infty)] < \min_k \frac{2}{|\lambda_k^{vr}|} \quad (5-39)$$

onde λ_k^{vr} é o k -ésimo autovalor de \mathbf{R}_{vr} , que não é necessariamente real porque \mathbf{R}_{vr} não é simétrica.

Trajetória do Erro Médio Quadrático em Excesso

Nesta parte é considerada uma análise do erro médio quadrático (MSE) em excesso no estado estacionário, que segue as etapas apresentadas em [79] para algoritmos com passo variável. Define-se o MSE no instante de tempo $i + 1$ usando o fato de que $\mathbf{e}_w(i + 1) = \mathbf{w}(i + 1) - \mathbf{w}_{opt}$:

$$\begin{aligned}
 \epsilon(i + 1) &= E[|b_k(i) - \mathbf{w}_k^H(i)\mathbf{r}(i)|^2] \\
 &= E[|b(i)|^2] - \mathbf{w}_k^H(i)E[b^*(i)\mathbf{r}(i)] - E[b_k(i)\mathbf{r}^H(i)]\mathbf{w}(i) + \mathbf{w}_k^H(i)\mathbf{R}(i)\mathbf{w}_k(i) \\
 &= \epsilon_{min} + \xi(i) - \xi_{min} - E[\mathbf{e}_w^H(i)\mathbf{s}_k - \mathbf{s}_k^H E[\mathbf{e}_w(i)]] \\
 &= \epsilon_{min} + \xi_{ex}(i) - E[\mathbf{e}_w^H(i)]\mathbf{s}_k - \mathbf{s}_k^H E[\mathbf{e}_w(i)]
 \end{aligned} \tag{5-40}$$

onde $\xi(i) = E[\mathbf{w}_k^H(i)\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)\mathbf{w}_k(i)]$ é a variância média, $\epsilon_{min} = E[|b(i+1) - \mathbf{w}_{opt}^H\mathbf{r}(i + 1)|^2]$ é o MSE com $\mathbf{w}_{opt} = \xi_{min}\mathbf{R}^{-1}\mathbf{s}_k$, onde $\xi_{min} = 1/(\mathbf{s}_k^H\mathbf{R}^{-1}\mathbf{s}_k)$ é a mínima variância, e $\xi_{ex}(i) = \xi(i) - \xi_{min}$ é o MSE em excesso devido ao processo de adaptação no instante de tempo i . Como $\lim_{i \rightarrow \infty} E[\mathbf{e}_w(i)] = 0$ tem-se:

$$\lim_{i \rightarrow \infty} \epsilon(i + 1) = \epsilon_{min} + \lim_{i \rightarrow \infty} \xi(i) \equiv \epsilon_{min} + \xi_{ex}(\infty) \tag{5-41}$$

onde o MSE em excesso assintótico é igual à mínima variância em excesso assintótica, como verificado em [79], e o terceiro termo de (5-41) é o MSE em excesso no estado estacionário resultante do processo de adaptação. Para analisar a trajetória da mínima variância, escreve-se $\xi(i)$ da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
 \xi(i) &= E[\mathbf{w}^H(i)\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)\mathbf{w}(i)] = E[\mathbf{r}^H(i)\mathbf{w}(i)\mathbf{w}^H(i)\mathbf{r}(i)] \\
 &= tr E[\mathbf{w}(i)\mathbf{w}^H(i)\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)] = tr E[\mathbf{R}_w(i)\mathbf{R}]
 \end{aligned} \tag{5-42}$$

onde $\mathbf{R}_w(i) = \mathbf{w}_{opt}\mathbf{w}_{opt}^H + E[\mathbf{e}_w(i)]\mathbf{w}_{opt}^H + \mathbf{w}_{opt}E[\mathbf{e}_w^H(i)] + \mathbf{R}_{e_w}(i)$, $\mathbf{R}_{e_w}(i) = E[\mathbf{e}_w(i)\mathbf{e}_w^H(i)]$ [79]. Para prosseguir com a análise, define-se as quantidades $\mathbf{R} = \mathbf{\Phi}\mathbf{\Lambda}\mathbf{\Phi}^H$, onde as colunas de $\mathbf{\Phi}$ são autovetores da matriz simétrica e positiva definida \mathbf{R} e $\mathbf{\Lambda}$ é a matriz diagonal com os autovalores correspondentes, o vetor de erros do receptor rotacionado $\tilde{\mathbf{e}}_w(i) = \mathbf{\Phi}^H\mathbf{e}_w(i)$, os vetores do sinal rotacionados $\tilde{\mathbf{r}}(i) = \mathbf{\Phi}^H\mathbf{r}(i)$, $\tilde{\mathbf{s}}_k = \mathbf{\Phi}^H\mathbf{s}_k$ e $\mathbf{R}_{\tilde{e}_w} = E[\tilde{\mathbf{e}}_w\tilde{\mathbf{e}}_w^H] = \mathbf{\Phi}^H\mathbf{R}_{e_w}\mathbf{\Phi}$. Reescrevendo-se (5-42) em termos das quantidades transformadas acima tem-se:

$$\xi(i) = tr E[\mathbf{\Lambda}\mathbf{\Phi}^H\mathbf{R}_w\mathbf{\Phi}] = \xi_{min} + tr \left[E[\tilde{\mathbf{e}}_w(i)]\tilde{\mathbf{s}}_k^H + \tilde{\mathbf{s}}_k E[\tilde{\mathbf{e}}_w^H(i)] + \mathbf{\Lambda}\mathbf{R}_{\tilde{e}_w}(i) \right] \tag{5-43}$$

Como $\lim_{i \rightarrow \infty} E[\tilde{\mathbf{e}}(i)] = 0$, então $\xi_{ex}(\infty) = \lim_{i \rightarrow \infty} \xi(i) = \text{tr}[\Lambda \mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}]$. Desta maneira, torna-se claro que para avaliar a evolução de ξ_{ex} é suficiente estudar $\mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}$. Usando-se os resultados de [79], (5-38), da *Suposição 1* e incorporando um mecanismo de passo variável (BVSS ou BRVSS) tem-se:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}(i) &\approx \mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}(i-1) - E[\mu_w(i-1)](\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{s}}_k \tilde{\mathbf{s}}_k^H) \Lambda \mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}(i-1) \\ &\quad - E[\mu_w(i-1)] \mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}(i-1) \Lambda (\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{s}}_k \tilde{\mathbf{s}}_k^H) \\ &\quad + E[\mu_w^2(i-1)](\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{s}}_k \tilde{\mathbf{s}}_k^H) \Lambda (\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{s}}_k \tilde{\mathbf{s}}_k^H) \\ &\quad - E[\mu_w^2(i-1)](\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{s}}_k \tilde{\mathbf{s}}_k^H) \Lambda (\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{s}}_k \tilde{\mathbf{s}}_k^H) (\text{tr} [\mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}(i-1) \Lambda]) \\ &\quad + 2\xi_{min} E[\tilde{\mathbf{e}}(i-1)] \tilde{\mathbf{s}}_k \end{aligned} \quad (5-44)$$

Note que se os vetores de sinal forem aproximadamente ortogonais, então os primeiros K autovetores de \mathbf{R} podem ser aproximados por $\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_K$. De forma similar a [79], utiliza-se uma aproximação que supõe que a matriz $\mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^H$ é diagonal, tal que $\mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}$ seja aproximadamente diagonal. Define-se o vetor $\mathbf{r}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}$ de dimensão $M \times 1$ com elementos iguais aos da diagonal principal de $\mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}$ e com algumas manipulações a expressão em (5-44) pode ser reescrita como:

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}(i) &\approx \mathbf{r}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}(i-1) - 2E[\mu_w(i-1)](\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{s}}_k \tilde{\mathbf{s}}_k^H) \Lambda \mathbf{r}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}(i-1) \\ &\quad + E[\mu_w^2(i-1)](\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{s}}_k \tilde{\mathbf{s}}_k^H)^2 \boldsymbol{\lambda} \boldsymbol{\lambda}^H \mathbf{r}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}(i-1) \\ &\quad + E[\mu_w^2(i-1)] \xi_{min} (2E[\tilde{\mathbf{e}}(i-1)] \tilde{\mathbf{s}}_k + 1) (\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{s}}_k \tilde{\mathbf{s}}_k^H)^2 \boldsymbol{\lambda} \end{aligned} \quad (5-45)$$

onde $\boldsymbol{\lambda}$ é o vetor de dimensão $M \times 1$ que contém os autovalores de \mathbf{R} . Como $E[\tilde{\mathbf{e}}_w(i)] = 0$ converge para zero na medida que $i \rightarrow \infty$, para garantir a estabilidade é suficiente que todos os autovalores de $\mathbf{B} = \left(\mathbf{I} - 2E[\mu_w(\infty)](\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{s}}_k \tilde{\mathbf{s}}_k^H) \Lambda + E[\mu_w^2(\infty)](\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{s}}_k \tilde{\mathbf{s}}_k^H)^2 \boldsymbol{\lambda} \boldsymbol{\lambda}^H \right)$ tenham magnitude menor do que um. Isto é verdadeiro caso as somas das linhas de \mathbf{B} sejam menores do que um, o que implica que para estabilidade:

$$\frac{E[\mu_w^2(\infty)]}{E[\mu_w(\infty)]} < \frac{2}{\sum_{k=1}^M \lambda_k} = \frac{2}{\sum_{k=1}^K A_k^2 + M\sigma^2} \quad (5-46)$$

onde λ_k é o k -ésimo autovalor da matriz \mathbf{R} , A_k é a amplitude do usuário k e σ^2 é a variância do ruído no receptor.

Aplicando-se limites em ambos os lados de (5-45) e fazendo-se $i \rightarrow \infty$, obtém-se $\lim_{i \rightarrow \infty} \mathbf{r}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}(i) = \lim_{i \rightarrow \infty} \mathbf{r}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}(i-1) = \mathbf{r}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}(\infty)$, $\lim_{i \rightarrow \infty} E[\mu_w(i)] = \lim_{i \rightarrow \infty} E[\mu_w(i-1)] = E[\mu_w(\infty)]$, $\lim_{i \rightarrow \infty} E[\mu_w^2(i)] = \lim_{i \rightarrow \infty} E[\mu_w^2(i-1)] = E[\mu_w^2(\infty)]$ e porque $\lim_{i \rightarrow \infty} E[\tilde{\mathbf{e}}(i-1)] = 0$ o último termo de (5-45)

associado com $E[\tilde{\mathbf{e}}(i-1)]$ é eliminado, produzindo:

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}(\infty) &\approx \mathbf{r}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}(\infty) - 2E[\mu_w(\infty)](\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{s}}_k \tilde{\mathbf{s}}_k^H) \mathbf{\Lambda} \mathbf{r}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}(\infty) \\ &+ E[\mu_w^2(\infty)](\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{s}}_k \tilde{\mathbf{s}}_k^H)^2 \boldsymbol{\lambda} (\boldsymbol{\lambda}^H \mathbf{r}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}(\infty) + \xi_{min}) \end{aligned} \quad (5-47)$$

Usando-se o fato de que $\lim_{i \rightarrow \infty} \boldsymbol{\lambda}^H \mathbf{r}_{\tilde{\mathbf{e}}_w}(i) = \xi_{ex}(\infty)$, $\mathbf{1}^H (\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{s}}_k \tilde{\mathbf{s}}_k^H)^2 \boldsymbol{\lambda} \approx tr \mathbf{R}_{vr}$ [79] e reorganizando-se os termos obtém-se:

$$\xi_{ex}(\infty) \approx \frac{E[\mu_w^2(\infty)]}{E[\mu_w(\infty)]} (\xi_{min} + \xi_{ex}(\infty)) tr \mathbf{R}_{vr} \quad (5-48)$$

Empregando-se a *Suposição 2*, substituindo-se (5-25) e (5-26), obtém-se para o mecanismo BVSS:

$$\xi_{ex}(\infty) \approx \xi_{min}^2 \frac{2\alpha\gamma tr \mathbf{R}_{vr}}{(1 - \alpha^2)} \quad (5-49)$$

enquanto que substituindo-se (5-35) e (5-36), para o mecanismo BRVSS tem-se:

$$\xi_{ex}(\infty) \approx \xi_{min}^3 \frac{2\alpha\gamma(1 - \beta) tr \mathbf{R}_{vr}}{(1 - \alpha^2)(1 + \beta)} \quad (5-50)$$

Os parâmetros α , γ e β são selecionados de modo a alcançar um MSE em excesso pequeno, acelerar a convergência do algoritmo e garantir a sua estabilidade. A constante α produz um esquecimento exponencial similar ao algoritmo *leaky LMS* [45, 46], reduzindo o MSE em excesso. Um γ maior resulta em um passo maior nos estágios iniciais de adaptação, assegurando uma convergência rápida. Um γ menor fornece um nível menor de desajuste ao custo de uma taxa de convergência mais lenta. A escolha de β é muito importante para conseguir bom desempenho e rastreamento em ambientes não estacionários porque permite ao algoritmo lidar com estatísticas variantes no tempo da interferência e do canal. Em particular, o valor de β deve ser ligeiramente inferior a um em ambientes não estacionários.

5.4.2 Caso Multi-Percurso

Esta seção é dedicada ao algoritmo SG de mínima variância para o caso de multi-percurso e se baseia na análise realizada para passo fixo em [86]. É importante enfatizar que grande parte da análise em [86] será reproduzida para facilitar o entendimento do material, e em seguida, serão considerados os mecanismos de passo variável.

Trajatória do Vetor Médio do Receptor

Para estudar a trajetória do vetor médio de parâmetros e do vetor de restrições com o algoritmo SG em multi-percurso, é desconsiderado o índice do usuário k para facilitar a apresentação, e define-se o vetor de erros do receptor $\mathbf{e}_w(i)$ e o vetor erro de restrições $\mathbf{e}_g(i)$ no instante de tempo i :

$$\mathbf{e}_w(i) = \mathbf{w}(i) - \mathbf{w}_{opt}, \quad \mathbf{e}_g(i) = \mathbf{g}(i) - \mathbf{g}_{opt} \quad (5-51)$$

onde \mathbf{g}_{opt} é o vetor de restrições ótimo que equivale ao autovetor da matriz $(\mathbf{C}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{C})^{-1}$ que corresponde ao maior autovalor de $(\mathbf{C}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{C})^{-1}$ e $\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{C} (\mathbf{C}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{C})^{-1} \mathbf{g}_{opt} = \xi_{max} \mathbf{R}^{-1} \mathbf{C} \mathbf{g}_{opt}$.

Os vetores de erro $\mathbf{e}_w(i)$ e $\mathbf{e}_g(i)$ devem ser considerados conjuntamente, devido ao procedimento de otimização conjunta. Usando-se o fato de que $\mathbf{C}^H \mathbf{w}_{opt} = \mathbf{g}_{opt}$ e substituindo-se \mathbf{R} por $\mathbf{r} \mathbf{r}^H$, de forma similar a [86] pode-se escrever $\mathbf{e}_w(i+1) = \mathbf{\Pi}_k (\mathbf{I} - \mu_w(i) \mathbf{r}(i) \mathbf{r}^H(i)) \mathbf{e}_w(i) + \mathbf{C} (\mathbf{C}^H \mathbf{C})^{-1} \mathbf{e}_g(i) - \mu_w(i) \mathbf{\Pi}_k \mathbf{r}(i) \mathbf{r}^H(i) \mathbf{w}_{opt}$. Aplicando-se o valor esperado a ambos os lados, usando-se a *Suposição 1* e a teoria da independência [45], obtém-se

$$E[\mathbf{e}_w(i+1)] = \mathbf{\Pi}_k (\mathbf{I} - E[\mu_w(i)] \mathbf{R}) E[\mathbf{e}_w(i)] + \mathbf{C} (\mathbf{C}^H \mathbf{C})^{-1} \mathbf{e}_g(i) \quad (5-52)$$

onde o termo $\mu_w(i) \mathbf{\Pi}_k \mathbf{r}(i) \mathbf{r}^H(i) \mathbf{w}_{opt}$ foi eliminado, de acordo com [86]. Agora, considere-se o vetor de erro de restrições $\mathbf{e}_g(i+1) = [(1 + \mu_g(i) \rho(i)) \mathbf{I} + \frac{\mu_g(i)}{\mu_w(i)} (\mathbf{C}^H \mathbf{C})^{-1}] \mathbf{e}_g(i) + [\mu_g(i) \rho(i) \mathbf{I} + \frac{\mu_g(i)}{\mu_w(i)} (\mathbf{C}^H \mathbf{C})^{-1}] \mathbf{g}_{opt} + \frac{\mu_g(i)}{\mu_w(i)} (\mathbf{C}^H \mathbf{C})^{-1} \mathbf{C}^H (\mu_w(i) \mathbf{r}(i) \mathbf{r}^H(i) - \mathbf{I}) \mathbf{w}(i)$. Após a aplicação do valor esperado em ambos os lados tem-se:

$$E[\mathbf{e}_g(i+1)] = [(1 + E[\mu_g(i)] \bar{\rho}) \mathbf{I} + E[\frac{\mu_g(i)}{\mu_w(i)}] (\mathbf{C}^H \mathbf{C})^{-1}] E[\mathbf{e}_g(i)] + E[\mu_g(i)] (\xi_{max} + \bar{\rho}) \mathbf{g}_{opt} \\ + (\mathbf{C}^H \mathbf{C})^{-1} \mathbf{C}^H (E[\mu_g(i)] \mathbf{R} - E[\frac{\mu_g(i)}{\mu_w(i)}] \mathbf{I}) \mathbf{e}_w(i) \quad (5-53)$$

onde $\bar{\rho}(i) = E[\rho(i)]$. Combinando-se (5-52) e (5-53), a trajetória dos vetores erro é dada pelas seguintes equações:

$$\begin{bmatrix} E[\mathbf{e}_w(i+1)] \\ E[\mathbf{e}_g(i+1)] \end{bmatrix} = \mathbf{\Gamma} \begin{bmatrix} E[\mathbf{e}_w(i)] \\ E[\mathbf{e}_g(i)] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ E[\mu_g(i)] (\xi_{max} + \bar{\rho}) \mathbf{g}_{opt} \end{bmatrix} \quad (5-54)$$

onde

$$\mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} \mathbf{\Pi}_k (\mathbf{I} - E[\mu_w(i)] \mathbf{R}) & \mathbf{C} (\mathbf{C}^H \mathbf{C})^{-1} \\ (\mathbf{C}^H \mathbf{C})^{-1} \mathbf{C}^H (E[\mu_g(i)] \mathbf{R} - E[\frac{\mu_g(i)}{\mu_w(i)}] \mathbf{I}) & [(1 + E[\mu_g(i)] \bar{\rho}) \mathbf{I} + E[\frac{\mu_g(i)}{\mu_w(i)}] (\mathbf{C}^H \mathbf{C})^{-1}] \end{bmatrix}.$$

Examinando-se a expressão anterior, nota-se que a estabilidade do algo-

ritmo depende da matriz $\mathbf{\Gamma}$ e o estudo da sua trajetória é extremamente difícil, como relatado em [86]. Especificamente, o foco é dado aos mecanismos de passo variável, cujos valores máximos permitidos para adaptação devem ser escolhidos de forma a garantir que os autovalores de $\mathbf{\Gamma}\mathbf{\Gamma}^H$ tenham magnitude inferior a um.

Trajetória do Erro Médio Quadrático em Excesso

Esta parte se concentra na análise e cálculo do MSE em excesso em estado estacionário levando-se em consideração os novos mecanismos de passo variável. Novamente, a análise segue os princípios daquela apresentada para o caso de percurso único e do trabalho em [86] para algoritmos com passo fixo. Define-se o MSE no instante de tempo $i + 1$:

$$\epsilon(i + 1) = E[|b(i + 1) - \mathbf{w}^H(i + 1)\mathbf{r}(i + 1)|^2] \quad (5-55)$$

Usando-se o fato de que $\mathbf{e}_w(i + 1) = \mathbf{w}(i + 1) - \mathbf{w}_{opt}$ e empregando-se a teoria da independência [45] o MSE pode ser escrito como:

$$\begin{aligned} \epsilon(i + 1) = \epsilon_{min} + E[\mathbf{g}\mathbf{C}^H\mathbf{e}_w(i + 1) + \mathbf{e}_w^H(i + 1)\mathbf{C}\mathbf{g}] + tr \left[E[\mathbf{R}\mathbf{w}_{opt}\mathbf{e}_w^H(i + 1)] \right] + \\ tr \left[E[\mathbf{R}\mathbf{e}_w(i + 1)\mathbf{w}_{opt}^H] \right] + tr \left[E[\mathbf{R}\mathbf{e}_w(i + 1)\mathbf{e}_w^H(i + 1)] \right] \end{aligned} \quad (5-56)$$

onde $\epsilon_{min} = E[|b(i + 1) - \mathbf{w}_{opt}^H\mathbf{r}(i + 1)|^2]$. Como $\lim_{i \rightarrow \infty} E[\mathbf{e}_w(i)] = 0$ tem-se:

$$\lim_{i \rightarrow \infty} \epsilon(i + 1) = \epsilon_{min} + \lim_{i \rightarrow \infty} tr \left[E[\mathbf{R}\mathbf{e}_w(i + 1)\mathbf{e}_w^H(i + 1)] \right] = \epsilon_{min} + \xi_{ex}(\infty) \quad (5-57)$$

onde o segundo termo em (5-57) é o MSE em excesso no estado estacionário resultante do processo de adaptação. Define-se $\mathbf{R}_e(i) = E[\mathbf{e}_w(i)\mathbf{e}_w^H(i)]$, $\mathbf{R}_e = \lim_{i \rightarrow \infty} \mathbf{R}_e(i)$ e utiliza-se a propriedade do traço $tr(\mathbf{R}\mathbf{R}_e) = vec^H(\mathbf{R})vec(\mathbf{R}_e)$ para expressar o MSE em excesso no estado estacionário:

$$\xi_{ex} = tr(\mathbf{R}\mathbf{R}_e) = vec^H(\mathbf{R})vec(\mathbf{R}_e) \quad (5-58)$$

Desta forma, torna-se evidente que para avaliar o ξ_{ex} é suficiente estudar \mathbf{R}_e , que depende do vetor erro dos parâmetros do receptor \mathbf{e}_w . Para simplificar a análise supõe-se que $\mathbf{C}^H\mathbf{e}_w \approx \mathbf{e}_g$, o que é verdadeiro quando a adaptação está próxima do estado estacionário, como explicado em [86]. Neste ponto,

pode-se reescrever \mathbf{e}_w como:

$$\mathbf{e}_w(i+1) \approx \mathbf{P}\mathbf{e}_w(i) - \mu_w(i)\mathbf{\Pi}\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)\mathbf{w}_{opt}(i) \quad (5-59)$$

onde $\mathbf{P}(i) = \mathbf{I} - \mu_w(i)\mathbf{\Pi}\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)$. Substituindo-se $\mathbf{P}(i)$ em (5-59), aplicando-se o valor esperado em ambos os lados e usando-se a *Suposição 1* obtém-se:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_e(i+1) &\approx \mathbf{R}_e(i) - E[\mu_w(i)]\mathbf{\Pi}\mathbf{R}(i)\mathbf{R}_e(i) - E[\mu_w(i)]\mathbf{R}_e(i)\mathbf{R}(i)\mathbf{\Pi} \\ &\quad - E[\mu_w(i)]E[(\mathbf{I} - \mu_w(i)\mathbf{\Pi}\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i))\mathbf{e}_w(i)\mathbf{w}_{opt}^H(i)\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)\mathbf{\Pi}] \\ &\quad - E[\mu_w(i)]E[\mathbf{\Pi}(i)\mathbf{r}\mathbf{r}^H(i)\mathbf{w}_{opt}\mathbf{e}_w^H(i)(\mathbf{I} - E[\mu_w(i)]\mathbf{\Pi}(i)\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i))^H] \\ &\quad + E[\mu_w^2(i)]E[\mathbf{\Pi}\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)(\mathbf{w}_{opt}\mathbf{w}_{opt}^H + \mathbf{e}_w(i)\mathbf{e}_w^H(i))\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)\mathbf{\Pi}] \end{aligned} \quad (5-60)$$

onde $\mathbf{R}_e(i+1) = E[\mathbf{e}_w(i+1)\mathbf{e}_w^H(i+1)]$. Fazendo-se $i \rightarrow \infty$, tem-se $\lim_{i \rightarrow \infty} \mathbf{R}_e(i+1) = \lim_{i \rightarrow \infty} \mathbf{R}_e(i) = \mathbf{R}_e$ e $\lim_{i \rightarrow \infty} E[\mathbf{e}_w(i)] = 0$, e em seguida, usando-se estes limites em ambos os lados de (5-60), chega-se a:

$$\mathbf{\Pi}\mathbf{R}\mathbf{R}_e + \mathbf{R}_e\mathbf{R}\mathbf{\Pi} \approx \frac{E[\mu_w^2(\infty)]}{E[\mu_w(\infty)]}E[\mathbf{\Pi}\mathbf{r}\mathbf{r}^H(\mathbf{w}_{opt}\mathbf{w}_{opt}^H + \mathbf{R}_e)\mathbf{r}\mathbf{r}^H\mathbf{\Pi}] \quad (5-61)$$

Nesta etapa do desenvolvimento pode-se utilizar a operação "vec", isto é, arranja-se todos os elementos de uma matriz em um vetor-coluna, e a propriedade do traço $tr(\mathbf{R}\mathbf{R}_e) = vec^H(\mathbf{R})vec(\mathbf{R}_e)$ para expressar o MSE em excesso no estado estacionário como:

$$\xi_{ex} = \frac{E[\mu_w^2(\infty)]}{E[\mu_w(\infty)]}vec^H(\mathbf{R})\mathbf{\Theta}^{-1}\mathbf{a} \quad (5-62)$$

onde $\mathbf{\Theta} = \mathbf{A} - \frac{E[\mu_w^2(\infty)]}{E[\mu_w(\infty)]}\mathbf{B}$, $\mathbf{a} = \mathbf{B}vec(\mathbf{w}_{opt}\mathbf{w}_{opt}^H)$, $\mathbf{A} = (\mathbf{R}\mathbf{\Pi})^T \otimes \mathbf{I} + \mathbf{I} \otimes (\mathbf{\Pi}\mathbf{R})$, $\mathbf{B} = \left[(\mathbf{\Pi})^T \otimes \mathbf{\Pi} \right] E \left[(\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i))^T \otimes (\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)) \right]$ e \otimes denota o produto de Kronecker.

Usando-se a *Suposição 2* para o mecanismo BVSS, a substituição de (5-25) e (5-26) em (5-62) produz:

$$\xi_{ex} = vec^H(\mathbf{R}) \left(\mathbf{A} - \frac{2\alpha\gamma\xi_{min}}{(1-\alpha^2)}\mathbf{B} \right)^{-1} \frac{2\alpha\gamma\xi_{min}}{(1-\alpha^2)}\mathbf{B}vec(\mathbf{w}_{opt}\mathbf{w}_{opt}^H) \quad (5-63)$$

onde $\xi_{min} = \mathbf{w}_{opt}^H\mathbf{R}\mathbf{w}_{opt}$. Prosseguindo-se de forma similar para o método BRVSS, usando-se a *Suposição 2* (isto é $\xi_{min} \gg \xi_{ex}(\infty)$) e substituindo-se

(5-35) e (5-36) em (5-62) obtém-se:

$$\xi_{ex} = \text{vec}^H(\mathbf{R}) \left(\mathbf{A} - \frac{2\alpha\gamma(1-\beta)\xi_{min}^2}{(1-\alpha^2)(1+\beta)} \mathbf{B} \right)^{-1} \frac{2\alpha\gamma(1-\beta)\xi_{min}^2}{(1-\alpha^2)(1+\beta)} \mathbf{B} \text{vec}(\mathbf{w}_{opt}\mathbf{w}_{opt}^H) \quad (5-64)$$

É importante ressaltar que as expressões obtidas em (5-63) e (5-64) se reduzem àquela obtida em [86] se for utilizado um passo fixo ao invés de uma abordagem com passo variável. Apesar das expressões envolverem estatísticas de quarta ordem, pode-se notar que ξ_{ex} aumenta quase linearmente com $E[\mu_w]$, de forma parecida com o caso de percurso único. Um outro aspecto que deve ser mencionado é que o emprego de passos variáveis é capaz de lidar de modo eficaz com o compromisso entre MSE em excesso (ξ_{ex}) e taxa de convergência. Através de um ajuste automático do fator de convergência passos maiores podem ser usados para acelerar a convergência, enquanto passos menores são ajustados para assegurar um valor pequeno de ξ_{ex} . No que diz respeito à estabilidade, pode-se garantir o bom funcionamento do algoritmo desde que o projetista escolha de modo adequado os valores máximo e mínimo de passo permitidos por truncamento, conforme descrito na Seção 5.3.

5.5

Receptores Lineares Baseados na Função Custo CM com Restrições

Nessa seção é introduzido um critério de projeto para receptores lineares baseado na função custo CM [104], que combina os sinais de diferentes percursos usando múltiplas restrições que são tratadas como variáveis e otimizadas conjuntamente a fim de estimar os parâmetros do receptor e do canal.

Considere o vetor recebido $\mathbf{r}(i)$, a matriz de restrições de dimensão $M \times L_p$ que contém versões deslocadas de um *chip* da seqüência de assinatura do usuário k e o vetor de componentes do multi-percurso \mathbf{g} de dimensão $L_p \times 1$ a ser estimado:

$$\mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} a_k(1) & & \mathbf{0} \\ \vdots & \ddots & a_k(1) \\ a_k(N) & & \vdots \\ \mathbf{0} & \ddots & a_k(N) \end{bmatrix}, \mathbf{g}(i) = \begin{bmatrix} g_0(i) \\ \vdots \\ g_{L_p-1}(i) \end{bmatrix} \quad (5-65)$$

O projeto do receptor linear baseado na função custo módulo constante com

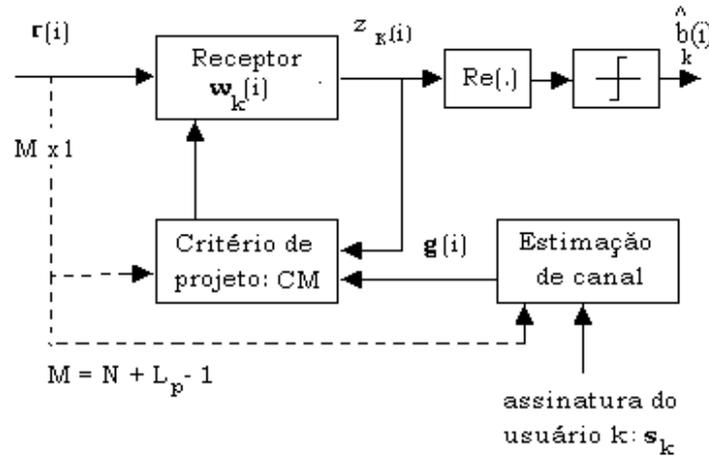


Figura 5.3: Diagrama em blocos de um receptor linear às cegas com base no critério de módulo constante (CM) e estimação de canal.

restrições (*Constrained Constant Modulus - CCM*), como ilustrado na Figura 5.2, equivale à determinação de um filtro FIR cujo vetor de coeficientes \mathbf{w}_k com $M = N + L_p - 1$ elementos produz uma estimativa do símbolo desejado:

$$\hat{b}_k(i) = \text{sgn}(\Re(\mathbf{w}_k^H(i)\mathbf{r}(i))) \quad (5-66)$$

onde $\text{sgn}(\cdot)$ é a função sinal, o operador $\Re(\cdot)$ seleciona a componente real do argumento e \mathbf{w}_k é otimizado de acordo com a função custo CM (o índice (i) será desconsiderado por conveniência na apresentação):

$$J_{CM}(\mathbf{w}_k) = E\left[(|\mathbf{w}_k^H \mathbf{r}|^2 - 1)^2 \right] \quad (5-67)$$

sujeito às restrições dadas por $\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k = \nu \mathbf{g}$, onde $\mathbf{C}_k \mathbf{g} = \mathbf{g} \star \mathbf{s}_k$, o símbolo \star representa convolução, e \mathbf{g} é o vetor que contém os ganhos do multi-percurso que devem ser determinados e ν é uma constante que garante a convexidade de (5-67), como será mostrado mais adiante. Dado \mathbf{g} considere o problema através de uma função custo sem restrições dada pelo método dos multiplicadores de Lagrange [45] e expressa por $J'_{CM}(\mathbf{w}_k) = E[(|\mathbf{w}_k^H \mathbf{r}|^2 - 1)^2] + \Re[(\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k - \nu \mathbf{g})^H \boldsymbol{\lambda}]$, onde $\boldsymbol{\lambda}$ é um vetor complexo de multiplicadores de Lagrange. Calculando-se os termos do gradiente de J'_{CM} com respeito a \mathbf{w}_k e igualando-se estes termos a um vetor com zeros, tem-se $\nabla J'_{CM} = 2E[(|\mathbf{w}_k^H \mathbf{r}|^2 - 1)\mathbf{r}\mathbf{r}^H \mathbf{w}_k] + \mathbf{C}_k \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{0}$. Então, reescrevendo-se os termos, obtém-se $E[|z_k|^2 \mathbf{r}\mathbf{r}^H] \mathbf{w}_k = E[z_k^* \mathbf{r}] - \mathbf{C}_k \boldsymbol{\lambda}/2$ e em seguida $\mathbf{w}_k = \mathbf{R}_k^{-1}[\mathbf{d}_k - \mathbf{C}_k \boldsymbol{\lambda}/2]$, onde $z_k = \mathbf{w}_k^H \mathbf{r}$, $\mathbf{R}_k = E[|z_k|^2 \mathbf{r}\mathbf{r}^H]$, $\mathbf{d}_k = E[z_k^* \mathbf{r}]$ e o asterisco denota conjugação complexa. Usando-se o conjunto de restrições

dado por $\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k = \nu \mathbf{g}$, chega-se à expressão para o multiplicador de Lagrange $\boldsymbol{\lambda} = 2(\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{C}_k)^{-1}(\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{d}_k - \nu \mathbf{g})$. Substituindo-se $\boldsymbol{\lambda}$ em $\mathbf{w}_k = \mathbf{R}_k^{-1}[\mathbf{d}_k - \mathbf{C}_k \boldsymbol{\lambda}]$ obtém-se a expressão para o receptor CCM linear:

$$\mathbf{w}_k = \mathbf{R}_k^{-1} \left[\mathbf{d}_k - \mathbf{C}_k (\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{C}_k)^{-1} (\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{d}_k - \nu \mathbf{g}) \right] \quad (5-68)$$

Diferentemente de (5-9), a solução CCM para o receptor linear em (5-68) é uma equação transcendental, ou seja, é função de valores anteriores de \mathbf{w}_k e supõe o conhecimento dos parâmetros do canal. Entretanto, em um grande número de aplicações em presença de multi-percurso estes parâmetros não são conhecidos e, portanto, um procedimento de estimação de canal é necessário. No presente caso, adota-se a técnica de estimação de canais às cegas baseada no método das potências inicialmente proposto por Tsatsanis e Xu em [85, 86] e posteriormente fundamentado por Doukopoulos e Moustakides em [116, 117]:

$$\hat{\mathbf{g}} = \arg \min_{\mathbf{g}} \mathbf{g}^H \mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-m} \mathbf{C}_k \mathbf{g} \quad (5-69)$$

sujeito a $\|\hat{\mathbf{g}}\| = 1$, onde $\mathbf{R} = E[\mathbf{r}\mathbf{r}^H]$ e m é uma potência finita. A solução é o autovetor correspondente ao menor autovalor da matriz $\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-m} \mathbf{C}_k$ de dimensão $L_p \times L_p$, que pode ser obtido através do SVD. Em particular, pode-se usar \mathbf{R}_k no lugar de \mathbf{R} para evitar a estimação de ambas as matrizes \mathbf{R} e \mathbf{R}_k , o que não acarreta perdas de desempenho, de acordo com nossos estudos. Os valores de m serão restritos a 1 para facilitar a análise, ainda que o desempenho do estimador de canal e conseqüentemente do receptor possam ser incrementados aumentando-se o valor deste parâmetro.

5.6 Algoritmos Adaptativos Baseados no Critério CCM

Nesta seção são descritos algoritmos adaptativos do tipo SG e RLS para estimação dos parâmetros do canal e do receptor usando o critério módulo constante com restrições (CCM).

O algoritmo CCM-SG introduzido nesta seção difere da técnica proposta por Xu e Liu [115] no se refere à estimação de canal e no uso de sinais complexos. Especificamente, a técnica de Xu e Liu [115] apresenta um problema na estimação de canal e freqüentemente necessita da ajuda de um outro algoritmo para conseguir estimar os parâmetros do multi-percurso. Por outro lado, a nossa proposta de algoritmo CCM-SG é descrita para

sinais complexos e utiliza a técnica de estimação de canal de Doukopoulos e Moustakides [117], alcançando melhores resultados, como será verificado mais adiante.

Em termos de complexidade, os algoritmos SG requerem um número de operações que cresce linearmente com o número de parâmetros ($O(M)$), enquanto que as técnicas do tipo RLS possuem uma complexidade quadrática com o número de elementos adaptativos ($O(M^2)$), e as expressões em (5-68) e (5-69) demandam um custo computacional cúbico ($O(M^3)$). Uma vantagem da abordagem RLS é que a sua taxa de convergência é invariante à dispersão dos autovalores da matriz covariância da observação.

As propriedades de convergência da técnica CCM são discutidas no Apêndice B, onde são mostradas as condições para que a otimização da função custo CM com restrições seja convexa. Uma análise de convergência que descreve a trajetória do vetor médio de parâmetros do receptor e obtém expressões para o MSE em excesso não foi realizada para o algoritmo CCM-SG porque um estudo do seu comportamento já havia sido conduzido em [114]. Com relação ao algoritmo CCM-RLS, espera-se que ele convirja para a solução CCM em (5-68) com uma ordem de magnitude mais rápido do que o algoritmo CCM-SG e sem MSE em excesso (desde que o fator de esquecimento α seja igual a um em ambiente estacionário), conforme verificado para algoritmos do tipo RLS [45, 46].

5.6.1 Algoritmo CCM-SG

Uma solução SG para (5-67) pode ser derivada usando-se valores instantâneos e calculando-se os termos do gradiente de (5-67) com respeito a $\mathbf{w}_k(i)$ que devem minimizar $J_{CM}(\cdot)$ de forma adaptativa. Supõe-se a princípio que os parâmetros do canal \mathbf{g} são dados. Considerando-se o conjunto de restrições $\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k(i) = \nu \hat{\mathbf{g}}(i)$, chega-se às equações de atualização para estimação de $\mathbf{w}_k(i)$:

$$\mathbf{w}_k(i+1) = \mathbf{P}_k(\mathbf{w}_k(i) - \mu_w e_k(i) z_k^*(i) \mathbf{r}(i)) + \nu \mathbf{C}_k(\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \hat{\mathbf{g}}(i) \quad (5-70)$$

onde $z_k(i) = \mathbf{w}_k^H(i) \mathbf{r}(i)$, $e_k(i) = (|z_k(i)|^2 - 1)$ e $\mathbf{P}_k = \mathbf{I} - \mathbf{C}_k(\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{C}_k^H$ é a matriz que projeta os parâmetros do receptor em um outro hiperplano de modo a garantir as restrições.

Note que, para estabilidade e para facilitar o ajuste dos parâmetros, é útil empregar passos normalizados quando se opera em ambientes não estacionários. Uma versão normalizada deste algoritmo pode ser obtida

substituindo-se (5-70) na função CM, diferenciando-se a função custo com respeito a μ_w , igualando-se o resultado a zero e resolvendo as novas equações, como detalhado no Apêndice C. Portanto, o algoritmo CCM-SG proposto aqui adota o mecanismo de normalização dado por $\mu_w = \frac{\mu_{0_w}(|z_k(i)|+1)}{|z_k(i)|e_k(i)\mathbf{r}^H(i)\mathbf{P}\mathbf{r}(i)}$ onde μ_{0_w} é o fator de convergência.

A estimativa do canal $\hat{\mathbf{g}}$ é baseada no método das potências e obtida pela técnica SG descrita em [117]. Esta técnica é uma versão SG do método não supervisionado de estimação de canal descrito em (5-69) e introduzido em [116] que requer apenas $O(L_p)$ operações aritméticas para estimar os parâmetros do multi-percurso contra $O(L_p^3)$ da sua versão que utiliza o SVD. O procedimento emprega as estimativas $\hat{\mathbf{W}}_k(i) = \mathbf{C}_k^H \hat{\mathbf{V}}_k(i)$, onde $\hat{\mathbf{V}}_k(i)$ é uma estimativa de $\mathbf{R}^{-1}(i)\mathbf{C}_k$, obtida com a seguinte recursão:

$$\hat{\mathbf{V}}_k(i) = \alpha \hat{\mathbf{V}}_k(i-1) + \mu_g \left(\hat{\mathbf{V}}_k(i-1) - \mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)\hat{\mathbf{V}}_k(i-1) \right) \quad (5-71)$$

onde $\hat{\mathbf{V}}_k(0) = \mathbf{C}_k$ e $0 < \alpha < 1$. Para estimar o canal utiliza-se uma iteração de uma variante do método das potências [135] introduzida em [117]:

$$\hat{\mathbf{g}}(i) = (\mathbf{I} - \gamma(i)\hat{\mathbf{W}}_k(i))\hat{\mathbf{g}}(i-1) \quad (5-72)$$

onde $\gamma(i) = 1/\text{tr}[\hat{\mathbf{W}}_k(i)]$ e $\text{tr}[\cdot]$ denota a operação traço. Em seguida, faz-se $\hat{\mathbf{g}}(i) \leftarrow \hat{\mathbf{g}}(i)/\|\hat{\mathbf{g}}(i)\|$ para normalizar o canal.

5.6.2 Algoritmo CCM-RLS

Dada a expressão para \mathbf{w}_k em (5-68), desenvolve-se um algoritmo computacionalmente eficiente que estima as matrizes \mathbf{R}_k^{-1} e $(\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{C}_k)^{-1}$ recursivamente, reduzindo-se a complexidade computacional. Usando-se o lema de inversão de matrizes e recursões do tipo Kalman RLS [45, 46] tem-se:

$$\mathbf{G}_k(i) = \frac{\alpha^{-1} \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i-1) z_k(i) \mathbf{r}(i)}{1 + \alpha^{-1} \mathbf{r}^H(i) z_k(i) \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i-1) z_k^*(i) \mathbf{r}(i)} \quad (5-73)$$

$$\hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i) = \alpha^{-1} \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i-1) - \alpha^{-1} \mathbf{G}_k(i) z_k^*(i) \mathbf{r}^H(i) \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i-1) \quad (5-74)$$

onde $\mathbf{G}_k(i)$ é o vetor de ganhos de Kalman com dimensão $M \times 1$, $\hat{\mathbf{R}}_k$ é a estimativa da matriz \mathbf{R}_k e $0 < \alpha \leq 1$ é o fator de esquecimento. A cada símbolo processado, a matriz $\hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i)$ é atualizada e emprega-se uma outra

recursão para estimar $(\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1}(i) \mathbf{C}_k)^{-1}$ como descrito por:

$$\mathbf{\Gamma}_k^{-1}(i) = \frac{1}{1-\alpha} \left[\mathbf{\Gamma}_k^{-1}(i-1) - \frac{\mathbf{\Gamma}_k^{-1}(i-1) \boldsymbol{\gamma}_k(i) \boldsymbol{\gamma}_k^H(i) \mathbf{\Gamma}_k^{-1}(i-1)}{\frac{1-\alpha}{\alpha} + \boldsymbol{\gamma}_k^H(i) \mathbf{\Gamma}_k^{-1}(i) \boldsymbol{\gamma}_k(i)} \right] \quad (5-75)$$

onde $\mathbf{\Gamma}_k(i)$ é uma estimativa de $(\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1}(i) \mathbf{C}_k)$ e $\boldsymbol{\gamma}_k(i) = \mathbf{C}_k^H \mathbf{r}(i) z_k(i)$.

Para estimar o canal e evitar o custo computacional do SVD em $\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1}(i) \mathbf{C}_k$, utiliza-se a estimativa $\mathbf{\Gamma}_k(i)$ da matriz $\mathbf{V}_k(i) = \mathbf{C}_k^H \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i) \mathbf{C}_k$ e emprega-se uma variante do método das potências [135] introduzida em [117] como descrito por:

$$\hat{\mathbf{g}}(i) = (\mathbf{I} - \gamma(i) \mathbf{\Gamma}_k(i)) \hat{\mathbf{g}}(i-1) \quad (5-76)$$

onde $\gamma(i) = 1/\text{tr}[\mathbf{\Gamma}_k(i)]$, $\text{tr}[\cdot]$ é o operador traço e faz-se $\hat{\mathbf{g}}(i) \leftarrow \hat{\mathbf{g}}(i)/\|\hat{\mathbf{g}}(i)\|$ para normalizar o canal. O receptor CCM linear é então projetado de acordo com:

$$\hat{\mathbf{w}}_k(i) = \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i) \left[\hat{\mathbf{d}}_k(i) - \mathbf{C}_k \mathbf{\Gamma}_k^{-1}(i) \left(\mathbf{C}_k^H \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i) \hat{\mathbf{d}}_k(i) - \nu \hat{\mathbf{g}}(i) \right) \right] \quad (5-77)$$

onde $\hat{\mathbf{d}}_k(i+1) = \alpha \hat{\mathbf{d}}_k(i) + (1-\alpha) z_k^*(i) \mathbf{r}(i)$ corresponde a uma estimativa de $\mathbf{d}_k(i)$. Em termos de complexidade computacional, o algoritmo CCM-RLS requer $O(M^2)$ para suprimir a IMA e a IES e $O(L_p^2)$ para estimar o canal, contra $O(M^3)$ e $O(L_p^3)$ necessários para o cálculo das expressões em (5-68) e (5-69), respectivamente.

5.7 Simulações

Nesta seção é investigada a eficácia dos novos mecanismos de passo variável, apresentados na primeira parte do capítulo, e do novo critério e seus respectivos algoritmos adaptativos baseados na função custo módulo constante com restrições (CCM).

5.7.1 Mecanismos de Passo Variável

Nesta parte, examina-se os algoritmos de passo variável propostos através de simulações e verifica-se a validade da análise de convergência realizada para prever o MSE obtido pelos métodos BVSS e BRVSS. Foram conduzidos experimentos em cenários estacionários e não-estacionários para

avaliar o desempenho de convergência em termos de SINR dos mecanismos propostos e compará-los com outras técnicas existentes, ASS [96, 97] e AV [93, 94]. Em seguida, obtém-se o desempenho em termos de BER dos receptores com os diferentes mecanismos analisados para diferentes cargas, ganhos de processamento (N), número de percursos (L_p) e perfis de canal, e taxas de desvanecimento. As seqüências de espalhamento usadas no sistema DS-CDMA são indicadas para cada experimento, e escolhidas entre seqüências aleatórias e Gold. Todos os resultados das simulações são obtidos tirando-se as médias de 100 experimentos independentes e quando os mecanismos propostos são empregados para estimativa de canal e receptor, as legendas indicam (rec & canal). Para os casos restantes e para o algoritmo SG com percurso único, as técnicas de adaptação estudadas são usadas apenas para estimação dos parâmetros do receptor. Para todos os algoritmos o passo $\mu_{w|g}(i)$ é truncado entre $\{\mu_{max_{w|g}}$ e $\mu_{min_{w|g}}\}$.

Todos os canais são normalizados de modo que $\sum_{l=1}^{L_p} p_l^2 = 1$. Para canais com desvanecimento, a seqüência de coeficientes de canal é dada por $h_l(i) = p_l \alpha_l(i)$ ($l = 0, 1, 2$), onde $\alpha_l(i)$, é uma seqüência de variáveis complexas gaussianas obtida aplicando-se ruído branco gaussiano complexo a um filtro com função de transferência aproximada $c/\sqrt{1 - (f/f_d)^2}$ onde c é uma constante de normalização, $f_d = v/\lambda$ é o deslocamento Doppler máximo, λ é o comprimento de onda da freqüência da portadora, e v é a velocidade do terminal móvel [52]. Este procedimento corresponde à geração de seqüências correlacionadas de variáveis aleatórias cuja envoltória corresponde a variáveis aleatórias de Rayleigh com potência unitária ($E[|\alpha_l^2(i)|] = 1$). Para canais com multi-percurso sem desvanecimento, a ambigüidade de fase derivada do mecanismo de estimação de canal é eliminada nas simulações transmitindo-se um símbolo e usando-se a fase de $\mathbf{g}(0)$ como uma referência no receptor para remover a ambigüidade. Para canais com desvanecimento supõe-se rastreamento ideal das fases e expressa-se os resultados em termos de freqüência Doppler normalizada $f_d T$ (ciclos/símbolo).

Desempenho em termos de MSE: resultados analíticos

Nesta seção verifica-se a validade dos resultados obtidos em (5-49), (5-50), (5-63) e (5-64) no estudo sobre análise de convergência dos mecanismos e obtenção de estimativas do MSE em excesso no estado estacionário. O MSE em estado estacionário entre o símbolo desejado e o símbolo estimado, obtido por simulação é comparado com o MSE em estado estacionário calculado através das expressões derivadas na seção 5.4. Para ilus-

trar a utilidade da análise foram conduzidos alguns experimentos. Para calcular de forma semi-analítica o MSE para o algoritmo SG no caso de percurso único, foi utilizado (5-41) com $\xi_{min} \approx A_k^2 + \sigma^2 \mathbf{I}$ [79], (5-49), (5-50) e $\epsilon_{min} = 1 - \mathbf{p}_k^H(i) \mathbf{R}^{-1}(i) \mathbf{p}_k(i)$, onde $\mathbf{R}(i) = 1/i \sum_{n=1}^i \mathbf{r}(n) \mathbf{r}^H(n)$ e $\mathbf{p}_k(i) = 1/i \sum_{n=1}^i b_k^*(n) \mathbf{r}(n)$. Para o caso de multi-percurso e com o objetivo de levar em consideração o mecanismo de passo variável na estimação de canal, emprega-se uma abordagem semi-analítica com $\xi_{min}(i) = \mathbf{g}_{est}^H(i) (\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-1}(i) \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{g}_{est}(i)$ e $\mathbf{w}_{opt}(i) = \mathbf{R}^{-1}(i) \mathbf{p}_k(i)$, onde \mathbf{g}_{est} foi obtido do estimador de canal do tipo SG para os diferentes mecanismos. Os parâmetros do canal para estes experimentos são $p_0 = 1$, $p_1 = 0.5$ e $p_2 = 0.5$ (ou alternativamente 0 dB, -6 dB e -6 dB, respectivamente).

No primeiro experimento, os parâmetros dos mecanismos foram ajustados, conforme a Tabela 5.3, de modo a atingir aproximadamente o mesmo MSE após a convergência dos algoritmos. Os resultados são mostrados nas Figuras 5.4 e 5.5, para os casos de percurso único e multi-percurso, respectivamente, e indicam que os mecanismos propostos BVSS e BRVSS conseguem uma convergência significativamente mais rápida do que a abordagem com passo fixo (*Fixed Step Size* - FSS). Para o caso multi-percurso, nota-se que quando os mecanismos BVSS e BRVSS são utilizados na estimação de canal o desempenho apresenta uma melhoria. Comparando-se as curvas, pode-se observar que à medida que o número de símbolos recebidos é aumentado e o MSE simulado converge, as curvas analíticas obtidas convergem para aproximadamente o mesmo nível de MSE em estado estacionário, mostrando a utilidade da análise e suposições simplificadoras feitas.

Tabela 5.3: Parâmetros para os mecanismos de passo variável: convergência para o mesmo MSE.

	FSS	VSS	RVSS
Percurso único	$\mu_w = 0.001$	$\alpha = 0.98, \mu_w(0) = 0.001$ $\gamma = 0.0025$ $\mu_{max_w} = 0.01, \mu_{min_w} = 0.0001$	$\alpha = 0.98, \mu_w(0) = 0.001$ $\gamma = 0.005, \beta = 0.9$ $\mu_{max_w} = 0.01, \mu_{min_w} = 0.0001$
Multi-percurso	$\mu_w = 0.001$	$\alpha = 0.98$ $\gamma_w = 0.0025, \gamma_g = 0.0005$ $\mu_w(0) = 0.001, \mu_g(0) = 0.01$ $\mu_{min_w} = 0.0001, \mu_g(0) = 0.01$	$\alpha = 0.98, \beta = 0.9$ $\gamma_w = 0.0035, \gamma_g = 0.0005$ $\mu_w(0) = 0.001, \mu_g(0) = 0.01$ $\mu_{max_w} = 0.01, \mu_{min_w} = 0.0001$

No segundo experimento os parâmetros dos mecanismos, mostrados na Tabela 5.4, foram selecionados de modo a obter o menor MSE em estado estacionário após convergência. Os resultados são mostrados nas Figuras 5.6 e 5.7, para os casos com percurso único e multi-percurso, respectivamente, e indicam que os mecanismos propostos BVSS e BRVSS alcançam significa-

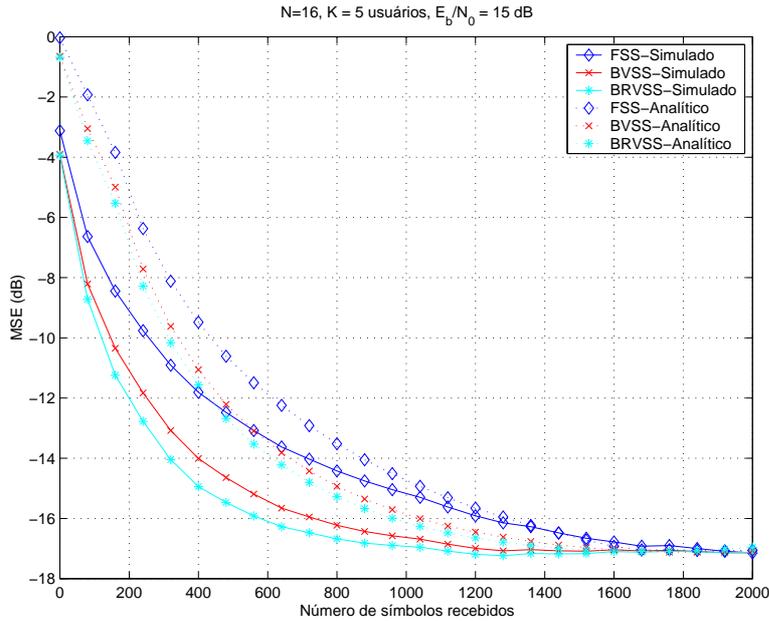


Figura 5.4: MSE analítico versus desempenho simulado para os mecanismos de passo variável em canal plano em frequência e $K = 5$ usuários.

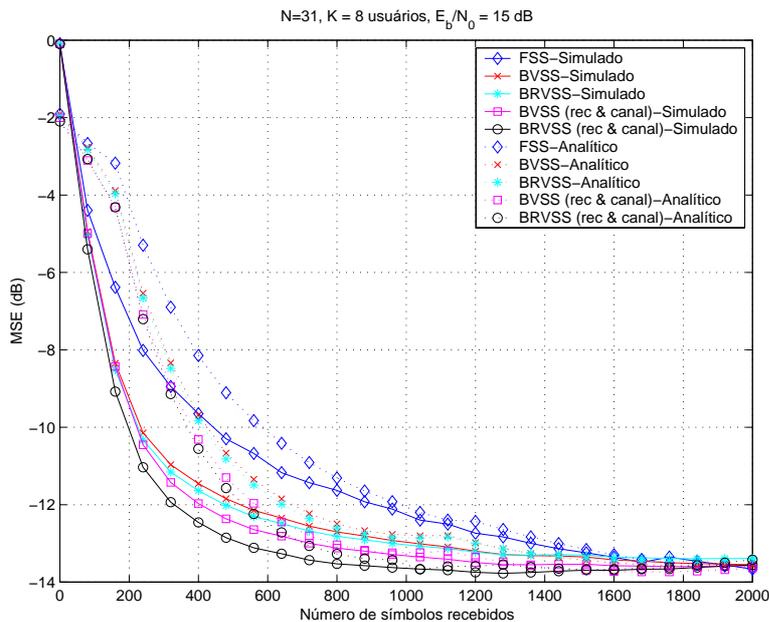


Figura 5.5: MSE analítico versus desempenho simulado para os mecanismos de passo variável em canal seletivo em frequência e $K = 8$ usuários.

tivas melhorias sobre o FSS. Para o caso multi-percurso, os mecanismos de passo variável incorporados na estimação de canal melhoram o desempenho do algoritmo. Novamente, uma comparação das curvas indica que as curvas analíticas estão de acordo com aquelas simuladas após a convergência, verificando a validade da análise. Os parâmetros dos mecanismos mostrados na

Tabela 5.4 serão usados nos experimentos remanescentes deste capítulo.

Tabela 5.4: Parâmetros otimizados para os mecanismos de passo variável: convergência para o menor MSE.

	FSS	VSS	RVSS
Percurso único	$\mu_w = 0.001$	$\alpha = 0.98, \mu_w(0) = 0.001$ $\gamma = 0.001$ $\mu_{max_w} = 0.01, \mu_{min_w} = 0.0001$	$\alpha = 0.98, \mu_w(0) = 0.001$ $\gamma = 0.001, \beta = 0.99$ $\mu_{max_w} = 0.01, \mu_{min_w} = 0.0001$
Multi-percurso	$\mu_w = 0.001$	$\alpha = 0.98$ $\gamma_w = 0.001, \gamma_g = 0.0001$ $\mu_w(0) = 0.001, \mu_g(0) = 0.01$ $\mu_{min_w} = 0.0001, \mu_g(0) = 0.01$	$\alpha = 0.98, \beta = 0.99$ $\gamma_w = 0.001, \gamma_g = 0.0001$ $\mu_w(0) = 0.001, \mu_g(0) = 0.01$ $\mu_{max_w} = 0.01, \mu_{min_w} = 0.0001$

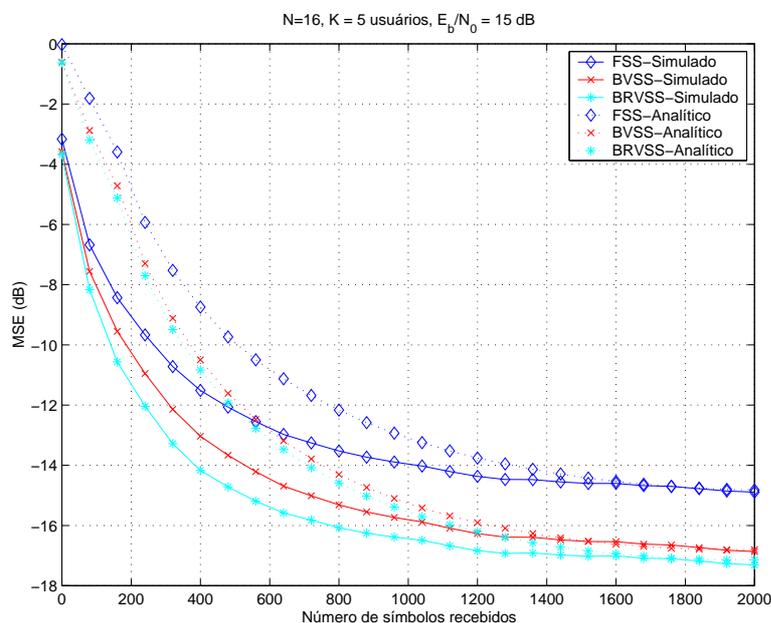


Figura 5.6: MSE analítico versus desempenho simulado para os mecanismos de passo variável em um canal plano em frequência com $K = 5$ usuários.

Desempenho de convergência em termos de SINR

Para avaliar o desempenho de convergência dos algoritmos nos experimentos desta seção foi escolhida a SINR na saída do receptor, que é calculada de acordo com $SINR(i) = E[\mathbf{w}^H(i)\mathbf{r}(i)]^2 / Var[\mathbf{w}^H(i)\mathbf{r}(i)]$. Nas seguintes simulações, a SINR será avaliada para os mecanismos analisados: FSS, ASS, AV, BVSS e BRVSS. É importante enfatizar que os parâmetros das técnicas FSS, ASS e AV foram otimizados de modo a permitir uma comparação justa entre os mecanismos analisados.

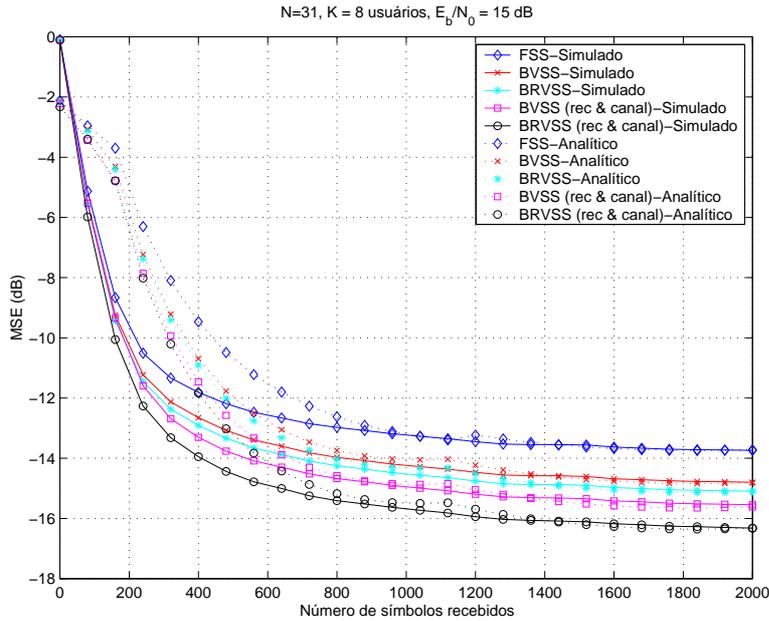


Figura 5.7: MSE analítico versus desempenho simulado para os mecanismos de passo variável em um canal seletivo em frequência com $K = 8$ usuários.

No primeiro experimento, mostrado na Figura 5.8, para um canal fixo e uma situação não estacionária, o sistema é iniciado com 3 interferentes com 7 dB acima do nível de potência do usuário desejado e 4 interferentes com a mesma potência do sinal desejado, que corresponde a $E_b/N_0 = 15$ dB. Com 500 símbolos transmitidos, 2 interferentes com 10 dB acima do nível de potência do sinal desejado e 2 usuários com a mesma potência do sinal desejado entram no sistema. Com 1000 símbolos, 1 interferente com 10 dB de potência acima e 5 interferentes com o mesmo nível de potência do sinal desejado deixam o sistema, enquanto 1 interferente com 15 dB acima do usuário desejado entra no sistema. Os parâmetros do canal são $p_0 = 1$, $p_1 = 0.5$ e $p_2 = 0.3$ (ou 0 dB, -6 dB e -10 dB, respectivamente).

No segundo experimento, mostrado na Figura 5.9, para um canal com desvanecimento, o sistema começa com 4 interferentes com 7 dB de potência acima do nível do usuário desejado e 1 interferente com o mesmo nível de potência do sinal desejado, que corresponde a $E_b/N_0 = 15$ dB. Com 500 símbolos, 2 interferentes com 10 dB acima do nível de potência do sinal desejado e 2 com o mesmo nível de potência entram no sistema, enquanto 2 interferentes com 7 dB acima do nível de potência do usuário desejado deixam o sistema. Com 1000 símbolos, 1 interferente com 10 dB acima, 1 interferente com 7 dB acima, e 2 interferentes com o mesmo nível de potência do sinal desejado saem do sistema, enquanto 1 interferente com 15 dB de potência acima do nível do usuário desejado entra no sistema. Os

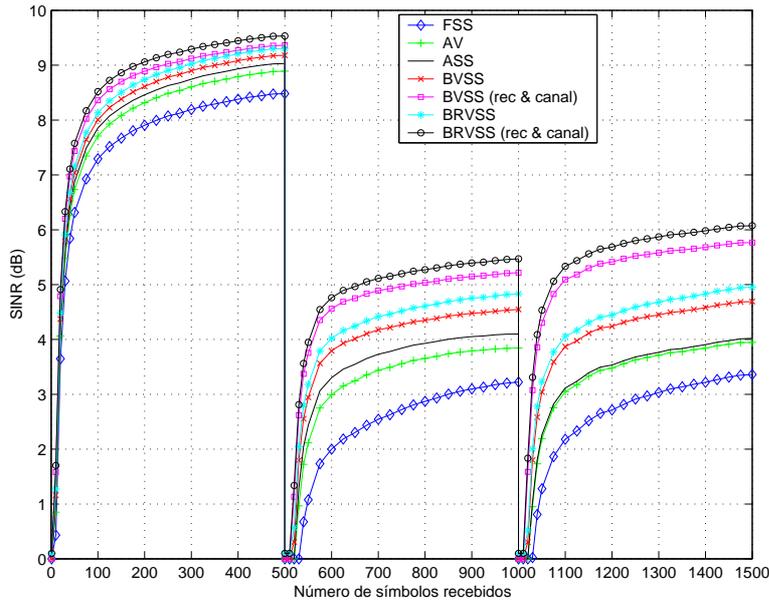


Figura 5.8: Desempenho em SINR para os mecanismos de passo variável sem desvanecimento e $E_b/N_0 = 15$ dB .

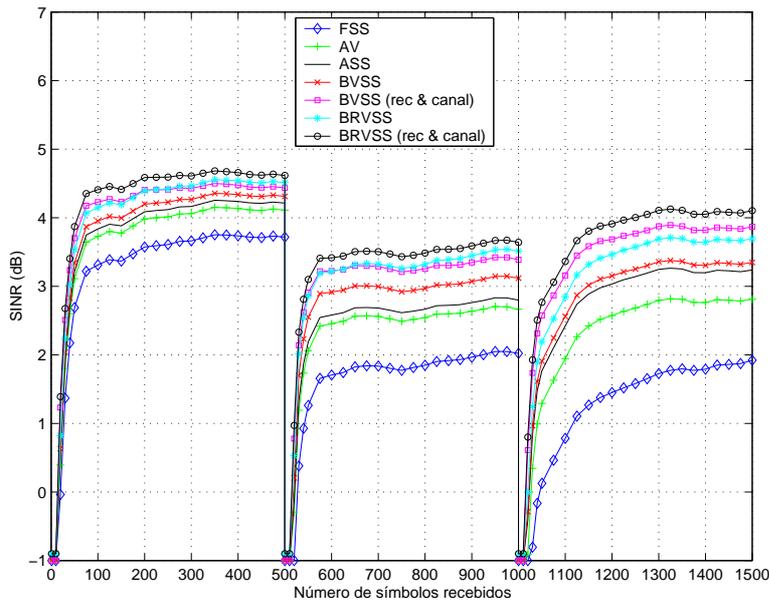


Figura 5.9: Desempenho em SINR para os mecanismos de passo variável com desvanecimento ($f_d T = 0.001$) e $E_b/N_0 = 15$ dB.

parâmetros do canal são $p_0 = 1$, $p_1 = 0.5$ e $p_2 = 0.3$ (ou alternativamente 0 dB, -6 dB e -10 dB, respectivamente).

No terceiro experimento, mostrado na Figura 5.10, é ilustrado o desempenho em termos de SINR dos algoritmos analisados e os respectivos desempenhos em termos de MSE da estimação de canal. Os parâmetros do canal a serem estimados são $p_0 = 1$, $p_1 = 0.7$ e $p_2 = 0.5$ (ou 0 dB, -3 dB e -6

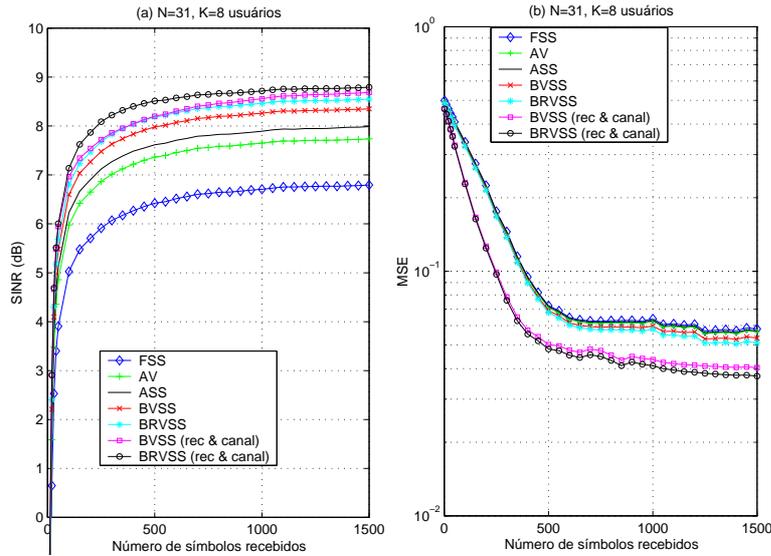


Figura 5.10: (a) Desempenho em SINR e (b) Desempenho em MSE dos estimadores de canal para os mecanismos de passo variável sem desvanecimento e $E_b/N_0 = 15$ dB .

dB, respectivamente) e o sistema tem 6 usuários, onde 1 interferente opera com 7 dB de potência acima do nível do usuário desejado, 1 interferente possui 10 dB de potência acima do sinal desejado e os demais usuários trabalham com o mesmo nível de potência do usuário de interesse, cuja potência corresponde a $E_b/N_0 = 15$ dB.

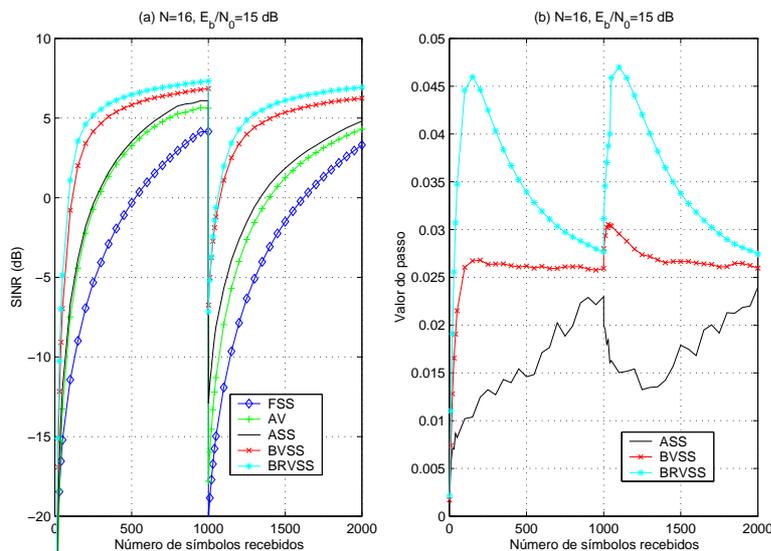


Figura 5.11: (a) Desempenho em SINR e (b) valores do passo para os mecanismos em um ambiente não estacionário com canal plano em frequência e AWGN e $E_b/N_0 = 15$ dB .

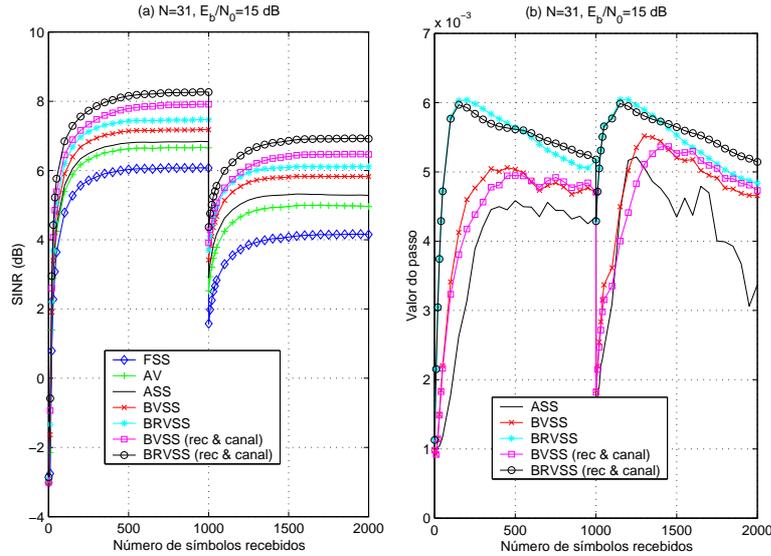


Figura 5.12: (a) Desempenho em SINR e (b) valores do passo para os mecanismos em um ambiente não estacionário com canal $p_0 = 1$, $p_1 = 0.5$ e $p_2 = 0.5$ e $E_b/N_0 = 15$ dB .

No quarto e quinto experimentos, mostrados nas Figuras 5.11 e 5.12, é analisado o desempenho em termos de SINR dos algoritmos estudados e os respectivos valores do passo como uma função dos símbolos recebidos em um cenário não estacionário. Na Figura 5.11, o sistema inicia-se com 4 usuários, onde 1 interferente opera com 7 dB de potência acima do nível de potência do usuário de interesse, e os usuários remanescentes trabalham com o mesmo nível de potência do sinal desejado, que corresponde a $E_b/N_0 = 15$ dB. Com 1000 símbolos, 1 interferente com 10 dB acima do nível de potência do usuário de interesse entra no sistema. As curvas mostram que a entrada de um usuário com potência muito acima do nível do sinal desejado pode degradar significativamente o desempenho do sistema e o uso de mecanismos de passo variável pode oferecer uma melhoria substancial em desempenho sobre a abordagem com passo fixo (FSS). Além disso, os novos mecanismos de adaptação, BVSS e BRVSS, exibem convergência mais rápida do que o ASS e têm custo computacional inferior.

Na Figura 5.12, emprega-se os mecanismos com o algoritmo SG para multi-percurso, onde os parâmetros do canal a serem estimados são $p_0 = 1$, $p_1 = 0.5$ e $p_2 = 0.5$. O sistema é iniciado com 8 usuários, onde 1 interferente opera com 7 dB de potência acima do nível de potência do usuário desejado, 1 interferente opera com 10 dB de potência acima do sinal desejado e os demais usuários têm o mesmo nível de potência do usuário de interesse, que equivale a $E_b/N_0 = 15$ dB. Com 1000 símbolos, 2 interferentes com 15

dB de potência acima do sinal de interesse entram no sistema. As curvas mostram que a entrada de usuários com uma potência muito maior do que a potência do sinal desejado degrada o desempenho de sistema, como esperado, e os mecanismos de passo variável são melhores para lidar com situações não estacionárias como esta, exibindo uma convergência mais rápida que o FSS. Nota-se também que os novos mecanismos, BVSS e BRVSS, propiciam convergência mais rápida, atingem valores de SINR superiores e têm complexidade menor do que o ASS e o AV.

Desempenho em termos de BER

Nos experimentos seguintes, avalia-se o desempenho em termos de BER dos mecanismos de passo variável versus E_b/N_0 , o ganho de processamento (N), o número de percursos do canal (L_p) e versus o número de usuários (K), como mostrado nas Figuras 5.13 a 5.19. Os receptores processam 2000 símbolos, são tiradas as médias de 100 experimentos independentes para todas as simulações e utiliza-se a normalização do passo descrita no Apêndice A para facilitar o ajuste dos passos em diferentes situações.

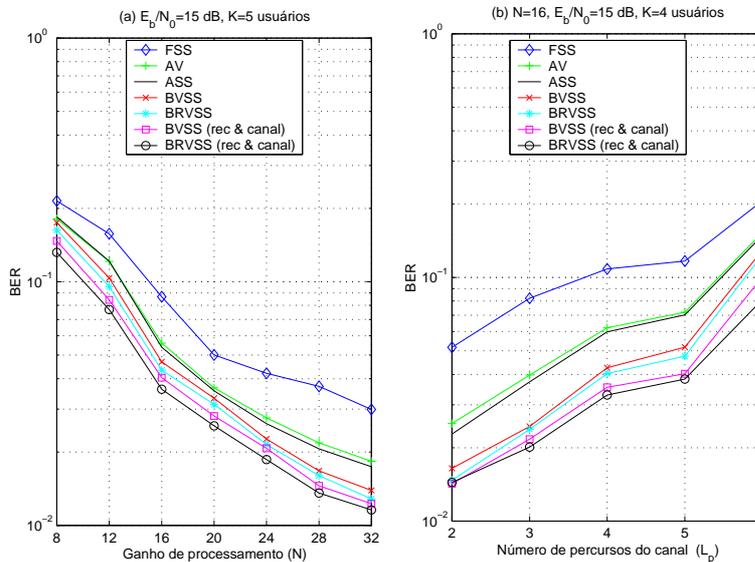


Figura 5.13: Desempenho em BER versus (a) ganho de processamento (N), $L_p = 3$ e (b) número de percursos no canal (L_p) para os mecanismos de passo variável sem desvanecimento e usando seqüências de espalhamento aleatórias.

Na Figura 5.13 mostra-se um cenário onde é avaliada a BER versus N e L_p . Os parâmetros do canal são gerados aleatoriamente utilizando-se variáveis aleatórias uniformes entre -1 e 1 para sortear os ganhos de cada percurso e normalizados de modo que $\sum_{l=1}^{L_p} p_l^2 = 1$. As potências

recebidas oriundas dos interferentes são descritas por variáveis aleatórias do tipo log-normal com desvio padrão associado de 3 dB em torno da potência do usuário de interesse. As curvas mostram que os mecanismos BVSS e BRVSS propostos superam os métodos FSS, ASS e AV. Quando os novos mecanismos são incorporados ao estimador de canal o desempenho em BER melhora ainda mais. É interessante também notar, que à medida que N é aumentado, o desempenho em BER melhora e a resistência contra os efeitos do multi-percurso aumenta, enquanto que um aumento de L_p degrada o desempenho em BER, como esperado.

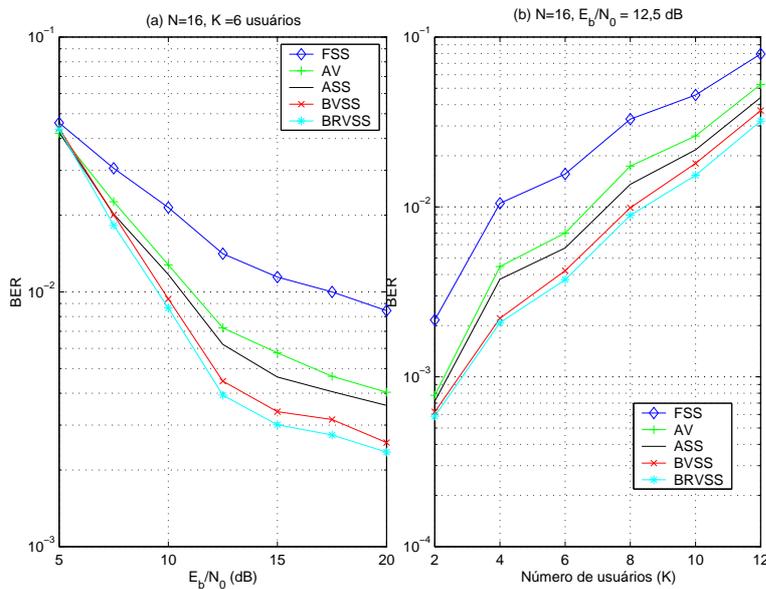


Figura 5.14: Desempenho em BER versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K) para os mecanismos com passo variável em canal AWGN e seqüências de espalhamento aleatórias.

Nas Figuras 5.14 e 5.15, examina-se o desempenho em BER versus E_b/N_0 e número de usuários (K) em um ambiente com canal plano em frequência, onde 1 interferente opera com 7 dB acima do sinal desejado e 1 interferente trabalha com 10 dB de potência acima do nível do usuário de interesse, que corresponde a $E_b/N_0 = 12,5$ dB, para $K > 2$. Os resultados mostram que os novos mecanismos propiciam ganhos significativos em BER sobre o FSS, o AV e o ASS com uma complexidade computacional pequena.

Nas Figuras 5.16 e 5.17, avalia-se o desempenho em BER versus E_b/N_0 e número de usuários (K) em presença de multi-percurso, onde 1 interferente opera com 7 dB acima e 1 usuário trabalha com 10 dB acima do nível de potência do sinal de interesse, que corresponde a $E_b/N_0 = 15$ dB, para $K > 2$. Os parâmetros do canal são gerados aleatoriamente (usa-se variáveis aleatórias uniformes entre -1 e 1 para sortear os ganhos de cada percurso)

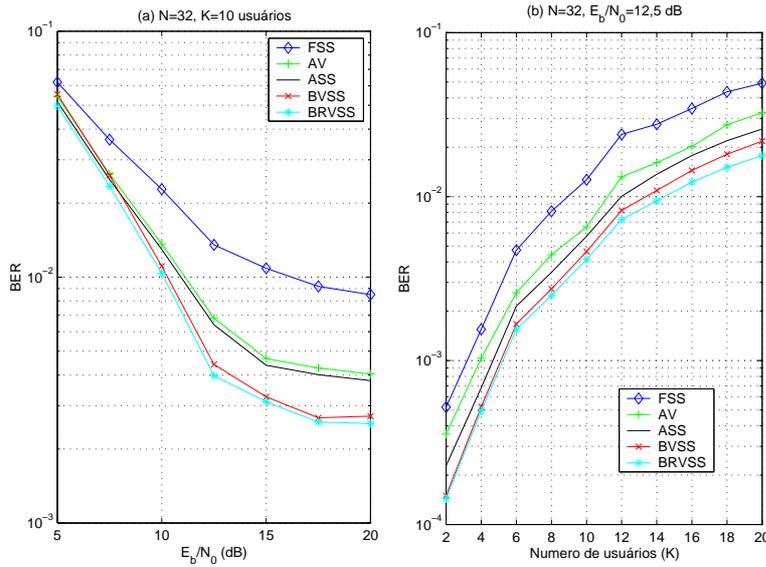


Figura 5.15: Desempenho em BER versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K) para os mecanismos com passo variável em um canal AWGN usando seqüências de espalhamento aleatórias.

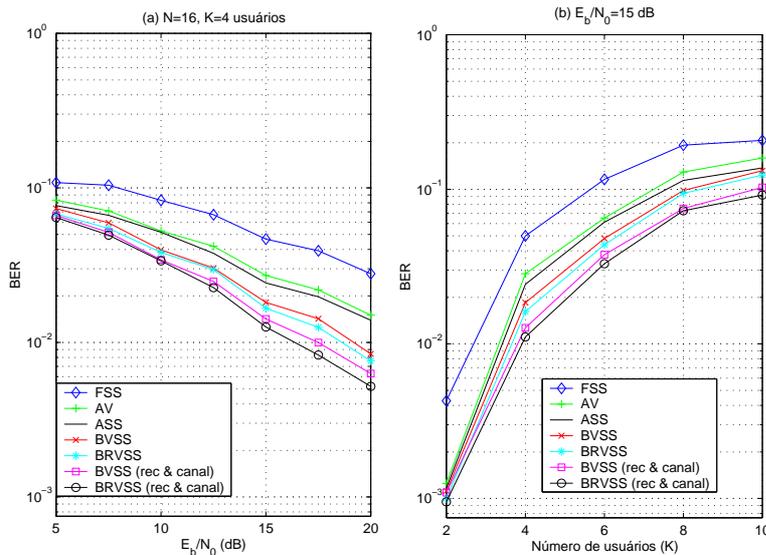


Figura 5.16: Desempenho em BER versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K) para os mecanismos de passo variável sem desvanecimento usando seqüências de espalhamento aleatórias.

e normalizados de modo que $\sum_{l=1}^{L_p} p_l^2 = 1$ e a potência dos sinais recebidos dos usuários interferentes é dada por variáveis aleatórias do tipo log-normal com desvio padrão associado de 3 dB. As curvas mostradas nas Figuras 5.16 e 5.17 indicam que os novos mecanismos têm desempenho superior ao FSS, AV e ASS, como observado no caso de canais planos em frequência. Pode-se também notar que a incorporação destes mecanismos na estimação de canal

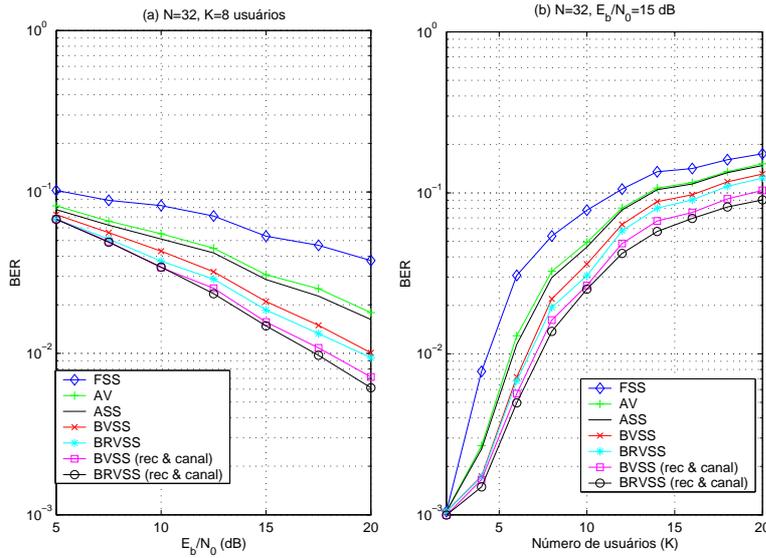


Figura 5.17: Desempenho em BER versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K) para os mecanismos de passo variável sem desvanecimento usando seqüências de espalhamento aleatórias.

é capaz de melhorar consideravelmente a o desempenho em termos de BER.

Nas Figuras 5.18 e 5.19, são consideradas situações com multi-percurso e desvanecimento para as técnicas até aqui analisadas. Os parâmetros do canal são $p_0 = 1$, $p_1 = 0.7$ e $p_2 = 0.5$ (ou 0 dB, -3 dB e -6 dB, respectivamente), onde em cada repetição o atraso do segundo percurso (τ_2) é descrito por uma variável aleatória discreta e uniforme (vau) entre 1 e 4 chips e o terceiro dado por uma vau entre 1 e $(5 - \tau_2)$ chips e a potência recebida dos interferentes é descrita por variáveis aleatórias do tipo log-normal com desvio padrão associado de 3 dB em torno do sinal de interesse.

Na Figura 5.18, o desempenho em BER versus $f_d T$ é avaliado e nota-se que os novos mecanismos são superiores aos demais. É importante ressaltar que as vantagens das técnicas BVSS e BRVSS são mais acentuadas para situações *near-far* mais severas como na Figura 5.18 (a), onde uma grande diferença em termos de BER é verificada. Na Figura 5.19, o desempenho em BER versus E_b/N_0 e número de usuários (K) é ilustrado. Os resultados indicam que novamente os mecanismos são altamente eficazes para uso em algoritmos do tipo SG em receptores de mínima variância.

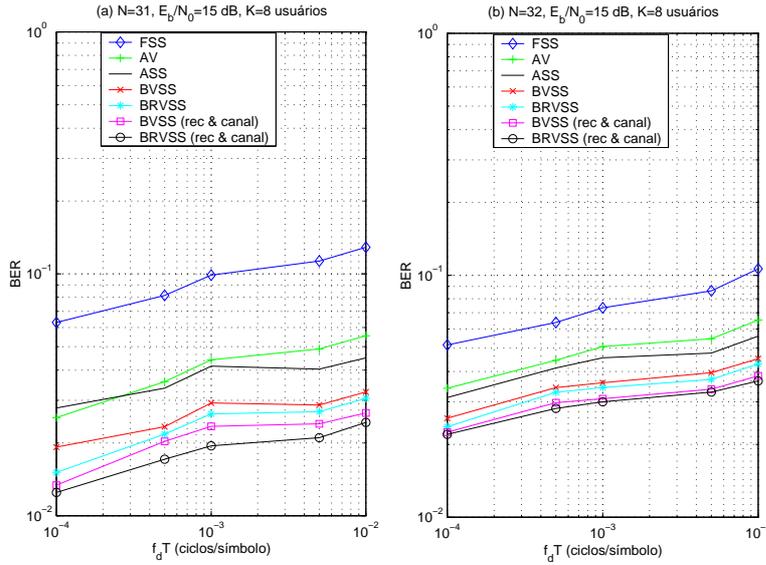


Figura 5.18: Desempenho em BER versus $f_d T$ com (a) seqüências de espalhamento de Gold e dois interferentes com 5 e 10 dB de potência acima do nível do usuário de interesse e (b) seqüências de espalhamento aleatórias e usuários equipotentes na média.

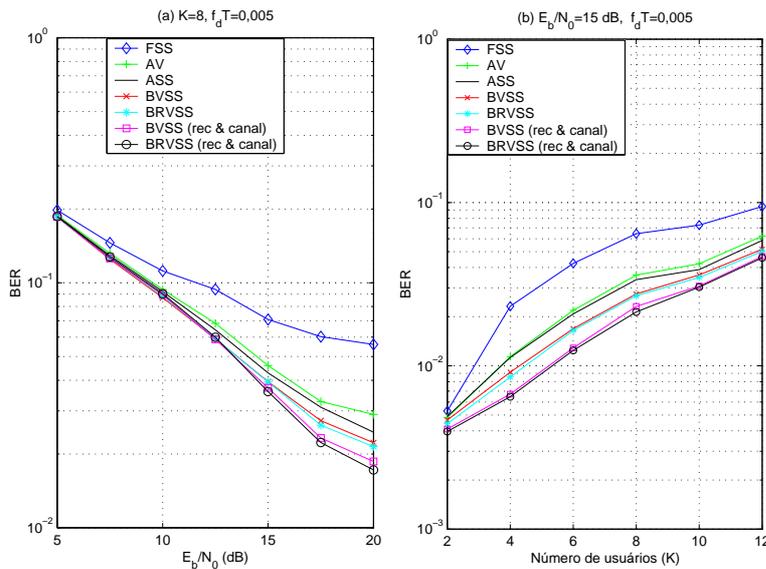


Figura 5.19: Desempenho em BER versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K) para os mecanismos de passo variável com desvanecimento e seqüências de espalhamento de Gold e dois interferentes com 5 e 10 dB de potência acima do nível do usuário de interesse na média.

5.7.2 Técnicas Baseadas no Critério CCM

O desempenho dos algoritmos baseados no critério CCM é avaliado em diferentes situações através de análises comparativas com técnicas

existentes. São comparadas as seguintes abordagens: o método iterativo de (5-68) e (5-69), aqui chamado de CCM (que requer inversões de matrizes com uma complexidade cúbica), os algoritmos CMV-SG e CMV-RLS de Xu e Tsatsanis [86], a técnica CCM-SG de Xu e Liu [115], denotada por CCM-SG (Xu e Liu), os métodos CCM-SG, que aparece nas legendas como CCM-SG (proposto), e CCM-RLS, introduzidos na Seção 5.6, e o receptor RAKE [1]. O sistema DS-CDMA emprega seqüências de Gold com comprimento $N = 31$. Como o alcance do canal não é conhecido a priori, supõe-se que $L_p = 6$ é um limite superior para todos os cenários. Os coeficientes do canal para os usuários são $h_l(i) = p_l \alpha_l(i)$, onde $\alpha_l(i)$, $l = 0, 1, 2$, é obtido com o modelo de Clarke [52], também usado para examinar os mecanismos de passo variável, abordados anteriormente neste capítulo. São mostrados os resultados em termos de frequência Doppler normalizada $f_d T$ (ciclos/símbolo). Para os experimentos sem desvanecimento e em ambiente estacionário utiliza-se um canal fixo com parâmetros dados por $p_0 = 1$, $p_1 = 0.7$ e $p_2 = 0.5$. Para as simulações de situações com desvanecimento, são usados canais com três percursos com potências relativas dadas por 0, -3 e -6 dB, onde em cada repetição o atraso do segundo percurso (τ_2) é descrito por uma variável aleatória discreta e uniforme (vau) entre 1 e 4 chips e o terceiro dado por uma vau entre 1 e $(5 - \tau_2)$ chips. A ambigüidade de fase resultante da estimação de canal às cegas é eliminada em nossas simulações usando-se a fase de $\mathbf{g}(0)$ como uma referência para remover a ambigüidade. Os parâmetros usados são $\nu = 1$, $|A_1|^2 = 1$, $\alpha = 0.998$, $\mathbf{R}(0) = 0.01\mathbf{I}$, $f_d T = 0.0025$ e os passos dos algoritmos SG são otimizados para todos os experimentos, cujas curvas são obtidas tirando-se as médias de 200 simulações independentes.

A Figura 5.20 ilustra um cenário onde o sistema trabalha com 10 usuários, sendo que 2 interferentes têm potência 10 dB acima do nível do usuário de interesse, originando o efeito *near-far*.

Na Figura 5.21 os algoritmos são examinados em um ambiente não estacionário onde usuários entram e saem do sistema. O sistema é iniciado com 4 interferentes com 7 dB de potência acima do nível do usuário de interesse e 3 interferentes operam com o mesmo nível de potência do sinal desejado, que corresponde a $E_b/N_0 = 15$ dB. Com 800 símbolos, 2 interferentes com 10 dB de potência acima do nível do sinal desejado e 2 usuários com o mesmo nível de potência do sinal de interesse entram no sistema, enquanto 2 interferentes com 7 dB de potência acima do nível do usuário de interesse deixam o sistema. Com 1600 símbolos, 1 interferente com 10 dB acima, 1 interferente com 7 dB acima, e 3 usuários com o mesmo

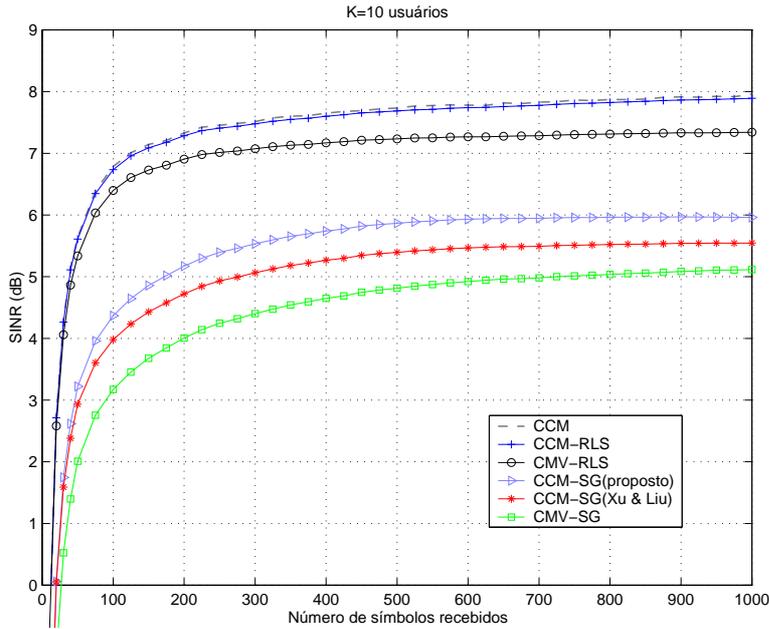


Figura 5.20: Desempenho em SINR para um ambiente estacionário e sem desvanecimento e canal fixo.

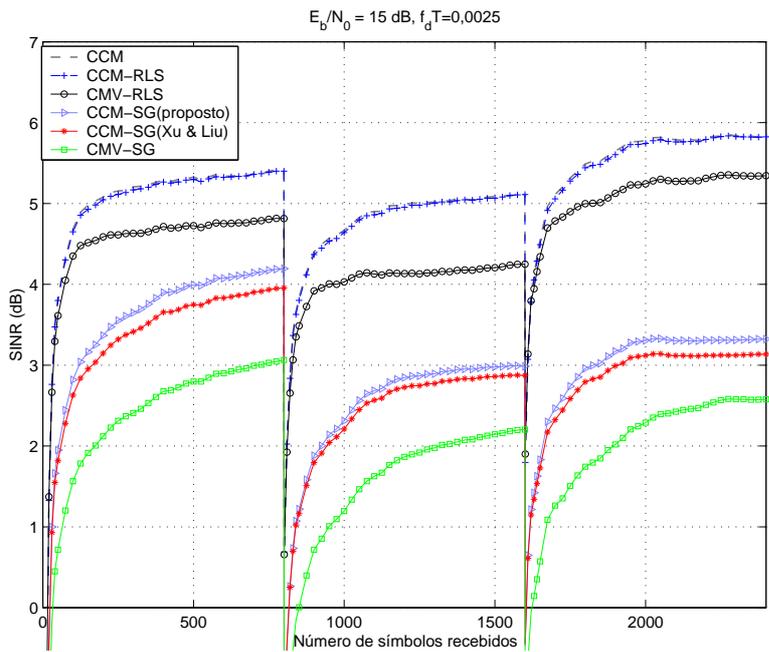


Figura 5.21: Desempenho em SINR para um ambiente não estacionário e com desvanecimento onde usuários entram e saem do sistema.

nível de potência do sinal desejado deixam o sistema, enquanto 1 interferente com 15 dB de potência acima do nível com o usuário desejado opera entra no sistema.

Os resultados mostram que o algoritmo proposto CCM-RLS converge para níveis mais altos de SINR que os outros métodos e coincide com o

desempenho da técnica CCM. Além disso, o algoritmo CCM-SG proposto também supera o desempenho das técnicas CCM-SG de Xu e Liu e CMV-SG. Note também que em um cenário *near-far* a dispersão dos autovalores da matriz covariância do vetor recebido $\mathbf{r}(i)$ é grande, deteriorando o desempenho de convergência das técnicas SG que são sujeitas a este fenômeno, enquanto que a taxa de convergência dos algoritmos RLS é invariante a esta situação [45, 46].

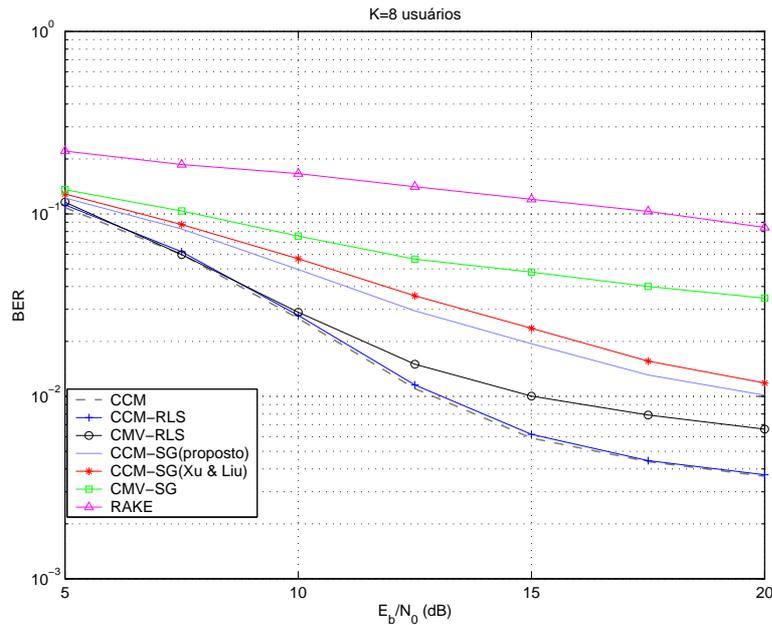


Figura 5.22: BER versus E_b/N_0 em um ambiente estacionário e canal fixo.

O desempenho em BER versus E_b/N_0 e número de usuários é ilustrado nas Figuras 5.22 a 5.25. Os receptores processam 2000 símbolos, são tiradas as médias de 200 experimentos independentes, e os parâmetros dos algoritmos SG são otimizados para cada cenário. Nestes experimentos, tem-se dois interferentes cujos níveis de potência estão 5 e 10 dB (para $K > 2$) acima do usuário desejado, resultando em uma situação *near-far*. Para $K = 2$ o sistema conta com apenas um interferente com nível de potência 5 dB acima do sinal de interesse.

As curvas revelam que o algoritmo proposto CCM-RLS coincide com o método CCM que implementa inversões de matrizes e SVD, e a recursão CCM-SG proposta é melhor do que o algoritmo CCM-SG de Xu e Liu [115]. Além disso, os resultados indicam que a abordagem CCM-RLS supera a técnica CMV-RLS descrita em [86], a técnica CCM-SG proposta na Seção 5.7, a CCM-SG de Xu e Liu e o algoritmo CMV-SG em [86], economizando potência de transmissão para o mesmo desempenho em BER e aumentando

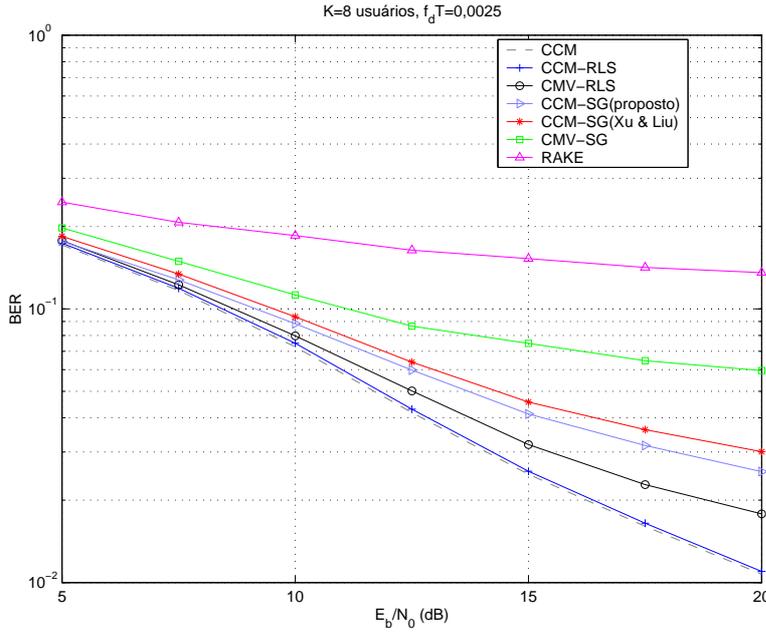


Figura 5.23: BER versus E_b/N_0 em um ambiente com desvanecimento.

a capacidade do sistema.

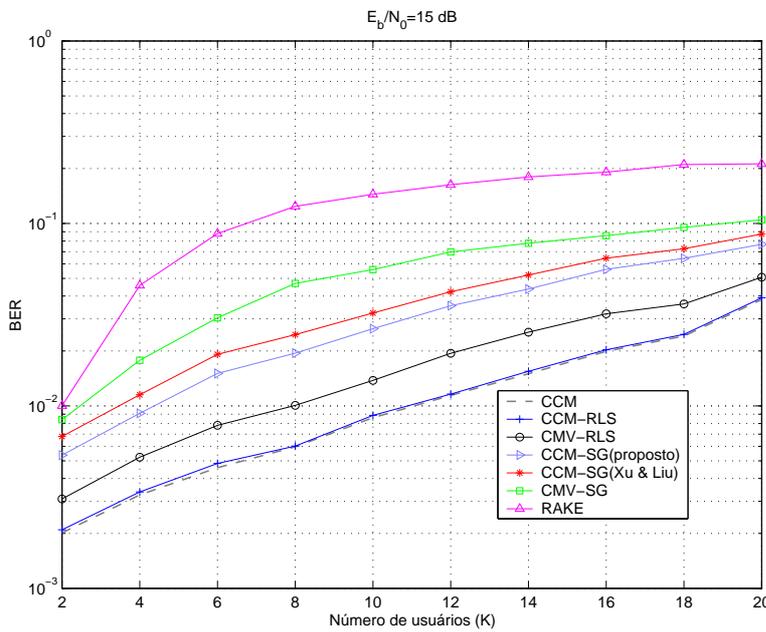


Figura 5.24: BER versus número de usuários (K) em um ambiente estacionário e canal fixo.

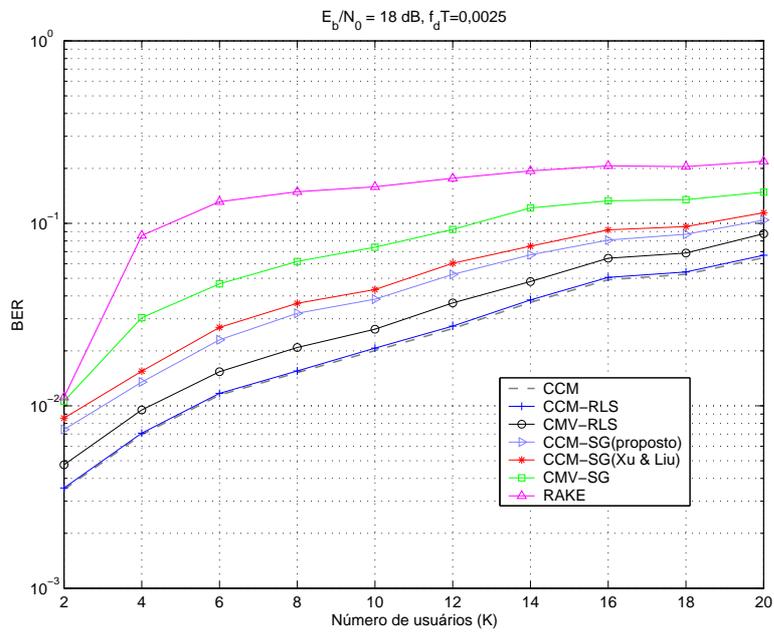


Figura 5.25: BER versus número de usuários (K) em um ambiente com desvanecimento.

6

Receptores com Decisão Realimentada às Cegas

Técnicas de processamento de sinais às cegas, como as do capítulo anterior, são uma alternativa interessante para situações onde o receptor perde o rastreamento do usuário desejado e/ou uma seqüência de treinamento não está disponível. Além disso, estes métodos não supervisionados são importantes no aumento da eficiência na transmissão dos dados, já que são capazes de operar sem canal piloto. Em particular, o processamento adaptativo às cegas pode aliviar a complexidade requerida para estimação de parâmetros e rastrear as condições altamente dinâmicas geralmente encontradas nestes sistemas, devido à mobilidade dos terminais móveis e a natureza aleatória do canal de acesso.

Neste contexto, a maior parte dos trabalhos na literatura considera receptores lineares às cegas, que foram propostos nos últimos anos para suprimir a interferência de múltiplo acesso (IMA) [79, 110, 86, 114, 115]. Soluções para estruturas lineares não supervisionadas foram relatadas pela primeira vez em [79], onde um detector às cegas foi projetado com base no critério de mínima variância (MV). Com o sucesso inicial do receptor MV de Honig *et al.* [79], receptores às cegas usando o critério de módulo constante (CM), foram investigados em [110] e [114] e se mostraram superiores aos seus equivalentes MV. Mais tarde, técnicas com restrições baseadas nos critérios MV e CM foram usadas para desenvolver receptores lineares adaptativos [86, 115, 121], que são capazes de combinar os componentes do multi-percurso e podem operar em canais seletivos em frequência.

Do ponto de vista da teoria da informação, o compromisso entre eficiência espectral e eficiência de potência para o canal de múltiplo acesso síncrono com AWGN foi quantificado para detectores multiusuário lineares e não lineares em [129, 130]. Estes trabalhos mostraram que dada uma E_b/N_0 suficiente, em cargas altas ($K/N \rightarrow 1$), a eficiência espectral da detecção multiusuário não linear, como a DF, é significativamente mais alta do que a recepção linear. Desta forma, para cenários no enlace reverso ou *uplink*, estruturas de recepção com decisão realimentada (DF)

são também mais indicadas e obtêm ganhos substanciais sobre detectores lineares [12, 123, 48, 125].

De fato, receptores DF são relativamente simples e realizam supressão de interferência com um esquema linear seguido de cancelamento de interferência. Uma desvantagem destes detectores é o fenômeno da propagação de erros que é provocado por decisões incorretas no cancelamento dos usuários associados ao sistema. Em particular, os trabalhos sobre receptores DF adaptativos às cegas são limitados às situações com canais planos em frequência [131, 132, 133], que não tratam do problema da propagação de erros. Além disso, detectores DF são especialmente interessantes devido à possibilidade de diferentes tipos de cancelamento de interferência: sucessivo [123, 124], paralelo [48, 125] e iterativo [125, 126], que produzem diferentes desempenhos e níveis de robustez contra a propagação de erros.

Este capítulo propõe detecção multiusuário DF adaptativa às cegas para canais em presença de multi-percurso baseada em técnicas de otimização com restrições usando os critérios MV e CM. São propostas expressões para o projeto de receptores DF às cegas com os critérios MV com restrições (*Constrained Minimum Variance* - CMV) e CM com restrições (*Constrained Constant Modulus* - CCM). Em seguida, são desenvolvidos algoritmos adaptativos às cegas do tipo SG e RLS, computacionalmente eficientes, para supressão da IMA, da IES e estimação de canal. Uma nova estrutura DF de cancelamento sucessivo baseada no conceito recente de arbitragem paralela [134] é proposta e combinada com uma estrutura iterativa com múltiplos estágios em cascata usando decisão realimentada. O novo esquema de detecção DF e o sistema de recepção combinado resultante são comparados às principais estruturas existentes através de simulações em diversos cenários para avaliação dos efeitos da propagação de erros e do desempenho.

6.1

Receptores com Decisão Realimentada às Cegas

Esta seção é dedicada ao projeto de detectores com decisão realimentada às cegas em sistemas DS-CDMA, como o mostrado na Figura 6.1. É importante ressaltar que porções deste material já foram apresentadas em [127]. Considere o vetor recebido $\mathbf{r}(i)$, a matriz de restrições \mathbf{C}_k de dimensão $M \times L_p$ que contém versões deslocadas de um *chip* da seqüência de assinatura

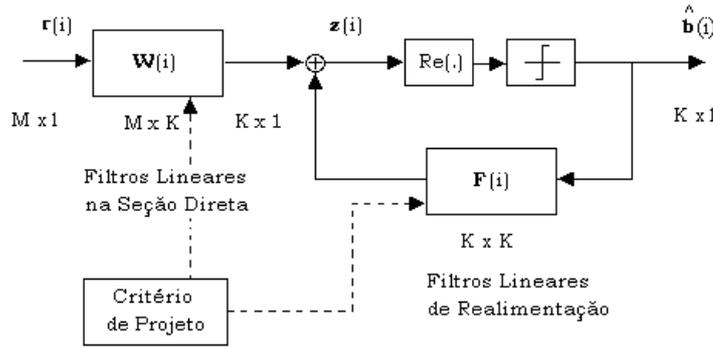


Figura 6.1: Diagrama em blocos de um receptor com decisão realimentada às cegas.

do usuário k :

$$\mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} a_k(1) & & \mathbf{0} \\ \vdots & \ddots & a_k(1) \\ a_k(N) & & \vdots \\ \mathbf{0} & \ddots & a_k(N) \end{bmatrix} \quad (6-1)$$

A entrada do dispositivo decisão, ilustrado na Figura 6.1, correspondente ao i -ésimo símbolo é dada por:

$$\mathbf{z}(i) = \mathbf{W}^H(i)\mathbf{r}(i) - \mathbf{F}^H(i)\hat{\mathbf{b}}(i) \quad (6-2)$$

onde a entrada $\mathbf{z}(i) = [z_1(i) \dots z_K(i)]^T$, $\mathbf{W}(i) = [\mathbf{w}_1 \dots \mathbf{w}_K]$ é a matriz da seção direta de dimensão $N \times K$, $\hat{\mathbf{b}}(i) = [b_1(i) \dots b_K(i)]^T$ é o vetor de símbolos estimados de dimensão $K \times 1$, que são realimentados através da matriz da seção realimentada $\mathbf{F}(i) = [\mathbf{f}_1(i) \dots \mathbf{f}_K(i)]^T$ de dimensão $K \times K$. Especificamente, o projeto do receptor DF é equivalente à determinação para o usuário k de um filtro FIR $\mathbf{w}_k(i)$ com $M = N + L_p - 1$ elementos na seção direta e um filtro FIR $\mathbf{f}_k(i)$ com K elementos na seção realimentada que produzem uma estimativa do símbolo desejado:

$$z_k(i) = \mathbf{w}_k^H(i)\mathbf{r}(i) - \mathbf{f}_k^H(i)\hat{\mathbf{b}}(i), \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (6-3)$$

onde \mathbf{w}_k e \mathbf{f}_k são otimizados pelas funções custo MV ou CM, sujeito ao conjunto de restrições de multi-percurso dado por $\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k(i) = \mathbf{h}_k(i)$ para o caso MV, ou $\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k(i) = \nu \mathbf{h}_k(i)$ para o caso CM, onde ν é uma constante que garante a convexidade do receptor baseado no critério CM e $\mathbf{h}_k(i)$ é o k -ésimo vetor com os componentes do canal multi-percurso. O símbolo

detectado é obtido com:

$$\hat{b}_k(i) = \text{sgn}\left(\Re\left[z_k(i)\right]\right) = \text{sgn}\left(\Re\left[\mathbf{w}_k^H(i)\mathbf{r}(i) - \mathbf{f}_k^H(i)\hat{\mathbf{b}}(i)\right]\right), \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (6-4)$$

onde o operador $(.)^H$ denota transposição Hermitiana, $\Re(\cdot)$ seleciona a parte real e $\text{sgn}(\cdot)$ é a função sinal. Para DF sucessiva (S-DF) [123, 124], a matriz $\mathbf{F}(i)$ de dimensão $K \times K$ é estritamente triangular inferior, enquanto que para DF paralela (P-DF) [48, 125] a matriz $\mathbf{F}(i)$ é cheia e sua estrutura tem como restrição zeros na diagonal principal para evitar o cancelamento dos símbolos desejados. A estrutura S-DF é ótima no sentido de que ela alcança a capacidade do canal CDMA síncrono com AWGN [124]. Além disso, o esquema S-DF é menos afetado pela propagação de erros embora ele não forneça, em geral, um desempenho uniforme sobre a população de usuários, que é uma característica desejável para o enlace reverso ou *uplink*. Neste contexto, o sistema P-DF pode oferecer desempenho uniforme para os usuários mas este é mais suscetível com relação à propagação de erros.

Nas seções seguintes, são apresentados os critérios de projeto CM e MV com restrições (CCM e CMV) para detectores DF. O projeto usando a abordagem CMV para receptores DF generaliza o trabalho em estruturas lineares de Xu e Tsatsanis [86], enquanto que o projeto CCM para esquemas lineares e DF é uma contribuição desta tese.

6.1.1 Receptores DF com o critério CCM (DF-CCM)

Para descrever o projeto do receptor DF-CCM considere a função custo módulo constante (CM):

$$J_{CM} = E\left[(|\mathbf{w}_k^H \mathbf{r} - \mathbf{f}_k^H \hat{\mathbf{b}}|^2 - 1)^2 \right] \quad (6-5)$$

sujeita ao conjunto de restrições dado por $\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k(i) = \nu \mathbf{h}_k(i)$, onde ν é uma constante a ser ajustada que assegura a convexidade da otimização baseada no critério CM. Supondo-se que o vetor de canal \mathbf{h}_k para o usuário k é conhecido, considere a função custo equivalente e sem restrições obtida pelo método dos multiplicadores de Lagrange [45] $J'_{CM} = E\left[(|\mathbf{w}_k^H \mathbf{r} - \mathbf{f}_k^H \hat{\mathbf{b}}|^2 - 1)^2 \right] + \Re[(\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k - \nu \mathbf{h}_k)^H \boldsymbol{\lambda}]$, onde $\boldsymbol{\lambda}$ é um vetor complexo de multiplicadores de Lagrange. A função J'_{CM} é minimizada com respeito a \mathbf{w}_k e \mathbf{f}_k de acordo com o conjunto de restrições $\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k = \nu \mathbf{h}_k$. Calculando-se os termos do gradiente de J'_{CM} com respeito a \mathbf{w}_k e igualando-os a

zero tem-se $\nabla J'_{CM} = 2E[(|\mathbf{w}_k^H \mathbf{r} - \mathbf{f}_k^H \hat{\mathbf{b}}|^2 - 1)\mathbf{r}(\mathbf{r}^H \mathbf{w}_k - \hat{\mathbf{b}}^H \mathbf{f}_k)] + \mathbf{C}_k \boldsymbol{\lambda} = 0$. Em seguida, reescrevendo-se os termos obtém-se $E[|z_k|^2 \mathbf{r} \mathbf{r}^H] \mathbf{w}_k = E[z_k^* \mathbf{r}] + E[|z_k|^2 \mathbf{r} \hat{\mathbf{b}}^H] \mathbf{f}_k - \mathbf{C}_k \boldsymbol{\lambda} / 2$ e conseqüentemente $\mathbf{w}_k = \mathbf{R}_k^{-1} [\mathbf{d}_k + \mathbf{T}_k \mathbf{f}_k - \mathbf{C}_k \boldsymbol{\lambda}] / 2$, onde $z_k = \mathbf{w}_k^H \mathbf{r}$, $\mathbf{R}_k = E[|z_k|^2 \mathbf{r} \mathbf{r}^H]$, $\mathbf{T}_k = E[|z_k|^2 \mathbf{r} \hat{\mathbf{b}}^H]$, $\mathbf{d}_k = E[z_k^* \mathbf{r}]$ e o asterisco denota conjugação complexa. Usando-se o conjunto de restrições $\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k = \nu \mathbf{h}_k$ chega-se à expressão para o vetor multiplicador de Lagrange $\boldsymbol{\lambda} = 2(\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{C}_k)^{-1} (\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{T}_k \mathbf{f}_k + \mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{d}_k - \nu \mathbf{h}_k)$. Substituindo-se $\boldsymbol{\lambda}$ em $\mathbf{w}_k = \mathbf{R}_k^{-1} [\mathbf{d}_k + \mathbf{T}_k \mathbf{f}_k - \mathbf{C}_k \boldsymbol{\lambda} / 2]$ obtém-se a solução para a seção direta do receptor DF-CCM:

$$\mathbf{w}_k = \mathbf{R}_k^{-1} \left[\mathbf{d}_k + \mathbf{T}_k \mathbf{f}_k - \mathbf{C}_k (\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{C}_k)^{-1} (\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{T}_k \mathbf{f}_k + \mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{d}_k - \nu \mathbf{h}_k) \right] \quad (6-6)$$

Para obter a solução CCM do vetor de parâmetros \mathbf{f}_k da seção realimentada, calcula-se os termos do gradiente de J'_{CM} com relação a \mathbf{f}_k e igualando-se os termos a zero tem-se $\nabla J'_{CM} = 2E[(|z_k|^2 - 1)\hat{\mathbf{b}}(\mathbf{r}^H \mathbf{w}_k - \hat{\mathbf{b}}^H \mathbf{f}_k)] = 0$. Então, rearranjando-se os termos obtém-se $E[|z_k|^2 \hat{\mathbf{b}} \hat{\mathbf{b}}^H] \mathbf{f}_k = E[|z_k|^2 \hat{\mathbf{b}} \mathbf{r}^H] \mathbf{w}_k - E[z_k^* \hat{\mathbf{b}}]$ e conseqüentemente chega-se à expressão para a seção realimentada do receptor DF-CCM:

$$\mathbf{f}_k = \mathbf{I}_k^{-1} [\mathbf{T}_k^H \mathbf{w}_k - \mathbf{v}_k] \quad (6-7)$$

onde $\mathbf{I}_k = E[|z_k|^2 \hat{\mathbf{b}} \hat{\mathbf{b}}^H]$, $\mathbf{v}_k = E[z_k^* \hat{\mathbf{b}}]$. A solução do detector CCM linear proposta inicialmente em [121] é obtida fazendo-se $\mathbf{f}_k(i) = \mathbf{0}$ em (6-6). Uma análise do método CCM no Apêndice B examina as suas propriedades de convergência para o caso do receptor linear, estendendo resultados anteriores sobre a sua convexidade para sinais complexos e com multi-percurso. Como a otimização da função custo CCM para um receptor linear ($\mathbf{f}_k = \mathbf{0}$) é uma otimização convexa sujeita à condição $\nu^2 |A_1|^2 |\hat{\mathbf{g}}^H \mathbf{g}|^2 \geq 1/4$, como mostrado no Apêndice B, este fornece um bom ponto de partida para a realização do cancelamento dos usuários associados ao sistema pela seção realimentada do detector DF-CCM.

6.1.2 Receptores DF com o Critério CMV (DF-CMV)

O projeto do receptor DF-CMV segue as etapas empreendidas para o caso DF-CCM e considera a seguinte função custo:

$$J_{MV} = E[|\mathbf{w}_k^H \mathbf{r} - \mathbf{f}_k^H \hat{\mathbf{b}}|^2] \quad (6-8)$$

sujeito ao conjunto de restrições descrito por $\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k(i) = \mathbf{h}_k(i)$. Dado o vetor de canal \mathbf{h}_k para o usuário k , considere a função custo sem restrições $J'_{MV} = E[|\mathbf{w}_k^H \mathbf{r} - \hat{\mathbf{f}}_k^H \hat{\mathbf{b}}|^2] + \Re[(\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k - \mathbf{h}_k)^H \boldsymbol{\lambda}]$, onde $\boldsymbol{\lambda}$ é um vetor complexo de multiplicadores de Lagrange, minimiza-se J'_{MV} com relação a \mathbf{w}_k e $\hat{\mathbf{f}}_k$ sob as condições dadas por $\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k = \mathbf{h}_k$. Usando-se os termos do gradiente de J'_{MV} com respeito a \mathbf{w}_k e igualando-se estes termos a zero tem-se $\nabla J'_{MV} = E[\mathbf{r}(\mathbf{r}^H \mathbf{w}_k - \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{f}}_k)] + \mathbf{C}_k \boldsymbol{\lambda} = 0$, então rearranjando-se os termos obtém-se $E[\mathbf{r}\mathbf{r}^H] \mathbf{w}_k = E[\hat{\mathbf{r}}\hat{\mathbf{b}}^H] \hat{\mathbf{f}}_k - \mathbf{C}_k \boldsymbol{\lambda}$ e conseqüentemente $\mathbf{w}_k = \mathbf{R}^{-1}[\mathbf{T}\hat{\mathbf{f}}_k - \mathbf{C}_k \boldsymbol{\lambda}]$, onde a matriz covariância é $\mathbf{R} = E[\mathbf{r}\mathbf{r}^H]$ e $\mathbf{T} = E[\hat{\mathbf{r}}\hat{\mathbf{b}}^H]$. Utilizando-se o conjunto de restrições $\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k = \mathbf{h}_k$ chega-se à expressão para o multiplicador de Lagrange $\boldsymbol{\lambda} = (\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{C}_k)^{-1} (\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{T}\hat{\mathbf{f}}_k - \mathbf{h}_k)$. Substituindo-se $\boldsymbol{\lambda}$ em $\mathbf{w}_k = \mathbf{R}^{-1}[\mathbf{T}\hat{\mathbf{f}}_k - \mathbf{C}_k \boldsymbol{\lambda}]$ obtém-se a solução para a seção direta do receptor DF-CMV:

$$\mathbf{w}_k = \mathbf{R}^{-1} \left[\mathbf{T}\hat{\mathbf{f}}_k - \mathbf{C}_k (\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{C}_k)^{-1} (\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{T}\hat{\mathbf{f}}_k - \mathbf{h}_k) \right] \quad (6-9)$$

Em seguida, calcula-se os termos do gradiente de J'_{MV} com relação a $\hat{\mathbf{f}}_k$ e iguala-se estes termos a zero para obter $\nabla J'_{MV} = E[\hat{\mathbf{b}}(\mathbf{r}^H \mathbf{w}_k - \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{f}}_k)] = 0$. Então, reescrevendo-se os termos tem-se $E[\hat{\mathbf{b}}\hat{\mathbf{b}}^H] \hat{\mathbf{f}}_k = E[\hat{\mathbf{b}}\mathbf{r}^H] \mathbf{w}_k$ e conseqüentemente chega-se à expressão:

$$\hat{\mathbf{f}}_k = \mathbf{B}^{-1} \left[\mathbf{T}^H \mathbf{w}_k \right] \quad (6-10)$$

onde $\mathbf{B} = E[\hat{\mathbf{b}}\hat{\mathbf{b}}^H]$. Neste ponto, o projetista pode evitar a inversão da matriz $K \times K$ usando-se uma aproximação criteriosa para \mathbf{B} , ou seja $\mathbf{I} \approx E[\hat{\mathbf{b}}\hat{\mathbf{b}}^H]$ [2], que é verificada para baixas taxas de erro. Portanto, o filtro da seção realimentada poder ser projetado como descrito por $\hat{\mathbf{f}}_k \approx \mathbf{T}^H \mathbf{w}_k$. É interessante notar que fazendo-se $\hat{\mathbf{f}}_k(i) = \mathbf{0}$ em (6-9) chega-se à solução proposta por Xu e Tsatsanis [86].

6.1.3 Estimação de Canal às Cegas

As soluções para os receptores CCM e CMV supõem o conhecimento dos parâmetros do canal. Entretanto, em aplicações onde o multi-percurso está presente estes parâmetros devem ser estimados. Para estimar o canal às cegas adota-se o seguinte método [86, 116]:

$$\hat{\mathbf{h}}_k(i) = \arg \min_{\mathbf{h}_k} \mathbf{h}_k^H \mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-p} \mathbf{C}_k \mathbf{h}_k \quad (6-11)$$

sujeito a $\|\hat{\mathbf{h}}_k\| = 1$, onde p é um inteiro e cuja solução é o autovetor correspondente ao menor autovalor da matriz $\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-p} \mathbf{C}_k$ de dimensão $L_p \times L_p$. Para os receptores baseados no critério CCM emprega-se \mathbf{R}_k , que aparece em (6-6), ao invés de \mathbf{R} , utilizada para os detectores com o critério CMV, para estimação do canal. O uso de \mathbf{R}_k no lugar de \mathbf{R} evita a estimação de ambas as matrizes \mathbf{R} e \mathbf{R}_k na construção do receptor, e não acarreta perda de desempenho como verificado em nossos estudos. Os valores de p são restritos a 1 ainda que o desempenho do estimador de canal e conseqüentemente do receptor possam ser melhorados aumentando-se p .

6.2

Detecção Iterativa com Arbitragem Paralela

Nesta seção são apresentadas novas técnicas iterativas, que são baseadas no conceito de arbitragem paralela, recentemente introduzido por Barriac e Madhow [134], e incorporado a uma estratégia DF sucessiva. O novo esquema DF sucessivo arbitrado é combinado com uma estrutura com estágios contendo esquemas DF em cascata proposta em [125, 126]. A motivação para os novos esquemas DF é combater os efeitos da propagação de erros geralmente encontrados em estruturas P-DF [125, 126], que são de grande interesse para cenários no enlace reverso ou *uplink* devido à sua capacidade de prover desempenho uniforme sobre a população de usuários. A idéia básica é melhorar a estrutura S-DF usando-se buscas paralelas com ordens de cancelamento arbitradas e, em seguida, combinar a nova abordagem com uma técnica iterativa, onde o segundo estágio utiliza um sistema P-DF para equalizar o desempenho dos usuários.

6.2.1

Detecção DF Sucessiva com Arbitragem Paralela

A idéia de arbitragem paralela é utilizar canceladores sucessivos de interferência (SICs) para convergir rapidamente para um ponto de máximo local da função verossimilhança e, gerando-se ramos em paralelo de SICs com diferentes ordens de cancelamento, pode-se chegar a máximos locais suficientemente diferentes [134]. Para obter os benefícios da busca paralela, os candidatos devem ser arbitrados, resultando em estimativas suficientemente diferentes de um símbolo. A estimativa do símbolo desejado que tem a maior probabilidade, dentre os candidatos, é então selecionada na saída.

Diferentemente do trabalho de Barriac e Madhow [134], que usa filtros casados como ponto de partida para o procedimento de detecção, o nosso trabalho adota receptores DF às cegas como condição inicial. Desta maneira, o conceito de arbitragem paralela é incorporado em uma estrutura de detecção DF, que aplica supressão de interferência linear seguida de cancelamento sucessivo de interferência (SIC), e resulta em condições iniciais melhores do que filtros casados. Além disso, é importante destacar que nossa abordagem não requer remodulação, como ocorre com o PASIC de Barriac e Madhow [134], porque os filtros adaptativos às cegas calculam automaticamente os coeficientes do cancelamento de interferência. Um diagrama em blocos do esquema proposto, chamado de decisão realimentada sucessiva com arbitragem paralela (*Successive Parallel Arbitrated - DF - SPA-DF*), é mostrado na Figura 6.2.

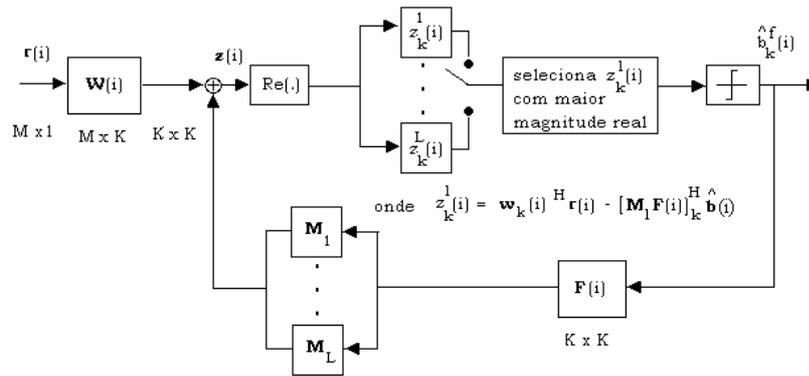


Figura 6.2: Diagrama em blocos do receptor SPA-DF às cegas proposto.

Seguindo-se o diagrama em blocos da Figura 6.2, a saída do usuário k do ramo paralelo l ($l = 1, \dots, L$) para a estrutura do receptor SPA-DF é dada por:

$$z_k^l(i) = \mathbf{w}_k^H(i) \mathbf{r}(i) - [\mathbf{M}_l \mathbf{F}(i)]_k^H \hat{\mathbf{b}}(i) \quad (6-12)$$

onde $\hat{\mathbf{b}}(i) = \text{sgn}[\Re(\mathbf{W}^H \mathbf{r}(i))]$ e as matrizes \mathbf{M}_l são matrizes identidade (\mathbf{I}) permutadas cujas estruturas para um esquema SPA-DF com $L = 4$ ramos

são descritas por:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{M}_1 &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{M}_2 = \begin{bmatrix} \overbrace{0 \dots 0}^{\mathbf{0}_{K/4}} & \overbrace{1 \dots 0}^{\mathbf{I}_{3K/4}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 1 \\ 1 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \overbrace{0 \dots 1}^{\mathbf{I}_{K/4}} & \overbrace{0 \dots 0}^{\mathbf{0}_{3K/4}} \end{bmatrix}, \\
 \mathbf{M}_3 &= \begin{bmatrix} \overbrace{0 \dots 0}^{\mathbf{0}_{K/2}} & \overbrace{1 \dots 0}^{\mathbf{I}_{K/2}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 1 \\ 1 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \overbrace{0 \dots 1}^{\mathbf{I}_{K/2}} & \overbrace{0 \dots 0}^{\mathbf{0}_{K/2}} \end{bmatrix}, \mathbf{M}_4 = \begin{bmatrix} 0 & \dots & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \dots & 0 & 1 & 0 \\ \vdots & \dots & 1 & 0 & 0 \\ 0 & \dots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & \dots & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{6-13}$$

onde $\mathbf{0}_D$ denota uma matriz quadrada de dimensão D de zeros e as estruturas das matrizes M_l correspondem a desvios de fase no que se refere à ordem de cancelamento dos usuários. Especificamente, as matrizes mostradas acima realizam cancelamento sucessivo de interferência com a seguinte ordem: M_1 com $1, \dots, K$; M_2 com $K/4, K/4 + 1, \dots, K, 1, \dots, K/4 - 1$; M_3 com $K/2, K/2 + 1, \dots, K, 1, \dots, K/2 - 1$; M_4 com $K, \dots, 1$ (ordem reversa). Para um número maior de ramos, desvios de fase adicionais são aplicados com relação às diferentes ordens de cancelamento. É também importante ressaltar que diferentes ordens de cancelamento foram testadas embora não tenham resultado em melhorias de desempenho.

A saída final $\hat{b}_k^f(i)$ do detector SPA-DF proposto escolhe a melhor estimativa dentre os L candidatos como dado por:

$$\hat{b}_k^f(i) = \text{sgn} \left[\arg \max_{1 \leq l \leq L} \Re(z_k^l(i)) \right], \quad k = 1, 2, \dots, K \tag{6-14}$$

onde a melhor estimativa é aquela com maior magnitude real, que forma o vetor de decisões finais $\hat{\mathbf{b}}_k^f(i) = [\hat{b}_1^f(i) \dots \hat{b}_K^f(i)]^T$. O número de ramos paralelos L que produzem candidatos à detecção é um parâmetro que deve ser escolhido pelo engenheiro projetista. Os nossos estudos indicam que

$L = 4$ alcança a maior parte dos ganhos da estrutura proposta e oferece um compromisso entre desempenho e complexidade bastante promissor. Em termos de complexidade, o sistema SPA-DF emprega os mesmos filtros, \mathbf{W} e \mathbf{F} , da estrutura S-DF tradicional e requer operações aritméticas adicionais para calcular os candidatos em ramos arbitrados paralelos arbitrados. Como ocorre para receptores S-DF, uma desvantagem do detector SPA-DF proposto é que este não produz em geral um desempenho uniforme sobre a população de usuários. Especificamente, em um cenário com bom controle de potência técnicas de cancelamento sucessivo de interferência tendem a favorecer os últimos usuário detectados, resultando em um desempenho não uniforme entre os sinais detectados. Para equalizar o desempenho dos usuários uma abordagem iterativa com múltiplos estágios em cascata pode ser usada.

6.2.2 Detecção Iterativa Sucessiva com Arbitragem Paralela

Em [125], Woodward *et al.* apresentaram um detector iterativo com um esquema S-DF no primeiro estágio e estruturas P-DF ou S-DF, com usuários sendo demodulados na ordem reversa do primeiro estágio, no segundo estágio. O trabalho de [125] foi em seguida estendido para sistemas codificados e filtros com posto reduzido supervisionados [126]. Diferentemente de [125, 126], este capítulo enfoca receptores adaptativos às cegas, sistemas não codificados e combina a estrutura SPA-DF proposta com detecção iterativa. Um receptor iterativo com decisão realimentada do tipo *hard* é definido pela recursão:

$$\mathbf{z}^{(m+1)}(i) = \mathbf{W}^H(i)\mathbf{r}(i) - \mathbf{F}^H(i)\hat{\mathbf{b}}^{(m)}(i) \quad (6-15)$$

onde os filtros \mathbf{W} e \mathbf{F} podem ser estruturas do tipo S-DF ou P-DF, e $\hat{\mathbf{b}}^m(i)$ é o vetor de decisões provisórias da iteração precedente, onde tem-se:

$$\hat{\mathbf{b}}^{(1)}(i) = \text{sgn}\left(\Re\left[\mathbf{W}^H(i)\mathbf{r}(i)\right]\right) \quad (6-16)$$

$$\hat{\mathbf{b}}^{(m)}(i) = \text{sgn}\left(\Re\left[\mathbf{z}^{(m)}(i)\right]\right), \quad m > 1 \quad (6-17)$$

onde o número de estágios m depende da aplicação. Estágios adicionais podem ser acrescentados onde a ordem da demodulação dos usuários é revertida de estágio para estágio.

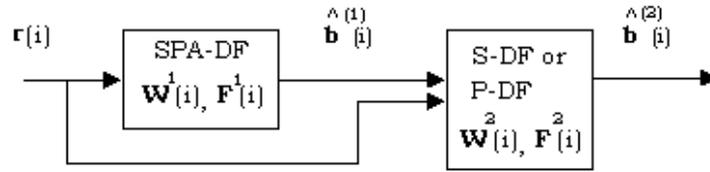


Figura 6.3: Diagrama em blocos do receptor iterativo de dois estágios com o esquema SPA-DF proposto no primeiro estágio. O segundo estágio pode empregar estruturas S-DF ou P-DF para demodular usuários em ordem reversa com relação ao primeiro ramo do primeiro estágio, que usa a abordagem convencional S-DF.

Para equalizar o desempenho sobre a população de usuários, considere-se o sistema de recepção com dois estágios mostrado na Figura 6.3. O primeiro estágio consiste no esquema SPA-DF proposto com filtros \mathbf{W}^1 e \mathbf{F}^1 . As decisões provisórias são passadas ao segundo estágio, que utiliza um detector do tipo S-DF ou P-DF com filtros \mathbf{W}^2 e \mathbf{F}^2 . Os usuários no segundo estágio são demodulados de forma sucessiva e em ordem reversa com relação ao primeiro ramo da estrutura SPA-DF (um esquema S-DF convencional). O receptor iterativo resultante é chamado de ISPAS-DF (*Iterative Successive Parallel Arbitration with Successive DF*) quando um esquema S-DF é utilizado no segundo estágio, enquanto que para filtros P-DF no segundo estágio o sistema resultante é denominado ISPAP-DF (*Iterative Successive Parallel Arbitration with Parallel DF*). A saída do segundo estágio do esquema resultante é expressa por:

$$z_j^{(2)}(i) = [\mathbf{M}\mathbf{W}^2(i)]_j^H \mathbf{r}(i) - [\mathbf{M}\mathbf{F}^2(i)]_j^H \hat{\mathbf{b}}(2)(i) \quad (6-18)$$

onde z_j é o j -ésimo componente do vetor \mathbf{z} de estimativas do tipo *soft*, \mathbf{M} é uma matriz quadrada de permutação com uns ao longo da diagonal reversa e zeros nas posições restantes (de forma similar a \mathbf{M}_4 em (6-18)), $[\cdot]_j$ denota a j -ésima coluna do argumento (uma matriz), e $\hat{b}_j^m(i) = \text{sgn}[\Re(z_j^m(i))]$. Note que estágios adicionais podem ser incluídos ou o esquema SPA-DF pode ser usado no segundo estágio, ainda que nossos estudos indiquem que as melhorias em desempenho são marginais. Por este motivo, a estrutura com dois estágios é adotada para o restante deste trabalho. É importante enfatizar que, devido à grande dificuldade de analisar teoricamente esquemas iterativos e com arbitragem, a investigação conduzida é baseada em experimentos de simulação de computador. Uma teoria sobre esquemas DF iterativos constitui um tópico em aberto que está além do escopo desta tese.

6.3 Algoritmos Adaptativos às Cegas

Nesta seção são descritos algoritmos adaptativos do tipo gradiente estocástico (SG) e RLS para estimação às cegas do canal e das seções direta e realimentada de receptores DF usando os critérios CM e MV com restrições, como ilustrado na Figura 6.4. Os algoritmos baseados no critério CMV são extensões para detecção DF das técnicas originalmente propostas por Xu e Tsatsanis em detectores lineares [86]. As recursões CCM-SG e CCM-RLS representam generalizações do trabalho de Xu e Liu [115] e dos algoritmos CCM-SG e CCM-RLS em estruturas lineares, do capítulo anterior, para estruturas DF e iterativas.

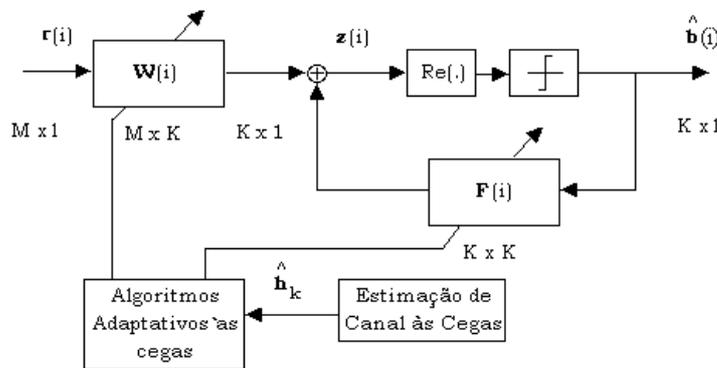


Figura 6.4: Diagrama em blocos de um receptor multiusuário DF adaptativo às cegas.

É importante enfatizar que as soluções SG apresentadas nesta seção diferem daquelas reportadas em [128] no sentido de que a estimação de canal às cegas é desacoplada das recursões para a seções direta e realimentada. De fato, adota-se a técnica SG de estimação de Doukopoulos e Moustakides [117], já que esta apresenta desempenho superior àquela proposta por Xu e Tsatsanis em [86]. Nossos estudos também revelam que quando o sistema trabalha com cargas altas (K/N é grande) e a SINR é baixa um estimador SG de canais às cegas, como o de [117], é significativamente menos afetado do que a abordagem que otimiza \mathbf{w}_w , \mathbf{f}_k e $\hat{\mathbf{h}}_k$, como em [128]. Além disso, a utilização do estimador SG às cegas de [117] com algoritmos CCM-SG melhoram consideravelmente o desempenho dos receptores, uma vez que os estimadores de canais às cegas baseados no critério CM apresentam um desempenho ruim e dependem freqüentemente de outros métodos para inicialização, como explicado em [115].

Em termos de desempenho, as técnicas RLS têm potencial para alcançar bom desempenho independentemente da dispersão dos autovalores da matriz covariância do sinal recebido, possuem taxa de convergência mais rápida, mostram desempenho superior em canais seletivos em frequência com taxas de desvanecimento moderadas a rápidas e podem lidar com sistemas maiores que métodos SG [45].

Em termos de complexidade, os algoritmos SG requerem um número de operações que cresce linearmente com M e com o número de usuários para suprimir IMA, IES e estimar o canal [117], enquanto técnicas RLS têm complexidade de implementação quadrática.

6.3.1 Estimação de Canal SG às Cegas

A estimativa de canal $\hat{\mathbf{h}}_k$ é obtida através do método das potências, usado em análise numérica [135], e da técnica SG descrita em [117] e reproduzida aqui para facilitar o seu entendimento. O método é uma versão SG adaptativa do algoritmo de estimação de canal às cegas, descrito em (6-11) e introduzido em [86, 116], que requer apenas $O(L_p)$ operações aritméticas para estimar o canal, contra $O(L_p^3)$ da sua versão com SVD. Este algoritmo emprega as estimativas $\hat{\mathbf{W}}_k(i) = \mathbf{C}_k^H \hat{\mathbf{V}}_k(i)$, onde $\hat{\mathbf{V}}_k(i)$ é uma estimativa de $\mathbf{R}^{-1}(i)\mathbf{C}_k$ obtida por meio da seguinte recursão:

$$\hat{\mathbf{V}}_k(i) = \alpha \hat{\mathbf{V}}_k(i-1) + \mu_g \left(\hat{\mathbf{V}}_k(i-1) - \mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)\hat{\mathbf{V}}_k(i-1) \right) \quad (6-19)$$

onde $\hat{\mathbf{V}}_k(0) = \mathbf{C}_k$ e $0 < \alpha < 1$. Para estimar o canal usa-se uma iteração de uma variação introduzida em [117] do método das potências [135]:

$$\hat{\mathbf{h}}_k(i) = (\mathbf{I} - \gamma(i)\hat{\mathbf{W}}_k(i))\hat{\mathbf{k}}_k(i-1) \quad (6-20)$$

onde $\gamma(i) = 1/\text{tr}[\hat{\mathbf{W}}_k(i)]$ e $\text{tr}[\cdot]$ corresponde ao traço. Em seguida, faz-se $\hat{\mathbf{h}}_k(i) \leftarrow \hat{\mathbf{h}}_k(i)/\|\hat{\mathbf{h}}_k(i)\|$ para normalizar o canal.

6.3.2 Estimação de Canal RLS às Cegas

A estimativa do canal $\hat{\mathbf{h}}_k$ pelo método RLS proposto em [117], e descrito no capítulo anterior, é reproduzida aqui por conveniência. De acordo com esta abordagem, o SVD na matriz $\mathbf{C}_k^H \hat{\mathbf{R}}^{-1}(i)\mathbf{C}_k$ de dimensão $L_p \times L_p$, como explicitado em (6-11) e que requer uma complexidade $O(L_p^3)$, é evitado

e substituído por uma simples multiplicação matricial, resultando em uma redução da complexidade computacional em uma ordem de grandeza sem perdas de desempenho. Para estimar o canal e evitar a SVD na matriz $\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-1}(i) \mathbf{C}_k$, calcula-se a estimativa $\hat{\mathbf{W}}_k(i)$ da matriz $\mathbf{C}_k^H \hat{\mathbf{R}}^{-1}(i) \mathbf{C}_k$ e emprega-se a variante do método das potências introduzida em [117]:

$$\hat{\mathbf{h}}_k(i) = (\mathbf{I} - \gamma(i) \hat{\mathbf{W}}_k(i)) \hat{\mathbf{h}}_k(i-1) \quad (6-21)$$

onde $\gamma(i) = 1/\text{tr}[\hat{\mathbf{W}}_k(i)]$ e faz-se $\hat{\mathbf{h}}_k(i) \leftarrow \hat{\mathbf{h}}_k(i)/\|\hat{\mathbf{h}}_k(i)\|$ para normalizar o canal. Para os algoritmos CCM-RLS, \mathbf{R}_k pode ser usada ao invés de \mathbf{R} (usada para as técnicas CMV) no procedimento de modo a evitar a estimação de ambas as matrizes \mathbf{R} e \mathbf{R}_k . É importante notar que o uso de \mathbf{R}_k em vez de \mathbf{R} não resulta em perdas de desempenho, como verificado em nossos estudos.

6.3.3 Algoritmos CCM-SG

Uma solução SG para (6-6) e (6-7) pode ser desenvolvida usando-se estimativas instantâneas e calculando-se os termos do gradiente de (6-5) com relação a $\mathbf{w}_k(i)$ e $\mathbf{f}_k(i)$ que devem minimizar de forma adaptativa a função custo J_{CM} usando-se os filtros das seções direta e realimentada, $\mathbf{w}_k(i)$ e $\mathbf{f}_k(i)$, respectivamente. As recursões em (6-19) e (6-20) são usadas para obter as estimativas de canal. Considerando-se o conjunto de restrições $\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k(i) = \hat{\mathbf{h}}_k(i)$, chega-se às equações de atualização dos parâmetros $\mathbf{w}_k(i)$ e $\mathbf{f}_k(i)$:

$$\mathbf{w}_k(i+1) = \mathbf{P}_k(\mathbf{w}_k(i) - \mu_w e_k(i) z_k^*(i) \mathbf{r}(i)) + \nu \mathbf{C}_k (\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \hat{\mathbf{h}}_k(i) \quad (6-22)$$

$$\mathbf{f}_k(i+1) = \mathbf{f}_k(i) - \mu_f e_k(i) z_k^*(i) \hat{\mathbf{b}}(i) \quad (6-23)$$

onde $z_k(i) = \mathbf{w}_k^H(i) \mathbf{r}(i) - \mathbf{f}_k^H(i) \hat{\mathbf{b}}(i)$, $e_k(i) = (|z_k(i)|^2 - 1)$ e $\mathbf{P}_k = \mathbf{I} - \mathbf{C}_k (\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{C}_k^H$ é uma matriz que projeta os parâmetros do receptor em um outro hiperplano a fim de garantir as restrições.

É importante notar que, pela estabilidade e para facilitar o ajuste dos parâmetros, é útil empregar os passos normalizados quando se opera em um ambiente não estacionário. Uma versão normalizada deste algoritmo pode ser desenvolvida substituindo-se (6-22) e (6-23) na função custo CM, diferenciando-se a função custo com relação a μ_w e μ_f , igualando-se os

termos resultantes a zero e resolvendo as novas equações, como detalhado no Apêndice D. Portanto, o algoritmo CCM-SG com passo normalizado adota mecanismos de passo descritos por $\mu_w = \frac{\mu_{0w}(|z_k(i)| - \mu_f |z_k(i)| e_k(i) \mathbf{b}^H(i) \hat{\mathbf{b}}(i+1))}{|z_k(i)| e_k(i) \mathbf{r}^H(i) \mathbf{P} \mathbf{r}(i)}$ e $\mu_f = \frac{\mu_{0f}(|z_k(i)| - \mu_w |z_k(i)| e_k(i) \mathbf{r}^H(i) \mathbf{P} \mathbf{r}(i+1))}{|z_k(i)| e_k(i) \mathbf{b}^H(i) \hat{\mathbf{b}}(i)}$ onde μ_{0w} e μ_{0f} são os fatores de convergência para \mathbf{w}_k e \mathbf{f}_k , respectivamente.

6.3.4 Algoritmo CMV-SG

Uma solução para (6-9) e (6-10) pode ser desenvolvida de forma análoga à seção anterior calculando-se os termos do gradiente com respeito a $\mathbf{w}_k(i)$ e $\mathbf{f}_k(i)$. As recursões em (6-19) e (6-20) são utilizadas para obter as estimativas de canal. As regras de ajuste para estimação dos parâmetros das seções direta e realimentada do receptor DF são:

$$\mathbf{w}_k(i+1) = \mathbf{P}_k(\mathbf{w}_k(i) - \mu_w z_k^*(i) \mathbf{r}(i)) + \mathbf{C}_k(\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \hat{\mathbf{h}}_k(i) \quad (6-24)$$

$$\mathbf{f}_k(i+1) = \mathbf{f}_k(i) - \mu_f z_k^*(i) \hat{\mathbf{b}}(i) \quad (6-25)$$

Uma versão normalizada deste algoritmo pode ser obtida substituindo-se (6-24) e (6-25) na função custo de mínima variância descrita em (6-8), diferenciando-se os termos com relação a μ_w e μ_f , e resolvendo as equações resultantes, como descrito no Apêndice D. Desta forma, tem-se $\mu_w = \frac{\mu_{0w}(1 - \mu_f \hat{\mathbf{b}}^H(i) \hat{\mathbf{b}}(i))}{\mathbf{r}^H(i) \mathbf{P} \mathbf{r}(i)}$ e $\mu_f = \frac{\mu_{0f}(1 - \mu_w \mathbf{r}^H(i) \mathbf{P} \mathbf{r}(i))}{\hat{\mathbf{b}}^H(i) \hat{\mathbf{b}}(i)}$.

6.3.5 Algoritmo CCM-RLS

Dadas as expressões para os filtros das seções direta (\mathbf{w}_k) e realimentada (\mathbf{f}_k) em (6-6) e (6-7) do receptor DF às cegas, estima-se as matrizes $\mathbf{R}_k^{-1}(i)$, $\mathbf{I}_k^{-1}(i)$ e $(\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1}(i) \mathbf{C}_k)^{-1}$ de forma recursiva para reduzir a complexidade computacional requerida para inversão destas matrizes. Usando-se o lema de inversão de matrizes e recursões do tipo Kalman RLS [45, 46] tem-se:

$$\mathbf{G}_k(i) = \frac{\alpha^{-1} \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i-1) z_k^*(i) \mathbf{r}(i)}{1 + \alpha^{-1} \mathbf{r}^H(i) z_k(i) \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i-1) z_k^*(i) \mathbf{r}(i)} \quad (6-26)$$

$$\hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i) = \alpha^{-1} \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i-1) - \alpha^{-1} \mathbf{G}_k(i) z_k(i) \mathbf{r}^H(i) \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i-1) \quad (6-27)$$

e

$$\Psi(i) = \frac{\alpha^{-1} \hat{\mathbf{I}}_k^{-1}(i-1) z_k^*(i) \hat{\mathbf{b}}(i)}{1 + \alpha^{-1} \hat{\mathbf{b}}^H(i) z_k(i) \hat{\mathbf{I}}_k^{-1}(i-1) z_k^*(i) \hat{\mathbf{b}}(i)} \quad (6-28)$$

$$\hat{\mathbf{I}}_k^{-1}(i) = \alpha^{-1} \hat{\mathbf{I}}_k^{-1}(i-1) - \alpha^{-1} \Psi(i) z_k(i) \hat{\mathbf{b}}^H(i) \hat{\mathbf{I}}_k^{-1}(i-1) \quad (6-29)$$

onde $0 < \alpha \leq 1$ é o fator de esquecimento. O algoritmo pode ser iniciado com $\hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(0) = \delta \mathbf{I}$ e $\hat{\mathbf{I}}_k^{-1}(0) = \delta \mathbf{I}$ onde δ é uma constante escolhida para garantir a estabilidade numérica. A cada símbolo atualiza-se a matriz $\mathbf{R}_k^{-1}(i)$, e em seguida utiliza-se uma outra recursão para estimar $(\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1}(i) \mathbf{C}_k)^{-1}$ como descrito por:

$$\Gamma_k^{-1}(i) = \frac{1}{1 - \alpha} \left[\Gamma_k^{-1}(i-1) - \frac{\Gamma_k^{-1}(i-1) \gamma_k(i) \gamma_k^H(i) \Gamma_k^{-1}(i-1)}{\frac{1-\alpha}{\alpha} + \gamma_k^H(i) \Gamma_k^{-1}(i) \gamma_k(i)} \right] \quad (6-30)$$

onde $\Gamma_k(i)$ é uma estimativa de $(\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1}(i) \mathbf{C}_k)$ e $\gamma_k(i) = \mathbf{C}_k^H \mathbf{r}(i) z_k(i)$. O procedimento de estimação de canal RLS descrito em (6-21) é empregado para estimação de \mathbf{h}_k . Finalmente, o receptor DF-CCM é construído de acordo com a expressão dada por:

$$\hat{\mathbf{w}}_k(i) = \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i) \left[\hat{\mathbf{d}}_k(i) + \hat{\mathbf{T}}_k(i) \hat{\mathbf{f}}_k(i) - \mathbf{C}_k \hat{\Gamma}^{-1}(i) \left(\mathbf{C}_k^H \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i) \hat{\mathbf{T}}_k(i) \mathbf{f}_k(i) + \right. \right. \\ \left. \left. + \mathbf{C}_k^H \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i) \hat{\mathbf{d}}_k(i) - \nu \hat{\mathbf{h}}_k(i) \right) \right] \quad (6-31)$$

$$\hat{\mathbf{f}}_k(i) = \mathbf{I}_k^{-1}(i) \left[\hat{\mathbf{T}}_k^H(i) \hat{\mathbf{w}}_k(i) - \hat{\mathbf{v}}_k(i) \right] \quad (6-32)$$

onde $\mathbf{d}_k(i)$ é estimado por $\hat{\mathbf{d}}_k(i+1) = \alpha \hat{\mathbf{d}}_k(i) + (1 - \alpha) z_k^*(i) \mathbf{r}(i)$, $\hat{\mathbf{T}}_k(i+1) = \alpha \hat{\mathbf{T}}_k(i) + (1 - \alpha) \hat{\mathbf{b}}_k(i) \mathbf{r}^H(i) |z_k(i)|^2$ e $\hat{\mathbf{v}}_k(i+1) = \alpha \hat{\mathbf{v}}_k(i) + (1 - \alpha) z_k^*(i) \hat{\mathbf{b}}(i)$. Em termos de complexidade computacional, o algoritmo CCM-RLS requer $O(M^2)$ (seção direta) e $O(K^2)$ (seção realimentada) para suprimir a IMA, a IES e $O(L_p^2)$ para estimar o canal, contra $O(M^3)$, $O(K^3)$ e $O(L_p^3)$ necessários para calcular (6-6), (6-7) e (6-11), respectivamente.

6.3.6 Algoritmo CMV-RLS

De forma similar ao algoritmo CCM-RLS, as expressões para o receptor DF-CMV dadas por (6-9) e (6-10) são utilizadas, e as matrizes $\mathbf{R}^{-1}(i)$, $\mathbf{B}^{-1}(i)$ e $(\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}^{-1}(i) \mathbf{C}_k)^{-1}$ são estimadas de forma recursiva com a ajuda do lema de inversão de matrizes para reduzir a complexidade computacional,

obtendo-se:

$$\mathbf{G}(i) = \frac{\alpha^{-1}\hat{\mathbf{R}}^{-1}(i-1)\mathbf{r}(i)}{1 + \alpha^{-1}\mathbf{r}^H(i)\hat{\mathbf{R}}^{-1}(i-1)\mathbf{r}(i)} \quad (6-33)$$

$$\hat{\mathbf{R}}^{-1}(i) = \alpha^{-1}\hat{\mathbf{R}}^{-1}(i-1) - \alpha^{-1}\mathbf{G}(i)\mathbf{r}^T(i)\hat{\mathbf{R}}^{-1}(i-1) \quad (6-34)$$

e

$$\mathbf{Q}(i) = \frac{\alpha^{-1}\hat{\mathbf{B}}^{-1}(i-1)\hat{\mathbf{b}}(i)}{1 + \alpha^{-1}\hat{\mathbf{b}}^H(i)\hat{\mathbf{B}}_k^{-1}(i-1)\hat{\mathbf{b}}(i)} \quad (6-35)$$

$$\hat{\mathbf{B}}^{-1}(i) = \alpha^{-1}\hat{\mathbf{B}}^{-1}(i-1) - \alpha^{-1}\mathbf{Q}(i)\hat{\mathbf{b}}^H(i)\hat{\mathbf{B}}^{-1}(i-1) \quad (6-36)$$

onde $0 < \alpha \leq 1$ é o fato de esquecimento. O algoritmo CMV-RLS pode ser iniciado com $\hat{\mathbf{R}}^{-1}(0) = \delta\mathbf{I}$ e $\mathbf{B}^{-1}(0) = \delta\mathbf{I}$, onde δ é uma constante que é escolhida de modo a garantir a estabilidade numérica do algoritmo. A cada símbolo processado, atualiza-se a matriz $\hat{\mathbf{R}}^{-1}(i)$ de acordo com (6-33) e (6-34), e utiliza-se uma outra recursão para estimar $(\mathbf{C}_k^H\hat{\mathbf{R}}^{-1}(i)\mathbf{C}_k)^{-1}$ como descrito por:

$$\Theta_k^{-1}(i) = \frac{1}{1-\alpha} \left[\Theta_k^{-1}(i-1) - \frac{\Theta_k^{-1}(i-1)\boldsymbol{\theta}_k(i)\boldsymbol{\theta}_k^H(i)\Theta_k^{-1}(i-1)}{\frac{1-\alpha}{\alpha} + \boldsymbol{\theta}_k^H(i)\Theta_k^{-1}(i)\boldsymbol{\theta}_k(i)} \right] \quad (6-37)$$

onde $\Theta_k(i)$ é uma estimativa de $(\mathbf{C}_k^H\mathbf{R}^{-1}(i)\mathbf{C}_k)$ e $\boldsymbol{\theta}_k(i) = \mathbf{C}_k^H\mathbf{r}(i)$. Para obter os parâmetros do canal \mathbf{h}_k referentes ao usuário k , o algoritmo de estimação de canais RLS às cegas descrito em (6-21) é adotado. Finalmente, constrói-se o receptor DF-CMV com base na seguinte expressão:

$$\hat{\mathbf{w}}_k(i) = \mathbf{R}^{-1}(i) \left[\hat{\mathbf{T}}(i)\hat{\mathbf{f}}_k(i) - \mathbf{C}_k\Theta_k^{-1}(i)(\mathbf{C}_k^H\hat{\mathbf{R}}^{-1}(i)\hat{\mathbf{T}}(i)\hat{\mathbf{f}}_k(i) - \hat{\mathbf{h}}_k(i)) \right] \quad (6-38)$$

$$\hat{\mathbf{f}}_k(i) = \hat{\mathbf{B}}^{-1}(i) \left[\hat{\mathbf{T}}^H(i)\hat{\mathbf{w}}_k(i) \right] \quad (6-39)$$

onde $\hat{\mathbf{T}}(i+1) = \alpha\hat{\mathbf{T}}(i) + (1-\alpha)\hat{\mathbf{b}}_k(i)\mathbf{r}^H(i)$. É importante ressaltar que a aproximação de $\hat{\mathbf{B}}$, isto é $\mathbf{I} \approx E[\hat{\mathbf{b}}\hat{\mathbf{b}}^H]$, pode ser usada quando a taxa de erros é baixa, de modo a evitar os cálculos matriciais em (6-35) e (6-36). Caso contrário, para taxas de erro moderadas e altas, é preferível utilizar (6-35) e (6-36) para assegurar um desempenho adequado do algoritmo.

6.4 Simulações

Nesta seção é avaliado o desempenho das estruturas DF iterativas, com arbitragem paralela introduzidas na Seção 6.2 e dos algoritmos adaptativos às cegas propostos na Seção 6.3. Devido à extrema dificuldade em analisar teoricamente os esquemas da Seção 6.2, adota-se uma abordagem baseada em simulações e são conduzidos diversos experimentos em ambientes estacionários e dinâmicos para verificar a eficácia das técnicas apresentadas. Em particular, foram realizados experimentos em situações estacionárias e não estacionárias para avaliar o desempenho de convergência em termos da razão sinal-interferência-mais-ruído (*signal-to-interference-plus-noise* - SINR) das estruturas e algoritmos propostos e compará-los com técnicas e esquemas existentes. Além disso, o desempenho em termos da taxa de erro de bits (*Bit Error Rate* - BER) dos receptores utilizando os novos métodos são investigados para diferentes cargas (K/N), número de percursos do canal (L_p) e taxas de desvanecimento. O sistema DS-CDMA usa seqüências de espalhamento de Gold com comprimento $N = 31$.

Como são enfocados cenários no enlace reverso ou *uplink*, os usuários experimentam diferentes condições de canal. Assume-se que o alcance de todos os canais tem um limitante superior igual a $L_p = 6$ (ainda que o número efetivo de percursos seja indicado nos experimentos) e os canais são normalizados de modo que $\sum_{l=1}^{L_p} p_{k,l}^2 = 1$. Supõe-se também que os canais experimentados pelos diferentes usuários são estatisticamente independentes e identicamente distribuídos. Para canais com desvanecimento, a seqüência de coeficientes do canal para cada usuário k ($k = 1, \dots, K$) é dada por $h_{k,l}(i) = p_{k,l}\alpha_{k,l}(i)$ ($l = 0, 1, 2, \dots$), onde $\alpha_{k,l}(i)$, é uma seqüência de variáveis complexas gaussianas obtida aplicando-se ruído gaussiano aditivo branco (AWGN) complexo ao filtro com função de transferência aproximada descrita por $c/\sqrt{1 - (f/f_d)^2}$ onde c é a constante de normalização, $f_d = v/\lambda$ é o máximo desvio Doppler, λ é o comprimento de onda da freqüência da portadora e v é a velocidade do terminal móvel [52]. A ambigüidade de fase resultante dos métodos de estimação de canal às cegas descritos em (6-19) a (6-21) é eliminada em nossas simulações usando-se a fase de $\mathbf{g}(0)$ como uma referência para remover a ambigüidade. Para canais com desvanecimento supõe-se rastreamento ideal da fase e os resultados são expressos em função da freqüência de Doppler normalizada $f_d T$ (ciclos/símbolo). Alternativamente, pode-se usar modulação diferencial, como por exemplo DPSK [1], para anular o efeito das rotações de fase.

Nos experimentos seguintes, indica-se o tipo de algoritmo adaptativo usado (SG ou RLS), o critério de projeto (CCM ou CMV) e a estrutura do receptor (linear (L) ou decisão realimentada (DF)). Dentre os diferentes esquemas de decisão realimentada, considera-se a sucessiva (S-DF), a paralela (P-DF), a nova estrutura sucessiva com arbitragem paralela (SPA-DF), os sistemas iterativos de Woodward *et al.* [125] com filtros de cancelamento sucessivo (ISS) e paralelo (ISP) no segundo estágio, e a combinação proposta do novo método SPA-DF com a estratégia iterativa com estágio de DF em cascata [125] com filtros de cancelamento sucessivo (ISPAS) e paralelo (ISPAP) no segundo estágio. Para receptores lineares (L) e seus algoritmos faz-se $\mathbf{f}(i) = \mathbf{0}$ e $\mu_f = 0$. Especificamente, o esquema L-CMV-SG corresponde ao receptor linear usando o algoritmo CMV-SG de [86] com os passos normalizados propostos aqui e o sistema L-CMV-RLS corresponde ao detector linear com a técnica CMV-RLS introduzida em [86]. A legenda L-CCM-SG equivale ao receptor linear usando a técnica CCM-SG do capítulo anterior com o passo normalizado e com o estimador de canal de (6-19) e (6-29), enquanto que o L-CCM-RLS usa recepção linear com a recursão RLS descrita no capítulo anterior e em [121]. Os receptores processam 2000 símbolos para experimentos de avaliação da BER, cujas curvas são obtidas pela média de 200 experimentos e os parâmetros dos algoritmos são otimizados para cada cenário. É importante destacar que os resultados ilustrados nas Figuras 6.5 a 6.15 são expressos em termos da SINR média e BER média entre os K usuários no sistema, exceto para as Figuras 6.16 e 6.17, onde o desempenho individual em termos de BER para cada usuário é mostrado.

6.4.1

Desempenho de Convergência em termos de SINR

A SINR medida na saída do receptor é usada nesta parte para avaliar o desempenho de convergência dos métodos analisados. Nos experimentos seguintes examina-se o desempenho em termos de SINR das diferentes técnicas de recepção DF e os algoritmos correspondentes. Considera-se um cenário não estacionário onde em um dado instante usuários entram no sistema e os algoritmos adaptativos às cegas estão sujeitos a uma mudança brusca no ambiente. Supõe-se que o sistema tem um controle de potência ideal e que os sinais provenientes dos diferentes usuários chegam à estação rádio base com a mesma E_b/N_0 média ao longo do experimento. Note que dado o desempenho dos atuais algoritmos de controle de potência, a suposição de controle de potência ideal não está muito distante de

uma situação realista. Para canais com desvanecimento, são usados canais com três percursos com potências relativas dadas por 0, -3 e -6 dB, respectivamente, onde em cada repetição o atraso do segundo percurso (τ_2) é descrito por uma variável aleatória discreta e uniforme (vau) entre 1 e 4 chips e o terceiro dado por uma vau entre 1 e $(5 - \tau_2)$ chips. Para ambientes com canais fixos e aleatórios, o mesmo procedimento acima é utilizado para determinar os espaçamentos entre os percursos, embora os ganhos do multipercursos sejam aleatórios (sorteados no início da simulação usando-se uma variável aleatória uniforme entre -1 e 1) porém fixos ao longo do tempo.

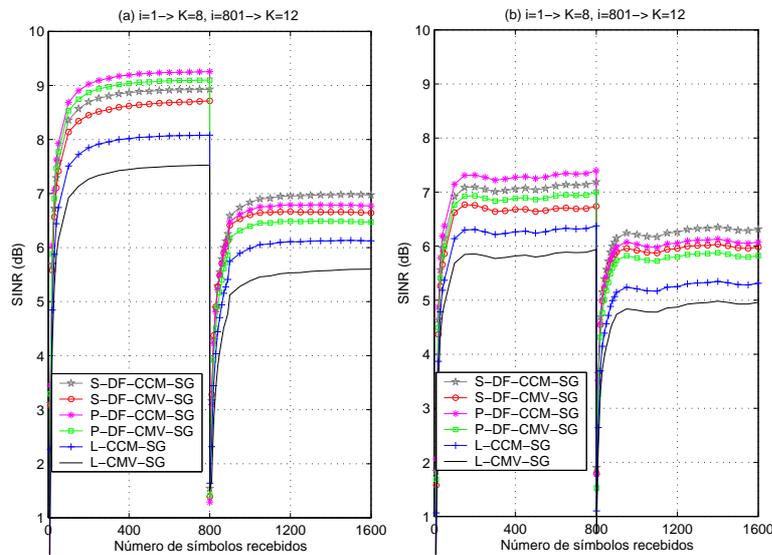


Figura 6.5: Desempenho em SINR dos algoritmos SG em um cenário não estacionário (a) Canais aleatórios sem desvanecimento com $E_b/N_0 = 12$ dB (b) Canais com desvanecimento com $f_d T = 0,001$ e $E_b/N_0 = 15$ dB.

O desempenho de convergência em termos de SINR dos receptores é mostrado para algoritmos SG e RLS, nas Figuras 6.5 e 6.6, respectivamente. No início, os detectores DF têm um filtro de realimentação \mathbf{f} com zeros que gradativamente são adaptados de modo a cancelar os usuários associados. Note que os algoritmos não são desviados do ponto de mínimo da função custo por usuários indesejados em função da estimação de canal às cegas, que permite ao receptor a utilização da seqüência de assinatura efetiva (a assinatura original convoluída com o canal). Os resultados indicam que o critério de projeto CCM é superior à abordagem CMV, para ambos os algoritmos SG e RLS. No que diz respeito às estruturas dos receptores, nota-se que os detectores DF são significativamente superiores aos esquemas lineares. De fato, o problema dos receptores lineares apresentados em [86, 115], que operam bem com cargas pequenas no sistema, mas não têm

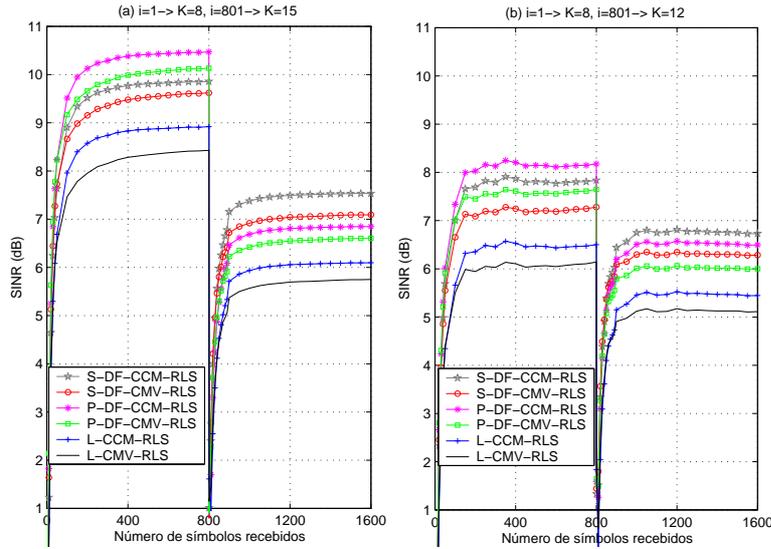


Figura 6.6: Desempenho em SINR dos algoritmos RLS em um cenário não estacionário (a) Canais aleatórios sem desvanecimento com $E_b/N_0 = 12$ dB (b) Canais com desvanecimento com $f_d T = 0,0025$ e $E_b/N_0 = 15$ dB.

bom desempenho em situações com cargas moderadas e altas, é solucionado cancelando-se interferentes com a seção realimentada. Em particular, os sistemas P-DF superam as estruturas S-DF em cenários com alta SINR, enquanto que para valores de SINR baixos e moderados os detectores S-DF são menos afetados pela propagação de erros.

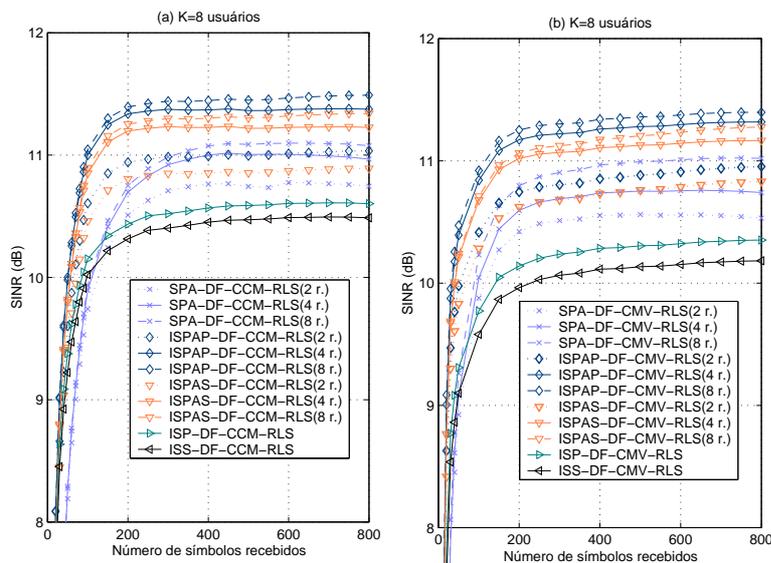


Figura 6.7: Desempenho em SINR dos algoritmos RLS com detectores iterativos para diferentes L com $E_b/N_0 = 12$ em um ambiente estacionário com canais aleatórios usando o critério (a) CCM (b) CMV.

Em seguida, considera-se o esquema SPA-DF proposto e as variações

do sistema iterativo combinado, o ISPAP-DF e o ISPAS-DF. Foram conduzidas simulações com o algoritmo RLS para determinar quantos ramos de arbitragem deveriam ser utilizados e para examinar o impacto de ramos adicionais no desempenho. Foram projetados receptores com $L = 2, 4, 8$ ramos em paralelo e os seus desempenhos em termos de SINR foram comparados com as estruturas existentes ISS-DF e ISP-DF, como ilustrado na Figura 6.7. Os resultados mostram que os novos esquemas SPA-DF, ISPAP-DF e ISPAS-DF superam de modo considerável as estruturas ISS-DF e ISP-DF, e os seus desempenhos melhoram à medida que o número de ramos em paralelo é aumentado. Neste contexto, nota-se que os ganhos em desempenho obtidos com os ramos adicionais diminuem com o aumento destes ramos, resultando em melhorias marginais para mais de $L = 4$ ramos. Por este motivo, adota-se $L = 4$ para os experimentos restantes e porque $L = 4$ apresenta um excelente compromisso entre desempenho e complexidade.

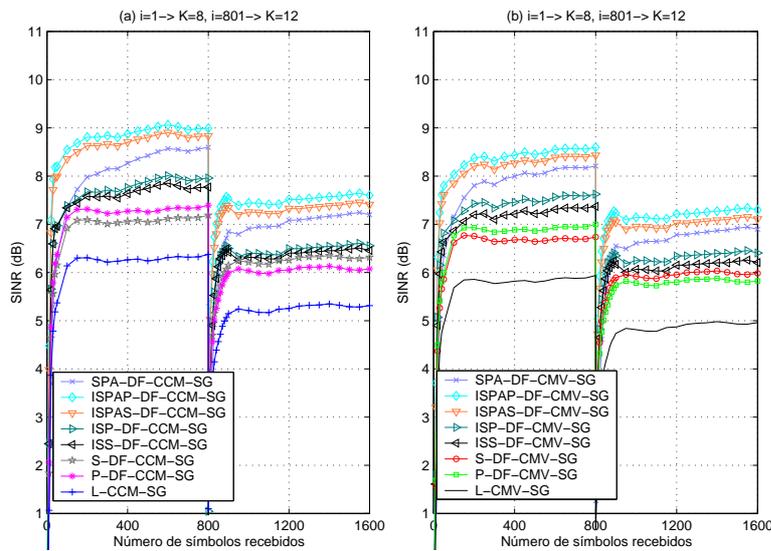


Figura 6.8: Desempenho em SINR dos algoritmos SG com $E_b/N_0 = 15$ em ambiente não estacionário com desvanecimento ($f_d T = 0,001$) usando (a) CCM e (b) CMV.

Nas simulações seguintes, conduz-se uma comparação entre os sistemas iterativos e arbitrados com estruturas de recepção lineares e esquemas DF tradicionais usando técnicas SG e RLS com os critérios de projeto CCM e CMV, conforme ilustrado nas Figuras 6.8 e 6.9. As curvas mostram que os novos esquemas arbitrados e iterativos SPA-DF, ISPAS-DF e ISPAP-DF resultam em ganhos de desempenho substanciais quando comparado com outras abordagens, combatendo o efeito degradante da propagação de erros.

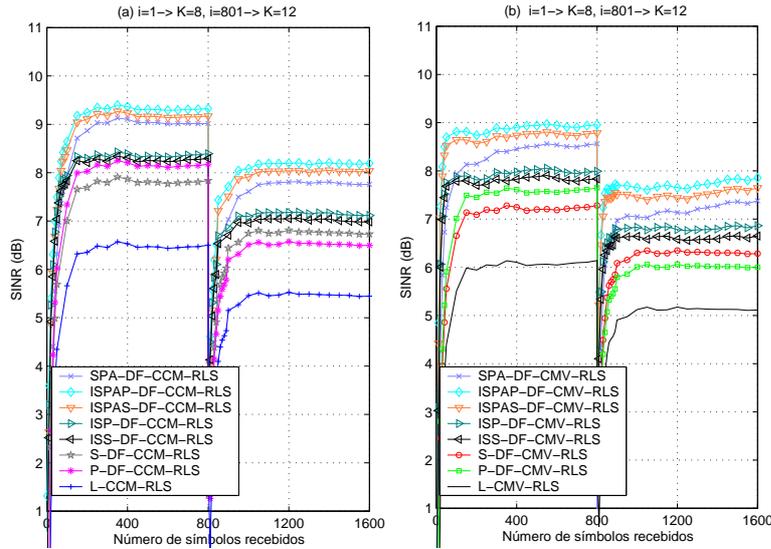


Figura 6.9: Desempenho em SINR dos algoritmos RLS com $E_b/N_0 = 15$ em ambiente não estacionário com desvanecimento ($f_d T = 0,0025$) usando (a) CCM e (b) CMV.

6.4.2 Desempenho em termos de BER

Nesta seção o desempenho em termos de BER das diferentes técnicas de recepção e algoritmos às cegas é investigado. Em particular, o desempenho em BER médio dos receptores versus E_b/N_0 e número de usuários (K) é mostrado nas Figuras 6.10 a 6.17. Além disso, o desempenho individual em BER dos usuários versus os índices destes usuários é ilustrado nas Figuras 6.18 e 6.19.

Uma comparação entre os critérios CMV e CCM e os seus respectivos algoritmos SG e RLS é conduzida nos experimentos das Figuras 6.10 a 6.13. As curvas revelam que os detectores DF são significativamente superiores aos receptores lineares e que os novos algoritmos baseados no critério CCM são melhores do que as técnicas baseadas na abordagem CMV. É importante ressaltar que à medida que o número de usuários aumenta os detectores S-DF superam os esquemas P-DF, que sofrem da propagação de erros em níveis mais altos de BER, como indicado nas Figuras 6.10(b) a 6.13(b). Além disso, os algoritmos RLS podem lidar com taxas de desvanecimento mais rápidas e acomodar de forma efetiva mais usuários no sistema ao custo de uma complexidade quadrática com M e K , enquanto técnicas SG não têm bom desempenho em sistemas grandes (M grande) ou com cargas muito altas ($K/N \rightarrow 1$). Como nos cenários considerados nos experimentos supõe-se controle de potência perfeito, os algoritmos SG

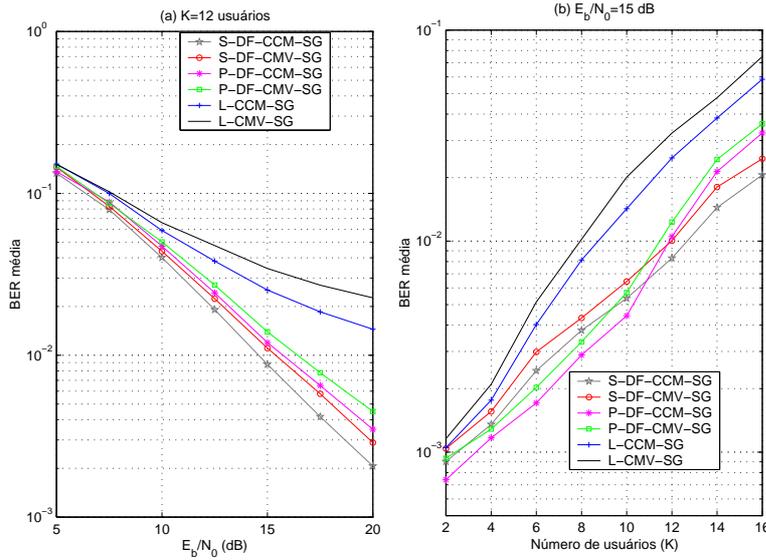


Figura 6.10: Desempenho em BER dos algoritmos SG em ambiente estacionário com canais aleatórios versus (a) E_b/N_0 com $K = 12$ usuários e (b) número de usuários (K) com $E_b/N_0 = 15$ dB.

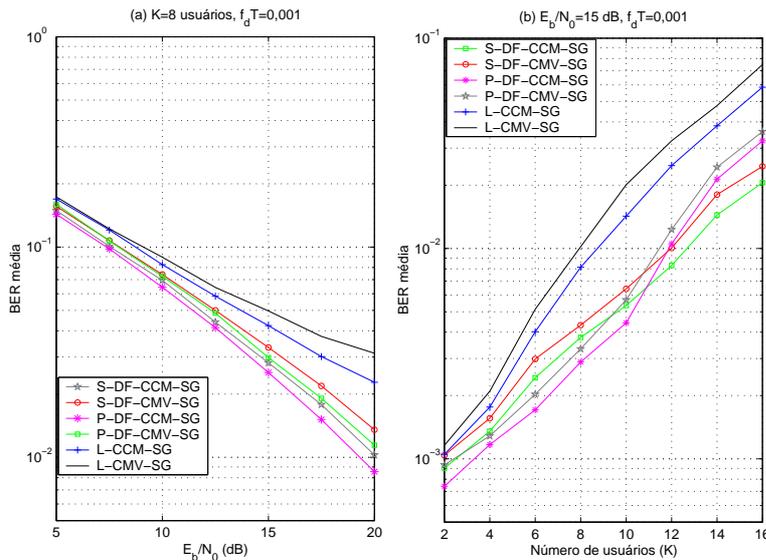


Figura 6.11: Desempenho em BER dos algoritmos SG em ambiente não estacionário com desvanecimento ($f_d T = 0,001$) versus (a) E_b/N_0 com $K = 8$ usuários e (b) número de usuários (K) com $E_b/N_0 = 15$ dB.

apresentam um bom desempenho em termos de convergência enquanto que para situações sem controle de potência (situações *near-far*) o desempenho destes algoritmos é sujeito à dispersão dos autovalores da matriz covariância do vetor recebido $\mathbf{r}(i)$. Especificamente, quando a dispersão dos autovalores da matriz covariância do vetor recebido $\mathbf{r}(i)$ é grande, as técnicas SG têm um desempenho ruim, enquanto que a taxa de convergência das abordagens

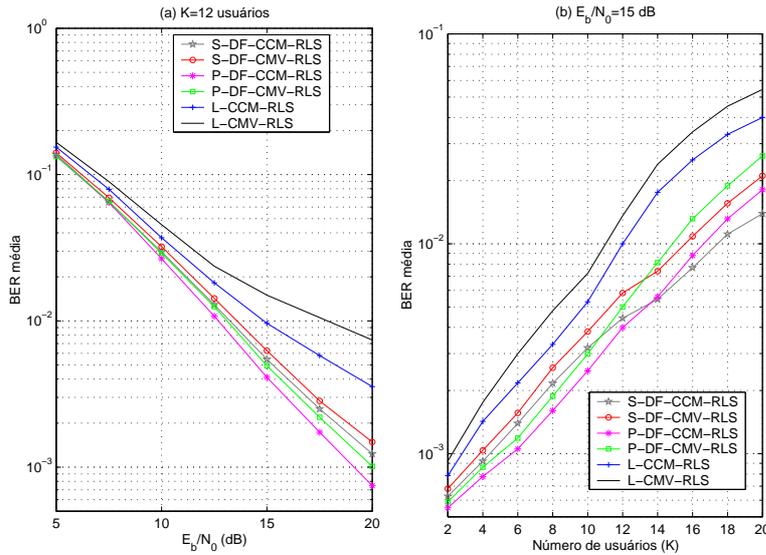


Figura 6.12: Desempenho em BER dos algoritmos RLS em um ambiente estacionário com canais aleatórios versus (a) E_b/N_0 com $K = 12$ usuários e (b) número de usuários (K) com $E_b/N_0 = 15$ dB.

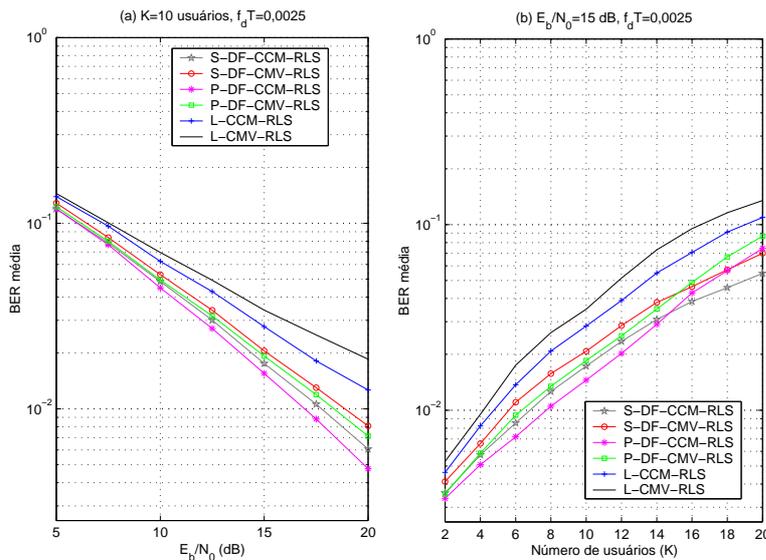


Figura 6.13: Desempenho em BER dos algoritmos RLS em um ambiente não estacionário com desvanecimento ($f_d T = 0,0025$) versus (a) E_b/N_0 com $K = 10$ usuários e (b) número de usuários (K) com $E_b/N_0 = 15$ dB.

RLS é invariante nesta situação [45, 46]. Portanto, para sistemas grandes ou aqueles que não contam com um bom controle de potência as recursões RLS são as mais apropriadas.

Uma comparação das estruturas DF propostas SPA-DF, ISPAP-DF e ISPAS-DF com outros detectores DF iterativos e convencionais e esquemas lineares foi conduzida com experimentos adicionais, como ilustrado nas

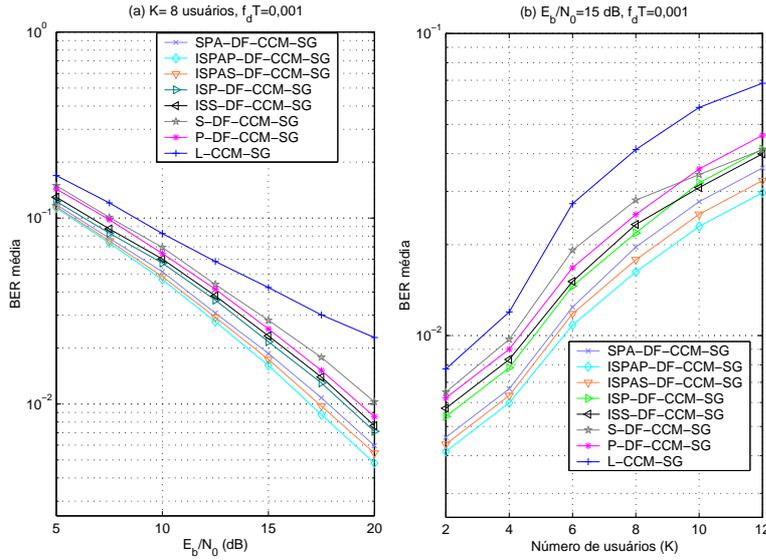


Figura 6.14: Desempenho em BER dos algoritmo CCM-SG em um ambiente dinâmico versus (a) E_b/N_0 com $K = 8$ usuários e (b) número de usuários (K) com $E_b/N_0 = 15$ dB.

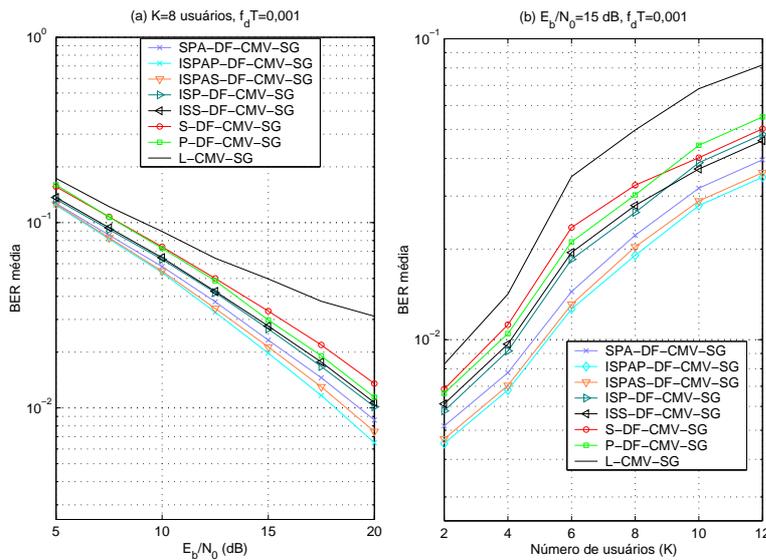


Figura 6.15: Desempenho em BER dos algoritmo CMV-SG em um ambiente dinâmico versus (a) E_b/N_0 com $K = 8$ usuários e (b) número de usuários (K) com $E_b/N_0 = 15$ dB.

Figuras 6.14 a 6.17. As curvas mostram que os novos esquemas iterativos com arbitragem em paralelo e os algoritmos às cegas podem oferecer ganhos consideráveis em desempenho quando comparados aos esquemas de recepção DF e linear existentes, aumentando a capacidade do sistema.

Os últimos dois cenários, mostrados nas Figuras 6.18 e 6.19, consideram o desempenho em BER individual dos usuários. Observa-se nos

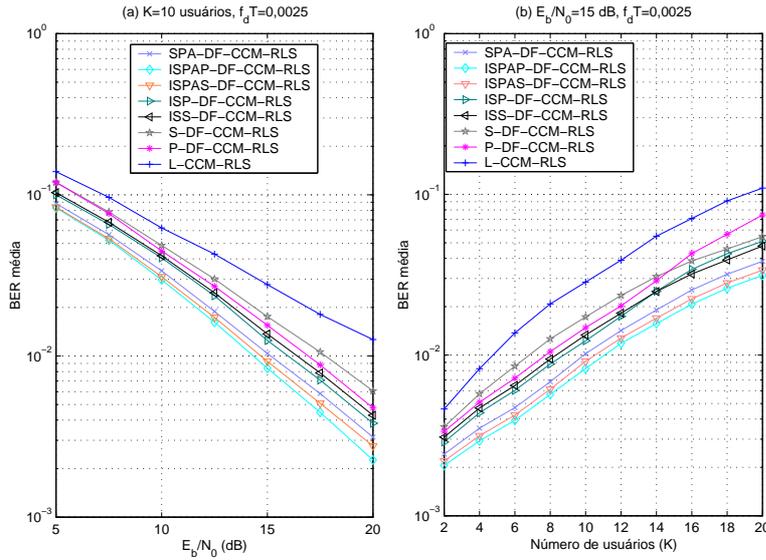


Figura 6.16: Desempenho em BER dos algoritmo CMV-RLS em um ambiente dinâmico versus (a) E_b/N_0 com $K = 10$ usuários e (b) número de usuários (K) com $E_b/N_0 = 15$ dB.

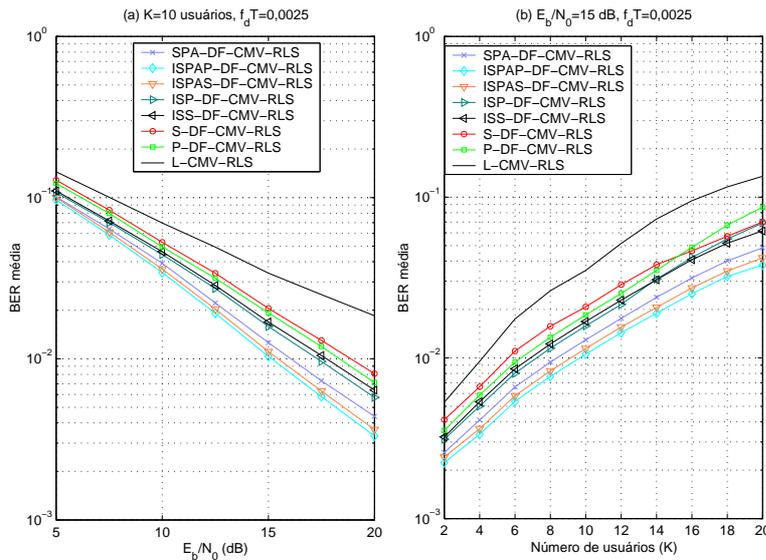


Figura 6.17: Desempenho em BER dos algoritmo CMV-SG em um ambiente dinâmico versus (a) E_b/N_0 com $K = 10$ usuários e (b) número de usuários (K) com $E_b/N_0 = 15$ dB.

resultados que uma desvantagem do S-DF em relação ao P-DF é que o S-DF não produz desempenho uniforme sobre a população de usuários. Nota-se também que para os detectores S-DF o usuário 1 atinge aproximadamente o mesmo desempenho das suas respectivas versões lineares, e à medida que o cancelamento sucessivo é realizado os usuários com índices maiores são beneficiados pelo cancelamento de interferência. O mesmo desempenho

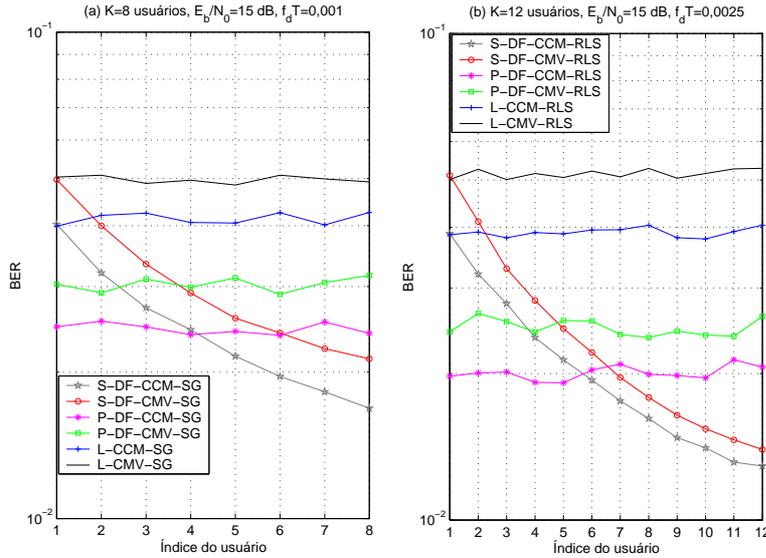


Figura 6.18: Desempenho em BER individual dos receptores em ambiente dinâmico versus índice do usuário para algoritmos (a) SG e (b) RLS.

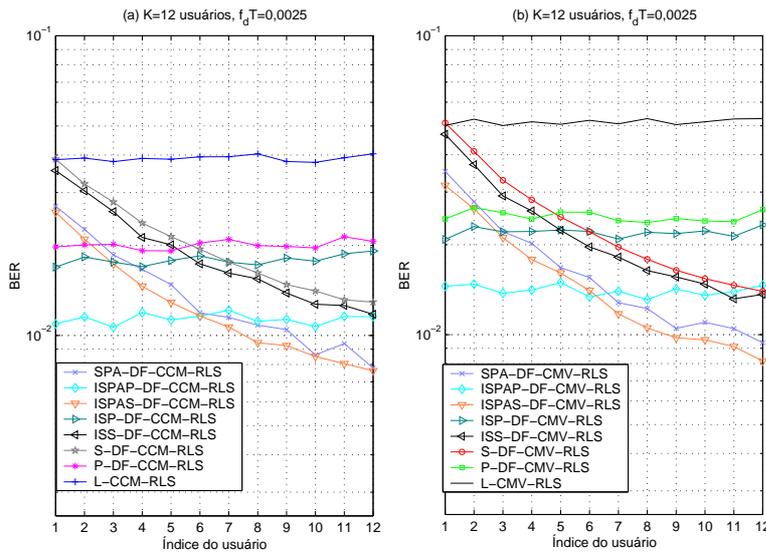


Figura 6.19: Desempenho em BER individual dos receptores iterativos em ambiente dinâmico versus índice do usuário para algoritmos (a) CCM-RLS e (b) CMV-RLS.

não uniforme é verificado para os esquemas SPA-DF, ISS-DF e ISPAS-DF propostos. Por outro lado, a nova estrutura combinada ISPA-DF, o P-DF e o ISP-DF fornecem desempenho uniforme ao longo dos usuários, que é um objetivo importante para o enlace reverso de sistemas DS-CDMA. Em particular, o novo detector ISPA-DF consegue o melhor desempenho das estruturas analisadas e é significativamente superior ao ISP-DF e ao P-DF, que sofre com a propagação de erros.

7

Receptores com Posto Reduzido usando Filtros Interpolados e Interpoladores Adaptativos

Receptores lineares adaptativos [2, 3] são estruturas altamente eficazes para combater a interferência no enlace direto ou *downlink* de sistemas DS-CDMA, têm bom desempenho, simples implementação adaptativa e um excelente compromisso entre desempenho e complexidade. O receptor linear baseado no critério MMSE (*Minimum Mean Squared Error* - MMSE) [2, 4, 53] implementado com um filtro adaptativo [54, 55] é um dos métodos mais promissores para sistemas DS-CDMA. Esta técnica requer apenas o sincronismo da portadora e uma seqüência de treinamento para suprimir interferência. Recentemente, alguns trabalhos se voltaram para a investigação do receptor MMSE [137, 138], suas versões adaptativas [139, 142] em canais seletivos em freqüência sujeitos ao desvanecimento e abordagens específicas para o *downlink* [140, 141]. Alternativamente, os receptores lineares adaptativos podem ser operados em modo autodidata ou às cegas através de técnicas baseadas nas funções custo CM e MV, onde se necessita apenas do conhecimento da seqüência de assinatura e do sincronismo [79]-[115].

Entretanto, quando o ganho de processamento N usado no sistema é grande o receptor tem que lidar com dificuldades, como uma significativa complexidade computacional e baixo desempenho em termos de convergência. Em geral, quando um filtro FIR adaptativo com um grande número de elementos é usado para suprimir interferência, então isto implica em uma resposta lenta às mudanças na interferência e condições do canal de comunicações. Técnicas de supressão de interferência com posto reduzido para DS-CDMA foram originalmente motivadas para situações onde o número de elementos do receptor é muito grande e é desejável trabalhar com menos elementos por questões de convergência e complexidade. Isto é bastante relevante para algumas aplicações onde é desejado um ganho de processamento N grande por questões de camuflagem em sistemas militares ou sistemas com carga pequena (K/N pequeno) [3]. Recentemente, o in-

teresse por métodos de filtragem com posto reduzido têm se voltado para aplicações em sistemas DS-CDMA de telefonia celular de terceira geração [7, 8], em função da necessidade de convergência rápida e baixa complexidade dos algoritmos.

Inicialmente, a atividade de pesquisa em supressão de interferência com posto-reduzido para DS-CDMA concentrava-se em métodos de decomposição em valores singulares (SVD) da matriz de autocorrelação da observação ou método dos componentes principais (*Principal Components - PC*), no qual o vetor recebido é projetado em uma estimativa do subespaço do sinal de menor dimensão. Essa técnica foi proposta pela primeira vez por Haimovich e Bar-Ness em [143] para receptores supervisionados e posteriormente estendida para receptores às cegas por Wang e Poor [144] e Song e Roy [145]. Em particular, o método PC é capaz de melhorar a rapidez na convergência e o desempenho no rastreamento quando N é muito maior do que o subespaço do sinal, que por sua vez deve ser pequeno para o bom funcionamento do método. Contudo, na prática essa suposição não é verdadeira já que para sistemas celulares comerciais com carregamento médio e alto, o subespaço do sinal e N são grandes. Posteriormente, uma melhoria para a técnica PC foi introduzida por Goldstein e Reed [146], onde escolhe-se os autovetores resultantes do SVD de modo a minimizar o erro médio quadrático (MSE). Uma outra abordagem de redução de posto, que será denominada nesse trabalho PD (*Partial Despreading- PD*), foi proposta por Singh e Milstein em [147, 148] e consiste no desespalhamento parcial do vetor recebido antes do processamento adaptativo. O método de projeção PD é bastante simples e permite ao projetista a escolha entre o desempenho do receptor MMSE com filtro inteiro e o do filtro casado. Uma técnica de redução de posto baseada na decomposição do filtro de Wiener em projeções ortogonais, denominado MWF (*Multistage Wiener Filter-MWF*) foi proposta recentemente por Goldstein *et al.* em [149]. Em seguida, foram desenvolvidas versões adaptativas do tipo SG e recursiva para implementação do MWF [156] na supressão de interferência em sistemas DS-CDMA. Uma outra técnica para convergência rápida dos parâmetros do receptor foi introduzida por Pados e Batalama [150, 151, 152], chama-se AVF (*Auxiliary Vector Filtering- AVF*), utiliza filtros auxiliares (AVs) ortogonais e obtém bons resultados na mitigação de interferência. Em um trabalho recente, Chen *et al.* demonstraram que a AVF é equivalente ao MWF [153]. Diferentemente do AVF original, que utilizava filtros ortogonais, Pados e Karystinos [154] e Karystinos *et al.* [155] propuseram uma extensão do AVF com AVs não ortogonais, que resulta em um desempenho ligeiramente

superior ao MWF e AVF original. Estes últimos métodos, MWF e AVF com AVs não ortogonais, estão entre os mais promissores para projeto de receptores DS-CDMA porque apresentam baixa complexidade (quadrática com o número de elementos), são capazes de reduzir substancialmente a dimensão do filtro receptor com um desempenho próximo do filtro MMSE inteiro e o comprimento da seqüência de treinamento, pelo fato de terem convergência bastante rápida.

O filtro FIR interpolado (IFIR) é uma estrutura de taxa única que é matematicamente equivalente à decimação do sinal seguida de filtragem por um número reduzido de coeficientes [157],[158]. A idéia básica é explorar a redundância dos coeficientes de maneira a remover um determinado número de amostras da resposta ao impulso, que são recriadas usando-se um esquema de interpolação. A economia em termos de complexidade é obtida interpolando-se o sinal de entrada no receptor e decimando-se o sinal interpolado. Além disso, esta técnica exhibe propriedades desejáveis, como por exemplo, garantia de estabilidade, ausência de ciclos limites e uma complexidade computacional inferior aos filtros FIR convencionais. Neste contexto, os filtros IFIR adaptativos (AIFIR) [159, 160, 161] representam uma alternativa interessante para substituir filtros FIR adaptativos clássicos. Em algumas aplicações, as técnicas AIFIR mostram uma melhor taxa de convergência e podem reduzir o ônus computacional requerido para filtragem e atualização dos coeficientes, devido ao número reduzido de elementos adaptativos. Estas estruturas foram extensivamente aplicadas na literatura de filtragem digital, embora o seu uso para estimação de parâmetros em comunicações permaneça inexplorado.

Este capítulo é dedicado ao emprego de filtros IFIR e suas versões adaptativas (AIFIR) para supressão de interferência em sistemas DS-CDMA. A motivação para a nova estrutura é explorar a redundância encontrada em sinais DS-CDMA que operam em presença de multi-percurso, removendo-se um determinado número de amostras do sinal recebido e recuperando-as através de interpolação. Inicialmente, são propostos receptores com posto reduzido baseados em filtros IFIR e um novo esquema onde o interpolador torna-se variante no tempo é introduzido. São desenvolvidas as soluções MMSE e CMV para o receptor e o interpolador, de modo a mitigar a IMA e a IES no *downlink*. Esta abordagem de supressão de interferência com filtros IFIR e interpoladores variantes no tempo usando métodos iterativos, e que requerem inversão de matrizes, foi apresentada em [163]. Versões adaptativas das novas estruturas interpoladas onde o interpolador é também adaptativo, que são aplicáveis em um grande número de

problemas, foram desenvolvidas em [164]. Especificamente, o trabalho em [164] introduz uma teoria sobre filtros AIFIR com interpoladores adaptativos e descreve algoritmos LMS normalizados (NLMS) e de projeções afins (*Affine Projection- AP*) [45, 46], com aplicações para equalização de canais e cancelamento de eco e comparações com os métodos MWF [149] e AVF [154, 155] com AVs não ortogonais.

Contudo, o enfoque desta tese é em receptores adaptativos para sistemas DS-CDMA e, por este motivo, as novas estruturas AIFIR são consideradas para supressão da IMA e da IES e algoritmos adaptativos são desenvolvidos para operação nos modos supervisionado e autodidata. O novo esquema de recepção AIFIR com interpoladores adaptativos para sistemas DS-CDMA é apresentado e projetado com os critérios MMSE e CMV. A nova estrutura, introduzida e publicada em [165, 166], resulta em um desempenho superior aos esquemas AIFIR convencionais [159, 160, 161, 162] (onde o interpolador é fixo) e um desempenho de convergência superior ao receptor com filtro inteiro e outras técnicas de redução de posto existentes. Em seguida, são desenvolvidos algoritmos adaptativos computacionalmente eficientes do tipo SG e RLS baseados nos critérios MMSE e MV com restrições apropriadas para combater a IMA, a IES e estimar conjuntamente o canal. Na seqüência, é apresentada uma análise de convergência para os algoritmos adaptativos e uma discussão das propriedades de convergência do método para ambientes estacionários e os modos de operação assistido e às cegas. Finalmente, são conduzidos experimentos por simulação que mostram o desempenho das novas estruturas e algoritmos em cenários dinâmicos típicos e comparações com outras técnicas de redução de posto existentes.

7.1

Receptores Lineares Interpolados

Os princípios básicos da estrutura de recepção interpolada para sistemas DS-CDMA são detalhados nesta seção. A Figura 7.1 mostra o diagrama em blocos de um receptor IFIR, onde um interpolador e um filtro com dimensão reduzida, variantes no tempo, são empregados. O vetor recebido $\mathbf{r}(i) = [r_0^{(i)} \dots r_{M-1}^{(i)}]^T$ de dimensão $M \times 1$, onde $M = N + L_p - 1$, é filtrado por um interpolador $\mathbf{v}_k(i) = [v_{k,0}^{(i)} \dots v_{k,N_T-1}^{(i)}]^T$ do usuário k , produzindo o vetor recebido interpolado $\mathbf{r}_k(i)$, que é projetado no vetor reduzido $\bar{\mathbf{r}}_k(i)$ de dimensão $M/L \times 1$. Este procedimento corresponde à remoção de $L - 1$ amostras do vetor $\mathbf{r}_k(i)$ de cada conjunto de L amostras consecutivas, e

então calcula-se o produto interno de $\bar{\mathbf{r}}_k(i)$ com o vetor de coeficientes do filtro $\mathbf{w}_k(i) = [w_{k,0}^{(i)} \dots w_{k,M/L-1}^{(i)}]^T$ de dimensão M/L .

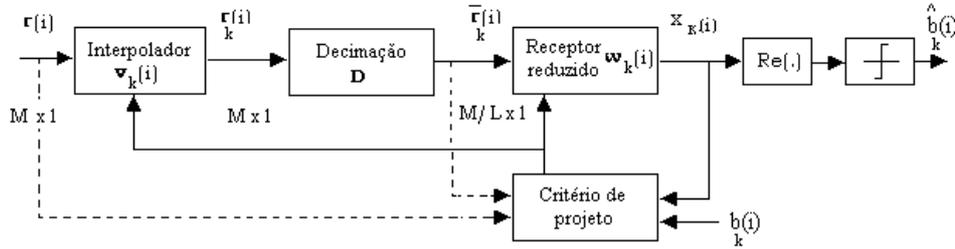


Figura 7.1: Diagrama em blocos da estrutura do receptor com posto reduzido.

O vetor de observações interpolado e projetado em uma dimensão reduzida $\bar{\mathbf{r}}_k(i) = \mathbf{D}\mathbf{r}_k(i)$ é obtido com a ajuda da matriz de projeção \mathbf{D} de dimensão $M/L \times M$ que é matematicamente equivalente a uma decimação uniforme de sinais no vetor $\mathbf{r}_k(i)$ de dimensão $M \times 1$ vector. Um receptor interpolado com fator de interpolação L pode ser projetado escolhendo-se \mathbf{D} de acordo com a seguinte estrutura:

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots \\ \underbrace{0 \dots 0}_{(m-1)L \text{ zeros}} & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \underbrace{0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ \dots \ 0}_{(M/L-1)L \text{ zeros}} & 1 & \underbrace{0 \ \dots \ 0}_{(L-1) \text{ zeros}} \end{bmatrix} \quad (7-1)$$

onde m ($m = 1, 2, \dots, M/L$) denota a m -ésima linha. A estratégia, que permite desenvolver soluções para o interpolador e o receptor com posto reduzido, é expressar o símbolo estimado $x_k(i) = \mathbf{w}_k^H(i)\bar{\mathbf{r}}_k(i)$ como uma função de $\mathbf{w}_k(i)$ e $\mathbf{v}_k(i)$ (desconsidera-se o índice subscrito do usuário k e o índice de tempo (i) em algumas passagens para facilitar a apresentação):

$$\begin{aligned} x_k(i) &= w_0^*(v_0^*r_0 + \dots + v_{N_I-1}^*r_{N_I-1}) + w_1^*(v_0^*r_L + \dots + v_{N_I-1}^*r_{L+N_I-1}) + \dots \\ &\quad + w_{M/L-1}^*(v_0^*r_{(M/L-1)L} + \dots + v_{N_I-1}^*r_{(M/L-1)L+N_I-1}) = \\ &= w_0^*\mathbf{v}_k^H\dot{\mathbf{r}}_0 + w_1^*\mathbf{v}_k^H\dot{\mathbf{r}}_1 + \dots + w_{M/L-1}^*\mathbf{v}_k^H\dot{\mathbf{r}}_{M/L-1} \\ x_k(i) &= \mathbf{v}_k^H(i) \left[\dot{\mathbf{r}}_0^{(i)} \mid \dots \mid \dot{\mathbf{r}}_{M/L-1}^{(i)} \right] \mathbf{w}_k^*(i) = \mathbf{v}_k^H(i)\mathfrak{R}(i)\mathbf{w}_k^*(i) = \mathbf{v}_k^H(i)\mathbf{u}_k(i) \end{aligned} \quad (7-2)$$

onde $\mathbf{u}_k(i) = \mathfrak{R}(i)\mathbf{w}_k^*(i)$ é um vetor de dimensão $N_I \times 1$, o asterisco denota conjugação complexa, os M/L coeficientes de $\mathbf{w}_k(i)$ e os N_I elementos de $\mathbf{v}_k(i)$ são supostos complexos, $\mathbf{r}_s(i)$ é um segmento do vetor recebido $\mathbf{r}(i)$ de comprimento N_I com início em $r_{s \times L}(i)$ e

$$\mathfrak{R}(i) = \begin{bmatrix} r_0^{(i)} & r_L^{(i)} & \cdots & r_{(M/L-1)L}^{(i)} \\ r_1^{(i)} & r_{L+1}^{(i)} & \cdots & r_{(M/L-1)L+1}^{(i)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N_I-1}^{(i)} & r_{L+N_I}^{(i)} & \cdots & r_{(M/L-1)L+N_I-1}^{(i)} \end{bmatrix} \quad (7-3)$$

O projeto do receptor linear interpolado é equivalente à determinação de um filtro IFIR $\mathbf{w}_k(i)$ com M/L coeficientes que produz uma estimativa do símbolo desejado:

$$\hat{b}_k(i) = \text{sgn}\left(\text{Re}\left[\mathbf{w}_k^H(i)\mathbf{r}_k(i)\right]\right) \quad (7-4)$$

onde o operador $(\cdot)^H$ denota transposição Hermitiana, $\text{Re}(\cdot)$ seleciona a parte real do argumento, $\text{sgn}(\cdot)$ é a função sinal e o vetor de parâmetros do receptor \mathbf{w}_k é otimizado de acordo com um critério de projeto selecionado.

7.1.1 Receptores MMSE Interpolados

As soluções MMSE para os vetores de parâmetro $\mathbf{w}_k(i)$ e $\mathbf{v}_k(i)$ podem ser computadas considerando-se o problema de otimização cuja função custo é dada por:

$$J_{MSE}(\mathbf{w}_k(i), \mathbf{v}_k(i)) = E\left[|b_k(i) - \mathbf{v}_k^H(i)\mathfrak{R}(i)\mathbf{w}_k^*(i)|^2\right] \quad (7-5)$$

onde $b_k(i)$ é o símbolo desejado para o usuário k no instante de tempo (i) . Fixando-se o filtro interpolador $\mathbf{v}_k(i)$ e minimizando-se (7-5) com respeito a $\mathbf{w}_k(i)$ obtém-se o vetor de parâmetros do filtro/receptor de Wiener interpolado:

$$\mathbf{w}_k(i) = \mathbf{f}(\mathbf{v}_k) = \bar{\mathbf{R}}_k^{-1}(i)\bar{\mathbf{p}}_k(i) \quad (7-6)$$

onde $\bar{\mathbf{R}}_k(i) = E[\mathbf{r}_k(i)\mathbf{r}_k^H(i)]$, $\bar{\mathbf{p}}_k(i) = E[b_k^*(i)\mathbf{r}_k(i)]$, $\mathbf{r}_k(i) = \mathfrak{R}^T(i)\mathbf{v}_k^*(i)$ e fixando-se $\mathbf{w}_k(i)$ e minimizando-se (7-5) com relação a $\mathbf{v}_k(i)$ pode-se chegar a uma expressão para o vetor de parâmetros do interpolador:

$$\mathbf{v}_k(i) = \mathbf{g}(\mathbf{w}_k) = \mathbf{R}_{u_k}^{-1}(i)\bar{\mathbf{p}}_{u_k}(i) \quad (7-7)$$

onde $\mathbf{R}_{u_k}(i) = E[\mathbf{u}_k(i)\mathbf{u}_k^H(i)]$, $\bar{\mathbf{p}}_{u_k}(i) = E[b_k^*(i)\mathbf{u}_k(i)]$ e $\mathbf{u}_k(i) = \mathfrak{R}(i)\mathbf{w}_k^*(i)$.
As expressões para o MSE associado são dadas por:

$$J_{MSE}(\mathbf{f}(\mathbf{v}_k), \mathbf{v}_k) = J(\mathbf{v}_k) = \sigma_b^2 - \bar{\mathbf{p}}_k^H(i)\bar{\mathbf{R}}_k^{-1}(i)\bar{\mathbf{p}}_k(i) \quad (7-8)$$

$$J_{MSE}(\mathbf{w}_k, \mathbf{g}(\mathbf{w}_k)) = \sigma_b^2 - \bar{\mathbf{p}}_{u_k}^H(i)\bar{\mathbf{R}}_{u_k}^{-1}(i)\bar{\mathbf{p}}_{u_k}(i) \quad (7-9)$$

onde $\sigma_b^2 = E[|b(i)|^2]$. Note que pontos de mínimo global de (7-5) podem ser obtidos por $\mathbf{v}_{k,opt} = \arg \min_{\mathbf{v}_k} J(\mathbf{v}_k)$ e $\mathbf{w}_{k,opt} = \mathbf{f}(\mathbf{v}_{k,opt})$ ou $\mathbf{w}_{k,opt} = \arg \min_{\mathbf{w}_k} J_{MSE}(\mathbf{w}_k, \mathbf{g}(\mathbf{w}_k))$ e $\mathbf{v}_{k,opt} = \mathbf{g}(\mathbf{w}_{k,opt})$. Em um ponto de mínimo (7-8) é igual a (7-9) e o MMSE para a estrutura proposta é alcançado. É importante ressaltar que (7-6) e (7-7) não são soluções de forma fechada para $\mathbf{w}_k(i)$ e $\mathbf{v}_k(i)$ uma vez que (7-6) é uma função de $\mathbf{v}_k(i)$ e (7-7) depende de $\mathbf{w}_k(i)$ e, desta maneira, são necessárias iterações alternadas entre (7-6) e (7-7) com um valor inicial para obter a solução, como reportado em [163].

7.1.2 Receptores CMV Interpolados

O projeto do receptor CMV interpolado proposto requer a estimação dos vetores de parâmetros \mathbf{w}_k do receptor com posto reduzido e \mathbf{v}_k do interpolador de acordo com a minimização da seguinte função custo:

$$J_{MV}(\mathbf{w}_k, \mathbf{v}_k) = E[|x_k(i)|^2] = E[|\mathbf{v}_k^H(i)\mathfrak{R}(i)\mathbf{w}_k^*(i)|^2] \quad (7-10)$$

sujeito às restrições propostas $\mathbf{C}_k^H \mathbf{D}^H \mathbf{w}_k(i) = \mathbf{g}(i)$ e $\|\mathbf{v}_k(i)\| = 1$, onde \mathbf{C}_k é a matriz de restrições de dimensão $M \times L_p$ que contém versões deslocadas de um *chip* da seqüência de assinatura do usuário k , definida nos capítulos anteriores, e $\mathbf{g}(i)$ é um vetor de restrições com L_p elementos a ser determinado. Em particular, o vetor de restrições $\mathbf{g}(i)$ pode ser escolhido entre vários critérios [83, 85] embora neste trabalho adote-se $\mathbf{g}(i)$ como o vetor de parâmetros do canal ($\mathbf{g}=\mathbf{h}$) porque este fornece melhor desempenho que outros critério de acordo com [86]. Note que o conjunto de restrições proposto $\|\mathbf{v}_k(i)\| = 1$ assegura valores adequados de projeto para o filtro interpolador \mathbf{v}_k , enquanto que $\mathbf{C}_k^H \mathbf{D}^H \mathbf{w}_k(i) = \mathbf{g}(i)$ evita a supressão do sinal desejado. Fixando-se o vetor de parâmetros \mathbf{v}_k , calculando-se os termos do gradiente da função Lagrangeana $J_{MV}^l(\mathbf{w}_k, \mathbf{v}_k) = E[|\mathbf{v}_k^H(i)\mathfrak{R}(i)\mathbf{w}_k^*(i)|^2] + Re[(\mathbf{C}_k^H \mathbf{D}^H \mathbf{w}_k(i) - \mathbf{g}(i))^H \boldsymbol{\lambda}] + Re[(\mathbf{v}_k^H(i)\mathbf{v}_k(i) - 1)^H \rho]$ com respeito a \mathbf{w}_k

e igualando-se o resultado a um vetor nulo tem-se:

$$E\left[\bar{\mathbf{r}}_k(i)\bar{\mathbf{r}}_k^H(i)\right]\mathbf{w}_k(i) + \mathbf{D}\mathbf{C}_k\boldsymbol{\lambda} = 0 \implies \mathbf{w}_k(i) = -\bar{\mathbf{R}}_k^{-1}(i)\mathbf{D}\mathbf{C}_k\boldsymbol{\lambda} \quad (7-11)$$

onde $\mathbf{R}_k(i) = E[\bar{\mathbf{r}}_k(i)\bar{\mathbf{r}}_k^H(i)]$, $Re(\cdot)$ seleciona a parte real e $\boldsymbol{\lambda}$ é um vetor com multiplicadores de Lagrange. Fixando-se o vetor de parâmetros \mathbf{w}_k , calculando-se os termos do gradiente da função Lagrangeana $J_{MV}^l(\mathbf{w}_k, \mathbf{v}_k) = E\left[|\mathbf{v}_k^H(i)\Re(i)\mathbf{w}_k^*(i)|^2\right] + Re\left[(\mathbf{C}_k^H\mathbf{D}^H\mathbf{w}_k(i) - \mathbf{g}(i))^H\boldsymbol{\lambda}\right] + Re\left[(\mathbf{v}_k^H(i)\mathbf{v}_k(i) - 1)^H\rho\right]$ com relação a \mathbf{v}_k e igualando-se os termos resultantes a um vetor nulo obtém-se:

$$E\left[\mathbf{u}_k(i)\mathbf{u}_k^H(i)\right]\mathbf{v}_k(i) + \rho\mathbf{v}_k(i) = 0 \implies (\mathbf{R}_{u_k}(i) + \rho\mathbf{I})\mathbf{v}_k(i) = 0 \quad (7-12)$$

onde $\bar{\mathbf{R}}_{u_k}(i) = E[\mathbf{u}_k(i)\mathbf{u}_k^H(i)]$ e ρ é um multiplicador de Lagrange escalar. Usando-se o conjunto de restrições $\mathbf{C}_k^H\mathbf{D}^H\mathbf{w}_k(i) = \mathbf{g}(i)$ chega-se a $\boldsymbol{\lambda} = -(\mathbf{C}_k^H\mathbf{D}^H\bar{\mathbf{R}}_k^{-1}(i)\mathbf{D}\mathbf{C}_k)^{-1}\mathbf{g}(i)$. Utilizando-se (7-11), (7-12) e $\boldsymbol{\lambda}$ chega-se às expressões resultantes para o receptor e o interpolador:

$$\mathbf{w}_k(i) = \mathbf{f}(\mathbf{v}_k) = \bar{\mathbf{R}}_k(i)^{-1}\mathbf{D}\mathbf{C}_k(\mathbf{C}_k^H\mathbf{D}^H\bar{\mathbf{R}}_k(i)^{-1}\mathbf{D}\mathbf{C}_k)^{-1}\mathbf{g}(i) \quad (7-13)$$

$$\mathbf{v}_k(i) = \mathbf{g}(\mathbf{w}_k) = \arg \min_{\mathbf{v}_k} \mathbf{v}_k^H\bar{\mathbf{R}}_{u_k}(i)\mathbf{v}_k \quad (7-14)$$

A solução para $\mathbf{v}_k(i)$ é o autovetor de $\bar{\mathbf{R}}_{u_k}(i)$, que corresponde ao menor autovalor de $\bar{\mathbf{R}}_{u_k}(i)$, que pode ser obtido via SVD. A mínima variância pode ser expressa como uma função de \mathbf{v}_k :

$$J_{MV}(\mathbf{f}(\mathbf{v}_k), \mathbf{v}_k) = \mathbf{w}_k^H(i)\bar{\mathbf{R}}_k(i)\mathbf{w}_k(i) = \mathbf{g}^H(i)(\mathbf{C}_k^H\mathbf{D}^H\bar{\mathbf{R}}_k(i)^{-1}\mathbf{D}\mathbf{C}_k)^{-1}\mathbf{g}(i) \quad (7-15)$$

De maneira análoga ao projeto do receptor MMSE, são necessárias iterações alternadas entre (7-13) e (7-14) com um valor inicial para a obtenção da solução CMV interpolada. Note também que (7-13) supõe o conhecimento dos parâmetros do canal. Entretanto, em aplicações onde o multi-percurso está presente estes parâmetros não são conhecidos e, deste modo, um procedimento de estimação de canal é necessário. Para estimar o canal às cegas, adota-se o método de Doukopoulos e Moustakides [116, 117]:

$$\hat{\mathbf{g}}(i) = \arg \min_{\mathbf{g}} \mathbf{g}^H\mathbf{C}_k^H\mathbf{R}^{-p}(i)\mathbf{C}_k\mathbf{g} \quad (7-16)$$

sujeito a $\|\hat{\mathbf{g}}\| = 1$, onde $\mathbf{R}(i) = E[\mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)]$, p uma potência finita e cuja solução é o autovetor correspondente ao menor autovalor da matriz $\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}(i)^{-p} \mathbf{C}_k$ de dimensão $L_p \times L_p$ através de SVD. Nesta tese os valores de p são limitados a 1, ainda que o desempenho do estimador de canal e conseqüentemente do receptor possa ser melhorado aumentando-se p . Em seguida, são apresentadas soluções iterativas via algoritmos adaptativos.

7.2 Algoritmos Adaptativos

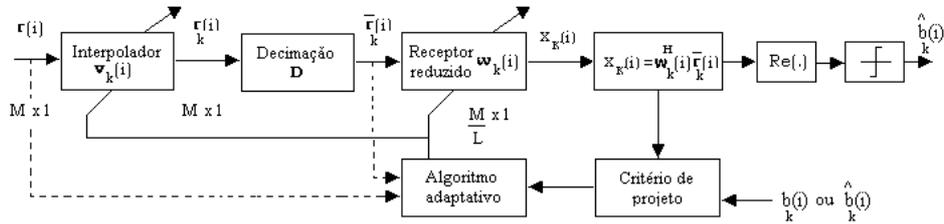


Figura 7.2: Diagrama em blocos da estrutura do receptor AIFIR.

Nesta seção são descritos algoritmos do tipo SG e RLS que ajustam os parâmetros do receptor com posto reduzido e do interpolador com base nos critérios MMSE e CMV. A nova estrutura para receptores, mostrada na Figura 7.2, reúne como atributos uma taxa de convergência rápida, baixa complexidade e flexibilidade adicional já que o engenheiro projetista pode ajustar o fator de interpolação L e o comprimento do interpolador N_I , dependendo dos requisitos da aplicação e da hostilidade do ambiente.

Baseado nos critérios MMSE e CMV, o esquema de recepção proposto tem os seguintes modos de operação: modo de treinamento, onde é usada uma seqüência de treinamento; modo de operação ou *decision-directed*, onde as decisões anteriores são utilizadas para estimar os parâmetros do receptor; e modo às cegas, que emprega o critério CMV e troca a necessidade de uma seqüência de treinamento pelo conhecimento da seqüência de assinatura do usuário de interesse.

7.2.1 Algoritmo LMS Interpolado

Dado o vetor de observação interpolado projetado em uma dimensão reduzida $\bar{\mathbf{r}}_k(i)$ e o símbolo desejado $b_k(i)$, considere a seguinte função custo:

$$J_{MSE} = |b_k(i) - \mathbf{v}_k^H(i) \mathfrak{R}(i) \mathbf{w}_k^*(i)|^2 \quad (7-17)$$

Calculando-se os termos do gradiente de (7-17) com relação a $\mathbf{w}_k(i+1)$, $\mathbf{v}_k(i+1)$, e usando-se uma otimização do tipo gradiente descendente com os valores instantâneos tem-se:

$$\mathbf{v}_k(i+1) = \mathbf{v}_k(i) + \eta e_k^*(i) \mathbf{u}_k(i) \quad (7-18)$$

$$\mathbf{w}_k(i+1) = \mathbf{w}_k(i) + \mu e_k^*(i) \bar{\mathbf{r}}_k(i) \quad (7-19)$$

onde $e_k(i) = b_k(i) - \mathbf{w}_k(i)^H \bar{\mathbf{r}}_k(i)$ é o sinal de erro para o usuário k , $\mathbf{u}_k = \mathfrak{R}(i) \mathbf{w}_k(i)$, μ e η são os passos dos algoritmos para $\mathbf{w}_k(i)$ e $\mathbf{v}_k(i)$, respectivamente. O algoritmo ILMS descrito nesta parte tem uma complexidade computacional $O(M/L + N_I)$. De fato, a estrutura proposta, troca um algoritmo LMS com complexidade $O(M)$ por dois algoritmos LMS com complexidade $O(M/L)$ e $O(N_I)$, operando em paralelo. É importante ressaltar que, por estabilidade e para facilitar o ajuste dos parâmetros, é conveniente utilizar passos normalizados e conseqüentemente recursões do tipo NLMS [168] quando se opera em ambientes dinâmicos. Desta forma, tem-se $\mu(i) = \frac{\eta_0}{\bar{\mathbf{r}}_k^H(i) \bar{\mathbf{r}}_k(i)}$ e $\eta(i) = \frac{\mu_0}{\mathbf{u}_k^H(i) \mathbf{u}_k(i)}$ como os passos do algoritmo para $\mathbf{w}_k(i)$ e $\mathbf{v}_k(i)$, onde μ_0 e η_0 são os fatores de convergência.

7.2.2

Algoritmo RLS Interpolado

Quando os sinais recebidos são muito correlacionados e o sistema DS-CDMA não é capaz de prover um controle de potência eficiente sobre os usuários, o desempenho em termos de velocidade de adaptação e estimação dos receptores pode se deteriorar de forma significativa. Neste caso, uma técnica baseada no critério LS (*Least Squares* - LS) tem o potencial para alcançar um bom desempenho independentemente da dispersão dos autovalores da matriz covariância do vetor recebido [45, 46]. Considere uma estimativa do tipo média temporal da matriz $\bar{\mathbf{R}}_k$ dada por $\hat{\bar{\mathbf{R}}}_k(i) = \sum_{l=1}^i \alpha^{i-l} \bar{\mathbf{r}}_k(l) \bar{\mathbf{r}}_k^H(l)$, onde α é o fator de esquecimento, que pode ser alternativamente expressa por $\hat{\bar{\mathbf{R}}}_k(i) = \alpha \hat{\bar{\mathbf{R}}}_k(i-1) + \bar{\mathbf{r}}_k(i) \bar{\mathbf{r}}_k^H(i)$. Para evitar a inversão de $\hat{\bar{\mathbf{R}}}_k(i)$ requerida em (7-6), utiliza-se o lema de inversão de matrizes [45, 46] e define-se $\mathbf{P}_k(i) = \hat{\bar{\mathbf{R}}}_k^{-1}(i)$ e o vetor de ganhos de Kalman

$\mathbf{G}_k(i)$ de acordo com:

$$\mathbf{G}_k(i) = \frac{\alpha^{-1}\mathbf{P}_k(i-1)\bar{\mathbf{r}}_k(i)}{1 + \alpha^{-1}\bar{\mathbf{r}}_k^H(i)\mathbf{P}_k(i-1)\bar{\mathbf{r}}_k(i)} \quad (7-20)$$

e desta forma pode-se reescrever $\mathbf{P}_k(i)$ como

$$\mathbf{P}_k(i) = \alpha^{-1}\mathbf{P}_k(i-1) - \alpha^{-1}\mathbf{G}_k(i)\bar{\mathbf{r}}_k^H(i)\mathbf{P}_k(i-1) \quad (7-21)$$

Rearrmando-se (7-20) tem-se $\mathbf{G}_k(i) = \alpha^{-1}\mathbf{P}_k(i-1)\bar{\mathbf{r}}_k(i) - \alpha^{-1}\mathbf{G}_k(i)\bar{\mathbf{r}}_k^H(i)\mathbf{P}_k(i-1)\bar{\mathbf{r}}_k(i) = \mathbf{P}_k(i)\bar{\mathbf{r}}_k(i)$. Empregando-se a solução LS (equivalente a (7-6) com matrizes estimadas por médias temporais) e a recursão $\hat{\mathbf{p}}_k(i) = \alpha\hat{\mathbf{p}}_k(i-1) + \bar{\mathbf{r}}_k(i)b_k^*(i)$ obtém-se

$$\mathbf{w}_k(i) = \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i)\hat{\mathbf{p}}_k(i) = \alpha\mathbf{P}_k(i)\hat{\mathbf{p}}_k(i-1) + \mathbf{P}_k(i)\bar{\mathbf{r}}_k(i)b_k^*(i) \quad (7-22)$$

Substituindo-se (7-21) em (7-22) chega-se a:

$$\mathbf{w}_k(i) = \mathbf{w}_k(i-1) + \mathbf{G}_k(i)\xi_k^*(i) \quad (7-23)$$

onde o erro de estimação *a priori* é descrito por $\xi_k(i) = b_k(i) - \mathbf{w}_k^H(i-1)\bar{\mathbf{r}}_k(i)$. Recursões similares para o interpolador são desenvolvidas usando-se (7-7). A estimativa da matriz $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{u}_k}$ pode ser obtida através de $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{u}_k}(i) = \sum_{l=1}^i \alpha^{i-l} \mathbf{u}_k(l)\mathbf{u}_k^H(l)$ e pode ser alternativamente reescrita como $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{u}_k}(i) = \alpha\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{u}_k}(i-1) + \mathbf{u}_k(i)\mathbf{u}_k^H(i)$. Para evitar a inversão da matriz $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{u}_k}$ emprega-se o lema de inversão de matrizes novamente e por conveniência de cálculo define-se $\mathbf{P}_{\mathbf{u}_k}(i) = \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{u}_k}^{-1}(i)$ e o vetor de ganhos de Kalman $\mathbf{G}_{\mathbf{u}_k}(i)$ [45, 46] conforme:

$$\mathbf{G}_{\mathbf{u}_k}(i) = \frac{\alpha^{-1}\mathbf{P}_{\mathbf{u}_k}(i-1)\mathbf{u}_k(i)}{1 + \alpha^{-1}\mathbf{u}_k^H(i)\mathbf{P}_{\mathbf{u}_k}(i-1)\mathbf{u}_k(i)} \quad (7-24)$$

e desta maneira pode-se reescrever (7-24) como

$$\mathbf{P}_{\mathbf{u}_k}(i) = \alpha^{-1}\mathbf{P}_{\mathbf{u}_k}(i-1) - \alpha^{-1}\mathbf{G}_{\mathbf{u}_k}(i)\mathbf{u}_k^H(i)\mathbf{P}_{\mathbf{u}_k}(i-1) \quad (7-25)$$

Prosseguindo-se de modo similar à abordagem usada para obter (7-22), chega-se a:

$$\mathbf{v}_k(i) = \mathbf{v}_k(i-1) + \mathbf{G}_{\mathbf{v}_k}(i)\xi_k^*(i) \quad (7-26)$$

O algoritmo IRLS proposto aqui troca uma complexidade computacional $O(M^2)$, requerida pelo RLS convencional [45, 46], por dois algoritmos RLS operando em paralelo, com complexidade $O((M/L)^2)$ e $O(N_I^2)$, respectivamente. Devido ao fato de N_I ser pequeno ($N_I \ll M$), como será visto mais

tarde, a vantagem computacional da técnica IRLS proposta nesta seção é bastante significativa.

7.2.3 Algoritmo CMV-SG Interpolado

Nesta parte, é desenvolvido um algoritmo do tipo SG com base na função custo MV descrita em (7-10) sujeito às restrições $\mathbf{C}_k^H \mathbf{D}^H \mathbf{w}_k(i) = \mathbf{g}(i)$ e $\|\mathbf{v}_k(i)\| = 1$. Considere a seguinte função custo equivalente sem restrições:

$$J_{MV} = (\mathbf{v}_k^H(i) \mathbf{u}_k(i) \mathbf{u}_k^H(i) \mathbf{v}_k(i)) + \lambda^H (\mathbf{C}_k^H \mathbf{D}^H \mathbf{w}_k(i) - \mathbf{g}(i)) + (\mathbf{w}_k^H(i) \mathbf{D} \mathbf{C}_k - \mathbf{g}^H(i)) \lambda \quad (7-27)$$

onde λ é um vetor de multiplicadores de Lagrange. Uma solução SG pode ser obtida calculando-se os termos do gradiente de (7-27) com respeito a $\mathbf{w}_k(i)$ e $\mathbf{v}_k(i)$. Substituindo-se os termos do gradiente nas equações $\mathbf{w}_k(i+1) = \mathbf{w}_k(i) - \mu(i) \nabla J_{\mathbf{w}_k(i)}$ e $\mathbf{v}_k(i+1) = \mathbf{v}_k(i) - \eta(i) \nabla J_{\mathbf{v}_k(i)}$ que minimizam de forma adaptativa J_{MV} com relação a $\mathbf{w}_k(i)$ e $\mathbf{v}_k(i)$ tem-se:

$$\mathbf{w}_k(i+1) = \mathbf{w}_k(i) - \mu(i) (x_k^*(i) \bar{\mathbf{r}}_k(i) + \mathbf{D} \mathbf{C}_k \lambda(i)) \quad (7-28)$$

$$\mathbf{v}_k(i+1) = \mathbf{v}_k(i) - \eta(i) x_k^*(i) \mathbf{u}_k(i) \quad (7-29)$$

onde $x_k(i) = \mathbf{w}_k^H(i) \bar{\mathbf{r}}_k(i) = \mathbf{v}_k^H(i) \mathbf{u}_k(i)$. Usando-se o conjunto de restrições $\mathbf{C}_k \mathbf{D}^H \mathbf{w}_k(i) = \mathbf{g}(i)$ obtém-se o multiplicador de Lagrange

$$\lambda(i) = (\mathbf{C}_k^H \mathbf{D}^H \mathbf{D} \mathbf{C}_k)^{-1} \times (\mathbf{C}_k^H \mathbf{D} \mathbf{w}_k(i) - \mu \mathbf{C}_k^H \mathbf{D} x_k^*(i) \bar{\mathbf{r}}_k(i) - \mathbf{g}(i)) \quad (7-30)$$

Substituindo-se (7-30) em (7-28) chega-se à regra de atualização para estimação dos parâmetros do receptor \mathbf{w}_k :

$$\mathbf{w}_k(i+1) = \mathbf{P}_k (\mathbf{w}_k(i) - \mu(i) x_k^*(i) \bar{\mathbf{r}}_k(i)) + \mathbf{D} \mathbf{C}_k (\mathbf{C}_k^H \mathbf{D}^H \mathbf{D} \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{g}(i) \quad (7-31)$$

onde $\mathbf{P}_k = \mathbf{I} - \mathbf{D} \mathbf{C}_k (\mathbf{C}_k^H \mathbf{D}^H \mathbf{D} \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{C}_k^H \mathbf{D}^H$ é uma matriz que projeta \mathbf{w}_k em um outro hiperplano que leva em consideração as restrições. O uso de (7-29) pode ser acompanhado de uma normalização na qual faz-se $\mathbf{v}_k(i+1) \leftarrow \mathbf{v}_k(i+1) / \|\mathbf{v}_k(i+1)\|$ para atualizar o interpolador \mathbf{v}_k . Contudo, em nossos estudos a normalização do algoritmo SG que ajusta o vetor de parâmetros \mathbf{v}_k não implica em resultados diferentes daqueles alcançados com a recursão sem normalização. A análise de convergência

de (7-29) sem normalização é matematicamente mais simples e fornece a percepção necessária para entender o processo de convergência. Por este motivo, é preferível operar o algoritmo sem normalizar o vetor de parâmetros \mathbf{v}_k .

Versões normalizadas destes algoritmos podem ser desenvolvidas substituindo-se (7-29) e (7-31) na função custo MV, diferenciando-se a função custo com relação a $\mu(i)$ e $\eta(i)$, igualando-se os termos resultantes a zero e resolvendo as novas equações. Portanto, o algoritmo ICMV-SG descrito aqui pode adotar passos normalizados $\mu_w(i) = \frac{\mu_0}{\mathbf{r}_k^H(i)\mathbf{P}_k\mathbf{r}_k(i)}$ e $\eta(i) = \frac{\eta_0}{\mathbf{u}_k^H\mathbf{u}_k(i)}$ onde μ_0 e η_0 são os fatores de convergência para \mathbf{w}_k e \mathbf{v}_k , respectivamente.

A estimativa do canal $\hat{\mathbf{g}}$ é baseada no método das potências e obtida pela técnica SG descrita em [117]. Esta técnica é uma versão SG do método não supervisionado de estimação de canal descrito em (7-16) e introduzido em [116] que requer apenas $O(L_p)$ operações aritméticas para estimar os parâmetros do multi-percurso contra $O(L_p^3)$ na versão que utiliza a SVD. O procedimento emprega as estimativas $\hat{\mathbf{W}}_k(i) = \mathbf{C}_k^H \hat{\mathbf{V}}_k(i)$, onde a matriz $\mathbf{R}^{-1}(i)\mathbf{C}_k$ é estimada usando-se a seguinte recursão:

$$\hat{\mathbf{V}}_k(i) = \alpha \hat{\mathbf{V}}_k(i-1) + \mu_g \left(\hat{\mathbf{V}}_k(i-1) - \mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i)\hat{\mathbf{V}}_k(i-1) \right) \quad (7-32)$$

onde $\hat{\mathbf{V}}_k(0) = \mathbf{C}_k$ e $0 < \alpha < 1$. Para estimar o canal utiliza-se uma iteração de uma variante do método das potências [135] introduzida em [117]:

$$\hat{\mathbf{g}}(i) = (\mathbf{I} - \gamma(i)\hat{\mathbf{W}}_k(i))\hat{\mathbf{g}}(i-1) \quad (7-33)$$

onde $\gamma(i) = 1/\text{tr}[\hat{\mathbf{W}}_k(i)]$ e $\text{tr}[\cdot]$ denota a operação traço. Em seguida, faz-se $\hat{\mathbf{g}}(i) \leftarrow \hat{\mathbf{g}}(i)/\|\hat{\mathbf{g}}(i)\|$ para normalizar o canal.

Em termos de complexidade computacional, para rejeição da IMA e da IES, os algoritmos às cegas para o receptor interpolado trocam um algoritmo com complexidade $O(M)$ por dois algoritmos autodidatas com complexidade $O(M/L)$ e $O(N_I)$, operando em paralelo.

7.2.4 Algoritmo CMV-RLS Interpolado

Nesta seção descreve-se um algoritmo do tipo RLS baseado no critério CMV. As expressões para os parâmetros do receptor \mathbf{w}_k e do interpolador \mathbf{v}_k em (7-13) e (7-14), respectivamente, são utilizadas para desenvolver

um algoritmo do tipo RLS computacionalmente eficiente que estima os parâmetros \mathbf{w}_k e \mathbf{v}_k do receptor interpolado às cegas.

O método iterativo das potências [135] é usado em análise numérica para calcular o autovetor correspondente ao maior valor singular de uma matriz. Neste contexto, para obter uma estimativa de \mathbf{v}_k e evitar o SVD na estimativa da matriz $\mathbf{R}_{\mathbf{u}_k}$, é proposta uma variação do método iterativo das potências para obter o autovetor de $\mathbf{R}_{\mathbf{u}_k}$ que corresponde ao menor autovalor da matriz $\mathbf{R}_{\mathbf{u}_k}$.

De forma similar a [117], aplica-se o método das potências à diferença entre $\mathbf{R}_{\mathbf{u}_k}(i)$ e a matriz identidade \mathbf{I} , ao invés de aplicá-lo à inversa de $\mathbf{R}_{\mathbf{u}_k}(i)$. Esta abordagem leva a uma economia computacional de uma ordem de magnitude já que o SVD requer $O(N_I^3)$, e a nova abordagem necessita de $O(N_I^2)$. Os estudos e simulações empreendidos revelam que este método não implica em perda de desempenho. Portanto, estima-se $\mathbf{R}_{\mathbf{u}_k}(i)$ através da recursão $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{u}_k}(i) = \sum_{n=0}^i \alpha^{i-n} \mathbf{u}(n) \mathbf{u}^H(n)$ e obtém-se uma estimativa do interpolador \mathbf{v}_k de acordo com:

$$\hat{\mathbf{v}}_k(i) = (\mathbf{I} - \nu_k(i) \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{u}_k}(i)) \hat{\mathbf{v}}_k(i-1) \quad (7-34)$$

onde $\nu_k(i) = 1/\text{tr}[\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{u}_k}(i)]$. Em seguida, faz-se $\hat{\mathbf{v}}_k(i) \leftarrow \hat{\mathbf{v}}_k(i)/\|\hat{\mathbf{v}}_k(i)\|$ para normalizar o interpolador. Vamos considerar agora a seguinte prova para o método em (7-34):

Lema: Supondo-se um ambiente estacionário, considere $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{u}_k}$ uma estimativa assintótica de $\mathbf{R}_{\mathbf{u}_k}$, suponha que o vetor \mathbf{v}_k que satisfaz (7-34) é único e de norma unitária, então com $\nu = 1/\text{tr}[\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{u}_k}]$ a seqüência de vetores $\mathbf{v}_k(i)$ definida por $\hat{\mathbf{v}}(i) = (\mathbf{I} - \nu(i) \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{u}_k}) \hat{\mathbf{v}}(i-1)$ converge para o \mathbf{v}_k de mínima variância, desde que $\mathbf{v}_k(0)$ não seja ortogonal a \mathbf{v}_k .

Prova: Como $\mathbf{R}_{\mathbf{u}_k} \mathbf{v}_k = \mathbf{0}$, isto significa que \mathbf{v}_k é um vetor singular da matriz $\mathbf{I} - \nu \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{u}_k}$ correspondendo ao vetor singular de norma unitária (que é o maior desde que a matriz $\nu(i) \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{u}_k}$ não seja não negativa definida com todos os autovalores menores do que um). Usando o SVD pode-se verificar que $\lim_{i \rightarrow \infty} (\mathbf{I} - \nu \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{u}_k})^i = \mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^H$, o que produz $\lim_{i \rightarrow \infty} \mathbf{v}_k(i) = \text{sgn}(\mathbf{v}_k^H \mathbf{v}_k(0)) \mathbf{v}_k$.

Para estimar de forma recursiva a matriz $\hat{\mathbf{R}}_k$ e evitar a sua inversão, utiliza-se o lema de inversão de matrizes e recursões do tipo Kalman RLS [45, 46]:

$$\mathbf{G}(i) = \frac{\alpha^{-1} \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i-1) \bar{\mathbf{r}}_k(i)}{1 + \alpha^{-1} \bar{\mathbf{r}}_k^H(i) \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i-1) \bar{\mathbf{r}}_k(i)} \quad (7-35)$$

$$\hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i) = \alpha^{-1} \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i-1) - \alpha^{-1} \mathbf{G}(i) \bar{\mathbf{r}}_k^H(i) \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i-1) \quad (7-36)$$

onde $0 < \alpha \leq 1$ é o fator de esquecimento. O algoritmo pode ser iniciado com $\bar{\mathbf{R}}_k^{-1}(0) = \delta \mathbf{I}$ e $\mathbf{R}_{\mathbf{u}_k}^{-1}(0) = \delta \mathbf{I}$, onde δ um número escolhido para garantir a estabilidade numérica. Para cálculo do vetor de parâmetros do receptor de posto reduzido \mathbf{w}_k , utiliza-se o lema de inversão de matrizes [45, 46] para estimar $(\mathbf{C}_k^H \mathbf{D}^H \bar{\mathbf{R}}_k^{-1}(i) \mathbf{D} \mathbf{C}_k)^{-1}$ como descrito por:

$$\Gamma_k^{-1}(i) = \frac{1}{1 - \alpha} \left[\Gamma_k^{-1}(i - 1) - \frac{\Gamma_k^{-1}(i - 1) \gamma_k(i) \gamma_k^H(i) \Gamma_k^{-1}(i - 1)}{\frac{1 - \alpha}{\alpha} + \gamma_k^H(i) \Gamma_k^{-1}(i) \gamma_k(i)} \right] \quad (7-37)$$

onde $\Gamma_k(i)$ é uma estimativa de $(\mathbf{C}_k^H \mathbf{D}^H \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i) \mathbf{D} \mathbf{C}_k)$ e $\gamma_k(i) = \mathbf{C}_k^H \mathbf{D}^H \mathbf{r}_k(i)$ e desta forma constrói-se o receptor de posto reduzido de acordo com:

$$\mathbf{w}_k(i) = \hat{\mathbf{R}}_k(i)^{-1} \mathbf{D} \mathbf{C}_k \Gamma_k^{-1}(i) \hat{\mathbf{g}}(i) \quad (7-38)$$

Para estimar o canal e evitar o custo computacional do SVD em $\mathbf{C}_k^H \mathbf{R}_k^{-1}(i) \mathbf{C}_k$, estima-se a matriz $\hat{\mathbf{V}}_k(i) = \mathbf{C}_k^H \hat{\mathbf{R}}_k^{-1}(i) \mathbf{C}_k$ e emprega-se uma variante do método das potências [135] introduzida em [117] como descrito por:

$$\hat{\mathbf{g}}(i) = (\mathbf{I} - \gamma(i) \hat{\mathbf{V}}_k(i)) \hat{\mathbf{g}}(i - 1) \quad (7-39)$$

onde $\gamma(i) = 1/\text{tr}[\hat{\mathbf{V}}_k(i)]$, $\text{tr}[\cdot]$ é o operador traço e faz-se $\hat{\mathbf{g}}(i) \leftarrow \hat{\mathbf{g}}(i)/\|\hat{\mathbf{g}}(i)\|$ para normalizar a estimativa do canal.

Em termos de complexidade computacional, o algoritmo ICMV-RLS para ajuste de parâmetros do receptor linear interpolado troca um algoritmo às cegas com complexidade $O(M^2)$ por dois algoritmos com complexidade $O(M^2/L^2)$ e $O(N_I^2)$ operando em paralelo. Como N_I é pequeno quando comparado a M , como será visto mais adiante, o algoritmo ICMV-RLS com o esquema de recepção proposto oferece um vantagem computacional bastante significativa sobre os algoritmos RLS convencionais.

7.3 Análise de Convergência e Propriedades

Nesta seção investiga-se o comportamento de convergência dos algoritmos do tipo SG para os modos assistido e autodidata apresentados quando estes operam nas estruturas interpoladas propostas. Discute-se a convergência global do método e suas propriedades, a trajetória do vetor médio de parâmetros do receptor e a trajetória do erro médio quadrático (MSE) em excesso no estado estacionário.

Em nossa análise, usa-se a teoria da independência [45, 46] que consiste em quatro pontos:

1. Os vetores recebidos $\mathbf{r}(1), \dots, \mathbf{r}(i)$ e os seus equivalentes interpolados $\bar{\mathbf{r}}_k(1), \dots, \bar{\mathbf{r}}_k(i)$ constituem uma seqüência de vetores estatisticamente independentes.
2. No instante de tempo i , $\mathbf{r}(i)$ e $\bar{\mathbf{r}}_k(i)$ são estatisticamente independentes de $b_k(1), \dots, b_k(i-1)$.
3. No instante de tempo i , $b_k(i)$ depende de $\mathbf{r}(i)$ e $\mathbf{r}_k(i)$, mas é independente dos anteriores $b_k(n)$, para $n = 1, \dots, i-1$.
4. Os vetores $\mathbf{r}(i)$ e $\bar{\mathbf{r}}_k(i)$ e a amostra b_k são variáveis com distribuição mutuamente Gaussiana.

No presente caso, é importante notar que a suposição de independência é verificada para sistemas DS-CDMA síncronos [2, 3], que é a situação analisada, mas não para modelos assíncronos, ainda que seja uma boa aproximação.

Para os algoritmos do tipo RLS, espera-se que estas técnicas convirjam para o MMSE da estrutura proposta (não há MSE em excesso, para $\alpha = 1$ e em ambiente estacionário), a sua taxa de convergência seja independente dos autovalores da matriz covariância do sinal de entrada e a convergência seja verificada em cerca de $2M/L$ iterações [45, 46].

7.3.1 Convergência Global do Método e Propriedades

A convergência global do método iterativo que utiliza o receptor com um número de elementos reduzido e um interpolado e suas propriedades é analisada e discutida no Apêndice F.

7.3.2 Trajetória do Vetor Médio de Parâmetros

Nesta parte empreende-se uma análise da trajetória do vetor médio de parâmetros do receptor interpolado quando este opera nos modos supervisionado e às cegas.

Algoritmo Supervisionado:

Para prosseguir, desconsidera-se o índice do usuário k e define-se o vetor de erros do receptor $\mathbf{e}_w(i)$ e do interpolador $\mathbf{e}_v(i)$ no instante de tempo i :

$$\mathbf{e}_w(i) = \mathbf{w}(i) - \mathbf{w}_{opt}, \quad \mathbf{e}_v(i) = \mathbf{v}(i) - \mathbf{v}_{opt} \quad (7-40)$$

onde \mathbf{w}_{opt} e \mathbf{v}_{opt} são os vetores de parâmetros ótimos que alcançam o MMSE para a estrutura proposta. Substituindo-se as expressões em (7-40) em (7-18) e (7-19) tem-se:

$$\mathbf{e}_w(i+1) = [\mathbf{I} - \mu \bar{\mathbf{r}}(i) \bar{\mathbf{r}}^H(i)] \mathbf{e}_w(i) + \mu \bar{\mathbf{r}}(i) e^*(i) \quad (7-41)$$

$$\mathbf{e}_v(i+1) = [\mathbf{I} - \eta \mathbf{u}(i) \mathbf{u}^H(i)] \mathbf{e}_v(i) + \eta \mathbf{u}(i) e^*(i) \quad (7-42)$$

Aplicando-se o valor esperado em ambos os lados tem-se

$$E[\mathbf{e}_w(i+1)] = [\mathbf{I} - \mu \bar{\mathbf{R}}(i)] E[\mathbf{e}_w(i)] + \mu E[\bar{\mathbf{r}}(i) e^*(i)] \quad (7-43)$$

$$E[\mathbf{e}_v(i+1)] = [\mathbf{I} - \eta \mathbf{R}_u(i)] E[\mathbf{e}_v(i)] + \eta E[\mathbf{u}(i) e^*(i)] \quad (7-44)$$

Neste ponto, deve-se notar que os dois vetores de erro têm que ser considerados conjuntamente devido à otimização conjunta do filtro interpolador e do filtro/receptor com posto reduzido. Reescrevendo-se os termos $E[\bar{\mathbf{r}}(i) e^*(i)]$ e $E[\mathbf{u}(i) e^*(i)]$, usando (7-40) e a teoria da independência [45, 46] obtém-se:

$$\begin{aligned} E[\bar{\mathbf{r}}(i) e^*(i)] &= \bar{\mathbf{p}}(i) - E[\bar{\mathbf{r}}(i) \mathbf{v}^T(i) \mathfrak{R}^H(i)] E[\mathbf{e}_w(i)] - E[\bar{\mathbf{r}}(i) \mathbf{w}_{opt}^T \mathfrak{R}^*] E[\mathbf{e}_v(i)] \\ &\quad - E[\bar{\mathbf{r}}(i) \mathbf{w}_{opt}^T \mathfrak{R}^* \mathbf{v}_{opt}] \end{aligned} \quad (7-45)$$

$$\begin{aligned} E[\mathbf{u}(i) e^*(i)] &= \bar{\mathbf{p}}_u(i) - E[\mathbf{u}(i) \mathbf{w}^T(i) \mathfrak{R}^*(i)] E[\mathbf{e}_w(i)] - E[\mathbf{u}(i) \mathbf{v}_{opt}^T \mathfrak{R}^H] E[\mathbf{e}_v(i)] \\ &\quad - E[\mathbf{u}(i) \mathbf{w}_{opt}^T \mathfrak{R}^* \mathbf{v}_{opt}] \end{aligned} \quad (7-46)$$

Combinando-se (7-43), (7-44), (7-45) e (7-46) a trajetória dos vetores de erro é descrita por:

$$\begin{bmatrix} E[\mathbf{e}_w(i+1)] \\ E[\mathbf{e}_v(i+1)] \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} E[\mathbf{e}_w(i)] \\ E[\mathbf{e}_v(i)] \end{bmatrix} + \mathbf{B} \quad (7-47)$$

$$\text{onde } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} (\mathbf{I} - \mu \bar{\mathbf{R}}) - \mu E[\bar{\mathbf{r}}(i) \mathbf{v}^T(i) \mathfrak{R}^H(i)] & -\mu E[\bar{\mathbf{r}}(i) \mathbf{w}_{opt}^T \mathfrak{R}^*(i)] \\ -\eta E[\mathbf{u}(i) \mathbf{v}_{opt}^T \mathfrak{R}^H(i)] & (\mathbf{I} - \eta \bar{\mathbf{R}}_{\mathbf{u}}) - \eta E[\mathbf{u}(i) \mathbf{w}^T(i) \mathfrak{R}^*(i)] \end{bmatrix}$$

e $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{p}}(i) - E[\bar{\mathbf{r}}(i) \mathbf{w}_{opt}^T \mathfrak{R}^* \mathbf{v}_{opt}] \\ \bar{\mathbf{p}}_{\mathbf{u}}(i) - E[\mathbf{u}(i) \mathbf{w}_{opt}^T \mathfrak{R}^* \mathbf{v}_{opt}] \end{bmatrix}$. A equação (7-47) implica que a estabilidade dos algoritmos na estrutura proposta depende da estabilidade da matriz \mathbf{A} . Para estabilidade, os passos devem ser escolhidos de modo que os autovalores de $\mathbf{A}^H \mathbf{A}$ sejam menores que um.

Algoritmo às Cegas:

A análise da trajetória do vetor médio de parâmetros para o algoritmo às cegas é ligeiramente diferente de [86] porque esta abordagem adota a técnica SG de estimação de canal proposta por Doukopoulos e Moustakides [117], que produzem melhores estimativas de canal do que o método de [86]. Desta forma, considere a estimação conjunta de \mathbf{w}_k e \mathbf{v}_k , enquanto \mathbf{g} é um vetor de parâmetros cujo processo de estimação é desacoplado (porém conjunto). Para prosseguir, deixa-se de lado o índice do usuário k para facilitar a apresentação e substitui-se as expressões de (7-40) em (7-29) e (7-31) que resultam em:

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_w(i+1) = & [\mathbf{I} - \mu \bar{\mathbf{r}}(i) \bar{\mathbf{r}}^H(i)] \mathbf{e}_w(i) + \mathbf{DC}(\mathbf{C}^H \mathbf{D}^H \mathbf{DC})^{-1} \mathbf{g}(i) \\ & - \mu \mathbf{P} \bar{\mathbf{r}}(i) \mathbf{v}_{opt}^T \mathfrak{R}^*(i) \mathbf{w}_{opt} - \mu \mathbf{P} \bar{\mathbf{r}}(i) \mathbf{w}_{opt}^T \mathfrak{R}^H(i) \mathbf{e}_v(i) \end{aligned} \quad (7-48)$$

$$\mathbf{e}_v(i+1) = [\mathbf{I} - \eta \mathbf{u}(i) \mathbf{u}^H(i)] \mathbf{e}_v(i) - \eta \mathbf{u}(i) \mathbf{v}_{opt}^T \mathfrak{R}^*(i) \mathbf{e}_w(i) - \eta \mathbf{u}(i) \mathbf{w}_{opt}^T \mathfrak{R}^*(i) \mathbf{v}_{opt} \quad (7-49)$$

onde é usado o fato de que os seguintes escalares têm expressões equivalentes dadas por $(\mathbf{e}_w^T(i) \mathfrak{R}^H(i) \mathbf{v}_{opt})^T = (\mathbf{e}_w^T(i) \mathfrak{R}^H(i) \mathbf{v}_{opt}) = \mathbf{v}_{opt}^T \mathfrak{R}^*(i) \mathbf{e}_w(i)$ e $(\mathbf{e}_v^T(i) \mathfrak{R}^*(i) \mathbf{w}_{opt})^T = (\mathbf{e}_v^T(i) \mathfrak{R}^*(i) \mathbf{w}_{opt}) = \mathbf{w}_{opt}^T \mathfrak{R}^H(i) \mathbf{e}_v(i)$. Aplicando-se o valor esperado em ambos os lados e eliminando-se o termo $\mu \mathbf{P} \bar{\mathbf{r}}(i) \mathbf{v}_{opt} \mathfrak{R}^*(i) \mathbf{w}_{opt}$ de modo análogo a [86] tem-se

$$\begin{aligned} E[\mathbf{e}_w(i+1)] = & [\mathbf{I} - \mu \bar{\mathbf{R}}(i)] E[\mathbf{e}_w(i)] + \mathbf{DC}(\mathbf{C}^H \mathbf{D}^H \mathbf{DC})^{-1} E[\mathbf{g}(i)] \\ & - \mu \mathbf{P} \bar{\mathbf{r}}(i) \mathbf{w}_{opt}^T \mathfrak{R}^H(i) \mathbf{e}_v(i) \end{aligned} \quad (7-50)$$

$$\begin{aligned} E[\mathbf{e}_v(i+1)] = & [\mathbf{I} - \eta \mathbf{R}_{\mathbf{u}}(i)] E[\mathbf{e}_v(i)] - \eta E[\mathbf{u}(i) \mathbf{v}_{opt}^T \mathfrak{R}^*(i)] E[\mathbf{e}_w(i)] \\ & - \eta E[\mathbf{u}(i) \mathbf{w}_{opt}^T \mathfrak{R}^*(i)] \mathbf{v}_{opt} \end{aligned} \quad (7-51)$$

Combinando-se (7-50) e (7-51) a trajetória dos vetores de erro para o caso de mínima variância é descrita por:

$$\begin{bmatrix} E[\mathbf{e}_w(i+1)] \\ E[\mathbf{e}_v(i+1)] \end{bmatrix} = \mathbf{A}_{MV} \begin{bmatrix} E[\mathbf{e}_w(i)] \\ E[\mathbf{e}_v(i)] \end{bmatrix} + \mathbf{B}_{MV} \quad (7-52)$$

onde $\mathbf{A}_{MV} = \begin{bmatrix} [\mathbf{I} - \mu\bar{\mathbf{R}}(i)] & -\mu\mathbf{P}\bar{\mathbf{r}}(i)\mathbf{w}_{opt}^T\mathfrak{R}^H(i) \\ -\eta E[\mathbf{u}(i)\mathbf{v}_{opt}^T\mathfrak{R}^*(i)] & [\mathbf{I} - \eta\mathbf{R}_u(i)]E[\mathbf{e}_v(i)] \end{bmatrix}$ e $\mathbf{B}_{MV} = \begin{bmatrix} \mathbf{DC}(\mathbf{C}^H\mathbf{D}^H\mathbf{DC})^{-1}E[\mathbf{g}(i)] \\ -\eta E[\mathbf{u}(i)\mathbf{w}_{opt}^T\mathfrak{R}^*(i)]\mathbf{v}_{opt} \end{bmatrix}$. A equação (7-52) sugere que a estabilidade dos algoritmos na estrutura proposta depende da estabilidade da matriz \mathbf{A}_{MV} . Para estabilidade, os passos devem ser escolhidos de maneira que os autovalores de $\mathbf{A}_{MV}^H\mathbf{A}_{MV}$ sejam menores que um.

7.3.3 Trajetória do MSE em Excesso

Nesta seção descreve-se a trajetória do MSE em excesso em estado estacionário dos algoritmos supervisionado e às cegas.

Algoritmo Supervisionado

A análise do algoritmo LMS usando a estrutura interpolada proposta e o cálculo do MSE em excesso no estado estacionário se assemelha ao procedimento em [45]. No presente caso, uma estrutura interpolada com otimização conjunta do interpolador \mathbf{v}_k e do receptor com posto reduzido \mathbf{w}_k é levada em conta. Apesar da otimização conjunta, para o cálculo do MSE em excesso, considera-se apenas o vetor de parâmetros do receptor com posto reduzido \mathbf{w}_k porque o MSE alcançado na convergência por (7-8) e (7-9) deve ser o mesmo. Neste ponto, descarta-se o índice do usuário k para facilitar a apresentação. Considere o MSE no instante de tempo $i+1$:

$$\epsilon(i+1) = E[|b(i+1) - \mathbf{w}^H(i+1)\bar{\mathbf{r}}(i+1)|^2] \quad (7-53)$$

Usando-se $\mathbf{w}(i+1) = \mathbf{w}_{opt} + \mathbf{e}_w(i+1)$, onde \mathbf{w}_{opt} e \mathbf{v}_{opt} são os valores ótimos para o receptor e o interpolador, respectivamente, e o fato de que as

expressões em (7-8) e (7-9) são iguais para \mathbf{w}_{opt} e \mathbf{v}_{opt} , o MSE é dado por:

$$\begin{aligned}
 \epsilon(i+1) &= \sigma_b^2 - \bar{\mathbf{p}}^H(i+1)\bar{\mathbf{R}}^{-1}(i+1)\bar{\mathbf{p}}(i+1) - \bar{\mathbf{p}}^H(i+1)\mathbf{e}_w(i+1) \\
 &\quad - \mathbf{e}_w^H(i+1)\bar{\mathbf{p}}(i+1) - \mathbf{w}_{opt}^H\bar{\mathbf{p}}(i+1) + \mathbf{w}_{opt}^H\bar{\mathbf{R}}(i+1)\mathbf{w}_{opt} \\
 &\quad + \mathbf{w}_{opt}^H\bar{\mathbf{R}}(i+1)\mathbf{e}_w(i+1) + \mathbf{e}_w^H(i+1)\bar{\mathbf{R}}(i+1)\mathbf{w}_{opt} \\
 &\quad + E[\mathbf{e}_w(i+1)\bar{\mathbf{r}}(i+1)\bar{\mathbf{r}}^H(i+1)\mathbf{e}_w^H(i+1)] \\
 &= \sigma_b^2 - \bar{\mathbf{p}}^H(i+1)\bar{\mathbf{R}}^{-1}(i+1)\bar{\mathbf{p}}(i+1) + E[\mathbf{e}_w(i+1)\bar{\mathbf{r}}(i+1)\bar{\mathbf{r}}^H(i+1)\mathbf{e}_w^H(i+1)] \\
 &= J_{MMSE}(\mathbf{w}_{opt}, \mathbf{v}_{opt}) + \xi_{exc}(i+1)
 \end{aligned} \tag{7-54}$$

onde $\bar{\mathbf{R}}(i) = E[\bar{\mathbf{r}}(i)\bar{\mathbf{r}}^H(i)]$, definida em conexão com (7-6), é a matriz co-variância de $\bar{\mathbf{r}}(i)$, $\bar{\mathbf{p}}(i+1) = E[b^*(i+1)\bar{\mathbf{r}}(i+1)]$, $\epsilon_{min} = J_{MMSE}(\mathbf{w}_{opt}, \mathbf{v}_{opt}) = \sigma_b^2 - \bar{\mathbf{p}}^H(i+1)\bar{\mathbf{R}}^{-1}(i+1)\bar{\mathbf{p}}(i+1)$ é o MMSE alcançado pela estrutura proposta quando tem-se \mathbf{w}_{opt} e \mathbf{v}_{opt} , e $\xi_{exc}(i+1) = E[\mathbf{e}_w^H(i+1)\bar{\mathbf{r}}(i+1)\bar{\mathbf{r}}^H(i+1)\mathbf{e}_w(i+1)]$ é o MSE em excesso no instante de tempo $i+1$. Para calcular o MSE em excesso deve-se avaliar o termo $\xi_{exc}(i+1)$. Invocando-se a suposição de independência e as propriedades do traço [45] pode-se simplificar as expectativas com:

$$\begin{aligned}
 E[\mathbf{e}_w^H(i+1)\bar{\mathbf{r}}(i+1)\bar{\mathbf{r}}^H(i+1)\mathbf{e}_w(i+1)] &= tr \left[E[\bar{\mathbf{r}}(i+1)\bar{\mathbf{r}}^H(i+1)] E[\mathbf{e}_w(i+1)\mathbf{e}_w^H(i+1)] \right] \\
 &= tr \left[\bar{\mathbf{R}}(i+1)\mathbf{K}(i+1) \right]
 \end{aligned} \tag{7-55}$$

Nas etapas seguintes da análise, supõe-se que i é suficientemente grande tal que a matriz $\bar{\mathbf{R}}(i) \approx \bar{\mathbf{R}}(\infty) = \bar{\mathbf{R}}$. Para prosseguir, define-se algumas novas quantidades que deverão realizar a rotação de coordenadas para facilitar a análise como explicado em [45]. Define-se $\mathbf{Q}^H\bar{\mathbf{R}}\mathbf{Q} = \mathbf{\Lambda}$, onde $\mathbf{\Lambda}$ é a matriz diagonal com os autovalores de $\bar{\mathbf{R}}$ e \mathbf{Q} é a matriz unitária com os autovetores associados a estes autovalores. Definindo-se $\mathbf{Q}^H\mathbf{K}\mathbf{Q} = \mathbf{X}$ obtém-se:

$$\begin{aligned}
 \xi_{exc}(i+1) &= tr \left[\bar{\mathbf{R}}\mathbf{K}(i+1) \right] = tr \left[\mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}\mathbf{Q}^H\mathbf{Q}\bar{\mathbf{X}}(i+1)\mathbf{Q}^H \right] \\
 &= tr \left[\mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}\bar{\mathbf{X}}(i+1)\mathbf{Q}^H \right] = tr \left[\mathbf{Q}^H\mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}\bar{\mathbf{X}}(i+1) \right] = tr \left[\mathbf{\Lambda}\bar{\mathbf{X}}(i+1) \right]
 \end{aligned} \tag{7-56}$$

onde são usadas as propriedades do traço e $\mathbf{Q}^H\mathbf{Q} = \mathbf{I}$. Como $\mathbf{\Lambda}$ é uma matriz diagonal com dimensão M/L tem-se

$$\xi_{exc}(i+1) = \sum_{n=1}^{M/L} \lambda_n x_n(i+1) \tag{7-57}$$

onde x_n , $n = 1, 2, \dots, M/L$ são os elementos da diagonal de $\mathbf{X}(i)$. Aqui, pode-se usar (7-43), invocar-se a teoria da independência [45, 46] de modo a descrever a matriz correlação do vetor-erro dos parâmetros:

$$\mathbf{K}(i+1) = E[\mathbf{e}_w(i+1)\mathbf{e}_w^H(i+1)] = (\mathbf{I} - \mu\bar{\mathbf{R}}(i))\mathbf{K}(i)(\mathbf{I} - \mu\bar{\mathbf{R}}(i)) + \mu^2\epsilon_{min} \quad (7-58)$$

Em seguida, usando-se as transformações $\mathbf{Q}^H\bar{\mathbf{R}}\mathbf{Q} = \mathbf{\Lambda}$, $\mathbf{Q}^H\mathbf{K}\mathbf{Q} = \mathbf{X}$ e de forma similar a [45], uma equação recursiva em termos de $\mathbf{X}(i)$ e $\mathbf{\Lambda}$ pode ser escrita:

$$\mathbf{X}(i+1) = (\mathbf{I} - \mu\mathbf{\Lambda})\mathbf{X}(i)(\mathbf{I} - \mu\mathbf{\Lambda}) + \mu^2\epsilon_{min}\mathbf{\Lambda} \quad (7-59)$$

Em função da estrutura acima, pode-se desacoplar os elementos $x_n(i)$ dos termos fora da diagonal e, desta maneira, $\xi_{exc}(i+1)$ depende de $x_n(i)$ de acordo com a seguinte recursão:

$$x_n(i+1) = (1 - \mu\lambda_n)^2 x_n(i) + \mu^2\epsilon_{min}\lambda_n \quad (7-60)$$

Neste ponto, nota-se que tal relação recursiva converge desde que todas as raízes estejam dentro do círculo unitário, isto é, $(1 - \mu\lambda_n)^2 < 1$ para todo n , e deste modo tem-se para estabilidade:

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (7-61)$$

onde λ_{max} é o maior autovalor da matriz $\bar{\mathbf{R}}$. Na prática, usa-se $tr[\bar{\mathbf{R}}]$ como uma estimativa conservadora de λ_{max} . Aplicando-se $\lim_{i \rightarrow \infty}$ em ambos os lados de (7-60), tem-se $x_n(\infty) = \frac{\mu}{2 + \mu\lambda_n}\epsilon_{min}$. Então, aplicando-se o limite em ambos os lados de (7-57) e usando-se $x_n(\infty)$ a expressão para o MSE em excesso no estado estacionário é obtida:

$$\xi_{exc}(\infty) = \sum_{n=1}^{M/L} \lambda_n x_n(\infty) = \sum_{n=1}^{M/L} \frac{\mu\lambda_n}{2 + \mu\lambda_n}\epsilon_{min} = \frac{\frac{\mu}{2} tr[\bar{\mathbf{R}}]}{1 - \frac{\mu}{2} tr[\bar{\mathbf{R}}]}\epsilon_{min} \quad (7-62)$$

A expressão (7-62) pode ser usada para uma previsão semi-analítica do MSE em excesso, onde $\bar{\mathbf{R}}$, definida em conexão com (7-6) deve ser estimado por simulação. Alternativamente, pode-se realizar a análise para o interpolador \mathbf{v} , que resulta na expressão $\xi_{exc}(\infty) = \frac{\frac{\eta}{2} tr[\mathbf{R}_u]}{1 - \frac{\eta}{2} tr[\mathbf{R}_u]}\epsilon_{min}$, onde η é o passo do interpolador, a matriz $\mathbf{R}_u = \mathbf{R}_u(\infty)$ e $\mathbf{R}_u(i) = E[\mathbf{u}(i)\mathbf{u}^H(i)]$, como definido em conexão com (7-7). Um resultado analítico mais completo, expresso em função de ambos os passos, μ e η , e de estatísticas do vetor de observação

não interpolado $\mathbf{r}(i)$ requer um estudo mais aprofundado com vistas à determinação do $tr[\bar{\mathbf{R}}(\infty)]$, que depende de η ou $tr[\mathbf{R}_u(\infty)]$, que depende de μ .

Algoritmo às Cegas

O algoritmo às cegas na estrutura proposta é uma técnica de mínima variância e o MSE em excesso no estado estacionário é descrito por uma abordagem parecida com [86]. No presente contexto, no entanto, uma estrutura interpolada com otimização conjunta do interpolador \mathbf{v}_k e do receptor com posto reduzido \mathbf{w}_k é levada em consideração. Em particular, é suficiente considerar o cálculo do MSE em excesso apenas para o vetor de parâmetros do receptor com posto reduzido \mathbf{w}_k porque os valores do MSE alcançado na convergência pelas recursões, que trabalham em paralelo, para ajustar \mathbf{w}_k e \mathbf{v}_k devem ser os mesmos. Aqui, descarta-se o índice do usuário k para facilitar a apresentação. Considere o MSE no instante de tempo $i + 1$:

$$\epsilon(i + 1) = E[|b(i + 1) - \mathbf{w}^H(i + 1)\bar{\mathbf{r}}(i + 1)|^2] \quad (7-63)$$

Usando-se $\mathbf{w}(i + 1) = \mathbf{w}_{opt} + \mathbf{e}_w(i + 1)$ e a suposição de independência o MSE pode ser expresso por:

$$\begin{aligned} \epsilon(i + 1) = & \epsilon_{min} - E[b(i + 1)\bar{\mathbf{r}}^H(i + 1)]\mathbf{e}_w(i + 1) - \mathbf{e}_w^H(i + 1)E[b^*(i + 1)\bar{\mathbf{r}}(i + 1)] + \\ & + \mathbf{w}_{opt}^H\bar{\mathbf{R}}(i + 1)\mathbf{e}_w(i + 1) + \mathbf{e}_w^H(i + 1)\bar{\mathbf{R}}(i + 1)\mathbf{w}_{opt} + \xi_{exc}(i + 1) \end{aligned} \quad (7-64)$$

onde $\epsilon_{min} = \sigma_b - E[b(i + 1)\bar{\mathbf{r}}^H(i + 1)]\mathbf{w}_{opt} - \mathbf{w}_{opt}^H E[b^*(i + 1)\bar{\mathbf{r}}(i + 1)] + \mathbf{w}_{opt}^H\bar{\mathbf{R}}(i + 1)\mathbf{w}_{opt}$ é o MSE com o receptor de posto reduzido ótimo \mathbf{w}_{opt} e o interpolador ótimo \mathbf{v}_{opt} e $\xi_{exc}(i + 1) = E[\mathbf{e}_w^H(i + 1)\bar{\mathbf{R}}(i + 1)\mathbf{e}_w(i + 1)]$ é o MSE em excesso no instante $i + 1$. Como $\lim_{i \rightarrow \infty} E[\mathbf{e}_w(i)] = \mathbf{0}$, tem-se:

$$\lim_{i \rightarrow \infty} \epsilon(i + 1) = \epsilon_{min} + \lim_{i \rightarrow \infty} \xi_{exc}(i + 1) \quad (7-65)$$

Note que o segundo termo de (7-65) é o MSE em excesso no estado estacionário devido à adaptação, e que é relacionado com \mathbf{w} através de:

$$\bar{\xi}_{exc}(\infty) = \lim_{i \rightarrow \infty} tr E[\bar{\mathbf{R}}(i + 1)\mathbf{e}_w(i + 1)\mathbf{e}_w^H(i + 1)] \quad (7-66)$$

resultando em

$$\bar{\xi}_{exc}(\infty) = tr E[\bar{\mathbf{R}}\mathbf{R}_e] = vec^H(\bar{\mathbf{R}})vec(\mathbf{R}_e) \quad (7-67)$$

onde $\mathbf{R}_e(i) = E[\mathbf{e}_w(i)\mathbf{e}_w^H(i)]$, $\mathbf{R}_e = \lim_{i \rightarrow \infty} \mathbf{R}_e(i)$, $\bar{\mathbf{R}} = \lim_{i \rightarrow \infty} \bar{\mathbf{R}}(i)$ e foi usada uma propriedade do traço. Neste ponto, nota-se que para avaliar $\bar{\xi}_{exc}(\infty)$ é suficiente estudar a matriz \mathbf{R}_e , que depende da trajetória do vetor-erro de parâmetros. Por simplicidade e de forma análoga a [86] supõe-se que $\mathbf{e}_g(i) \approx \mathbf{C}^H \mathbf{D}^H \mathbf{e}_w(i)$, que é válido quando a adaptação se aproxima do estado estacionário. Usando-se a expressão de $\mathbf{e}_w(i+1)$, e aplicando-se o valor esperado a ambos os lados de $\mathbf{e}_w(i+1)\mathbf{e}_w^H(i+1)$, a matriz resultante $\mathbf{R}_e(i+1)$ é descrita por:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_e(i+1) \approx & \mathbf{R}_e(i) - \mu(\mathbf{R}_e(i)\bar{\mathbf{R}}(i)\mathbf{P}(i) + \mathbf{P}(i)\bar{\mathbf{R}}(i)\mathbf{R}_e(i)) \\ & - \mu E[\mathbf{\Upsilon}(i)\mathbf{e}_w(i)\mathbf{w}_{opt}^H \bar{\mathbf{r}}(i)\bar{\mathbf{r}}^H(i)\mathbf{P}(i) + \mathbf{P}(i)\bar{\mathbf{r}}(i)\bar{\mathbf{r}}^H(i)\mathbf{w}_{opt} \mathbf{e}_w^H(i)\mathbf{\Upsilon}^H(i)] \\ & + \mu^2 E[\mathbf{P}(i)\bar{\mathbf{r}}(i)\bar{\mathbf{r}}^H(i)(\mathbf{w}_{opt}\mathbf{w}_{opt}^H + \mathbf{R}_e(i))\bar{\mathbf{r}}(i)\bar{\mathbf{r}}^H(i)\mathbf{P}(i)] \end{aligned} \quad (7-68)$$

onde $\mathbf{\Upsilon}(i) = \mathbf{I} - \mu\mathbf{P}\bar{\mathbf{r}}(i)\bar{\mathbf{r}}^H(i)$. Como $\lim_{i \rightarrow \infty} \mathbf{R}_e(i+1) = \mathbf{R}_e$ e $\lim_{i \rightarrow \infty} E[\mathbf{e}_w(i)] = \mathbf{0}$, aplicando-se limites aos dois lados de (7-68) e substituindo-se $\mathbf{\Upsilon}(i)$, produz-se a seguinte expressão:

$$\mathbf{R}_e \bar{\mathbf{R}} \mathbf{P} + \mathbf{P} \bar{\mathbf{R}} \mathbf{R}_e \approx \mu \lim_{i \rightarrow \infty} E[\mathbf{P} \bar{\mathbf{r}}(i) \bar{\mathbf{r}}^H(i) (\mathbf{w}_{opt} \mathbf{w}_{opt}^H + \mathbf{R}_e) \bar{\mathbf{r}}(i) \bar{\mathbf{r}}^H(i) \mathbf{P}] \quad (7-69)$$

Aqui, uma expressão para $\bar{\xi}_{exc}(\infty)$ pode ser obtida usando-se as propriedades do produto de Kronecker e rearrumando-se todos os elementos da matriz em um vetor-coluna através da operação "vec". Desta forma, a expressão para o MSE em excesso no estado estacionário é dada por:

$$\bar{\xi}_{exc}(\infty) = tr[\bar{\mathbf{R}}\mathbf{R}_e] = \mu \text{vec}^H(\bar{\mathbf{R}})\mathbf{T}^{-1}\mathbf{a} \quad (7-70)$$

onde $\mathbf{T} = (\bar{\mathbf{R}}\mathbf{P})^T \otimes \mathbf{I} + \mathbf{I} \otimes (\mathbf{P}\bar{\mathbf{R}}) - \mu[\mathbf{P}^T \otimes \mathbf{P}] \lim_{i \rightarrow \infty} E[(\bar{\mathbf{r}}(i)\bar{\mathbf{r}}(i)^H)^T \otimes (\bar{\mathbf{r}}(i)\bar{\mathbf{r}}(i)^H)]$, $\mathbf{a} = [(\mathbf{P})^T \otimes \mathbf{P}] \lim_{i \rightarrow \infty} E[(\bar{\mathbf{r}}(i)\bar{\mathbf{r}}^H(i))^T \otimes (\bar{\mathbf{r}}(i)\bar{\mathbf{r}}^H(i))] \text{vec}(\mathbf{w}_{opt}\mathbf{w}_{opt}^H)$ e \otimes representa o produto de Kronecker. A expressão em (7-70) pode ser usada para estimar de modo semi-analítico o MSE em excesso, onde as matrizes $\bar{\mathbf{R}}$, \mathbf{T} e o vetor \mathbf{a} são obtidos por simulação.

7.4 Simulações

Nesta seção investiga-se a eficácia da estrutura linear de recepção e os algoritmos propostos através de simulações e verifica-se a validade da análise de convergência empreendida para prever o MSE obtido pelos algoritmos

adaptativos. Foram conduzidos experimentos em cenários estacionários e dinâmicos para avaliar o desempenho de convergência em termos da SINR da estrutura e algoritmos propostos. Os novos esquemas e abordagens adaptativas são comparados com outras técnicas relatadas recentemente, que são as versões adaptativas do receptor linear com filtro inteiro (*full-rank*) usando os critérios MMSE [55, 142] e CMV [86], o método de decomposição singular PC [143, 144], o desespalhamento parcial (PD) [147, 148] e o filtro de Wiener multi-estágios (MWF) [149, 156], onde as técnicas de posto reduzido comparadas (PC, PD e MWF) têm posto D . Além disso, o desempenho em BER dos receptores usando as técnicas analisadas é avaliado para diferentes cargas (K/N), ganhos de processamento (N), número de percursos do canal (L_p) e perfis, e taxas de desvanecimento. O sistema DS-CDMA usado emprega seqüências de Gold com comprimento $N = 31$ e $N = 63$.

Em razão do enlace considerado ser o *downlink*, os usuários experimentam as mesmas condições de canal. Todos os canais supõem que $L_p = 6$ é um limitante superior (ainda que o número efetivo de percursos seja indicado nos experimentos) e são normalizados de modo que se tenha potência unitária $\sum_{l=1}^{L_p} p_l^2 = 1$. Para os canais com desvanecimento, a seqüência de coeficientes do canal $h_l(i) = p_l \alpha_l(i)$ ($l = 0, 1, 2$), onde $\alpha_l(i)$, é uma seqüência de variáveis aleatórias gaussianas complexas obtida pela aplicação de ruído gaussiano branco complexo em um filtro com função de transferência aproximada $c/\sqrt{1 - (f/f_d)^2}$ onde c é uma constante de normalização, $f_d = v/\lambda$ é o máximo desvio Doppler, λ é o comprimento de onda da freqüência da portadora, e v é a velocidade do terminal móvel [52]. Este procedimento corresponde à geração de seqüências independentes de variáveis aleatórias correlacionadas ($E[|\alpha_l^2(i)|] = 1$) cuja envoltória tem distribuição de Rayleigh. A ambigüidade de fase derivada do método de estimação de canal às cegas em [117] é eliminada nas simulações usando-se a fase de $\mathbf{g}(0)$ como uma referência para remover a ambigüidade e para canais com desvanecimento, supõe-se que o rastreamento da fase é ideal e expressa-se os resultados em termos da freqüência de Doppler normalizada $f_d T$ (ciclos/símbolo). Alternativamente, pode-se adotar modulação diferencial para combater as rotações de fase. Para os receptores interpolados propostos emprega-se $M = (N + L_p - 1)/L$ elementos adaptativos para $L = 2, 3, 4, 8$, e quando M não é inteiro aproxima-se este parâmetro para o inteiro mais próximo. Para o receptor com o número inteiro de elementos (*full-rank*) tem-se $M = (N + L_p - 1)$.

Nos experimentos seguintes, indica-se o tipo de algoritmo adaptativo

usado (ou se o método iterativo com inversão de matrizes foi adotado) e o tipo de operação, isto é, modo de treinamento, modo de operação e modo às cegas. Para os algoritmos que requerem treinamento, o receptor utiliza seqüências de treinamento com N_{tr} símbolos e, em seguida, troca-se para o modo de operação (*decision-directed*). O receptor linear com filtro inteiro (*full-rank*) é considerado com o método iterativo que inverte matrizes e com as técnicas adaptativas NLMS e RLS. Os receptores interpolados são denominados INT, o método PC [143] requer SVD na matriz covariância da observação $\mathbf{r}(i)$ e a dimensão do sub-espço é escolhida como $D = K$ a fim de garantir o melhor desempenho desta técnica. Para a abordagem PD, as colunas da matriz de projeção são segmentos não sobrepostos de \mathbf{s}_k , conforme descrito em [147, 148], enquanto que para o MWF [149] e suas versões adaptativas, MWF-SG e MWF-recursivo [156] o número de estágios D é otimizado para cada situação. O receptor RAKE no modo supervisionado utiliza os algoritmos NLMS, RLS e uma seqüência de treinamento para estimar seus parâmetros.

Com relação aos algoritmos às cegas, a técnica SG com o receptor *full-rank* corresponde à recursão do tipo SG de [86] com um passo normalizado e a abordagem RLS é a mesma introduzida em [86]. O novo receptor interpolado, isto é o INT, usa os algoritmos denominados ICMV-SG e ICMV-RLS. As diferentes técnicas de recepção, algoritmos, ganhos de processamento N , fatores de interpolação L e outros parâmetros são mostrados nas legendas. O receptor baseado na decomposição de valores singulares de [144] é chamado de PC-Wang & Poor e utiliza (nas comparações deste capítulo) o SVD para obter os autovetores e autovalores da matriz \mathbf{R} . Com respeito à estimação às cegas de canal, utiliza-se (7-16) para as abordagens iterativas com inversão de matrizes, adota-se os métodos em (7-32) e (7-33) para todos os receptores com técnicas SG, enquanto que para os detectores com algoritmos RLS usa-se (7-39). O MWF às cegas (BMWF) e suas versões adaptativas (BMWF-SG e BMWF-recursivo) [156] têm o número de estágios D otimizados para cada situação e emprega-se os métodos de estimação descritos em (7-16) (caso MWF), (7-32) e (7-33) (caso MWF-SG) e (7-39) (caso MWF-recursivo) para obter as seqüências de assinatura efetiva em multi-percurso. Para os receptores RAKE [1, 2], a estimação de canal é a descrita em (7-16). Para os métodos iterativos com inversão de matrizes, emprega-se o algoritmo SG de estimação de canal em (7-32) e (7-33) quando comparado com receptores baseados na técnica SG, enquanto que para receptores ajustados com algoritmos RLS usa-se o estimador de canal dado por (7-39).

7.4.1

Desempenho de Convergência em termos de MSE: Resultados Analíticos

Nesta parte são verificados os resultados analíticos de (7-62) e (7-70) da seção sobre a análise de convergência dos algoritmos e a eficácia destas expressões para estimar o MSE em excesso dos mecanismos SG. O MSE em estado estacionário entre o símbolo desejado e o símbolo estimado obtido através de simulação é comparado com o MSE em estado estacionário calculado com a ajuda das expressões desenvolvidas na Seção 7.3. Para ilustrar a utilidade da análise foram conduzidos alguns experimentos e tiradas as médias de 200 repetições. Os interpoladores foram projetados com $N_I = 3$ elementos e os canais são constituídos por 3 percursos com potências dadas por 0, -6 e -10 dB, respectivamente, onde em cada repetição o atraso do segundo percurso (τ_2) é descrito por uma variável aleatória discreta uniforme (vau) entre 1 e 4 chips e o terceiro dado por uma vau entre 1 e $(5 - \tau_2)$ chips em um cenário com perfeito controle de potência. É importante ressaltar que, no início dos experimentos, os algoritmos supervisionados realizam a adaptação a partir de um vetor nulo, ao passo que as técnicas autodidatas utilizam a assinatura do usuário desejado, o que propicia taxas de convergência mais rápidas para os algoritmos não supervisionados.

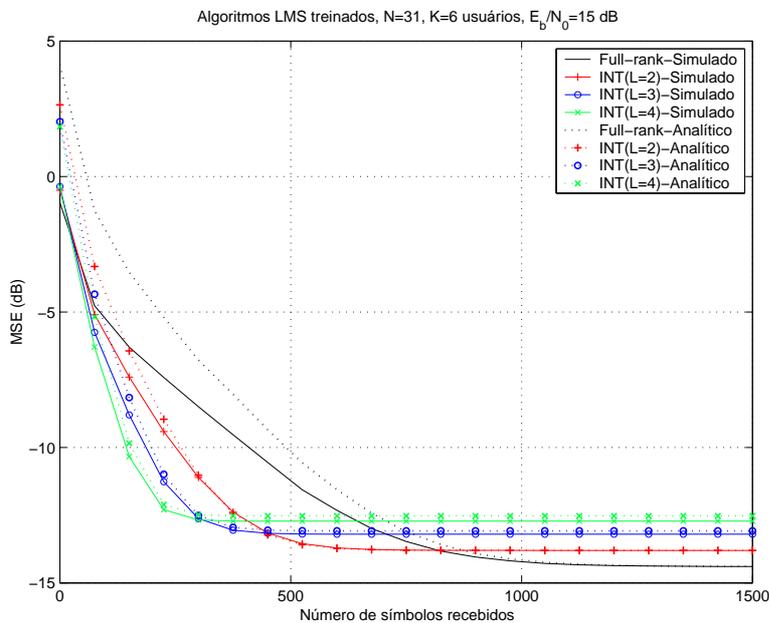


Figura 7.3: Desempenho de convergência em MSE para os resultados analíticos e simulados versus número de símbolos recebidos usando o algoritmo LMS no modo de treinamento.

No primeiro experimento, foram considerados os algoritmos LMS em

modo de treinamento e os parâmetros destas técnicas foram ajustados de modo a alcançar um MSE em estado estacionário pequeno após a convergência. Os parâmetros de convergência são μ igual a 0,05, 0,06, 0,075 e 0,09 para o receptor com filtro cheio *full-rank* e o INT com $L=2,3$ e 4, respectivamente, e $\eta = 0,005$ para o interpolador com qualquer L . Os resultados são mostrados na Figura 7.3, e indicam que os as curvas analíticas coincidem com aquelas obtidas por simulação após a convergência, verificando a validade da análise.

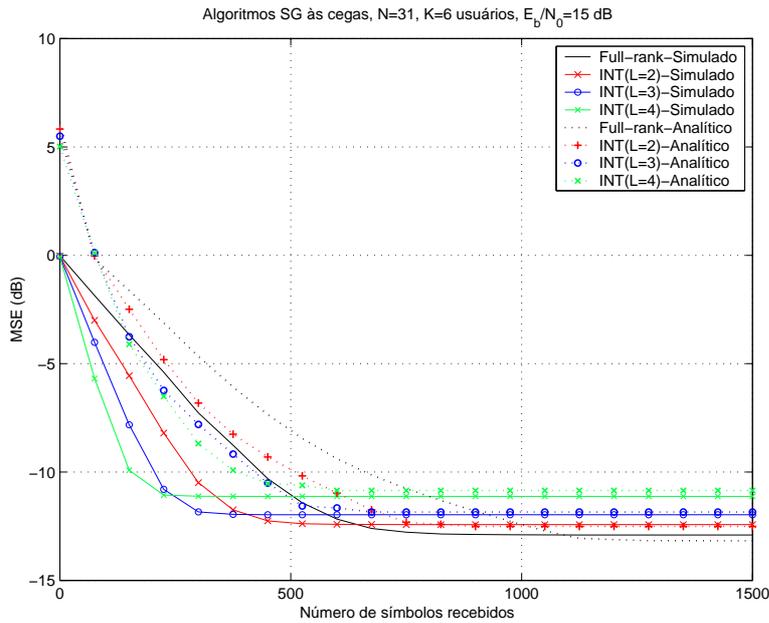


Figura 7.4: Desempenho de convergência em MSE para o resultados analíticos e simulados versus número de símbolos recebidos usando o algoritmo SG às cegas.

No segundo experimento, foram considerados os algoritmos SG às cegas e ajustados os passos das recursões de modo a atingir um MSE pequeno em estado estacionário, de forma análoga ao caso LMS. Os valores escolhidos são μ igual a 0.0009, 0.001, 0.0025 e 0.004 para o receptor com filtro cheio (*full-rank*) e o INT com $L=2,3$ e 4, respectivamente, e $\eta = 0,005$ para o interpolador com qualquer L . As curvas, ilustradas na Figura 7.4, revelam que as curvas analíticas estão de acordo com aquelas obtidas via simulação após a convergência, confirmando a eficácia das aproximações usadas na análise de convergência.

7.4.2 Desempenho de Convergência em Termos de SINR

A SINR na saída do receptor é usada nesta parte para avaliar o desempenho de convergência dos métodos analisados. Nos experimentos seguintes, são examinadas as técnicas de recepção adaptativa e os seus respectivos algoritmos: INT, PC, PD, MWF e o RAKE. É importante enfatizar que os parâmetros dos algoritmos e dos receptores foram ajustados de modo a otimizar o desempenho e prover uma base de comparação adequada entre as diferentes técnicas.

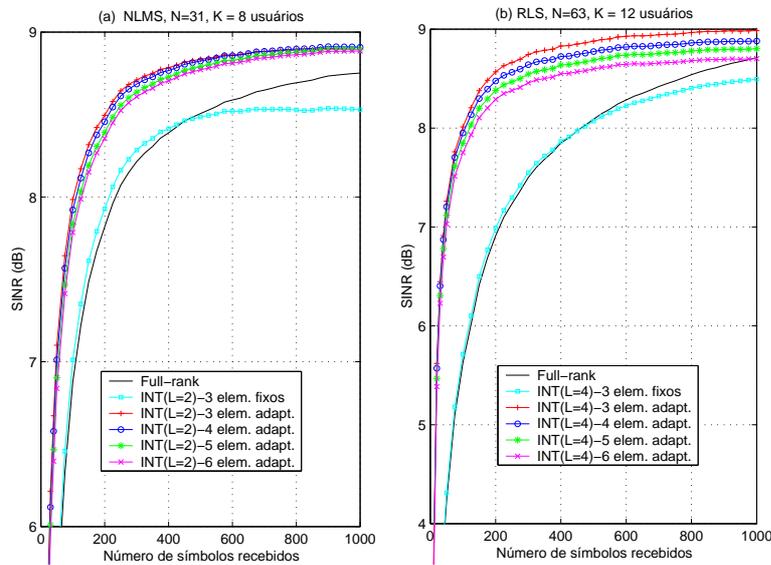


Figura 7.5: Projeto assistido dos filtros interpoladores. Algoritmos (a) NLMS com $E_b/N_0 = 12$ dB e (b) RLS com $E_b/N_0 = 12$ dB.

Primeiramente, considera-se a questão de projeto do filtro interpolador \mathbf{v}_k e qual deve ser o seu comprimento. De fato, o projeto do interpolador é fundamental no que diz respeito ao desempenho em termos de convergência e BER. Para obter a dimensão mais adequada do filtro interpolador \mathbf{v}_k , foram conduzidos experimentos com valores na faixa de $N_I = 3$ a $N_I = 6$ (que resultaram em bom desempenho), como mostrado nas Figuras 7.5 e 7.6 para os modos supervisionado e às cegas, respectivamente. São utilizados canais aleatórios de 3 percursos, onde os ganhos de cada percurso são dados por variáveis aleatórias uniformes entre -1 e 1 e em cada repetição o atraso do segundo percurso (τ_2) é descrito por uma variável aleatória discreta uniforme (vau) entre 1 e 4 chips e o terceiro dado por uma vau entre 1 e $(5 - \tau_2)$ chips em um cenário com perfeito controle de potência. Os resultados indicam que o desempenho em SINR não é sensível a um aumento no número de elementos em \mathbf{v}_k e os melhores

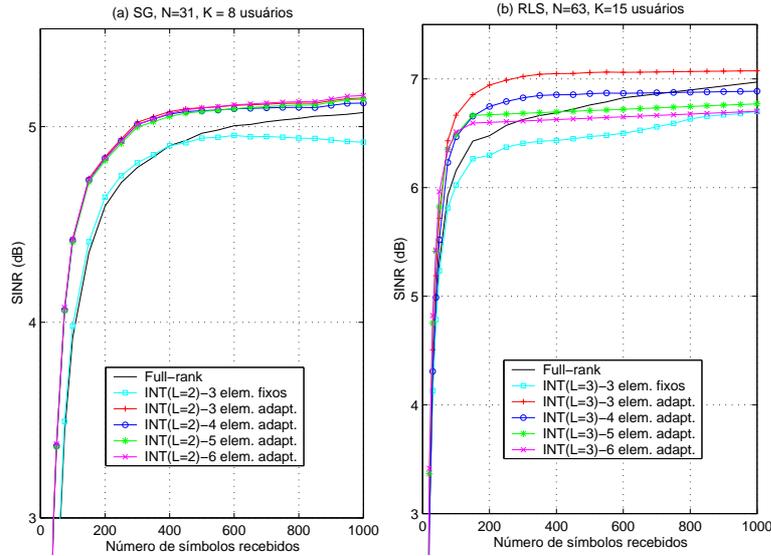


Figura 7.6: Projeto às cegas dos filtros interpoladores. Algoritmos (a) SG com $E_b/N_0 = 15$ dB e (b) do tipo RLS com $E_b/N_0 = 15$ dB.

resultados foram conseguidos com $N_I = 3$. Por esta razão e para manter a complexidade do sistema baixa, o INT foi projetado com $N_I = 3$ para os experimentos remanescentes. É importante destacar que o projeto com ajuda de simulações da dimensão do interpolador foi conduzido para diferentes N , K , L , perfis de canal e taxas de desvanecimento, indicando que $N_I = 3$ é uma dimensão satisfatória para uma ampla gama de aplicações. As curvas de convergência em SINR mostram que a estrutura proposta com interpoladores adaptativos é consideravelmente superior à abordagem com interpoladores fixos e ao receptor com filtro cheio (*full-rank*).

O experimento seguinte, ilustrado na Figura 7.7, considera as técnicas iterativas com $N_I = 3$ e que realizam inversão de matrizes, ou seja, (7-6), (7-7), (7-13), (7-14) e (7-15), para estimar os parâmetros do receptor e do canal. Para estas são usados canais com desvanecimento e 3 percursos com potências relativas dadas por 0, -3 e -6 dB, respectivamente, onde em cada repetição o atraso do segundo percurso (τ_2) é descrito por uma vau entre 1 e 4 chips e o terceiro dado por uma vau entre 1 e $(5 - \tau_2)$ chips. As potências recebidas dos interferentes variam em torno da potência do usuário desejado com variáveis aleatórias do tipo log-normal com desvio padrão associado de 6 dB. São utilizados $\alpha = 0.998$ e $f_d T = 0.0025$ e a matriz $\bar{\mathbf{R}}_k$ é estimada por $\hat{\mathbf{R}}_k(i) = \frac{1}{i} \sum_{n=1}^i \alpha^{i-n} \bar{\mathbf{r}}_k(n) \bar{\mathbf{r}}_k^H(n)$, onde α é o fator de esquecimento. Para os receptores MMSE [142], um canal piloto (com os símbolos conhecidos pelo receptor) é usado para estimação de $\hat{\mathbf{p}}_k(i) = \frac{1}{i} \sum_{n=1}^i \alpha^{i-n} \bar{\mathbf{r}}_k(n) b_k^*(n)$ e $\hat{\mathbf{p}}_{\mathbf{u}_k}(i) = \frac{1}{i} \sum_{n=1}^i \alpha^{i-n} \mathbf{u}_k(n) b_k^*(n)$ em (7-

6) e (7-7), respectivamente, enquanto que, para receptores autodidatas (CMV), a seqüência de assinatura é suposta conhecida. As demais técnicas de recepção comparadas usam um procedimento análogo para estimação das matrizes.

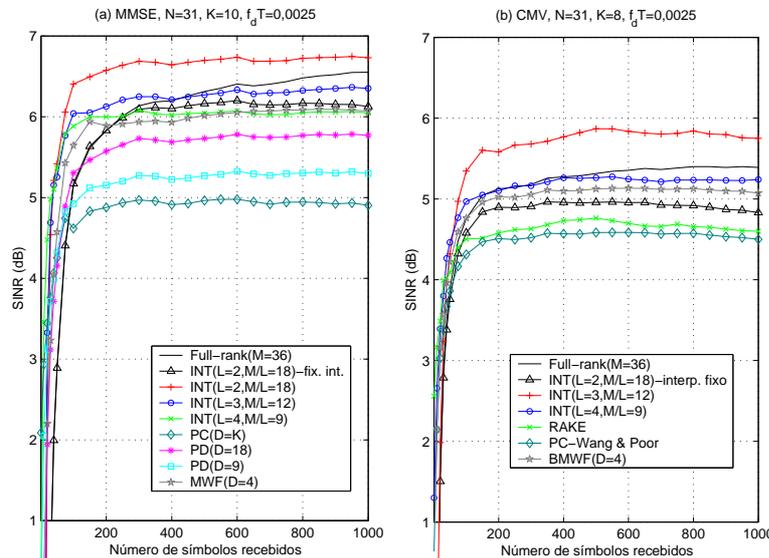


Figura 7.7: Desempenho de SINR para receptores (a) MMSE e (b) CMV (ou autodidatas).

As curvas mostradas na Figura 7.7 indicam que o INT com $L = 2$ e $M/L = 18$ elementos é superior ao receptor com filtro cheio, enquanto que INT($L=3$, $M/L=12$) tem desempenho muito próximo do detector *full-rank*, para ambos os critérios de projeto. Note que os INTs têm convergência mais rápida do que o receptor com filtro cheio e as outras técnicas de posto reduzido. Além disso, o uso de um critério de projeto para o interpolador \mathbf{v}_k pode melhorar significativamente o desempenho da estrutura quando comparada com a abordagem com interpolador fixo (INT($L=2$, $M/L=18$)-interp. fixo), que usa $\mathbf{v}_k = [0.5 \ 1 \ 0.5]$ [160, 161] (também usada como valor inicial, isto é $\mathbf{v}_k(0)$, para o novo esquema).

As Figuras 7.8 e 7.9 ilustram experimentos onde versões adaptativas do INT (com NLMS e RLS) são comparadas com outras técnicas de redução de posto nos modos de treinamento e de operação. Em ambos os experimentos a seqüência de treinamento fornecida aos receptores possui $N_{tr} = 200$ símbolos e, em seguida, os algoritmos chaveiam para o modo *decision-directed*. Os parâmetros dos algoritmos e dos receptores foram otimizados para todos os métodos e os resultados mostram que a estrutura proposta com interpoladores adaptativos e $L = 2$ consegue o melhor desempenho e é significativamente superior ao INT com interpoladores fixos. O desempenho

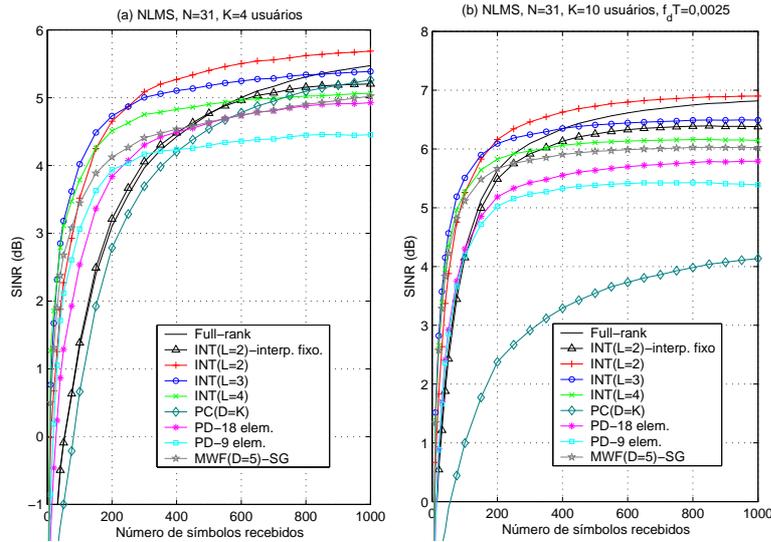


Figura 7.8: Desempenho de SINR com algoritmos NLMS e canal dado por $p_0 = 1$, $p_2 = 0.5$ e $p_4 = 0.3$ (espaçados por $2T_c$) (a) $E_b/N_0 = 8$ dB e 3 interferentes com níveis de potência 7 dB acima do sinal desejado (b) $E_b/N_0 = 12$ dB com desvanecimento e onde as potências recebidas dos interferentes variam em torno daquela do sinal desejado com variáveis aleatórias do tipo log-normal com desvio padrão associado de 3 dB.

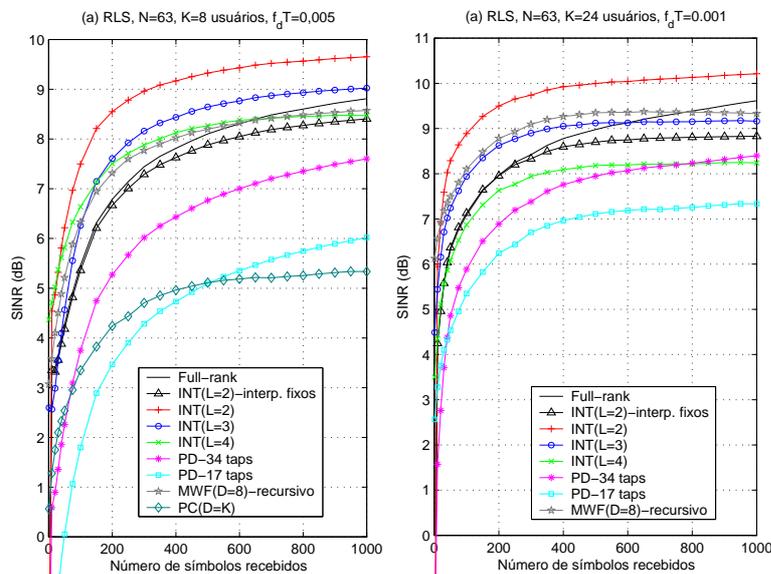


Figura 7.9: Desempenho de SINR dos receptores com desvanecimento e canal dado por $p_0 = 1$, $p_2 = 0.7$ e $p_4 = 0.5$ (espaçados por $2T_c$) e algoritmos RLS com (a) $E_b/N_0 = 12$ dB e 3 interferentes com níveis de potência 10 dB acima do usuário desejado e (b) $E_b/N_0 = 15$ dB onde as potências recebidas dos interferentes variam em torno daquela do sinal de interesse com variáveis aleatórias do tipo log-normal com desvio padrão associado de 3 dB.

de convergência do INT para vários L é superior ao receptor com filtro cheio e às abordagens PC e PD. O método PC funciona bem apenas quando K

é pequeno mas é superado, tanto em termos de convergência quanto SINR final, pelo INT com $L = 2, 3$. O INT com $L = 3$ e $L = 4$ também é superior ao PD com 18 e 9 elementos, enquanto o INT com $L = 4$ tem um desempenho comparável com as versões adaptativas do MWF.

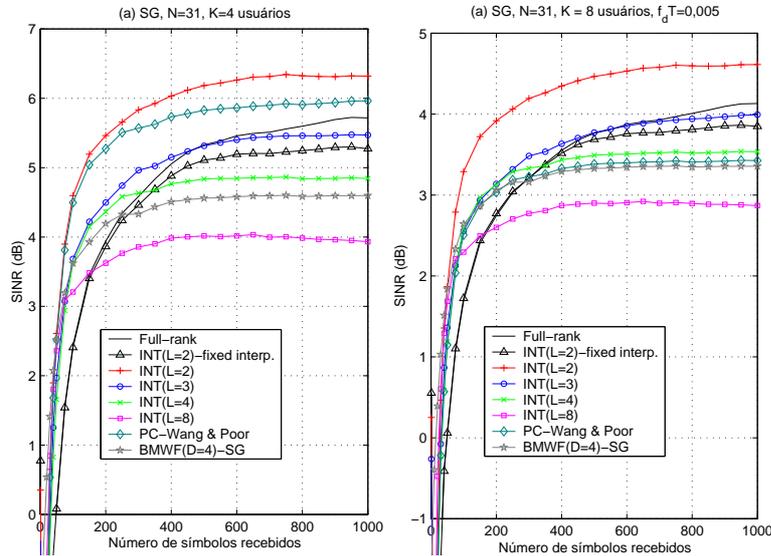


Figura 7.10: Desempenho de SINR dos algoritmos SG às cegas e canal com $p_0 = 1$, $p_2 = 0.5$ e $p_4 = 0.5$ (espaçados por $2T_c$) onde 2 interferentes trabalham com um nível de potência 7 dB acima do sinal desejado que opera com (a) sem desvanecimento e $E_b/N_0 = 12$ dB e (b) $E_b/N_0 = 15$ dB e com desvanecimento.

As Figuras 7.10 e 7.11 mostram o desempenho em SINR dos receptores analisados no modo às cegas. Os parâmetros dos receptores para todos os métodos foram otimizados e os resultados indicam que a estrutura proposta com interpoladores adaptativos e $L = 2$ obtém o melhor desempenho. O desempenho de convergência do novo esquema para vários L é superior ao receptor *full-rank* e aos demais métodos. Note que a abordagem de Wang e Poor funciona muito bem para K pequeno mas quando K se torna grande o seu desempenho se degrada de modo considerável. Por outro lado, o INT mostra um bom desempenho para todas as situações e requer uma complexidade computacional inferior aos outros métodos.

7.4.3 Desempenho em termos de BER

Nesta seção investiga-se o desempenho em termos de BER das diferentes técnicas de recepção e algoritmos. Inicialmente, são examinadas as técnicas iterativas que realizam inversão de matrizes, ou seja, (7-6), (7-7), (7-13), (7-14) e (7-16) para estimar os parâmetros do receptor e do

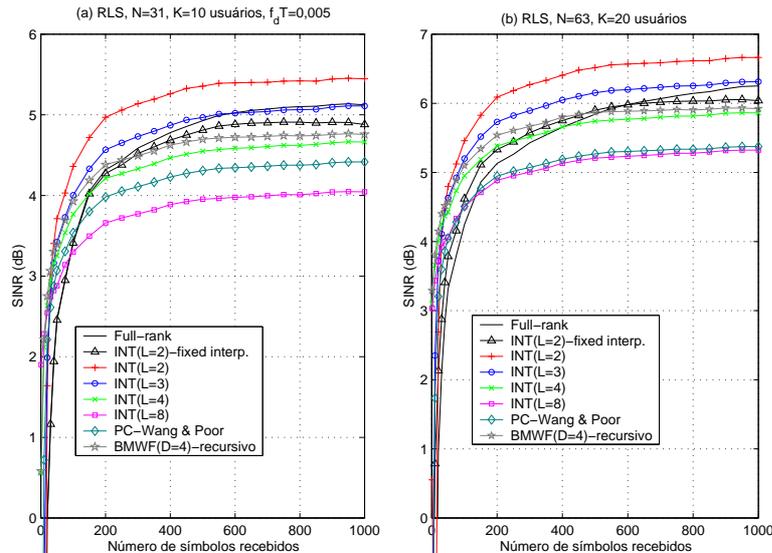


Figura 7.11: Desempenho de SINR dos algoritmos do tipo RLS às cegas onde 2 interferentes trabalham com um nível de potência 7 dB acima do sinal desejado que opera com (a) $E_b/N_0 = 15$ com desvanecimento e canal dado por $p_0 = 1$, $p_2 = 0.5$ e $p_4 = 0.5$ (espaçados por $2T_c$) dB e (b) $E_b/N_0 = 15$ dB sem desvanecimento, canais aleatórios de 3 percursos, onde em cada repetição o atraso do segundo percurso (τ_2) é descrito por uma vau entre 1 e 4 chips e o terceiro dado por uma vau entre 1 e $(5 - \tau_2)$ chips e as potências recebidas dos interferentes variam com variáveis aleatórias do tipo log-normal com desvio padrão associado de 3 dB.

canal, cujos desempenhos são ilustrados nas Figuras 7.12 e 7.13. Para estas duas simulações são usados canais com 3 percursos com potências dadas por 0, -3 e -6 dB, respectivamente, onde em cada repetição o atraso do segundo percurso (τ_2) é descrito por uma vau entre 1 e 4 chips e o terceiro dado por uma vau entre 1 e $(5 - \tau_2)$ chips. As potências recebidas dos interferentes variam em torno da potência do usuário desejado com variáveis aleatórias do tipo log-normal com desvio padrão associado de 6 dB. São utilizados $\alpha = 0.998$ e $f_d T = 0.0025$ e a matriz $\bar{\mathbf{R}}_k$ é estimada por $\hat{\mathbf{R}}_k(i) = \frac{1}{i} \sum_{n=1}^i \alpha^{i-n} \bar{\mathbf{r}}_k(n) \bar{\mathbf{r}}_k^H(n)$, onde α é o fator de esquecimento. Para os receptores MMSE [142], um canal piloto (com os símbolos conhecidos pelo receptor) é usado para estimação de $\hat{\mathbf{p}}_k(i) = \frac{1}{i} \sum_{n=1}^i \alpha^{i-n} \bar{\mathbf{r}}_k(n) b_k^*(n)$ e $\hat{\mathbf{p}}_{\mathbf{u}_k}(i) = \frac{1}{i} \sum_{n=1}^i \alpha^{i-n} \mathbf{u}_k(n) b_k^*(n)$ em (7-6) e (7-7), respectivamente, enquanto que, para receptores autodidatas (CMV), a seqüência de assinatura é suposta conhecida. As outras técnicas de recepção analisadas utilizam recursões semelhantes para estimação das matrizes. Note que para processos de desvanecimentos lentos e moderados, $\bar{\mathbf{p}}_k$ e $\bar{\mathbf{p}}_{\mathbf{u}_k}$ podem ser estimados conforme descrito anteriormente, mas para situações com desvanecimento rápido os receptores devem ser modificados, como sugerido

em [142].

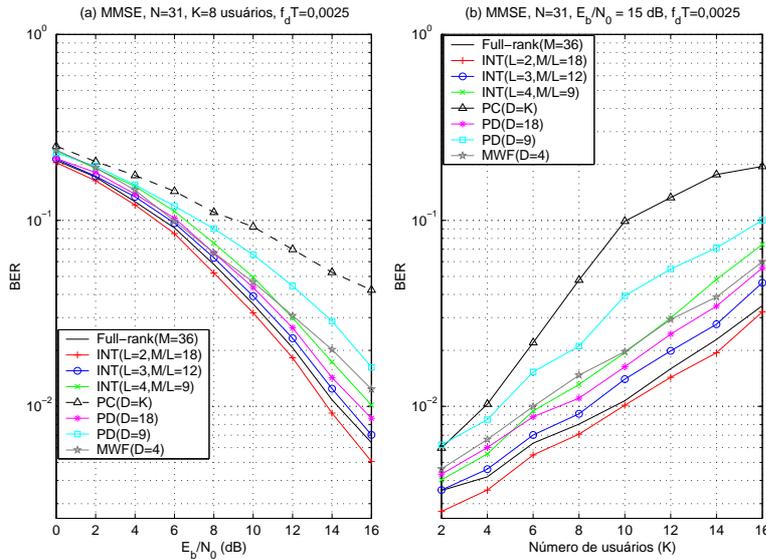


Figura 7.12: Desempenho em BER para os receptores MMSE versus (a) E_b/N_0 e (b) Número de usuários (K).

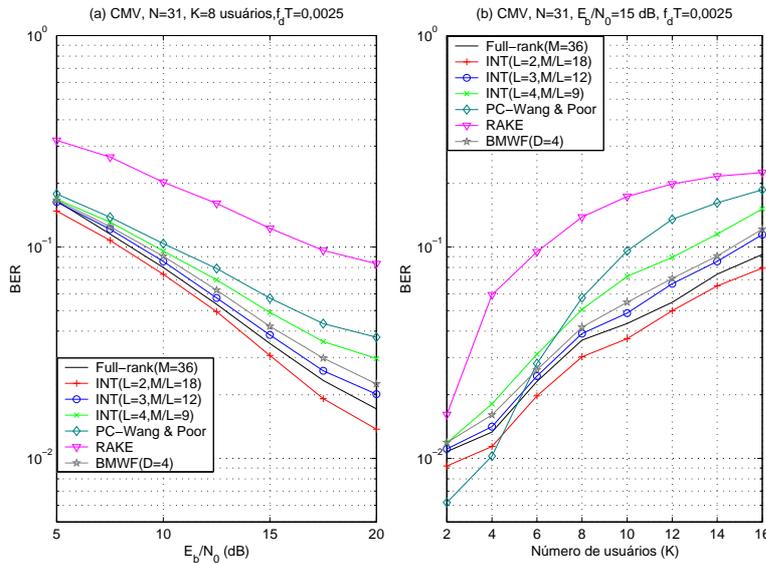


Figura 7.13: Desempenho em BER para os receptores CMV versus (a) E_b/N_0 e (b) Número de usuários (K).

O desempenho em BER dos receptores MMSE e CMV iterativos com inversão de matrizes é ilustrado nas Figuras 7.12 e 7.13, onde as curvas são obtidas processando-se 2000 símbolos e tiradas as médias de 100 repetições. Os resultados mostram que o INT ($L=2, M/L=18$) alcança o melhor desempenho em BER, seguido do receptor *full-rank*, o INT ($L=3, M/L=12$), e as demais técnicas. Para os receptores às cegas, o método PC de Wang e Poor

[144] apresenta bom desempenho para um número pequeno de usuários (K), no entanto, à medida que K aumenta, os receptores INT o superam.

Em termos de complexidade, o INT requer inversões de matrizes com dimensão M/L e N_I (no modo autodidata o interpolador requer um SVD em uma matriz de dimensão $N_I \times N_I$ ao invés da inversão), enquanto o receptor com filtro cheio realiza inversões de matrizes de dimensão $M \times M$, o PD com matrizes de dimensão $D \times D$, o PC necessita do SVD em uma matriz de dimensão $M \times M$, e o MWF requer decomposições ortogonais ($O(M^2)$). No presente caso, o MWF apresenta vantagem computacional sobre o INT, porém esta situação se inverte com implementações adaptativas usando técnicas SG e RLS.

Em seguida, são examinadas as técnicas adaptativas que não requerem inversão de matrizes e são computacionalmente mais eficientes. Nas Figuras 7.14 e 7.15 as curvas de BER para os algoritmos do tipo SG e RLS, respectivamente, nos modos de treinamento e de operação são mostradas. Os parâmetros do canal são $p_0 = 1$, $p_1 = 0.7$ e $p_2 = 0.5$, com os percursos espaçados de T_c . Nestes experimentos as potências recebidas dos interferentes são modeladas por variáveis aleatórias do tipo log-normal com desvio padrão associado de 3 dB em torno da potência do sinal de interesse. Note que os métodos propostos também funcionam bem com outros perfis de canal e taxas de desvanecimento. Os receptores são treinados com $N_{tr} = 200$ símbolos e, em seguida, são chaveados para o modo de operação e processam 2000 símbolos, e tiradas as médias de 200 experimentos independentes com parâmetros otimizados para cada cenário. Os resultados mostram que o INT com $L = 2$ consegue o melhor desempenho, seguido do receptor *full-rank*, o INT com $L = 3$, o MWF, o PD, o INT com $L = 4$, o PC e o RAKE.

Nas Figuras 7.16 e 7.17, pode-se ver as curvas de BER para os algoritmos SG e RLS, respectivamente, no modo às cegas. A caracterização dos canais e dos sinais dos interferentes é a mesma descrita para o caso assistido. Os receptores processam 2000 símbolos, e são tiradas as médias de 200 experimentos independentes com parâmetros otimizados para cada situação. Os resultados indicam que o INT com $L = 2$ é a técnica de melhor desempenho, seguido do receptor *full-rank*, o INT com $L = 3$, o MWF, o INT com $L = 4$, o detector de Wang e Poor e o receptor RAKE. Note que os receptores podem acomodar mais usuários e lidar com sistemas maiores quando trabalham com algoritmos do tipo RLS. Além disso, a estrutura INT com $L = 4$ supera os receptores RAKE e de Wang e Poor's (para $K \geq 8$), o INT com $L = 2$ supera o receptor *full-rank* e o INT com $L = 3$ tem um desempenho muito próximo do detector com filtro cheio, com um

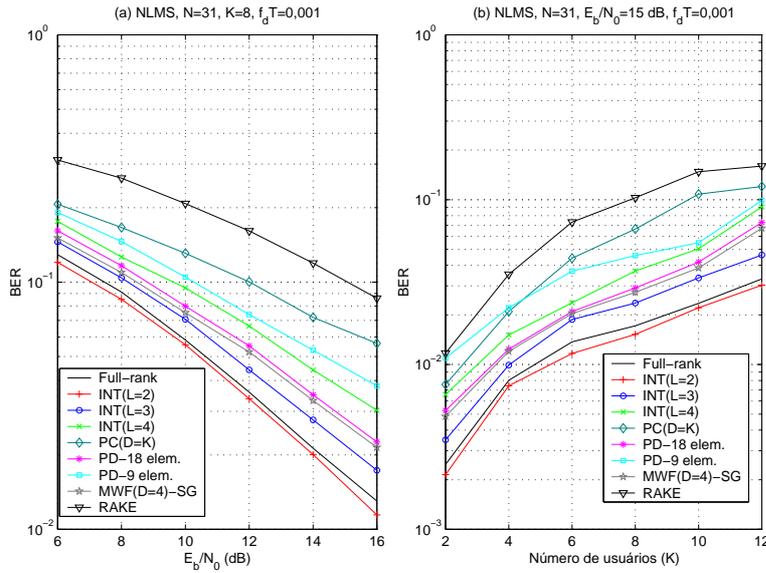


Figura 7.14: Desempenho em BER dos algoritmos NLMS em canal com desvanecimento versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K).

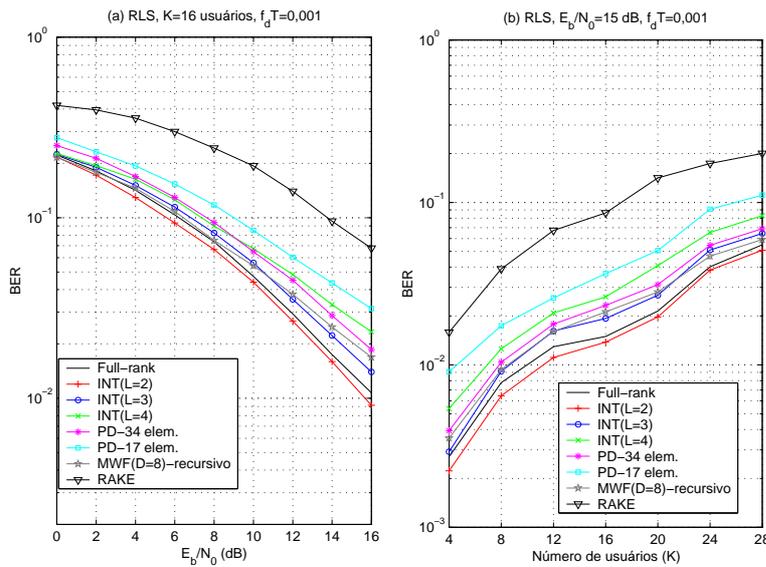


Figura 7.15: Desempenho em BER dos algoritmos RLS em canal com desvanecimento versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K).

custo computacional bem inferior. É interessante ressaltar que as versões às cegas do MWF (e as versões SG) têm desempenho um pouco inferior ao INT com $L = 3$ e sofrem pelo fato de que a tri-diagonalização da sua matriz covariância não ocorre, deteriorando o seu desempenho.

Note também que o receptor CMV com filtro cheio pode superar o INT com $L = 2$ dependendo da duração da transmissão (para transmissões longas) e da hostilidade do ambiente (ambientes não muito hostis). No

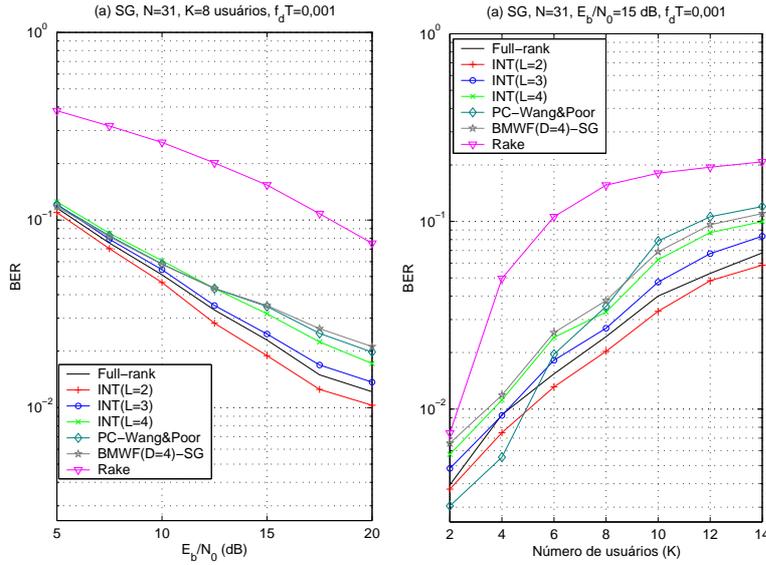


Figura 7.16: Desempenho em BER dos algoritmos SG às cegas em canal com desvanecimento versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K).

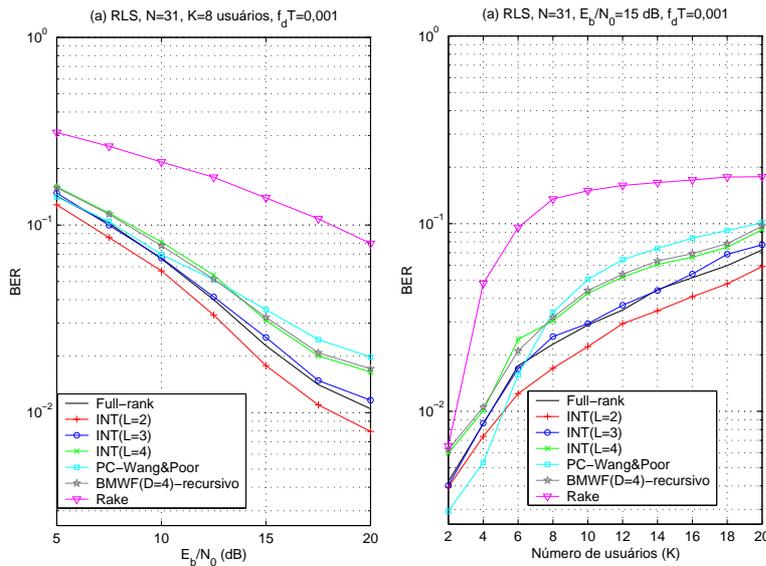


Figura 7.17: Desempenho em BER dos algoritmos do tipo RLS às cegas em canal com desvanecimento versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K).

entanto, para cenários de comunicações móveis com transmissões curtas e desvanecimento, o método proposto mostra convergência mais rápida e desempenho em BER superior com um custo computacional reduzido. Um outro aspecto interessante da nova abordagem é que ela exibe um compromisso entre viés e variância [45] e como algoritmos autodidatas são, em geral, ruidosos [79] a nova estrutura se mostra menos suscetível ao ruído.

8

Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros

Neste capítulo são apresentadas as conclusões sobre a tese, discussões sobre os resultados obtidos, os novos métodos e suas aplicações, e propostos alguns tópicos para trabalhos futuros. As características e a aplicabilidade das estruturas e algoritmos desenvolvidos ao longo da pesquisa são discutidas e as contribuições do trabalho são destacadas.

8.1

Resumo dos Resultados e Discussão

No Capítulo 3 foram propostos receptores multiusuário adaptativos para sistemas DS-CDMA baseados em redes neurais recorrentes. Novas estruturas para detecção multiusuário com e sem o emprego de decisão realimentada foram investigadas com redes neurais recorrentes e uma análise comparativa destes esquemas e de detectores multiusuário com filtros FIR lineares foi realizada. Receptores multiusuário adaptativos que usam o critério de desempenho MMSE foram examinados com o algoritmo LMS e comparados com o detectores neurais que operam com os algoritmos RTRL. Além disso, MUDs com decisão realimentada usando redes neurais recorrentes na seção direta e filtros FIR lineares na seção realimentada foram comparados aos receptores multiusuário com decisão realimentada. Um algoritmo baseado no gradiente estocástico foi desenvolvido para a estrutura proposta e os desempenhos foram avaliados através de simulações. Os experimentos por simulação em computador foram realizados para diferentes canais de comunicação, diferentes valores de N , K e cenários. Os resultados em termos de BER para algoritmos baseados no gradiente estocástico mostram que os receptores multiusuário propostos apresentaram desempenho superior aos MUDs com filtros lineares FIR e os resultados foram apresentados em [49, 50, 51]. Embora complexas, estas abordagens neurais são promissoras para usuários com altas taxas de transmissão, uma

vez que para atendê-los o sistema reduz o ganho de processamento, tornando viável o uso desta estrutura de recepção neural.

No Capítulo 4 foram propostas técnicas baseadas nas técnicas AMBER e LBER para receptores multiusuário adaptativos com decisão realimentada para sistemas DS-CDMA e que são capazes de acelerar a convergência dos métodos AMBER e LBER, existentes na literatura. Os experimentos por simulação em computador foram realizados para diferentes canais de comunicação, diferentes valores de N , K e cenários. Os resultados em termos de BER para algoritmos propostos mostraram a superioridade da abordagem que minimiza a BER sobre a estimação MMSE. Uma extensão dos algoritmos AMBER e LBER baseados no gradiente estocástico foi desenvolvida para o caso de estruturas com decisão realimentada e apresentado em [71] com versões para equalização [72, 73], para sistemas de comunicações com múltiplas portadoras [74], e com redes neurais recorrentes [75]. Algoritmos com convergência mais rápida que aproximam o método de Newton e aqui denominados gradiente-Newton foram propostos para os métodos AMBER e LBER e os resultados mostram que esses algoritmos podem trabalhar com seqüências de treinamento mais curtas [76]. O uso do conceito de *averaging* com técnicas que minimizam a taxa de erro do sistema foi apresentado e os resultados indicam uma aceleração da taxa de convergência [77]. Finalmente, o uso combinado das técnicas gradiente-Newton e das estruturas com decisão realimentada em canais seletivos em freqüência com desvanecimento de Rayleigh foi publicado em [78].

No Capítulo 5 foram tratadas técnicas de estimação adaptativas dos parâmetros do receptor e do canal de forma autodidata, ou seja, às cegas. A primeira proposta do capítulo consiste em dois mecanismos de baixa complexidade para atualização do passo em algoritmos do tipo SG, em receptores lineares às cegas que implementam a solução CMV, para os parâmetros do receptor e do canal. Uma análise de convergência dos novos mecanismos foi desenvolvida e expressões analíticas para estimação do erro médio quadrático (MSE) em excesso no estado estacionário foram obtidas. Os resultados analíticos foram comparados com simulações e foi verificada a eficácia das aproximações realizadas para prever o MSE em excesso. O desempenho em convergência e BER desses mecanismos foi investigado em cenários não estacionários onde os usuários entram e saem do sistema, o que torna muito difícil o cálculo prévio de um valor para o passo. Os resultados mostram que os mecanismos propostos BVSS e BRVSS são superiores às técnicas existentes na literatura, e quando usados também na estimação do canal obtêm resultados ainda melhores. Uma parte deste trabalho foi

publicada em [120] e um artigo longo com vistas a uma revista internacional está em preparação.

Na segunda parte do Capítulo 5 foi apresentada uma solução iterativa de projeto às cegas para o receptor linear baseada na função custo CM com restrições que combina os sinais de diferentes percursos usando múltiplas restrições que são tratadas como variáveis e otimizadas conjuntamente a fim de estimar os parâmetros do receptor e do canal. Para implementar de forma adaptativa essa solução foram propostos os algoritmos computacionalmente eficientes CCM-SG e CCM-RLS, que estimam conjuntamente o canal e os parâmetros do receptor, e que foram comparados às outras técnicas existentes na área. Uma análise das propriedades de convergência do método, que estende resultados da literatura para sinais complexos e em multi-percurso, e leva em consideração as estimativas de canal é desenvolvida no Apêndice B. Além disso, os resultados de simulações para diversas situações mostraram que, para o receptor multiusuário linear, a técnica CCM-RLS proposta é superior aos outros algoritmos às cegas analisados, ao receptor RAKE, e o seu desempenho coincide com a solução iterativa CCM, que realiza inversões de matriz. Os resultados deste capítulo foram publicados em [121, 122].

No capítulo 6 foram desenvolvidas soluções iterativas para receptores com estruturas com decisão realimentada operando de modo não supervisionado para canais com múltiplos percursos. Este trabalho equivale a uma generalização dos receptores lineares de Xu e Tsatsanis [86] e CCM, proposto no Capítulo 5, para o caso de receptores DF. Para implementar as soluções dos receptores de forma adaptativa foram desenvolvidos algoritmos computacionalmente eficientes do tipo SG e RLS com base nos critérios de desempenho CCM e CMV. Esses receptores foram examinados em cenários com o enlace reverso e com realizações de cancelamento sucessivo (S-DF) e paralelo (P-DF). Um novo esquema de recepção DF usando cancelamento sucessivo com arbitragem paralela (SPA-DF) foi apresentado e combinado com técnicas iterativas que empregam detecção iterativa com estágios de recepção DF em cascata, resultando nos novos detectores ISPAS-DF e ISPAP-DF, para mitigar os efeitos da propagação de erros. Devido à grande dificuldade de analisar teoricamente estes esquemas, a avaliação foi baseada em simulações. Os experimentos avaliaram os algoritmos, as diferentes estruturas de detecção DF e a linear, e examinaram os efeitos da propagação de erros dos novos esquemas. Os resultados das comparações indicam que as novos detectores SPA-DF, ISPAS-DF e ISPAP-DF são capazes de melhorar significativamente o desempenho de estruturas DF convencionais (S-DF

e P-DF) e as lineares, combatendo a propagação de erros. Além disso, a análise comparativa entre os algoritmos adaptativos mostrou que as técnicas baseadas no critério CCM são superiores à abordagem CMV. Alguns resultados deste capítulo foram publicados em [127, 128] e um artigo longo com vistas a uma revista internacional está em preparação.

De um modo geral, as técnicas e estruturas às cegas desenvolvidas são de grande interesse nas modernas redes de comunicações baseadas em sistemas DS-CDMA, porque aumentam a eficiência de transmissão uma vez que não necessitam de seqüências de treinamento. Elas podem ser usadas em sistemas DS-CDMA com códigos longos, tanto no enlace reverso quanto no direto, desde que algumas modificações sejam feitas para evitar a perda da cicloestacionariedade dos sinais e/ou estimar o canal [30, 31].

No Capítulo 7 foi proposta uma nova estrutura de recepção linear com um número reduzido de elementos para estimação usando filtros FIR interpolados e interpoladores variantes no tempo para supressão de interferência em presença de canais seletivos em freqüência. Para estimar os parâmetros do novo receptor com posto reduzido foram descritas soluções iterativas com base nos critérios MMSE e CMV. Em seguida foram desenvolvidos algoritmos adaptativos do tipo SG e RLS para estimar os parâmetros da nova estrutura de recepção adaptativa onde o interpolador é feito adaptativo, nos modos de operação supervisionado e às cegas. Uma análise de convergência dos algoritmos desenvolvidos foi realizada e uma discussão das propriedades de convergência do novo método é apresentada no Apêndice F, para os modos com treinamento e autodidata. Na análise de convergência, são obtidas expressões analíticas para estimação do MSE em excesso dos algoritmos SG nos modos às cegas e supervisionado. Através de simulações, os novos esquemas de recepção e seus algoritmos foram avaliados em vários cenários e comparados a outras técnicas existentes. Os resultados das simulações mostram que a análise teórica e as expressões obtidas são eficazes na previsão do MSE em excesso, em ambiente estacionário, já que as curvas teóricas coincidem com as curvas simuladas após a convergência. Experimentos de simulação em ambientes dinâmicos indicam que os receptores interpolados, ou INT, têm desempenho em convergência e BER superior às abordagens de posto reduzido existentes na literatura em uma variedade de situações. Os primeiros resultados dos receptores com filtros FIR interpolados foram publicados em [162], para o caso de receptores que realizam inversão de matrizes e interpoladores fixos. A versão iterativa deste esquema de recepção, que realiza inversões de matrizes, foi aceita para publicação em [163] e um trabalho sobre filtros adaptativos interpolados com interpo-

ladores adaptativos com aplicações em cancelamento de eco e equalização foi aceita para publicação em [164]. Além disso, os receptores interpolados adaptativos foram apresentados em [165, 166] e um artigo longo sobre receptores interpolados adaptativos está em preparação.

Com relação à aplicabilidade da nova estrutura de recepção com filtros FIR interpolados, esta abordagem pode ser usada em uma grande variedade de problemas. Em função dos requisitos de baixa complexidade, os INTs são de especial interesse para projeto de receptores de comunicações no terminal móvel e uso no enlace direto. Neste contexto, uma adaptação dos receptores interpolados para o enlace direto com códigos longos pode usar o esquema de [140, 141], onde emprega-se um tipo de equalização seguida de desespalhamento com a seqüência de assinatura. Para o enlace reverso, uma modificação na estimação das matrizes e do canal, de modo similar aos trabalhos em [27, 28, 29, 30, 115], permite a operação destes receptores em sistemas DS-CDMA com códigos longos. Além disso, uma generalização destes esquemas para detecção DF, SICs e PICs também nos parece interessante e promissora.

8.2

Direções Futuras

Levando em consideração as conclusões sobre os capítulos desta tese de doutorado, apresentamos as seguintes sugestões para trabalhos futuros:

- ▷ Analisar a convergência dos algoritmos propostos para os receptores neurais no caso linear.
- ▷ Propor algoritmos com baixa complexidade que empregam seleção de dados e passos variáveis para estruturas neurais (trabalho em andamento).
- ▷ Desenvolver algoritmos do tipo projeções afins (*Affine Projection*) [45, 46] com passo variável e operando nos modos supervisionado e às cegas (funções custo MV e CM), podendo aplicá-los em sistemas com códigos curtos e longos.
- ▷ Investigar expressões analíticas para obtenção do MSE em excesso usando algoritmos às cegas em ambiente dinâmico, de modo semelhante ao trabalho em [169].
- ▷ Elaborar um mecanismo de passo variável para o algoritmo CCM-SG

- ▷ Realizar uma análise de convergência para o algoritmo CCM-SG, com passo fixo e variável, e estudá-lo em sistemas DS-CDMA com múltiplas taxas.
- ▷ Formular uma estrutura de estimação de parâmetros do tipo MWF para a solução CCM.
- ▷ Estender as estruturas iterativas com decisão realimentada às cegas para o critério MMSE e sistemas MIMO [170, 173] e com codificação espaço-temporal [172, 171].
- ▷ Analisar a estrutura interpolada proposta e seus algoritmos de modo a obter uma expressão do MSE em excesso como função de ambos os passos e do vetor de observação $\mathbf{r}(i)$.
- ▷ Projetar os receptores interpolados para sistemas com arranjo de antenas [26], MIMO [170, 173] e com codificação espaço-temporal [172, 171].
- ▷ Propor um esquema de decimação não uniforme ou adaptativa para os receptores interpolados.
- ▷ Desenvolver um interpolador não linear, semelhante ao receptor DF.
- ▷ Combinar os receptores interpolados com o MWF e o AVF com AVs não ortogonais.
- ▷ Estender para os receptores interpolados os algoritmos com a função custo CM com restrições.
- ▷ Propor estruturas interpoladas com decisão realimentada, cancelamento sucessivo de interferência (SIC) e operando nos modos supervisionado e às cegas .

A

Normalização dos Passos dos Algoritmos SG em Receptores Lineares CMV

Este Apêndice é dedicado à normalização dos passos dos algoritmos SG que operam com o critério de mínima variância, descritos no Capítulo 5. São considerados dois casos: percurso único e multi-percurso.

A.1

Derivação do Passo Normalizado: Percurso Único

Para desenvolver um passo normalizado para um algoritmo de mínima variância, como o descrito por (5-13), soma-se \mathbf{s}_k a ambos os lados de (5-13) e escreve-se a função custo de mínima variância $J_{MV} = |\mathbf{w}_k^H \mathbf{r}|^2$ como:

$$J = |(\mathbf{w}_k - \mu_w (\mathbf{w}_k^H \mathbf{r}) \mathbf{v}_k)^H \mathbf{r}|^2 \quad (\text{A-1})$$

onde $\mathbf{v}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^H) \mathbf{r}$. Calculando-se os termos do gradiente de J_{MV} com relação a μ_w e igualando-se os termos a zero, tem-se:

$$\nabla J_{\mu_w} = 2|\mathbf{w}_k^H \mathbf{r} - \mu_w ((\mathbf{w}_k^H \mathbf{r}) \mathbf{v}_k)^H \mathbf{r}| \times ((-\mathbf{w}_k^H \mathbf{r}) \mathbf{v}_k)^H \mathbf{r} = 0 \quad (\text{A-2})$$

e a solução é dada por:

$$\mu_w = \frac{1}{\mathbf{r}^H \mathbf{v}_k} = \frac{1}{\mathbf{r}^H (\mathbf{I} - \mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^H) \mathbf{r}} \quad (\text{A-3})$$

Note que um fator de convergência μ_0 deve ser introduzido de modo que o algoritmo opere com passos adequados, que geralmente são pequenos no caso de técnicas autodidatas para garantir bom desempenho, em ambientes dinâmicos. Desta maneira, tem-se:

$$\mu_w = \frac{\mu_0}{\mathbf{r}^H (\mathbf{I} - \mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^H) \mathbf{r}} \quad (\text{A-4})$$

A.2

Derivação do Passo Normalizado: Multi-percurso

Para obter um passo normalizado no algoritmo SG de mínima variância para canais com multi-percurso, como o descrito por (5-15), escreve-se a função custo de mínima variância $J_{MV} = |\mathbf{w}_k^H \mathbf{r}|^2$ da seguinte forma:

$$J = |(\mathbf{\Pi}_k(\mathbf{w}_k - \mu_w \mathbf{r} \mathbf{r}^H \mathbf{w}_k))^H \mathbf{r} + \mathbf{C}_k(\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{g})^H \mathbf{r}|^2 \quad (\text{A-5})$$

Calculando-se os termos do gradiente de J_{MV} com respeito a μ_w e igualando-se os termos a zero, tem-se:

$$\nabla J_{\mu_w} = 2|(\mathbf{\Pi}_k \mathbf{w}_k)^H \mathbf{r} - \mu_w (\mathbf{\Pi}_k \mathbf{r} \mathbf{r}^H \mathbf{w}_k)^H \mathbf{r} + (\mathbf{C}_k(\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{g})^H \mathbf{r}| \times (-\mathbf{\Pi}_k \mathbf{r} \mathbf{r}^H \mathbf{w}_k)^H \mathbf{r} = 0 \quad (\text{A-6})$$

Substituindo-se $\mathbf{\Pi}_k = \mathbf{I} - (\mathbf{C}_k(\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{C}_k^H)$ no primeiro termo de (A-5) e usando-se $\mathbf{C}_k \mathbf{w}_k = \mathbf{g}$ pode-se eliminar o terceiro termo de (A-5) para obter a seguinte solução:

$$\mu_w = \frac{1}{\mathbf{r}^H \mathbf{\Pi}_k \mathbf{r}} \quad (\text{A-7})$$

De modo similar ao caso com percurso único, um fator de convergência μ_0 é introduzido para garantir a estabilidade e um bom desempenho em ambientes não estacionários. Portanto, utiliza-se a seguinte expressão para normalizar o passo:

$$\mu_w = \frac{\mu_0}{\mathbf{r}^H \mathbf{\Pi}_k \mathbf{r}} \quad (\text{A-8})$$

B

Propriedades de Convergência da Técnica CCM

Neste apêndice são examinadas as propriedades de convergência da técnica CCM apresentada no capítulo 5 e também utilizada no projeto de receptores DF no capítulo 6. Uma análise do método CCM e de suas propriedades de convergência é conduzida para o caso do receptor linear, estendendo resultados existentes na literatura sobre a convexidade da função custo CM para sinais complexos e em presença de multi-percurso. Além disso, este estudo fornece as bases teóricas que explicam o bom funcionamento do método e a possibilidade de usá-lo em estrutura DF para proporcionar uma boa condição inicial (melhor do que o projeto CMV) para realizar cancelamento dos usuários associados pela seção realimentada de um receptor DF-CCM.

Considere a expressão alternativa da função custo módulo constante (CM) em (5-67) como $J_{CM} = (E[|z_k|^4] - 2E[|z_k|^2] + 1)$, desprezando-se o índice de tempo (i) por simplicidade, e supondo-se um cenário estacionário, que b_k , $k=1, \dots, K$ sejam variáveis aleatórias complexas estatisticamente independentes e identicamente distribuídas com média zero e variância unitária, b_k e \mathbf{n} são estatisticamente independentes. Define-se também $\mathbf{x} = \sum_{k=1}^K A_k b_k \tilde{\mathbf{s}}_k$, $\mathbf{C}_k \mathbf{g} = \tilde{\mathbf{s}}_k$, $\mathbf{Q} = E[\mathbf{x}\mathbf{x}^H]$, $\mathbf{P} = E[\boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\eta}^H]$, $\mathbf{R} = \mathbf{Q} + \mathbf{P} + \sigma^2 \mathbf{I}$. Considere o usuário 1 como aquele desejado, $\mathbf{w}_1 = \mathbf{w}$ e defina-se $u_k = A_k^* \tilde{\mathbf{s}}_k^H \mathbf{w}$, $\mathbf{u} = \mathbf{A}^H \tilde{\mathbf{S}}^H \mathbf{w} = [u_1 \dots u_K]^T$, onde $\tilde{\mathbf{S}} = [\tilde{\mathbf{s}}_1 \dots \tilde{\mathbf{s}}_K]$, $\mathbf{A} = \text{diag}(A_1 \dots A_K)$ e $\mathbf{b} = [b_1 \dots b_K]^T$. Usando-se a restrição $\mathbf{C}_1^H \mathbf{w} = \nu \hat{\mathbf{g}}$ tem-se para o usuário desejado a condição $u_1 = (A_1^* \tilde{\mathbf{s}}_1^H) \mathbf{w} = A_1^* \mathbf{g} \mathbf{C}_1^H \mathbf{w} = \nu A_1^* \mathbf{g}^H \hat{\mathbf{g}}$. Na ausência de ruído e desprezando-se a IES, a função custo (do usuário 1)

pode ser expressa como:

$$\begin{aligned}
 J_{CM}(\mathbf{w}) &= E[(\mathbf{u}^H \mathbf{b} \mathbf{b}^H \mathbf{u})^2] - 2E[(\mathbf{u}^H \mathbf{b} \mathbf{b}^H \mathbf{u})] + 1 \\
 &= 8 \left(\sum_{k=1}^K u_k u_k^* \right)^2 - 4 \sum_{k=1}^K (u_k u_k^*)^2 - 4 \sum_{k=1}^K u_k u_k^* + 1 \\
 &= 8 \left(D + \sum_{k=2}^K u_k u_k^* \right)^2 - 4D^2 - 4 \sum_{k=2}^K (u_k u_k^*)^2 - 4D - 4 \sum_{k=2}^K (u_k u_k^*) + 1
 \end{aligned} \tag{B-1}$$

onde $D = u_1 u_1^* = \nu^2 |A_1|^2 |\hat{\mathbf{g}}^H \mathbf{g}|^2$. Para examinar as propriedades de convergência do problema de otimização em (5-67), prossegue-se de forma similar a [114]. Sujeito às restrições $\mathbf{C}_1^H \mathbf{w} = \nu \hat{\mathbf{g}}$, tem-se:

$$J_{CM}(\mathbf{w}) = \tilde{J}_{CM}(\bar{\mathbf{u}}) = 8(D + \bar{\mathbf{u}}^H \bar{\mathbf{u}})^2 - 4D^2 - 4 \sum_{k=2}^K (u_k u_k^*)^2 - 4D - 4(\bar{\mathbf{u}}^H \bar{\mathbf{u}}) + 1 \tag{B-2}$$

onde $\bar{\mathbf{u}} = [u_2, \dots, u_K]^T = \mathbf{B} \mathbf{w}$, $\mathbf{B} = \mathbf{A}'^H \tilde{\mathbf{S}}'^H$, $\tilde{\mathbf{S}}' = [\tilde{s}_2 \dots \tilde{s}_K]$ e $\mathbf{A}' = \text{diag}(A_2 \dots A_K)$. Para avaliar a convexidade de $\tilde{J}_{CM}(\cdot)$, calcula-se a Hessiana (\mathbf{H}) usando-se a regra $\mathbf{H} = \frac{\partial}{\partial \bar{\mathbf{u}}^H} \frac{\partial(\tilde{J}_{CM}(\bar{\mathbf{u}}))}{\partial \bar{\mathbf{u}}}$ que produz:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{H} &= \left[16(D - 1/4)\mathbf{I} + 16\bar{\mathbf{u}}^H \bar{\mathbf{u}} \mathbf{I} + 16\bar{\mathbf{u}} \bar{\mathbf{u}}^H - 16 \text{diag}(|u_2|^2 \dots |u_K|^2) \right] \\
 &= 16 \left[(D - 1/4)\mathbf{I} + \left(\bar{\mathbf{u}} \bar{\mathbf{u}}^H + \text{diag} \left(\sum_{k=3}^K |u_k|^2 \sum_{k=2, k \neq 3}^K |u_k|^2 \dots \sum_{k=3, k \neq K}^K |u_k|^2 \right) \right) \right]
 \end{aligned} \tag{B-3}$$

Especificamente, \mathbf{H} é positiva definida se $\mathbf{a}^H \mathbf{H} \mathbf{a} > 0$ para todos elementos diferentes de zero em $\mathbf{a} \in \mathbf{C}^{K-1 \times K-1}$ [45]. O segundo, terceiro e quarto termos de (B-3) resultam na matriz positiva definida $16 \left(\bar{\mathbf{u}} \bar{\mathbf{u}}^H + \text{diag} \left(\sum_{k=3}^K |u_k|^2 \sum_{k=2, k \neq 3}^K |u_k|^2 \dots \sum_{k=3, k \neq K}^K |u_k|^2 \right) \right)$, onde o primeiro termo fornece a condição $\nu^2 |A_1|^2 |\hat{\mathbf{g}}^H \mathbf{g}|^2 \geq 1/4$ que garante a convexidade de $\tilde{J}_{CM}(\cdot)$ para o caso sem ruído. Como $\bar{\mathbf{u}} = \mathbf{B} \mathbf{w}$ é uma função linear de \mathbf{w} e $\tilde{J}_{CM}(\bar{\mathbf{u}})$ é uma função convexa de $\bar{\mathbf{u}}$, isto implica que $J_{CM}(\mathbf{w}) = \tilde{J}_{CM}(\mathbf{B} \mathbf{w})$ é uma função convexa de \mathbf{w} . Como os pontos críticos da função custo podem ser considerados para pequenos valores de σ^2 uma pequena perturbação do caso em que há ausência de ruído [114], a função custo também é convexa para pequenos valores de σ^2 quando $\nu^2 |A_1|^2 |\hat{\mathbf{g}}^H \mathbf{g}|^2 \geq 1/4$. É interessante notar que, supondo-se estimativas ideais de canal ($|\hat{\mathbf{g}}^H \mathbf{g}| = 1$) e $\nu = 1$, o nosso resultado se reduz a $|A_1|^2 \geq 1/4$, que é o mesmo encontrado em [136]. Para valores maiores de σ^2 , é importante ressaltar que o termo ν pode ser

ajustado de forma a tornar a função custo J_{CM} em (5-67) convexa, como explicado em [114].

C

Normalização dos Passos dos Algoritmos CCM-SG em Receptores Lineares

Este apêndice é sobre a normalização dos passos dos algoritmos SG em estruturas de recepção linear com base na abordagem CCM.

O desenvolvimento de um procedimento de normalização de passo para o algoritmo CCM-SG descrito por (5-70) consiste nas seguintes etapas. Inicialmente, escreve-se a função custo CM como $J_{CM} = (|\mathbf{w}_k^H \mathbf{r}|^2 - 1)^2$ e substitui-se a recursão dada por (5-70):

$$J_{CM} = (|\mathbf{P}_k(\mathbf{w}_k - \mu_w \mathbf{r} e_k z_k^*)^H \mathbf{r} + (\mathbf{C}_k(\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{g})^H \mathbf{r}|^2 - 1)^2 \quad (\text{C-1})$$

onde $z_k = \mathbf{w}_k^H \mathbf{r}$ e $e_k = |z_k|^2 - 1$. Substituindo-se $\mathbf{P}_k = \mathbf{I} - (\mathbf{C}_k(\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{C}_k^H)$ no primeiro termo de (C-1) e usando-se o fato de que $\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k = \mathbf{g}$ pode-se simplificar (C-1) e obter:

$$J_{CM} = (|z_k - \mu_w e_k z_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r} - \mu_f e_k z_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}}|^2 - 1)^2 \quad (\text{C-2})$$

Em seguida, calculando-se o gradiente de J_{CM} com relação a μ_w e igualando-se os termos a zero, tem-se:

$$\nabla J_{\mu_w} = 2(|z_k - \mu_w e_k z_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r}|^2 - 1) \frac{d}{d\mu_w} |z_k - \mu_w e_k z_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r}|^2 = 0 \quad (\text{C-3})$$

Examinando-se a expressão acima, torna-se claro que esta minimização leva a quatro soluções possíveis:

$$\begin{aligned} \mu_w^{n.1} = \mu_w^{n.2} &= \frac{1 - \mu_f e_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}}}{e_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r}}, \quad \mu_w^{n.3} = \frac{(|z_k| - 1) - \mu_f |z_k| e_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}}}{|z_k| e_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r}}, \\ \mu_w^{n.4} &= \frac{(|z_k| + 1) - \mu_f |z_k| e_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}}}{|z_k| e_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r}} \end{aligned} \quad (\text{C-4})$$

Computando-se a segunda derivada de (C-2) verifica-se que esta é positiva para as soluções $\mu_w^{n.3}$ e $\mu_w^{n.4}$, indicando um ponto de mínimo. É importante ressaltar que a escolha de $\mu_w^{n.3}$ ou de $\mu_w^{n.4}$ leva a passos com desempenho e

complexidades equivalentes, de modo que a sua escolha deve ser arbitrada. Desta forma, escolhe-se $\mu_w^{n.4}$ e faz-se as seguintes simplificações:

$$\mu_w = \frac{|z_k| + 1}{|z_k| e_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r}} = \frac{|z_k| + 1}{|z_k| (|z_k| - 1)(|z_k| + 1) \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r}} = \frac{1}{|z_k| (|z_k| - 1) \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r}} \quad (\text{C-5})$$

Em seguida, introduz-se o fator de convergência μ_{0_w} de modo que os algoritmos operem com passos pequenos típicos das técnicas autodidatas para garantir bom desempenho. Portanto, o passo normalizado é dado por

$$\mu_w = \frac{\mu_{0_w}}{|z_k| (|z_k| - 1) \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r}} \quad (\text{C-6})$$

D

Normalização dos Passos dos Algoritmos SG em Receptores DF

Este apêndice trata do procedimento de normalização dos passos dos algoritmos SG em estruturas com decisão realimentada, usando os critérios CCM e CMV.

D.1

Derivação do Passo Normalizado: Caso CCM-SG

Para obter os passos normalizados para os algoritmos em (6-22) e (6-23), escreve-se a função custo CM $J_{CM} = (|\mathbf{w}_k^H \mathbf{r} - \mathbf{f}_k^H \hat{\mathbf{b}}|^2 - 1)^2$ como uma função de (6-22) e (6-23):

$$J_{CM} = (|\mathbf{P}_k(\mathbf{w}_k - \mu_w \mathbf{r} e_k z_k^*)^H \mathbf{r} - \mathbf{f}_k^H \hat{\mathbf{b}} - \mu_f e_k^* z_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}} + (\mathbf{C}_k (\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{h}_k)^H \mathbf{r}|^2 - 1)^2 \quad (\text{D-1})$$

Substituindo-se $\mathbf{P}_k = \mathbf{I} - (\mathbf{C}_k (\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{C}_k^H)$ no primeiro termo de (D-1) e usando-se $\mathbf{C}_k^H \mathbf{w}_k = \mathbf{h}_k$ pode-se simplificar (D-1):

$$J_{CM} = (|z_k - \mu_w e_k z_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r} - \mu_f e_k z_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}}|^2 - 1)^2 \quad (\text{D-2})$$

Em seguida, calcula-se o gradiente J_{CM} com relação a μ_w e iguala-se os termos a zero, resultando em:

$$\nabla J_{\mu_w} = 2(|z_k - \mu_w e_k z_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r} - \mu_f e_k z_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}}|^2 - 1) \frac{d}{d\mu_w} |z_k - \mu_w e_k z_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r} - \mu_f e_k z_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}}|^2 = 0 \quad (\text{D-3})$$

Observando-se a expressão acima, conclui-se que esta minimização tem quatro soluções possíveis, de modo similar ao Apêndice C:

$$\mu_w^{n.1} = \mu_w^{n.2} = \frac{1 - \mu_f e_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}}}{e_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r}}, \quad \mu_w^{n.3} = \frac{(|z_k| - 1) - \mu_f |z_k| e_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}}}{|z_k| e_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r}},$$
$$\mu_w^{n.4} = \frac{(|z_k| + 1) - \mu_f |z_k| e_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}}}{|z_k| e_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r}} \quad (\text{D-4})$$

Neste ponto usa-se o resultado para o caso linear descrita no Apêndice C, onde a segunda derivada é positiva para $\mu_w^{n.3}$ e $\mu_w^{n.4}$, indicando um ponto de mínimo. Desta forma, escolhe-se $\mu_w^{n.4}$. Em seguida, calcula-se o gradiente J_{CM} com relação a μ_f e iguala-se os termos a zero, resultando em:

$$\nabla J_{\mu_f} = 2(|z_k - \mu_w e_k z_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r} - \mu_f e_k z_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}}|^2 - 1) \frac{d}{d\mu_f} |z_k - \mu_w e_k z_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r} - \mu_f e_k z_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}}|^2 = 0 \quad (\text{D-5})$$

É importante destacar que de acordo com a expressão acima, a solução de μ_f é análoga a μ_w e resulta nas mesmas relações. Então, adota-se $\mu_w = \frac{(|z_k|+1) - \mu_f |z_k| e_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}}}{|z_k| e_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r}}$ e introduz-se os fatores de convergência μ_{0_w} e μ_{0_f} de modo que os algoritmos operem com passos adequados para assegurar bom desempenho. Desta maneira, os passos normalizados são descritos por:

$$\mu_w = \mu_{0_w} \frac{(|z_k| + 1) - \mu_f |z_k| e_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}}}{|z_k| e_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r}} \quad (\text{D-6})$$

e

$$\mu_f = \mu_{0_f} \frac{(|z_k| + 1) - \mu_w |z_k| e_k \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r}}{|z_k| e_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}}} \quad (\text{D-7})$$

D.2

Derivação do Passo Normalizado: Caso CMV-SG

Para derivar o passo normalizado para o algoritmo SG em (6-24) e (6-25), escreve-se a função custo de mínima variância $J = |\mathbf{w}_k^H \mathbf{r}|^2$ como uma função de (6-24) e (6-25):

$$J_{MV} = |\mathbf{P}_k (\mathbf{w}_k - \mu_w \mathbf{r} x_k^*)^H \mathbf{r} - \mathbf{f}_k^H \hat{\mathbf{b}} - \mu_f x_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}} + \mathbf{C}_k (\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{h}_k)^H \mathbf{r}|^2 \quad (\text{D-8})$$

Calculando-se o gradiente de J_{MV} com respeito a μ_w e igualando-se a zero, obtém-se:

$$\nabla J_{\mu_w} = 2 |\mathbf{P}_k (\mathbf{w}_k - \mu_w \mathbf{r} x_k^*)^H \mathbf{r} - \mathbf{f}_k^H \hat{\mathbf{b}} - \mu_f x_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}} + \mathbf{C}_k (\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{h}_k)^H \mathbf{r}| \times (-\mathbf{P}_k \mathbf{r} x_k^*)^H \mathbf{r} = 0 \quad (\text{D-9})$$

Substituindo-se $\mathbf{P}_k = \mathbf{I} - (\mathbf{C}_k (\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{C}_k^H)$ no primeiro termo de (D-9), usando-se $\mathbf{C}_k \mathbf{w}_k = \mathbf{h}_k$ pode-se eliminar o terceiro termo de (D-9) para obter a solução:

$$\mu_w = \frac{x_k (1 - \mu_f \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}})}{x_k (\mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r})} = \frac{(1 - \mu_f \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}})}{\mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r}} \quad (\text{D-10})$$

É introduzido um fator de convergência μ_{0_w} de modo que o algoritmo possa operar com passos adequados. Desta forma, tem-se:

$$\mu_w = \mu_{0_w} \frac{(1 - \mu_f \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}})}{\mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r}} \quad (\text{D-11})$$

Em seguida, calculando-se o gradiente de J_{MV} com relação a μ_f e igualando-se os termos a zero tem-se:

$$\nabla J_{\mu_f} = 2|\mathbf{P}_k(\mathbf{w}_k - \mu_w \mathbf{r} x_k^*)^H \mathbf{r} - \mathbf{f}_k^H \hat{\mathbf{b}} - \mu_f x_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}} + \mathbf{C}_k (\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{h}_k)^H \mathbf{r}| \times (-x_k \hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}})^H \mathbf{r} = 0 \quad (\text{D-12})$$

onde percebe-se que as condições são as mesmas obtidas para μ_w . Desta forma, procede-se de maneira análoga à obtenção do passo μ_w para obter o passo μ_f :

$$\mu_f = \frac{(1 - \mu_w \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r})}{\hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}}} \quad (\text{D-13})$$

Novamente, aplica-se um fator de convergência μ_{0_f} para garantir valores adequados para o passo de forma a garantir bom desempenho do algoritmo. O passo normalizado para o algoritmo SG da seção realimentada é expresso por:

$$\mu_f = \mu_{0_f} \frac{(1 - \mu_w \mathbf{r}^H \mathbf{P}_k \mathbf{r})}{\hat{\mathbf{b}}^H \hat{\mathbf{b}}} \quad (\text{D-14})$$

E

Normalização dos Passos dos Algoritmos SG em Receptores Lineares Interpolados

Para obter passos normalizados nos algoritmos SG de mínima variância para receptores lineares interpolados e canais com multi-percurso, como o descrito por (7-28) e (7-29), escreve-se a função custo de mínima variância $J_{MV} = |\mathbf{w}_k^H \bar{\mathbf{r}}_k|^2$ da seguinte forma:

$$J = |(\mathbf{P}_k(\mathbf{w}_k - \mu \bar{\mathbf{r}}_k \bar{\mathbf{r}}_k^H \mathbf{w}_k))^H \bar{\mathbf{r}}_k + \mathbf{C}_k(\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{g})^H \bar{\mathbf{r}}_k|^2 \quad (\text{E-1})$$

Calculando-se o gradiente de J_{MV} com respeito a μ e igualando-se a zero, tem-se:

$$\nabla J_\mu = 2|(\mathbf{P}_k \mathbf{w}_k)^H \bar{\mathbf{r}}_k - \mu(\mathbf{P}_k \bar{\mathbf{r}}_k \bar{\mathbf{r}}_k^H \mathbf{w}_k)^H \bar{\mathbf{r}}_k + (\mathbf{C}_k(\mathbf{C}_k^H \mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{g})^H \bar{\mathbf{r}}_k| \times (-\mathbf{P}_k \bar{\mathbf{r}}_k \bar{\mathbf{r}}_k^H \mathbf{w}_k)^H \bar{\mathbf{r}}_k = 0 \quad (\text{E-2})$$

Substituindo-se $\mathbf{P}_k = \mathbf{I} - \mathbf{D}\mathbf{C}_k(\mathbf{C}_k^H \mathbf{D}^H \mathbf{D}\mathbf{C}_k)^{-1} \mathbf{C}_k^H \mathbf{D}^H$ no primeiro termo de (E-2) e usando-se $\mathbf{C}_k \mathbf{w}_k = \mathbf{g}$ pode-se eliminar o terceiro termo de (E-2) para obter a seguinte solução:

$$\mu = \frac{1}{\bar{\mathbf{r}}_k^H \mathbf{P}_k \bar{\mathbf{r}}_k} \quad (\text{E-3})$$

De modo similar ao caso com percurso único, um fator de convergência μ_0 é introduzido para garantir a estabilidade e um bom desempenho em ambientes não estacionários. Portanto, utiliza-se a seguinte expressão para normalizar o passo do algoritmo que ajusta o receptor de posto reduzido:

$$\mu = \frac{\mu_0}{\bar{\mathbf{r}}_k^H \mathbf{P}_k \bar{\mathbf{r}}_k} \quad (\text{E-4})$$

Em seguida, para normalizar o algoritmo de estimação SG do interpolador, escreve-se a função custo de mínima variância $J_{MV} = |\mathbf{v}_k^H \mathbf{u}_k|^2$ da seguinte forma:

$$J = |(\mathbf{v}_k - \eta x_k^* \mathbf{u}_k)^H \mathbf{u}_k|^2 = |\mathbf{v}_k^H \mathbf{u}_k - \eta x_k^* \mathbf{u}_k^H \mathbf{u}_k|^2 \quad (\text{E-5})$$

onde $x_k = \mathbf{v}^H \mathbf{u}_k$. Calculando-se o gradiente de J_{MV} com respeito a η e igualando-se a zero, tem-se:

$$\nabla J_{\mu} = 2|(\mathbf{v}_k - \eta x_k^* \mathbf{u}_k)^H \mathbf{u}_k| \times \mathbf{u}_k (\mathbf{I} - \eta \mathbf{u}_k)^H \mathbf{u}_k = 0 \quad (\text{E-6})$$

Examinando-se (E-6), conclui-se que o passo do algoritmo SG que ajusta o interpolador é dado por:

$$\eta = \frac{\eta_0}{\mathbf{u}_k^H \mathbf{u}_k} \quad (\text{E-7})$$

F

Propriedades de Convergência do Método Iterativo com Filtros Interpolados e Interpoladores Variantes no Tempo

Nesta parte analisa-se e discute-se a convergência global do método e suas propriedades. São considerados os critérios de projeto MMSE e CMV.

F.1

Projeto do Receptor Interpolado MMSE

Considere o caso do receptor supervisionado e as expressões do MSE associado em (7-8) e (7-9), $J_{MSE}(\mathbf{v}_k, \mathbf{f}(\mathbf{v}_k)) = J(\mathbf{v}_k) = \sigma_{b_k}^2 - \bar{\mathbf{p}}_k^H(i)\bar{\mathbf{R}}_k^{-1}(i)\bar{\mathbf{p}}_k(i)$ e $J_{MSE}(\mathbf{g}(\mathbf{w}_k), \mathbf{w}_k) = \sigma_{b_k}^2 - \bar{\mathbf{p}}_{u_k}^H(i)\bar{\mathbf{R}}_{u_k}^{-1}(i)\bar{\mathbf{p}}_{u_k}(i)$, respectivamente, onde $\sigma_{b_k}^2 = E[|b_k(i)|^2]$. Note que pontos de mínimo global de $J_{MSE}(\mathbf{w}_k(i), \mathbf{v}_k(i)) = E[|b_k(i) - \mathbf{v}_k^H(i)\mathfrak{R}(i)\mathbf{w}_k^*(i)|^2]$ podem ser obtidos por $\mathbf{v}_{opt} = \arg \min_{\mathbf{v}_k} J(\mathbf{v}_k)$ e $\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{f}(\mathbf{v}_{opt})$ ou $\mathbf{w}_{opt} = \arg \min_{\mathbf{w}_k} J_{MSE}(\mathbf{g}(\mathbf{w}_k), \mathbf{w}_k)$ e $\mathbf{v}_{opt} = \mathbf{g}(\mathbf{w}_{opt})$. Em um ponto de mínimo $J_{MSE}(\mathbf{v}_k, \mathbf{f}(\mathbf{v}_k))$ é igual a $J_{MSE}(\mathbf{g}(\mathbf{w}_k), \mathbf{w}_k)$ e o MMSE para a estrutura proposta é alcançado. Note também que como $J(\mathbf{v}_k) = J(t\mathbf{v}_k)$, para todo $t \neq 0$, então se \mathbf{v}_k^* é um ponto de mínimo global de $J(\mathbf{v}_k)$ então $t\mathbf{v}_k^*$ é também um ponto de mínimo global. Então, pontos de mínimo global (filtros interpoladores ótimos) podem ser obtidos por $\mathbf{v}_k^* = \arg \min_{\|\mathbf{v}_k\|=1} J(\mathbf{v}_k)$. Como a existência de pelo menos um ponto de mínimo global de $J(\mathbf{v}_k)$ para $\|\mathbf{v}_k\| = 1$ é garantida pelo teorema de Weierstrass [167], então a existência de (infinitos) pontos de mínimo global também é garantida para a função custo em (7-5).

No contexto de convergência global, uma condição suficiente mas não necessária é a convexidade, que é verificada quando a matriz Hessiana é positiva semi-definida, isto é $\mathbf{a}^H \mathbf{H} \mathbf{a} \geq 0$, para qualquer vetor \mathbf{a} . Primeiramente, considere a minimização de $J_{MSE}(\mathbf{w}_k(i), \mathbf{v}_k(i)) = E[|b_k(i) - \mathbf{v}_k^H(i)\mathfrak{R}(i)\mathbf{w}_k^*(i)|^2]$ com interpoladores fixos. Esta otimização leva à seguinte Hessiana $\mathbf{H} = \frac{\partial}{\partial \mathbf{w}_k^H} \left(\frac{\partial J_{MSE}(\cdot)}{\partial \mathbf{w}_k} \right) = E[\mathbf{r}_k(i)\mathbf{r}_k^H(i)] = \mathbf{R}_k(i)$, que é positiva semi-definida e garante a convexidade da função custo para o caso de interpo-

ladores fixos. Considere agora a otimização conjunta do interpolador \mathbf{v}_k e do receptor \mathbf{w}_k através de uma função custo equivalente a (7-5):

$$\tilde{J}_{MSE}(\mathbf{z}) = E[|b - \mathbf{z}_k^H \mathbf{B} \mathbf{z}_k|^2] \quad (\text{F-1})$$

onde $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \Re & \mathbf{0} \end{bmatrix}$ é uma matriz de dimensão $(N_I + N/L) \times (N_I + N/L)$,

a matriz Hessiana (\mathbf{H}) com relação a $\mathbf{z}_k = [\mathbf{w}_k^T \ \mathbf{v}_k^T]^T$ é $\mathbf{H} = \frac{\partial}{\partial \mathbf{z}_k^H} \frac{\partial (\tilde{J}_{MSE}(\cdot))}{\partial \mathbf{z}_k} = E[(\mathbf{z}_k^H \mathbf{B} \mathbf{z}_k - b_k) \mathbf{B}^H] + E[(\mathbf{z}_k^H \mathbf{B}^H \mathbf{z}_k - b_k^*) \mathbf{B}] + E[\mathbf{B} \mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H \mathbf{B}^H] + E[\mathbf{B}^H \mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H \mathbf{B}]$.

Examinando-se \mathbf{H} , nota-se que o terceiro e o quarto termos produzem matrizes positivas definidas ($\mathbf{a}^H E[\mathbf{B} \mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H \mathbf{B}^H] \mathbf{a} \geq 0$ e $\mathbf{a}^H E[\mathbf{B}^H \mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H \mathbf{B}] \mathbf{a} \geq 0$, $\mathbf{z}_k \neq \mathbf{0}$) enquanto o primeiro e o segundo termos correspondem a matrizes indefinidas. Deste modo, a função custo não pode ser classificada como convexa (ou o contrário). Entretanto, para um algoritmo de busca do tipo gradiente, a existência de vários pontos de mínimo global é uma propriedade desejável da função custo desde que a posição dos mínimos globais não resulte em uma oscilação indesejável e esta função não apresente pontos de mínimo local, ou seja, todo ponto de mínimo local é um ponto de mínimo global (a convexidade é suficiente, mas não é uma condição necessária para que esta propriedade seja válida) e conjectura-se que o problema em (F-1) tem esta propriedade. Para dar suporte a esta conjectura, foram conduzidos os seguintes estudos:

- ▷ Considere o caso escalar da função em (F-1), que é definida por $f(w, v) = (b - w r v)^2 = b^2 - 2b w r v + (w \Re v)^2$, onde r é uma constante. Escolhendo-se v (o interpolador "escalar") fixo, fica evidente que a função resultante $f(w, v) = (b - w c)^2$, onde c é uma constante, é uma função convexa, enquanto que para um interpolador variante no tempo as curvas mostradas em Figura F.1, indicam que a função não é mais convexa mas ela também não exibe mínimos locais.
- ▷ Levando-se em consideração o fato de que para filtros interpoladores pequenos ($N_I \leq 3$), \mathbf{v}_k pode ser expresso em coordenadas esféricas e uma superfície de erro pode ser construída. Especificamente, o vetor de parâmetros do interpolador \mathbf{v}_k pode ser expresso por $\mathbf{v}_k = r \times [\cos(\theta) \times \cos(\phi) \ \cos(\theta) \times \sin(\phi) \ \sin(\theta)]^T$, onde r é o raio, θ e ϕ variam de $-\pi/2$ a $\pi/2$ e $-\pi$ a π , respectivamente, e (7-8) é descrita para vários cenários e condições (E_b/N_0 , canais, etc). As curvas da superfície de desempenho de erro de $J(\mathbf{v}_k)$, mostradas na Figura F.2, revelam que $J(\mathbf{v}_k)$ tem um valor de mínimo global (como deveria) mas não exibe mínimo local, o que implica que (F-1) não tem mínimos

loais. É importante destacar que se a função custo em (7-5) tivesse um ponto de mínimo local então $J(\mathbf{v}_k)$ em (7-8) deveria também exibir um ponto de mínimo local ainda que a recíproca não seja necessariamente verdadeira: um ponto de mínimo local de $J(\mathbf{v}_k)$ pode corresponder a um ponto de sela de $J_{MSE}(\mathbf{v}_k, \mathbf{w}_k)$, se este existir.

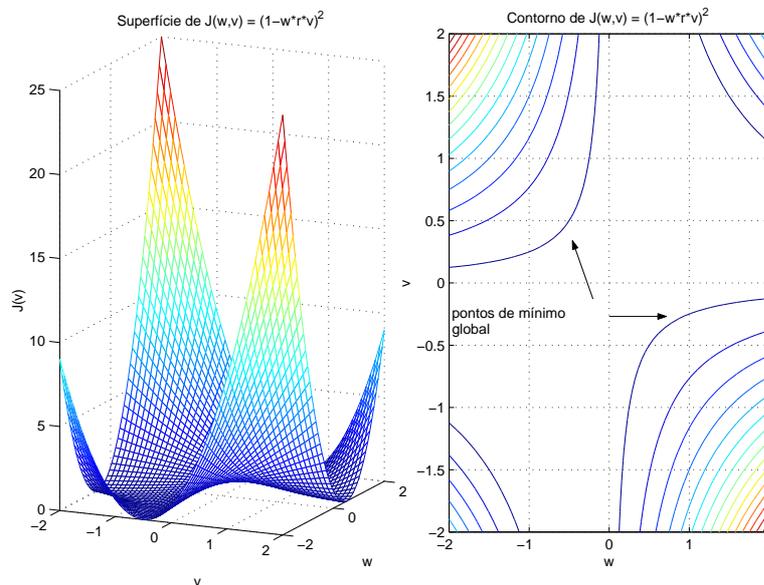


Figura F.1: (a) Superfície de Desempenho de Erro da função $f(v, w) = (1 - w * r * v)^2$ (b) Curvas de contorno mostrando que a função não exibe mínimos locais e possui múltiplos mínimos globais.

- ▷ Uma característica importante que advoga a favor da não existência de mínimos locais é que o algoritmo sempre convergem para o mesmo valor de mínimo, para um dado experimento, independentemente de qualquer valor inicial para o interpolador (exceto para $\mathbf{v}(0) = [0 \dots 0]^T$ que elimina o sinal) para uma ampla gama de valores de E_b/N_0 e canais.

F.2

Projeto do Receptor Interpolado CMV

Para o caso autodata, considere a minimização de $J_{MV}(\mathbf{w}_k(i), \mathbf{v}_k(i)) = E[|\mathbf{v}_k^H(i)\mathfrak{R}(i)\mathbf{w}_k^*(i)|^2]$ com interpoladores fixos sujeita a $\mathbf{C}_k^H \mathbf{D}^H \mathbf{w}_k(i) = \mathbf{g}(i)$ e $\|\mathbf{v}_k(i)\| = 1$. Note que a convergência global do método CMV foi estabelecida por Xu e Tsatsanis em [86] e aqui trata-se um problema similar com interpoladores fixos. Esta otimização leva à seguinte matriz Hessiana

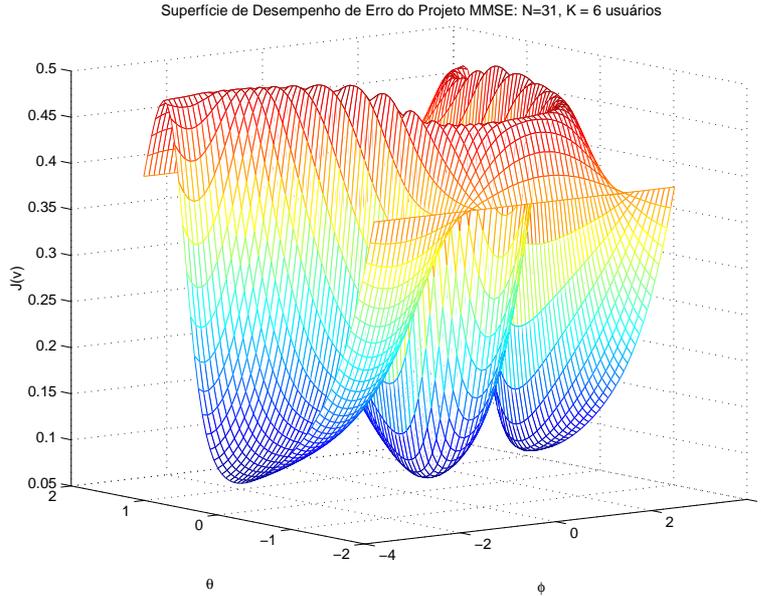


Figura F.2: Superfície de Desempenho de Erro do Projeto dos Receptores Interpolados MMSE com $E_b/N_0 = 15dB$.

$\mathbf{H} = \frac{\partial}{\partial \mathbf{w}_k^H} \frac{\partial (J_{MV}(\cdot))}{\partial \mathbf{w}_k} = E[\mathbf{r}_k(i)\mathbf{r}_k^H(i)] = \mathbf{R}_k(i)$, que é positiva definida e assegura a convexidade da função custo para o caso de interpoladores fixos.

Considere agora a otimização conjunta do interpolador \mathbf{v}_k e do receptor com posto reduzido \mathbf{w}_k através de uma função custo equivalente a (7-10):

$$\tilde{J}_{MV}(\mathbf{z}) = E[|\mathbf{z}_k^H \mathbf{B} \mathbf{z}_k|^2] \quad (\text{F-2})$$

sujeita a $\mathbf{C}_k^H \mathbf{D}^H \mathbf{w}_k(i) = \mathbf{g}(i)$ e $\|\mathbf{v}_k(i)\| = 1$, onde $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathfrak{R} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$ é uma matriz de dimensão $(N_I + N/L) \times (N_I + N/L)$, a Hessiana (\mathbf{H}) com relação a $\mathbf{z}_k = [\mathbf{w}_k^T \ \mathbf{v}_k^T]^T$ é $\mathbf{H} = \frac{\partial}{\partial \mathbf{z}_k^H} \frac{\partial (\tilde{J}_{MSE}(\cdot))}{\partial \mathbf{z}_k} = E[\mathbf{z}_k^H \mathbf{B} \mathbf{z}_k \mathbf{B}^H] + E[\mathbf{z}_k^H \mathbf{B}^H \mathbf{z}_k \mathbf{B}] + E[\mathbf{B} \mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H \mathbf{B}^H] + E[\mathbf{B}^H \mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H \mathbf{B}]$. Examinando-se \mathbf{H} nota-se que, como ocorre para o caso MMSE, o terceiro e quarto termos produzem matrizes positivas semi-definidas ($\mathbf{a}^H E[\mathbf{B} \mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H \mathbf{B}^H] \mathbf{a} \geq 0$ e $\mathbf{a}^H E[\mathbf{B}^H \mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H \mathbf{B}] \mathbf{a} \geq 0, \mathbf{z}_k \neq \mathbf{0}$), enquanto o primeiro e segundo termos geram matrizes indefinidas. Desta forma, a função custo não pode ser classificada como convexa (ou não convexa), ainda que conjectura-se que esta função não exiba mínimos locais. Então, segue-se o procedimento empreendido para o caso MMSE para estudar as superfícies produzidas pelo problema em (F-2). Foram conduzidos os seguintes estudos:

- A superfície de desempenho do erro de $J_{MV}(\mathbf{f}(\mathbf{v}_k), \mathbf{v}_k)$ em (7-15) foi construída usando-se coordenadas esféricas de modo similar ao caso MMSE, como ilustrado na Figura F.3, revelando que $J_{MV}(\mathbf{f}(\mathbf{v}_k), \mathbf{v}_k)$ tem um valor de mínimo global (como deveria) mas não exibe mínimos locais, o que implica que (F-2) também não possui mínimos locais. Note que se a função custo em (F-2) tivesse um ponto de mínimo local então $J_{MV}(\mathbf{w}_k, \mathbf{v}_k)$ em (7-15) deveria também exibir um ponto de mínimo local ainda que a recíproca não seja necessariamente verdadeira, porque um ponto de mínimo local de $J_{MV}(\mathbf{v}_k)$ pode corresponder a um ponto de sela de $J_{MV}(\mathbf{w}_k, \mathbf{v}_k)$, caso exista.

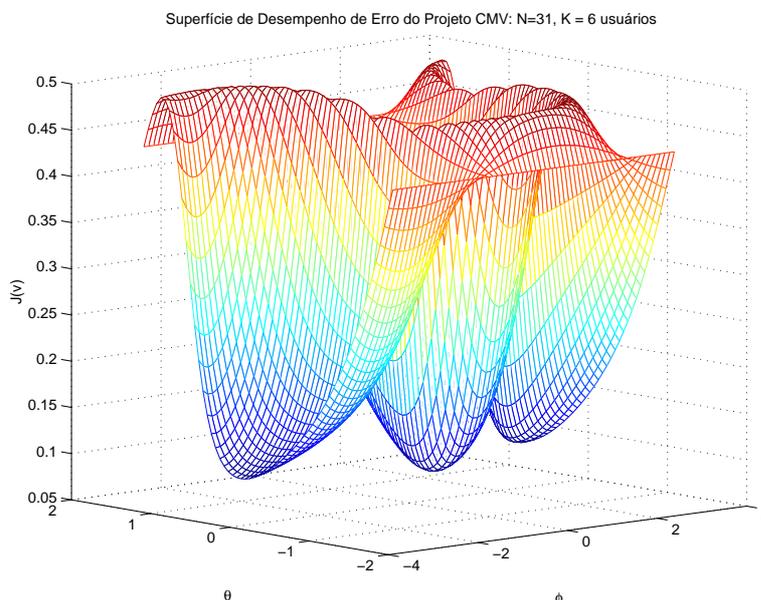


Figura F.3: Superfície de Desempenho de Erro do Projeto dos Receptores Interpolados CMV com $E_b/N_0 = 15dB$.

- ▷ Uma outra propriedade fundamental que aponta para a não existência de mínimos locais para algoritmos às cegas é que estes sempre converge para o mesmo valor de mínimo, para um dado experimento, independentemente do valor inicial do interpolador (exceto para $\mathbf{v}(0) = [0 \dots 0]^T$ que elimina o sinal) para uma grande variedade de valores de E_b/N_0 e canais.

Bibliografia

- [1] J.G. Proakis, *Digital Communications*, 3rd Ed., New York: McGraw-Hill, 1995.
- [2] S. Verdú, *Multiuser Detection*, Cambridge, 1998.
- [3] M. L. Honig e H. V. Poor, “Adaptive interference suppression,” em *Wireless Communications: Signal Processing Perspectives*, H. V. Poor e G. W. Wornell, Eds. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1998, cap. 2, pp. 64-128.
- [4] P. van Rooyen, M. Lötter e D. van Wyk, *Space-Time Processing for CDMA Mobile Communications*, Kluwer Academic Publishers, 2000.
- [5] S. Kondo e L. B. Milstein, “Performance of Multicarrier DS CDMA Systems”, *IEEE Transactions on Communications*, vol. 44, no. 2, Fevereiro, 1996.
- [6] L. B. Milstein, “Wideband Code Division Multiple Access,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 18, no. 8, Agosto, 2000.
- [7] “Physical Layer Standard for CDMA2000 Spread Spectrum Systems (Release C),” Telecommunications Industry Association, TIA/EIA/IS- 2002.2-C, Maio, 2002.
- [8] “Physical Layer Aspects of UTRA High Speed Downlink Packet Access (Release 4),” 3rd Generation Partnership Project, 3GPP TS 25.2- Series, Technical Specification, Março, 2001.
- [9] S. Moshavi, “Multi-User Detection for DS-CDMA Communications,” *IEEE Communications Magazine*, pp. 124-135, Outubro, 1996.
- [10] S. Verdú, “Minimum Probability of Error for Asynchronous Gaussian Multiple-Access Channels”, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol.IT-32, no. 1, pp. 85-96, Janeiro, 1986.
- [11] R. Lupas e S. Verdú, “Linear multiuser detectors for synchronous code-division multiple-access channels,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 35, pp. 123-136, Janeiro de 1989.

- [12] M. Abdulrahman, A. U.K. Sheikh e D. D. Falconer, "Decision Feedback Equalization for CDMA in Indoor Wireless Communications," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol 12, no. 4, May, 1994.
- [13] P. Patel e J. Holtzman, "Analysis of a Simple Successive Interference Cancellation Scheme in a DS/CDMA Systems", *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 12, n. 5, Junho de 1994.
- [14] M. K. Varanasi e B. Aazhang, "Multistage detection in asynchronous CDMA communications," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 38, no. 4, pp. 509-19, Abril de 1990.
- [15] Marcelo Freitas Marçal, "Recepção Multiusuário com Detecção por Grupos em Sistemas com Múltiplo Acesso CDMA," Dissertação de Mestrado, PUC-RIO, 2002.
- [16] Fabian David Backx, Detecção Multiusuário Ótima por Grupos em Sistemas DS/CDMA M-PSK com Codificação Convolutional, Dissertação de Mestrado, PUC- RIO, 2004.
- [17] B. Aazhang, B. P. Paris e G. C. Orsak, "Neural Networks for Multiuser Detection in Code-Division-Multiple-Access Communications", *IEEE Transactions on Communications*, vol. 40, No. 7, Julho, 1992.
- [18] U. Mitra e H. V. Poor, "Neural Network Techniques for Adaptive Multiuser Demodulation", *IEEE Journal on Selected Areas of Communications*, Vol. 12, No. 9, Dezembro, 1994.
- [19] W. G. Teich, M. Seidl e M. Nold, "Multiuser Detection for DS-CDMA Communication Systems based on Recurrent Neural Networks Structures", *Proc. IEEE ISSSTA '98*, 2-4 de Setembro, Sun City, África do Sul, pp. 863-867, 1998.
- [20] E. Telatar, "Capacity of multiantenna Gaussian channels," AT&T Bell Laboratories, Tech. Memo., Junho de 1995.
- [21] G. J. Foschini, "Layered space-time architecture for wireless communication in a fading environment when using multielement antennas," *Bell Labs Technical Journal*, pp. 41-59, 1996.
- [22] A. Paulraj e C. B. Papadias, "Space-time processing for wireless communications," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 14, pp. 49-83, Novembro de 1997.
- [23] G. J. Foschini e M. J. Gans, "On limits of wireless communications in a fading environment when using multiple antennas," *Wireless Personal Communications*, vol. 6, pp. 311-335, Março de 1998.

- [24] G. Raleigh e J. M. Cioffi, "Spatial-temporal coding for wireless communications," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 46, pp. 357-366, 1998.
- [25] F. Adachi, M. Sawahashi, e H. Suda, "Wideband DS-CDMA for next-generation mobile communications systems," *IEEE Communications Magazine*, pp. 56-69, Setembro de 1998.
- [26] J.C. Liberti e T. S. Rappaport, *Smart Antennas for Wireless Communications: IS-95 and Third Generation CDMA Applications*, Prentice Hall: Upper Saddle River, New Jersey, 1999.
- [27] S. Bashyam e B. Aazhang, "Multiuser channel estimation and tracking for long-code CDMA Systems," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 50, no. 7, pp. 1081-1090, Julho de 2002.
- [28] S. Buzzi e H. V. Poor, "Channel estimation and multiuser detection in long-code DS-CDMA Systems," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 19, no. 8, pp. 1476-1487, Agosto de 2001.
- [29] A. Weiss e B. Friedlander, "Channel Estimation for DS-CDMA Downlink with Aperiodic Spreading Codes", *IEEE Transactions on Communications*, vol. 47, no. 10, pp. 1561-1569, Outubro, 1999.
- [30] Z. Xu, "Low Complexity Multiuser Channel Estimation with Aperiodic Spreading Codes", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 49, no. 11, pp. 2813-2822, Novembro, 2001.
- [31] P. Liu e Z. Xu, "Joint Performance Study of Channel Estimation and Multiuser Detection for Uplink Long-Code CDMA Systems", *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2004:1, pp. 98-112.
- [32] L. Li, A. M. Tulino e S. Verdú, "Design of Reduced-Rank MMSE Multiuser Detectors Using Random Matrix Methods," *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 50, No. 6, Junho de 2004.
- [33] T. Ojanpera e R. Prasad, "An overview of air interface multiple access for IMT-2000/UMTS," *IEEE Communications Magazine*, vol. 36, pp. 82-95, Setembro, 1998.
- [34] P. Taaghhol, B. G. Evans, R. De Gaudenzi, G. Gallinaro, J. H. Lee, e C. G. Kang, "Satellite UMTS/IMT2000 W-CDMA air interfaces," *IEEE Communications Magazine*, vol. 37, pp. 116-126, Setembro, 1999.
- [35] S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, 2nd Edition, Prentice-Hall, 1999.

- [36] S. U. H. Qureshi, "Adaptive equalization", *Proceedings of IEEE*, vol. 73, pp. 1349-1387, 1985.
- [37] S. Chen, B. Mulgrew e S. McLaughlin, "Adaptive Bayesian equaliser with decision feedback", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 41, no. 9, pp. 2918-2927, Setembro, 1993.
- [38] G. J. Gibson, S. Siu, e C. F. Cowan, "The application of nonlinear structures to the reconstruction of binary signals", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 39, no. 8, pp. 1877-1884, Agosto, 1991.
- [39] B. Mulgrew, "Applying radial basis functions", *IEEE Signal Processing Magazine*, Março, 1996.
- [40] I. Cha e S. A. Kassam, "Channel equalization using adaptive complex radial basis function networks", *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 13, no. 1, pp. 122-131, Janeiro, 1995.
- [41] G. Kechriotis, E. Zervas e E. S. Manolakos, "Using Recurrent Neural Networks for Adaptive Communication Channel Equalization", *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 5, no. 2, pp. 267-278, Março, 1994.
- [42] M. J. Bradley e P. Mars, "Application of Recurrent Neural Networks to Communication Channel Equalization", *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing*, 1995.
- [43] S. Ong, C. You, S. Choi e D. Hong, "A decision feedback recurrent neural equalizer as an infinite impulse response filter", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 45, pp. 2851-2858, Novembro, 1997.
- [44] A. Zerguine, A. Shafi e M. Bettayeb, "Multilayer perceptron-based DFE with lattice structure", *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 12, pp. 532-545, Maio, 2001.
- [45] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 4rd edition, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 2002.
- [46] P. S. R. Diniz, *Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementations*, 2nd edition, Kluwer Academic Publishers, Boston, MA, 2002.
- [47] R. J. Williams e D. Zipser, "A learning algorithm for continually running fully recurrent neural networks", *Neural Computation*, vol. 1, pp. 270-280, 1989.
- [48] G. Woodward, R. Ratasuk, M. L. Honig e P. Rapajic, "Multistage decision-feedback detection for DS-CDMA," in *Proceedings IEEE International Conference on Communications (ICC)*, Vancouver, BC, Canada, Junho, 1999.

- [49] R. C. de Lamare e R. Sampaio-Neto, "Analysis of Adaptive Multiuser Receivers for DS-CDMA using Recurrent Neural Networks", *Proc. SBrT/IEEE International Telecommunications Symposium*, Setembro, 2002.
- [50] R. C. de Lamare e R. Sampaio Neto, "Adaptive Decision Feedback Multiuser Detectors with Recurrent Neural Networks for DS-CDMA in Fading Channels", *Proceedings IEEE International Conference in Telecommunications (ICT)*, Fortaleza, Agosto, 2004.
- [51] R. C. de Lamare e R. Sampaio Neto, "Adaptive Decision Feedback Multiuser Detectors with Recurrent Neural Networks for DS-CDMA in Fading Channels", *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3124, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, pp. 134-141, Agosto, 2004.
- [52] T. S. Rappaport, *Wireless Communications*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1996.
- [53] Z. Xie, R. T. Short e C. K. Rushforth, "A family of suboptimum detectors for coherent multi-user communications," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 8, pp.683-690, Maio, 1990.
- [54] U. Madhow e M. L. Honig, "MMSE interference suppression for direct-sequence spread-spectrum CDMA," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 42, no. 12, pp. 3178-88, Dezembro, 1994.
- [55] S. L. Miller, "An adaptive DS-CDMA Receiver for Multiuser Interference Rejection," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 43, no. 2/3/4, pp. 1746-55, Fevereiro/Março/Abril, 1995.
- [56] M. R. Aaron e D. W. Tufts, "Intersymbol interference and error probability," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. IT-12, pp 26-34, Janeiro, 1966.
- [57] E. Shamash e K. Yao, "On the structure and performance of a linear decision feedback equalizer based on the minimum error probability criterion," em *Proceedings IEEE International Conference on Communications (ICC)*, 1974, pp. 25F1-25F5.
- [58] S. Chen, E. S. Chng, B. Mulgrew e G. Gibson, "Minimum-BER linear-combiner DFE," em *Proceedings IEEE International Conference on Communications (ICC)*, vol. 2, Dallas, TX, 1996, pp. 1173-1177.
- [59] I. N. Psaromiligkos, S. N. Batalama e D. A. Pados, "On adaptive minimum probability of error linear filter receivers for DS-CDMA channels," *IEEE Transactions Communications*, vol. 47, pp. 1092-1102, Julho, 1999.

- [60] C. C. Yeh e J. R. Barry, "Approximate minimum bit-error rate equalization for binary signaling," em *Proceedings IEEE International Conference on Communications (ICC)*, vol. 2, Montreal, PQ, Canada, 1997, pp. 1095-1099.
- [61] C. C. Yeh, R. R. Lopes e J. R. Barry, "Approximate minimum bit error rate multiuser detection," em *Proceedings Global Communications Conference (GLOBECOM)*, Sydney, Australia, Novembro, 1998, pp. 3590-3595.
- [62] B. Mulgrew e S. Chen, "Stochastic gradient minimum-BER decision feedback equalisers," em *Proceedings IEEE Symposium on Adaptive Systems, Signal Processing, Communications and Control*, Lake Louise, AB, Canada, Outubro, 2000, pp. 93-98.
- [63] S. Chen, A. K. Samingan, B. Mulgrew e L. Hanzo, "Adaptive Minimum BER Linear Multiuser Detection," em *Proceedings IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Salt Lake City, E.U.A., Maio, 2001, pp. 2253-2256.
- [64] S. Chen, A. K. Samingan, B. Mulgrew e L. Hanzo, "Adaptive minimum-BER linear multiuser detection for DS-CDMA signals in multipath channels," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 49, no. 6, Junho, 2001.
- [65] A. Duel-Hallen, "A family of multiuser decision-feedback detectors for asynchronous CDMA channels," *IEEE Transactions Communications*, vol. 43, Fevereiro-Abril, 1995.
- [66] G. Woodward, R. Ratasuk, M. Honig. e P. Rapajic, "Multistage decision-feedback detection for DS-CDMA," em *Proceedings IEEE International Conference on Communications (ICC)*, Junho, 1999.
- [67] D. A. Pierre, *Optimization Theory with Applications*, Dover Publications, New York, 1986.
- [68] P. S. R. Diniz, M. L. R. de Campos e A. Antoniou, "Analysis of LMS-Newton Adaptive Filtering Algorithms with Variable Convergence Factors", *Transactions on Signal Processing*, vol. 43, no. 3, Março, 1995.
- [69] B. T. Polyak e A. B. Juditsky, "Acceleration of stochastic approximation by averaging," *SIAM Journal on Control and Optimization*, vol. 30, no. 4, pp. 838-855, Julho, 1992.
- [70] L. Ljung, "Aspects on accelerated convergence in stochastic approximation schemes," em *Proceedings 33rd IEEE Conference on Decision and Control*, Lake Buena Vista, FL, 1994, pp. 1649-1652.

- [71] R. C. de Lamare e R. Sampaio Neto, "Adaptive Minimum BER Decision Feedback Multiuser Receivers for DS-CDMA," em *Proceedings SBrT/IEEE International Telecommunications Symposium*, Setembro, 2002.
- [72] R. C. de Lamare e R. Sampaio Neto, "Adaptive Channel Equalisation Using Minimum BER Gradient-Newton Algorithms," em *Proceedings SBrT/IEEE International Telecommunications Symposium*, Setembro, 2002.
- [73] R. C. de Lamare e R. Sampaio Neto, "An Approximate Minimum BER Approach to Channel Equalisation Using Recurrent Neural Networks," em *Proceedings SBrT/IEEE International Telecommunications Symposium*, Setembro, 2002.
- [74] R. C. de Lamare e Jacques Szczupak, "Adaptive Minimum BER Channel Equalisation in DMT Systems," em *Proceedings SBrT/IEEE International Telecommunications Symposium*, Setembro, 2002.
- [75] R. C. de Lamare e R. Sampaio Neto, "An Approximate Minimum BER Approach to Multiuser Detection using Recurrent Neural Networks," em *Proceedings IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*, Lisboa, Portugal, Setembro, 2002.
- [76] R. C. de Lamare e R. Sampaio Neto, "Adaptive Multiuser Receivers for DS-CDMA Using Minimum BER Gradient-Newton Algorithms," em *Proceedings IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, Lisboa, Portugal, Setembro, 2002.
- [77] R. C. de Lamare e R. Sampaio Neto, "Adaptive Minimum BER Interference Suppression for DS-CDMA using Averaging Methods in Multipath Fading Channels," em *Anais do SBrT XX Simposio Brasileiro de Telecomunicações*, Rio de Janeiro, Brasil, Outubro, 2003.
- [78] R. C. de Lamare e R. Sampaio-Neto, "Adaptive MBER Decision Feedback Multiuser Receivers in Frequency Selective Fading Channels," *IEEE Communications Letters*, vol.7, no.2, Fevereiro, 2003.
- [79] M. Honig, U. Madhow e S. Verdú, "Blind adaptive multiuser detection," *IEEE Transactions Information Theory*, vol. 41, pp. 944-960, July 1995.
- [80] X. Wang e H. V. Poor, "Blind equalization and multiuser detection in dispersive CDMA channels," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 46, pp. 91-103, Janeiro, 1998.
- [81] X. Wang e H. V. Poor, "Blind multiuser detection: A subspace approach," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 44, pp. 677-690, Março, 1998.

- [82] J. Shen e Z. Ding, "Blind adaptive multiuser CDMA detection based on a linear projection constraint," em *Proceedings SPAWC'97*, Paris, França, Abril, 1997, pp. 261-264.
- [83] M. K. Tsatsanis, "Inverse filtering criteria for CDMA systems," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 45, pp. 102-112, Jan. 1997.
- [84] H. Liu e K. Li, "Low complexity receivers for CDMA communications over frequency-selective channels," em *Proceedings SPAWC'97*, Paris, França, Abril, 1997, pp. 265-268.
- [85] M. K. Tsatsanis e Z. Xu, "Performance analysis of minimum variance CDMA receivers," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 46, pp. 3014-3022, Novembro, 1998.
- [86] Z. Xu e M.K. Tsatsanis, "Blind adaptive algorithms for minimum variance CDMA receivers," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 49, No. 1, Janeiro, 2001.
- [87] Z. Xu, P. Liu e X. Wang, "Blind Multiuser Detection: from MOE to Subspace Methods," *IEEE Transactions Signal Processing*, vol. 52, No. 2, Fevereiro, 2004.
- [88] T. T. V. Vinhoza, R. C. de Lamare e R. Sampaio Neto, "Receptores Melhorados de Mínima Variância para CDMA com Estimação Conjunta de Canal para Canais Seletivos em Freqüência", em *Anais do XXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações*, Belém, Outubro, 2004.
- [89] T. T. V. Vinhoza, R. C. de Lamare e R. Sampaio Neto, "Enhanced Blind Minimum Variance CDMA Receivers with Joint Channel Estimation for Frequency Selective Channels", em *Proceedings IEEE Vehicular Technology Conference (VTC-Fall)*, Los Angeles, 2004.
- [90] O. L. Frost III, "An algorithm for linearly constrained adaptive array processing", *Proceedings of IEEE*, vol. 60, no. 8, pp. 926-935, Agosto, 1972.
- [91] L. S. Resende, J. M. T. Romano e M. G. Bellanger, "A Fast Least Squares Algorithm for Linearly Constrained Adaptive Filtering", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 44, No. 5, Maio, 1996.
- [92] J. A. Apolinário Jr., S. Werner, T. Laakso, P. S. R. Diniz, "Constrained normalized adaptive filtering for CDMA mobile communications," *European Signal Processing Conference, EUSIPCO'98*, Ilha de Rhodes, Grécia, Setembro, 1998.
- [93] V. Krishnamurthy, "Averaged stochastic gradient algorithms for adaptive blind multiuser detection in DS/CDMA systems," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 48, pp. 125-134, Fevereiro, 2000.

- [94] D. Das e M. K. Varanasi, "Blind Adaptive Multiuser Detection for Cellular Systems Using Stochastic Approximation With Averaging," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 20, No. 2, Fevereiro, 2002.
- [95] B. T. Polyak e A. B. Juditsky, "Acceleration of stochastic approximation by averaging," *SIAM Journal on Control and Optimization*, vol. 30, no. 4, pp. 838-855, Julho, 1992.
- [96] V. Krishnamurthy, G. Yin e S. Singh, "Adaptive Step-Size Algorithms for Blind Interference Suppression in DS/CDMA Systems," *IEEE Transactions on Signal Processing* vol. 49, No. 1, Janeiro, 2001.
- [97] P. Yuvapoositanon e J. Chambers, "An Adaptive Step-Size Code Constrained Minimum Output Energy Receiver for Non-Stationary CDMA Channels," *IEEE Proceedings of International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2003.
- [98] J. M. Brossier, "Egalization Adaptive et Estimation de Phase: Application aux Communications Sous-Marines," tese de doutorado, Inst. Nat. Polytech. Grenoble, Grenoble, França, 1992 e tese de doutorado em matemática aplicada na Brown University, Providence, RI, Estados Unidos, 1987.
- [99] V. J. Mathews e Z. Xie, "A stochastic gradient adaptive filter with gradient adaptive step size," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 41, pp. 2075-2087, Junho, 1993.
- [100] H. J. Kushner e J. Yang, "Analysis of adaptive step-size algorithms for parameter tracking," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 40, pp. 1403-1410, Agosto, 1995.
- [101] R. H. Kwong e E. W. Johnston, "A variable step size LMS algorithm," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 40, pp. 1633-1642, Julho, 1992.
- [102] T. Aboulnasr e K. Mayyas, "A Robust Variable Step-Size LMS-Type Algorithm: Analysis and Simulations", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 45, No.3, Fevereiro, 1997.
- [103] Y. Sato, "A method of self-recovering equalization for multilevel amplitude-modulation systems," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 23, No. 6, Junho, 1975.
- [104] D. N. Godard, "Self-Recovering Equalization and Carrier Tracking in Two-Dimensional Data Communication Systems", *IEEE Transactions on Communications*, vol. COM-28, no. 11, pp. 1867-1875, Novembro, 1980.
- [105] J. R. Treichler e B. G. Agee, "A new approach to multipath correction of constant modulus signals," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-31, pp. 459-472, Abril, 1983.

- [106] H. Zeng, L. Tong e C. R. Johnson, "Relationships between the constant modulus and Wiener receivers", *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 44, pp. 1523-1538, Julho, 1998.
- [107] H. Zeng, L. Tong e C. R. Johnson, "An Analysis of Constant Modulus Receivers", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 47, No. 11, Novembro, 1999.
- [108] M. Gu e L. Tong, "Geometrical Characterizations of Constant Modulus Receivers", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 49, No. 10, Outubro, 2001.
- [109] C. B. Papadias e A. J. Paulraj, "A Constant Modulus Algorithm for Multiuser Signal Separation in Presence of Delay Spread Using Antenna Arrays", *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 4, No. 6, Julho, 1997.
- [110] J. Miguez e L. Castedo, "A linearly constrained constant modulus approach to blind adaptive multiuser interference suppression," *IEEE Communications Letters*, vol. 2, pp. 217-219, Agosto, 1998.
- [111] X. Li e H. H. Fan, "Direct Blind Multiuser Detection for CDMA in Multipath without Channel Estimation", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 49, No. 1, Janeiro, 2001.
- [112] J. K. Tugnait e T. Li, "Blind detection of asynchronous CDMA signals in multipath channels using code-constrained inverse filter criterion," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 49, No. 7, Julho, 2001.
- [113] J. Ma e J. K. Tugnait, "Blind Detection of Multirate Asynchronous CDMA Signals in Multipath Channels", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, No. 9, Setembro, 2002.
- [114] C. Xu, G. Feng e K. S. Kwak, "A Modified Constrained Constant Modulus Approach to Blind Adaptive Multiuser Detection," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 49, No. 9, Setembro, 2001.
- [115] Z. Xu e P. Liu, "Code-Constrained Blind Detection of CDMA Signals in Multipath Channels," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 9, No. 12, Dezembro, 2002.
- [116] X. G. Doukopoulos e G. V. Moustakides, "Blind Channel Estimation for Downlink CDMA Systems," *Proceedings IEEE International Conference on Communications (ICC)*, 2003.
- [117] X. G. Doukopoulos e G. V. Moustakides, "Power Techniques for Blind Adaptive Channel Estimation in CDMA Systems," em *Proceedings IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM)*, 2003.

- [118] S. E. Bensley e B. Aazhang, "Subspace-based channel estimation for code division multiple access communication systems", *IEEE Transactions on Communications*, vol. 44, pp. 1009-1020, Agosto, 1996.
- [119] B. Yang, "Projection approximation subspace tracking," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 44, pp. 95-107, Janeiro, 1995.
- [120] R. C. de Lamare e R. Sampaio Neto, "Low Complexity Variable Step Size Mechanisms for Constrained Minimum Variance CDMA Receivers," *Proceedings IEEE Vehicular Technology Conference (VTC)*, Milão, Maio, 2004.
- [121] R. C. de Lamare e R. Sampaio Neto, "Blind Adaptive Code-Constrained Constant Modulus RLS Algorithm for CDMA Receivers in Frequency Selective Channels," *Proceedings IEEE Vehicular Technology Conference (VTC)*, Milão, Maio, 2004.
- [122] R. C. de Lamare e R. Sampaio Neto, "Blind Adaptive Code-Constrained Constant Modulus Algorithms for CDMA Interference Suppression in Multipath Channels," *IEEE Communications Letters*, artigo aceito.
- [123] A. Duel-Hallen, "A family of multiuser decision-feedback detectors for asynchronous CDMA channels," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 43, Fevereiro-Abril, 1995.
- [124] M. K. Varanasi e T. Guess, "Optimum decision feedback multiuser equalization with successive decoding achieves the total capacity of the Gaussian multiple-access channel," em *Proceedings 31st Asilomar Conf. Signals, Systems and Computers*, Monterey, Novembro, 1997, pp. 1405-1409.
- [125] G. Woodward, R. Ratasuk, M. L. Honig e P. Rapajic, "Minimum Mean-Squared Error Multiuser Decision-Feedback Detectors for DS-CDMA," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 50, no. 12, Dezembro, 2002.
- [126] M. Honig, G. Woodward e Y. Sun, "Adaptive Iterative Multiuser Decision Feedback Detection," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 3, no. 2, Março, 2004.
- [127] R. C. de Lamare e R. Sampaio-Neto, "Blind Adaptive Decision Feedback DS-CDMA Receivers for Selective Channels," em *Proceedings IEEE International Symposium on Personal Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, Barcelona, Espanha, Setembro, 2004.
- [128] R. C. de Lamare e R. Sampaio-Neto, "Blind Adaptive Decision Feedback CDMA Receivers for Dispersive Channels," *IEE Electronics Letters*, vol. 40, no. 5, Março, 2004.

- [129] S. Verdú e S. Shamai, "Spectral efficiency of CDMA with random spreading," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 45, pp. 622-640, 1999.
- [130] P. B. Rapajic, M. L. Honig, e G. K. Woodward, "Multiuser decision-feedback detection: Performance bounds and adaptive algorithms," em *Proceedings IEEE International Symposium on Information Theory*, Boston, MA, Agosto, 1998, p. 34.
- [131] H. Ping, T. T. Tjung e L. K. Rasmussen, "Decision Feedback Blind Adaptive Multiuser Detector for Synchronous CDMA System," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 49, no. 1, Janeiro, 2000.
- [132] B.-G. Choi e K.-S. Kwack, "Decision Feedback Blind Adaptive Multiuser Detector with MSE Equalizer in Synchronous DS-CDMA," em *Proceedings IEEE Vehicular Technology Conference*, 2002.
- [133] R. Narasimha e S. A. Dianat, "Blind Adaptive Decision Feedback Multiuser Detector for DS-CDMA with Power Estimation," *Proceedings IEEE Vehicular Technology Conference*, 2002.
- [134] G. Barriac e U. Madhow, "PASIC: A New Paradigm for Low-Complexity Multiuser Detection", em *Proceedings Conference on Information Sciences and Systems*, The Johns Hopkins University, March 21-23, 2001.
- [135] G. H. Golub e C. F. van Loan, *Matrix Computations*, 3rd ed., The Johns Hopkins University Press, Baltimore, Md, 1996.
- [136] J. P. de Villiers e L. P. Linde, "On the Convexity of the LCCM Cost Function for DS-CDMA Blind Multiuser Detection", *IEEE Communications Letters*, vol. 8, no. 6, Junho, 2004.
- [137] M. Latva-aho e M. J. Juntti, "MMSE detection of DS-CDMA systems in fading channels," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 48, pp. 194-199, Fevereiro, 2000.
- [138] S. L. Miller, M. L. Honig e L. B. Milstein, "Performance analysis of MMSE receivers for DS-CDMA in frequency-selective fading channels," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 48, no. 11, Novembro, 2000.
- [139] A. N. Barbosa e S. L. Miller, "Adaptive detection of DS-CDMA signal in fading channels," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 46, pp. 115-124, Janeiro, 1998.
- [140] A. Klein, G. Kaleh, e P. Baier, "Zero forcing and minimum mean-square-error equalization for multiuser detection in code-division multiple-access channels," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 45, no. 2, pp. 276-287, 1996.

- [141] T. Krauss, W. Hillery, e M. Zoltowski, “Downlink specific linear equalization for frequency selective CDMA cellular systems,” *Journal of VLSI Signal Processing*, vol. 30, no. 1-3, pp. 143-161, 2002.
- [142] M. L. Honig, S. L. Miller, M. J. Shensa e L. B. Milstein, “Performance of Adaptive Linear Interference Suppression in the Presence of Dynamic Fading,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 49, no. 4, Abril, 2001.
- [143] A. M. Haimovich e Y. Bar-Ness, “An eigenanalysis interference canceler,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 39, pp. 76-84, Janeiro, 1991.
- [144] X. Wang e H. V. Poor, “Blind multiuser detection: A subspace approach,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 44, pp. 677-690, Março, 1998.
- [145] Y. Song e S. Roy, “Blind adaptive reduced-rank detection for DS-CDMA signals in multipath channels,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 17, pp. 1960-1970, Novembro, 1999.
- [146] J. S. Goldstein e I. S. Reed, “Reduced rank adaptive filtering,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 45, pp. 492-496, Fevereiro, 1997.
- [147] R. Singh e L. B. Milstein, “Interference suppression for DS/CDMA,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 47, pp. 446-453, Março, 1999.
- [148] R. Singh e L. B. Milstein, “Adaptive interference suppression for DS/CDMA,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 50, no. 12, pp. 1902-1905, Novembro, 2002.
- [149] J. S. Goldstein, I. S. Reed e L. L. Scharf, “A multistage representation of the Wiener filter based on orthogonal projections,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 44, Novembro, 1998.
- [150] D. A. Pados e S. N. Batalama, “Low complexity blind detection of DS/CDMA signals: Auxiliary-vector receivers,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 45, pp. 1586-1594, Dezembro, 1997.
- [151] D. A. Pados e S. N. Batalama, “Joint space-time auxiliary-vector filtering for DS/CDMA systems with antenna arrays,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 47, No. 2, Setembro, 1999.
- [152] D. A. Pados, F. J. Lombardo e S. N. Batalama, “Auxiliary Vector Filters and Adaptive Steering for DS-CDMA Single-User Detection,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 48, No. 6, Novembro, 1999.

- [153] W. Chen, U. Mitra, e P. Schniter, "On the equivalence of three reduced rank linear estimators with applications to DS-CDMA," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol.48, pp. 2609-2614, Setembro, 2002.
- [154] D. A. Pados e G. N. Karystinos, "An iterative algorithm for the computation of the MVDR filter," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 49, No. 2, Fevereiro, 2001.
- [155] G. N. Karystinos, H. Qian, M. J. Medley, e S. N. Batalama, "Short-data-record adaptive filtering: The auxiliary-vector algorithm," *Digital Signal Processing, Special Issue on Defense Applications*, vol. 12, pp. 193-222, Julho, 2002.
- [156] M. L. Honig e J. S. Goldstein, "Adaptive reduced-rank interference suppression based on the multistage Wiener filter," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 50, no. 6, Junho, 2002.
- [157] Y. Neuvo, C. Y. Dong e S. K. Mitra, "Interpolated finite impulse response filters," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-32, pp. 563-570, Junho, 1984.
- [158] T. Saramaki, Y. Neuvo, e S. K. Mitra, "Design of Computationally Efficient Interpolated FIR Filters," *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, vol. 35, No. 1, Janeiro, 1988.
- [159] A. Abousaada, T. Abousnasr e W. Steenaart, "An Echo Tail Canceller based on Adaptive Interpolated FIR Filtering," *IEEE Transactions on Circuits and Systems II*, vol. 39, pp. 409-416, Julho, 1992.
- [160] L. S. Resende, C. A. F. Rocha e M. G. Bellanger, "A Linearly Constrained Approach to the Interpolated FIR Filtering Problem", em *Proceedings IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing*, 2000.
- [161] L. S. Resende, C. A. F. Rocha e M. G. Bellanger, "A New Structure for Adaptive IFIR Filtering," em *Proceedings IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing*, 2001.
- [162] R. C. de Lamare e Raimundo Sampaio Neto, "Receptores Multiusuário MMSE com Posto Reduzido para DS-CDMA usando Filtros FIR Interpolados," em *Anais do SBrT XX Simposio Brasileiro de Telecomunicações*, Rio de Janeiro, Brasil, Outubro, 2003.
- [163] R. C. de Lamare e Raimundo Sampaio-Neto, "Reduced-rank Interference Suppression for DS-CDMA based on Interpolated FIR Filters", *IEEE Communications Letters*, 2004, artigo aceito para publicação.

- [164] R. C. de Lamare e Raimundo Sampaio-Neto, “Adaptive Reduced-Rank MMSE Filtering with Interpolated FIR Filters and Adaptive Interpolators”, *IEEE Signal Processing Letters*, 2004, artigo aceito para publicação.
- [165] R. C. de Lamare e Raimundo Sampaio-Neto, “Reduced-Rank Interference Suppression for DS-CDMA using Adaptive Interpolated FIR Filters with Adaptive Interpolators”, em *Proceedings of IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, Barcelona, Setembro, 2004.
- [166] R. C. de Lamare e Raimundo Sampaio-Neto, “Blind Adaptive Reduced-Rank CDMA Receivers based on Interpolated FIR Filters with Adaptive Interpolators in Multipath Channels”, em *Proceedings of IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM)*, Dallas, Dezembro, 2004.
- [167] D. P. Bertsekas, *Nonlinear Programming*, Athena Scientific, 2nd Ed., 1999.
- [168] D. T. M. Slock, “On the convergence behavior of the LMS and the normalized LMS algorithms,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 41, no. 9, Setembro, 1993.
- [169] N. R. Yousef e A. H. Sayed, “Ability of Adaptive Filters to Track Carrier Offsets and Channel Nonstationarities”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, no. 7, Julho, 2002.
- [170] N. Al-Dhahir e A. H. Sayed, “The finite-length MIMO MMSE-DFE,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, pp. 2921-2936, Outubro, 2000.
- [171] V. Tarokh, N. Seshadri, e A. R. Calderbank, “Space-time codes for high data rate wireless communication: Performance criterion and code construction,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 44, pp. 744-765, Março, 1998.
- [172] S. M. Alamouti, “A simple transmit diversity technique for wireless communications,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 16, pp. 1451 -1458, Outubro, 1998.
- [173] V. Tarokh, A. Naguib, N. Seshadri, e A. R. Calderbank, “Combined array processing and space-time coding,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 45, no. 4, pp. 1121-1128, Maio, 1999.