



Centro de Tecnologia e Urbanismo
Departamento de Engenharia Elétrica

Reinaldo Götz de Oliveira Junior

Detectores de Baixa Complexidade para Sistemas de Comunicação CDMA com Múltiplas Antenas

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Estadual de Londrina para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Londrina, PR
2014



Reinaldo Götz de Oliveira Junior

Detectores de Baixa Complexidade para Sistemas de Comunicação CDMA com Múltiplas Antenas

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Estadual de Londrina para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Sistemas Eletrônicos
Especialidade: Sistemas de Telecomunicações

Orientador:
Prof. Dr. Taufik Abrão

Londrina, PR
2014

Ficha Catalográfica

Götz de Oliveira Junior, Reinaldo

Detectores de Baixa Complexidade para Sistemas de Comunicação CDMA com Múltiplas Antenas. Londrina, PR, 2014. 67 p.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual de Londrina. Departamento de Engenharia Elétrica.

1. Sistemas de Telecomunicações. 2. Sistemas de Múltiplo Acesso. 3. Expansão Polinomial. 4. Algoritmos de Busca Local. 5. Detectores Híbridos. I. Universidade Estadual de Londrina. Departamento de Engenharia Elétrica II. Detectores de Baixa Complexidade para Sistemas de Comunicação CDMA com Múltiplas Antenas.

Reinaldo Götz de Oliveira Junior

Detectores de Baixa Complexidade para Sistemas de Comunicação CDMA com Múltiplas Antenas

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Estadual de Londrina para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Sistemas Eletrônicos
Especialidade: Sistemas de Telecomunicações

Comissão Examinadora

Prof. Dr. Taufik Abrão
Depto. de Engenharia Elétrica
Universidade Estadual de Londrina
Orientador

Prof. Dr. Paulo Rogério Scalassara
Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Campus Cornélio Procópio

Prof. Dr. Bruno Augusto Angélico
Depto. de Telecomunicações e Controle
Escola Politécnica da Universidade de São Paulo

Londrina, 7 de abril de 2014

Resumo

Detectores subótimos de baixa complexidade para sistemas de comunicação equipados com única antena no transmissor e múltiplas antenas no receptor (SIMO) são analisados sob o ponto de vista do compromisso desempenho-complexidade. Como contribuição, nesta Dissertação é proposta e extensivamente caracterizada uma topologia de detecção multiusuário híbrida baseada na expansão polinomial (PE-MuD – *Polynomial Expansion Multiuser Detector*), com estimação do parâmetro α determinada pelo Teorema dos círculos de Gerschgorin (GCT – *Gerschgorin Circles Theorem*), seguido por um procedimento de busca local de baixa complexidade para sistemas SISO e SIMO DS/CDMA. Resultados numéricos de simulação confirmam um ganho substancial no compromisso desempenho-complexidade para o detector híbrido PE-LS-MuD, em relação aos detectores lineares clássicos, particularmente o detector baseado na minimização do erro quadrático médio (MMSE – *Minimum Mean-Squared Error*), evidenciando a potencialidade do detector híbrido PE-LS-MuD proposto para integrar soluções tecnológicas em sistemas de comunicação sem fio de quarta geração.

Abstract

Low-complexity suboptimum detectors for communication systems equipped with single antenna at transmitter and multiple antennas at receiver (SIMO) are analyzed under the performance-complexity trade-off point of view. As a contribution, in this Dissertation a hybrid multiuser detection topology based on polynomial expansion (PE), with the α parameter estimation determined by the Gerschgorin circles Theorem (GCT), followed by a low-complexity local search procedure for SISO and SIMO DS/CDMA systems has been proposed. Numerical results of simulations have indicated a remarkable improvement in performance-complexity trade-off regarding the classical linear detectors, particularly, the minimum mean-squared error-based detector (MMSE), showing the potential of the proposed hybrid PE-LS-MuD to integrate technological solutions in fourth generation wireless communication systems.

Sumário

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

Lista de Siglas e Abreviaturas

Notações

1	Introdução	1
1.1	Detectores Multiusuário	2
1.2	Ganhos de Diversidade e de Multiplexação	6
1.2.1	Determinando os Ganhos de Diversidade e de Multiplexação	7
1.3	Detectores para Sistemas MIMO	9
1.4	Disseminações	11
1.5	Organização dos Capítulos	12
2	Modelo do Sistema e Detecção Multiusuário	13
2.1	Modelo do Sistema DS/CDMA	14
2.2	Estimação dos Coeficientes de Canal e da SNR Equivalente	17
2.3	Detecção Ótima	19
2.4	Métodos Lineares de Detecção Multiusuário	20
2.5	Detectores Multiusuário PE-MuD	21
2.5.1	Resultado Geral para a Aproximação PE	22
2.5.2	Expansão Polinomial via Série de Neumann	22
2.5.3	Detecção SIMO PE	24
2.5.4	Fator de Convergência	25

3	Métodos de Busca Local Aplicados à Detecção Multiusuário	29
3.1	Distância de Hamming	29
3.2	Algoritmo 1-opt LS Aplicado à Detecção SIMO DS/CDMA	31
3.3	Algoritmo de Busca Local 1-adapt LS	32
3.4	Detectores MuD Híbridos	35
3.4.1	Detector MuD Híbrido PE-MMSE 1opt-LS	35
3.4.2	Detector MuD Híbrido PE-MMSE 1adapt-LS	36
4	Complexidade Computacional	37
4.1	Detectores PE-MMSE-MuD e Linear MMSE-MuD	38
4.2	Detectores 1opt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD	39
4.3	Detectores Híbridos PE-MMSE LS-MuD	40
5	Análise de Desempenho	41
5.1	Desempenho dos Detectores por Expansão Polinomial	41
5.1.1	Desempenho dos Detectores por Expansão Polinomial em Sistemas SIMO	43
5.2	Desempenho dos Detectores de Busca Local	44
5.2.1	Detectores 1opt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD	45
5.2.2	Desempenho dos Detectores de Busca Local em Sistemas SIMO e Análise de ζ_{avg}	49
5.3	Desempenho dos Detectores MuD Híbridos	59
6	Conclusões e Perspectivas	62
	Referências	64

Lista de Figuras

2.1	Topologia do sistema de comunicação SIMO DS/CDMA.	17
2.2	Erro quadrático médio entre a matriz polinomial de transformação $\mathbf{T}^{\text{PE-DEC}}$ e a matriz inversa de correlação cruzada \mathbf{R}^{-1} , em função do número de termos na expansão polinomial, N_t	23
2.3	Gráfico da dependência do raio espectral em relação a α	26
3.1	Conjunto de vetores agrupados de acordo com as distâncias de Hamming em relação ao vetor inicial.	30
3.2	Topologia genérica para os detectores híbridos PE-LS-MuD.	35
4.1	Complexidade do detector PE-MMSE-MuD em sistema SISO, em função da quantidade de usuários no sistema e do número de termos na expansão polinomial.	38
4.2	Complexidade do detector PE-MMSE-MuD em sistema SIMO, em função da quantidade de usuários no sistema e do número de antenas no receptor.	39
4.3	Complexidade dos algoritmos 1-opt LS e 1-adapt LS empregados na detecção multiusuário, dada em flops; sistema SISO; $L = 63$; algoritmo 1-adapt LS com $\kappa = \lfloor 0,4 \cdot K \rfloor$	40
4.4	Complexidade dos detectores híbridos PE-MMSE 1opt-LS-MuD e PE-MMSE 1adapt-LS-MuD em sistema SISO, em função da quantidade de usuários no sistema e do número de termos na expansão polinomial; algoritmos de busca local com $N_{\text{it}} = 1$ iteração; algoritmo 1-adapt LS com $\kappa = \lfloor 0,4 \cdot K \rfloor$	40

5.1	Desempenho do detector PE-MMSE-MuD em função da SNR, para diferentes quantidades de termos na expansão polinomial, com o parâmetro α_{opt} em (a) e com o parâmetro α estimado pelo método dos círculos de Gerschgorin em (b); sistema SISO; canal com desvanecimento Rayleigh plano e ausência de efeito perto-longe; $K = 21$ usuários; espalhamento espectral com ganho de processamento $L = 31$, utilizando-se sequências de Gold.	43
5.2	Desempenho do detector PE-MMSE-MuD em função da SNR, para diferentes quantidades de termos na expansão polinomial, com o parâmetro α estimado pelo método dos círculos de Gerschgorin; sistema SIMO com $N = 2$ antenas em (a) e com $N = 3$ antenas em (b); canal com desvanecimento Rayleigh plano e ausência de efeito perto-longe; $K = 21$ usuários; sequências de Gold e $L = 31$	44
5.3	Distribuição das amplitudes dos sinais recebidos, sem classificação em (a) e com classificação por ordem crescente de amplitude em (b).	45
5.4	Convergência do detector 1adapt-LS-MuD com diferentes valores adotados de κ , em comparação ao detector 1opt-LS-MuD; $K = 21$ usuários; sequências de Gold e $L = 31$; sistema SISO; desvanecimento Rayleigh plano, SNR = 30 dB e efeito NFR ⁽¹⁾	46
5.5	Probabilidade de erro do detector 1opt-LS-MuD em função da SNR, para diferentes valores de N_{it} ; $K = 21$ usuários; sequências de Gold e $L = 31$; sistema SISO; desvanecimento Rayleigh plano sem efeito perto-longe em (a) e com efeito NFR ⁽¹⁾ em (b).	47
5.6	Probabilidade de erro do detector 1adapt-LS-MuD em função da SNR, para diferentes valores adotados de κ ; $N_{\text{it}} = 1$ iteração em (a) e (b) e $N_{\text{it}} = 3$ iterações em (c) e (d); $K = 21$ usuários; sequências de Gold e $L = 31$; sistema SISO; canal com desvanecimento Rayleigh plano sem efeito perto-longe em (a) e (c) e com efeito NFR ⁽¹⁾ em (b) e (d).	48
5.7	Desempenho do detector 1adapt-LS-MuD sem classificação dos sinais em (a) e com classificação dos sinais em ordem crescente de amplitude em (b); sistema SISO; canal com desvanecimento Rayleigh plano e efeito NFR ⁽¹⁾ ; $K = 30$ usuários; sequências de Gold e $L = 31$; algoritmos LS com $N_{\text{it}} = 3$ iterações.	49

5.8	Probabilidade de erro do detector 1adapt-LS-MuD em função da SNR, para diferentes valores adotados de κ ; sistema SIMO com $N = 2$ antenas em (a) e (b) e com $N = 3$ antenas em (c) e (d); algoritmo 1-adapt LS com $N_{it} = 1$ iteração em (a) e (c) e com $N_{it} = 3$ iterações em (b) e (d); canal com desvanecimento Rayleigh plano; $K = 30$ usuários; sequências de Gold e $L = 31$	50
5.9	Robustez ao efeito perto-longe dado por $NFR^{(II)}$ dos detectores 1opt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD; algoritmos de busca local com $N_{it} = 1$ iteração em (a) e com $N_{it} = 3$ iterações em (b); respectivas quantidades médias de cálculos da função custo em (c) e (d); $K = 30$ usuários; sequências de Gold e $L = 31$; sistema SISO; canal com desvanecimento Rayleigh plano e $SNR = 30$ dB.	51
5.10	Robustez ao efeito perto-longe dado por $NFR^{(II)}$ dos detectores 1opt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD; algoritmos de busca com $N_{it} = 1$ iteração em (a) e com $N_{it} = 3$ iterações em (b); respectivas quantidades médias de cálculos da função custo em (c) e (d); $K = 30$ usuários; sequências de Gold e $L = 31$; sistema SIMO com $N = 2$ antenas; canal com desvanecimento Rayleigh plano e $SNR = 18$ dB.	52
5.11	Robustez ao efeito perto-longe dado por $NFR^{(II)}$ dos detectores 1opt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD; algoritmos de busca com $N_{it} = 1$ iteração em (a) e com $N_{it} = 3$ iterações em (b); respectivas quantidades médias de cálculos da função custo em (c) e (d); $K = 30$ usuários; sequências de Gold e $L = 31$; sistema SIMO com $N = 3$ antenas; canal com desvanecimento Rayleigh plano e $SNR = 12$ dB.	53
5.12	Robustez ao carregamento do sistema para o detector 1adapt-LS-MuD com $\kappa = \lfloor 0,4 \cdot K \rfloor$ em (a), (c) e (e) e as respectivas quantidades médias de cálculos da função custo em (b), (d) e (f), em comparação ao detector 1opt-LS-MuD; sequências de Gold e $L = 31$; sistema com $N = 1$ antena em (a) e (b), $N = 2$ antenas em (c) e (d) e $N = 3$ antenas em (e) e (f); canal com desvanecimento Rayleigh plano, $SNR_{avg} = 30$ dB em (a) e (b), $SNR_{avg} = 18$ dB em (c) e (d) e $SNR_{avg} = 12$ dB em (e) e (f); efeito $NFR^{(I)}$	54

5.13	Desempenho dos detectores 1opt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD com $N_{it} = 3$ iterações em (a); quantidade média de cálculos da função custo (ζ_{avg}) em razão do aumento da SNR, por iteração, em (b) 1ª iteração, (c) 2ª iteração e (d) 3ª iteração; $K = 27$ usuários; sequências de Gold e $L = 31$; sistema SISO; canal com desvanecimento Rayleigh plano e efeito NFR ^(I)	56
5.14	Distribuição estatística de ζ verificada em três iterações consecutivas do algoritmo 1-adapt LS com $\kappa = \lfloor 0, 2 \cdot K \rfloor$ em (a), (c) e (e), e $\kappa = \lfloor 0, 4 \cdot K \rfloor$ em (b), (d) e (f); sistema SISO; $K = 27$ usuários; sequências de Gold e $L = 31$; canal com desvanecimento Rayleigh plano, $SNR_{avg} = 12$ dB e efeito NFR ^(I)	57
5.15	Distribuição estatística de ζ verificada em três iterações consecutivas do algoritmo 1-adapt LS com $\kappa = \lfloor 0, 6 \cdot K \rfloor$ em (a), (c) e (e), e $\kappa = \lfloor 0, 8 \cdot K \rfloor$ em (b), (d) e (f); sistema SISO; $K = 27$ usuários; sequências de Gold e $L = 31$; canal com desvanecimento Rayleigh plano, $SNR_{avg} = 12$ dB e efeito NFR ^(I)	58
5.16	Desempenho dos detectores híbridos PE-MMSE LS-MuD em função do número de termos na expansão polinomial; algoritmos de busca local com $N_{it} = 1$ e $N_{it} = 3$; algoritmo 1-adapt LS com $\kappa = \lfloor 0, 4 \cdot K \rfloor$; sistemas SISO e SIMO; $K = 30$ usuários; canal com desvanecimento Rayleigh plano e efeito NFR ^(I) ; sequências de Gold e $L = 31$	60
5.17	Robustez ao efeito perto-longe dado por NFR ^(II) dos detectores híbridos PE-MMSE 1opt-LS-MuD e PE-MMSE 1adapt-LS-MuD; detector PE com (a) $N_t = 5$, (b) $N_t = 10$, (c) $N_t = 15$ e (d) $N_t = 20$ termos na expansão polinomial; algoritmos de busca local com $N_{it} = 3$ iterações; $K = 30$ usuários; sequências de Gold e $L = 31$; sistema SISO; canal com desvanecimento Rayleigh plano e $SNR = 30$ dB.	61

Lista de Tabelas

4.1	Complexidade Computacional	38
5.1	Características do Sistema de Comunicação	42

Lista de Siglas e Abreviaturas

1-adapt LS	<i>1-adaptive Local Search</i> – Algoritmo de Busca Local 1-adaptativo
1-opt LS	<i>1-optimum Local Search</i> – Algoritmo de Busca Local 1-ótimo
AWGN	<i>Additive White Gaussian Noise</i> – Ruído Aditivo Gaussiano Branco
BER	<i>Bit Error Rate</i> – Taxa de Erro de Bit
BF	<i>Belief Propagation</i> – Propagação de Opinião
BLAST	<i>Bell Laboratories Layered Space-Time</i> – Arquitetura em Camadas Espaço-Tempo dos Laboratórios Bell
bps	<i>bits per second</i> – bits por segundo
BPSK	<i>Binary Phase Shift Keying</i> – Chaveamento Binário de Fase
CDMA	<i>Code-Division Multiple-Access</i> – Múltiplo Acesso por Divisão de Códigos
CRC	<i>Column Reordering Criteria</i> – Critério de Reordenação de Coluna
DEC	<i>Decorrelator</i> – Descorrelacionador
DS/CDMA	<i>Direct Sequence/Code-Division Multiple-Access</i> – Múltiplo Acesso por Divisão de Códigos com Sequência Direta
DSP	<i>Digital Signal Processing</i> – Processamento Digital de Sinal
ERB	Estação Rádio Base
pdf	<i>probability density function</i> – função densidade de probabilidade
flops	<i>floating-point operations</i> – operações de ponto flutuante
GA	<i>Genetic Algorithm</i> – Algoritmo Genético
GCT	<i>Gerschgorin Circles Theorem</i> – Teorema dos Círculos de Gerschgorin
IC	<i>Interference Cancellation</i> – Cancelamento de Interferência
LAS	<i>Likelihood Ascent Search</i> – Busca por Ascensão de Verossimilhança
LR	<i>Lattice Reduction</i> – Redução Treliça
LS	<i>Local Search</i> – Busca Local
MAI	<i>Multiple-Access Interference</i> – Interferência de Múltiplo Acesso
MFB	<i>Matched Filters Bank</i> – Banco de Filtros Casados

MIMO	<i>Multiple-Input Multiple-Output</i> – Múltipla-Entrada Múltipla-Saída
MISO	<i>Multiple-Input Single-Output</i> – Múltipla-Entrada Única-Saída
ML	<i>Maximum Likelihood</i> – Máxima Verossimilhança
MMSE	<i>Minimum Mean-Squared Error</i> – Mínimo Erro Quadrático Médio
MSE	<i>Mean-Squared Error</i> – Erro Quadrático Médio
MRC	<i>Maximal-Ratio Combining</i> – Combinação de Taxa Máxima
MuD	<i>Multiuser Detector</i> – Detector Multiusuário
NFR	<i>Near-Far Ratio</i> – Razão Perto-Longe
NLOS	<i>Non-Line-of-Sight</i> – Sem Linha de Visada
OMuD	<i>Optimum Multiuser Detection</i> – Detecção Multiusuário Ótima
PE	<i>Polynomial Expansion</i> – Expansão Polinomial
PF	<i>Particle Filtering</i> – Fitragem de Partícula
PIC	<i>Parallel Interference Cancellation</i> – Cancelamento de Interferência Paralelo
PN	<i>Pseudo-Noise</i> – Pseudo-Ruído
PS-MB-SIC	<i>Pre-Sorted Multiple Branch Successive Interference Cancellation</i> – Cancelamento de Interferência de Múltiplos Ramos Pré-Ordenados
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i> – Otimização por Enxame de Partículas
QAM	<i>Quadrature Amplitude Modulation</i> – Modulação por Amplitude em Quadratura
RTS	<i>Reactive Tabu Search</i> – Busca Tabu Reativa
SD	<i>Sphere Decoder</i> – Decodificador Esférico
SIC	<i>Successive Interference Cancellation</i> – Cancelamento de Interferência Sucessivo
SIMO	<i>Single-Input Multiple-Output</i> – Única-Entrada Múltipla-Saída
SISO	<i>Single-Input Single-Output</i> – Única-Entrada Única-Saída
SMC	Simulação Monte Carlo
SINR	<i>Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio</i> – Relação Sinal-Interferência mais Ruído
SNR	<i>Signal-to-Noise Ratio</i> – Relação Sinal-Ruído
SRT	<i>Single-Rate Transmission</i> – Taxa Única de Transmissão
SSME	<i>Split-Symbol Moments Estimator</i> – Estimador para a SNR Baseado na Geração de Momentos Estatísticos do Símbolo Subdividido

SuB *Single-user Bound* – Limite de Desempenho para Usuário Único
V-BLAST *Vertical-Bell Laboratories Layered Space-Time* – Arquitetura
 Vertical em Camadas Espaço-Tempo dos Laboratórios Bell
ZF-DF *Zero-Forcing Decision-Feedback* – Decisão Realimentada
 Forçagem a Zero

Notações

Operações e convenções

\forall	Para todo
\odot	Operador multiplicação elemento-a-elemento de vetores
$ \cdot $	Operador valor absoluto
$\ \cdot\ $	Operador norma
$(\cdot)^*$	Operador conjugado complexo
$(\cdot)^H$	Operador Hermitiano transposto
$(\cdot)^T$	Operador transposição matricial
$\mathbb{E}\{\cdot\}$	Operador esperança estatística
$\lim(\cdot)$	Operador limite
$\log(\cdot)$	Operador logaritmo
$\max\{\cdot\}$	Valor máximo assumido pelo argumento
$\min\{\cdot\}$	Valor mínimo assumido pelo argumento
$\mathcal{O}(\cdot)$	Ordem de complexidade (leia-se “da ordem de”)
$\Re\{\cdot\}$	Operador parte real
$\text{sgn}(\cdot)$	Operador sinal do argumento

Escalares

A	Amplitude do sinal transmitido
α	Coefficiente para a taxa de convergência de uma série de Neumann
b	Bit de informação transmitido
\hat{b}	Bit de informação estimado no receptor
BW	Largura de banda do canal de comunicação
c	Coefficiente complexo de canal com distribuição $\mathcal{CN}(0, \sigma_c^2)$
$\mathcal{CN}(0, \sigma_c^2)$	Variável aleatória Gaussiana complexa com simetria circular, média zero e variância σ_c^2
χ	Ganho de multiplexação
d_H	Distância de Hamming
\mathcal{D}_{d_H}	Dimensão de um subconjunto de elementos que possuem determinada distância de Hamming

δ	Ganho de diversidade
f	Valor da função custo combinada linearmente
\mathbf{g}	Amplitude média estimada de sinais provenientes de um único transmissor, recebidos em múltiplas antenas
i	Intervalo de bit
i, j	Índices genéricos
k	Índice do respectivo usuário
K	Quantidade de usuários ativos no sistema
ℓ	Índice de contagem de cálculos da função custo em algoritmo de busca
l	Índice do respectivo bit do código de espalhamento espectral
L	Ganho de processamento do sistema
λ, μ	Autovalores de uma matriz
\mathcal{L}	Carregamento do sistema
M	Número de antenas transmissoras
\mathcal{M}	Ordem de modulação
n	Índice da respectiva antena receptora
N	Número de antenas receptoras
N_0	Densidade espectral de potência do ruído Gaussiano branco
$\mathcal{N}(0, \sigma_w^2)$	Variável aleatória Gaussiana complexa, com média zero e variância σ_w^2
n_{it}	Quantidade de iterações necessárias para o algoritmo de busca local convergir a determinado nível de confiabilidade de detecção
Ω	Valor da função custo
\mathcal{P}	Comprimento da mensagem transmitida
R_b	Taxa de bit
R_c	Taxa de chip
$R(\text{SNR})$	Taxa de transmissão de dados para uma determinada SNR
ρ	Raio espectral de uma matriz
s	Bit da sequência de espalhamento espectral
T_b	Período de bit
T_c	Período de chip
θ	Desvio de fase imposto pelo canal
w	Ruído complexo com distribuição $\mathcal{N}(0, \sigma_w^2)$
$\tilde{\mathbf{w}}$	Ruído filtrado com variância $\sigma_w^2 \mathbf{R}$
$\check{\mathbf{w}}$	Ruído filtrado obtido à saída do filtro Descorrelacionador
ξ	Variável de decisão obtida após a aplicação do método de combinação de máxima razão

ζ	Quantidade de cálculos da função custo verificada em uma iteração do algoritmo de busca local
---------	---

Parâmetros de entrada

κ	Quantidade máxima de cálculos consecutivos da função custo em algoritmo de busca local
N_{it}	Quantidade máxima de iterações do algoritmo de busca local
N_t	Quantidade de termos utilizados na aproximação por expansão polinomial

Vetores e matrizes

A	Matriz diagonal de amplitudes dos sinais transmitidos
b	Vetor de bits de informação transmitidos
c	Vetor de coeficientes complexos de canal
C	Matriz diagonal de coeficientes complexos de canal
ε	Matriz de erro residual
F	Matriz triangular inferior
g	Vetor de amplitudes médias estimadas de sinais recebidos em múltiplas antenas
G	Matriz diagonal de amplitudes estimadas dos sinais recebidos
I	Matriz identidade
M	Matriz diagonal de magnitudes do canal complexo
p	Vetor de fases do canal complexo
Q	Matriz genérica
r	Vetor sinal recebido
R	Matriz de correlação cruzada entre códigos de espalhamento
s	Vetor de sequência de espalhamento espectral
S	Matriz de sequências de espalhamento espectral
t	Vetor de transformação linear
T	Matriz de vetores de transformação linear
w	Vetor ruído complexo com distribuição $\mathcal{N}(0, \sigma_w^2)$
y	Vetor de informações à saída do banco de filtros casados
z	Vetor de informações obtido após a correção de fases

1 Introdução

Neste Capítulo introdutório é realizada uma revisão dos principais conceitos associados ao sistema de comunicação de múltiplo acesso por divisão de código (CDMA – *Code-Division Multiple-Access*), incluindo diversidade espacial e principais métodos de detecção multiusuário tradicionais. É apresentado aqui o estado da arte da detecção CDMA em sistemas com múltiplas antenas, a qual será o principal foco de interesse neste trabalho de Dissertação. Também são elencadas as principais disseminações geradas ao longo do desenvolvimento desta Dissertação.

Em sistemas CDMA, o aproveitamento da capacidade do canal de comunicação depende das características do transmissor e do detector favoráveis no combate aos efeitos gerados pelo múltiplo acesso por divisão de códigos não ortogonais. O sistema de comunicação sem fio CDMA deve ser capaz de mitigar os efeitos da interferência de múltiplo acesso (MAI – *Multiple-Access Interference*), bem como lidar com o efeito da razão perto-longe (NFR – *Near-Far Ratio*). Somente no caso específico em que os códigos de espalhamento designados aos usuários de um sistema DS/CDMA (*Direct Sequence/CDMA*) fossem todos ortogonais entre si, o detector Convencional baseado em um banco de filtros casados (MFB – *Matched Filters Bank*) alcançaria o desempenho ótimo do detector conjunto de máxima verossimilhança. No entanto, em ambientes reais de comunicação, a possível ortogonalidade destes códigos raramente ocorre, dadas as restrições impostas pelo sistema, tais como a mobilidade e aleatoriedade espacial dos usuários, bem como a natureza estatística do canal de rádio móvel, a largura de banda limitada e a impossibilidade e inviabilidade de sincronismo entre transmissores e receptor no link reverso (LUPAS; VERDÚ, 1989). Ainda que fosse possível designar códigos de espalhamento com baixíssima correlação cruzada aos usuários, o MFB seria ineficiente na detecção dos sinais mais fracos, em cenários onde houvesse desequilíbrio acentuado entre as potências dos sinais recebidos.

A solução ótima para o problema de detecção multiusuário está no emprego do detector de máxima verossimilhança (ML – *Maximum Likelihood*), proposto em Verdú (1998). O detector multiusuário ML ou detector multiusuário ótimo

(OMuD – *Optimum Multiuser Detector*) realiza uma busca exaustiva pelo argumento que maximiza a função objetivo, ou seja, minimiza a distância Euclidiana entre o sinal recebido e o sinal reconstruído, o que implica na escolha do melhor vetor candidato de informações dentre todas as possíveis combinações, obtendo-se a menor probabilidade de erro na detecção conjunta dos sinais. Trata-se, pois, de um problema de otimização combinatória, cuja complexidade computacional cresce exponencialmente com o número de usuários, ordem da modulação (constelação) e número de antenas presentes no sistema.

1.1 Detectores Multiusuário

A complexidade do detector ML é impraticável na maioria dos cenários de interesse. Em vista disso, detectores multiusuário lineares quase-ótimos, como o Descorrelacionador e o MMSE (*Minimum Mean-Squared Error*), foram propostos em Lupas e Verdú (1989), Xie, Short e Rushforth (1990). Basicamente, estes detectores utilizam uma matriz de transformação linear \mathbf{T} aplicada à saída do MFB, com o objetivo de desacoplar o sinal de interesse e reduzir os efeitos da interferência de múltiplo acesso. A complexidade computacional apresentada por este método de detecção é polinomial cúbica, i.e., da ordem de K^3 , ou de forma compacta, $\mathcal{O}(K^3)$, onde K denota a quantidade de usuários ativos no sistema.

No detector multiusuário Descorrelacionador, denominado aqui por DEC-MuD (*Decorrelator-Multiuser Detector*), a matriz \mathbf{T} é formada pela inversão da matriz de correlação cruzada entre os códigos de espalhamento dos usuários ativos no sistema (\mathbf{R}^{-1}). Em um sistema síncrono, o DEC-MuD é capaz de operar a partir da descorrelação de apenas um bit por vez, aplicando apenas a linha da matriz \mathbf{R}^{-1} correspondente ao usuário de interesse; no entanto, por ser centralizada, a abordagem da detecção necessita do conhecimento da sequência de espalhamento de todos os usuários simultaneamente. Este detector linear apresenta grande robustez ao efeito perto-longe; em canais onde não há desvanecimento e o seu desempenho não é afetado pelas disparidades de potência dos usuários, a detecção pode ser feita sem o conhecimento das amplitudes dos sinais recebidos. O detector Descorrelacionador apresenta significativa melhoria de desempenho em relação ao detector Convencional.

Por sua vez, a matriz de transformação linear do detector MMSE-MuD requer o conhecimento no receptor da potência do ruído aditivo e das amplitudes estimadas dos sinais recebidos, o que favorece a supressão da MAI e garante ao detector MMSE-MuD um desempenho igual ou superior ao desempenho do DEC-

MuD. Na condição de operação de sistema com elevada relação sinal-ruído (SNR – *Signal-to-Noise Ratio*), i.e., quando o ruído aditivo tende a zero, o MMSE-MuD converge, em termos de desempenho, para o DEC-MuD. No extremo oposto, se o ruído de fundo tender ao infinito, i.e., quando o sistema opera sob baixíssima SNR, o desempenho do MMSE-MuD se iguala ao desempenho do MFB. Ambos os detectores lineares citados possuem complexidade computacional $\mathcal{O}(K^3)$, devido às operações associadas à inversão da matriz de correlação cruzada.

Há também um grupo de detectores multiusuário baseados no cancelamento da interferência subtrativo (IC – *Interference Cancellation*). O princípio de funcionamento destes detectores é o cancelamento da interferência de múltiplo acesso no receptor de um determinado usuário, através da subtração de parte ou de toda a MAI estimada atribuída aos demais usuários (MOSHAVI, 1996). Os detectores IC são geralmente implementados com múltiplos estágios, onde se espera que as decisões de bit sejam melhoradas na saída de estágios sucessivos. Basicamente, os detectores IC podem ser classificados de acordo com as três estratégias de cancelamento de interferência subtrativo apresentadas a seguir:

SIC: Cancelamento de Interferência Sucessivo (*Successive Interference Cancellation*) (KOHNO et al., 1990), (VITERBI, 1990) – Este detector realiza o cancelamento da interferência de múltiplo acesso de forma serial. Em cada estágio de decisão, um dos sinais interferentes é cancelado do sinal obtido à saída do MFB, de tal forma que, no estágio seguinte, a MAI observada pelos usuários será menor. O primeiro estágio é precedido de uma classificação dos usuários por ordem decrescente de potência (do mais forte para o mais fraco). Então, o cancelamento da MAI é feito seguindo esta classificação, pois os sinais mais fortes apresentam maior probabilidade de serem detectados corretamente e o cancelamento prioritário da interferência destes sinais beneficia a detecção dos sinais remanescentes. Porém, a saída do MFB deve ter uma condição mínima de confiabilidade, pois a interferência dos sinais incorretos sobre a SNR é quadruplicada em termos de potência a cada estágio.

PIC: Cancelamento de Interferência Paralelo (*Parallel Interference Cancellation*) (VARANASI; AAZHANG, 1990) – Em contraste com o detector SIC, o detector PIC estima e subtrai toda MAI para cada usuário em paralelo. No primeiro estágio, a saída do filtro correlacionador é dada como o vetor inicial de bits estimados. Antes de serem submetidos ao decisor, os bits são escalonados pelas amplitudes estimadas e re-espalhados pelos códigos correspondentes,

e os sinais estimados resultantes são somados parcialmente (exceto o sinal de interesse) para se obter a MAI estimada para cada usuário. No segundo estágio, a MAI é subtraída do sinal recebido e este processo pode ser repetido em múltiplos estágios. A cada estágio do detector PIC, um atraso com período de 1 bit é introduzido ao sinal recebido. A complexidade computacional por decisão de bit é de ordem linear à quantidade de usuários, i.e., $\mathcal{O}(K)$ (BUEHRER; CORREAL-MENDOZA; WOERNER, 2000).

ZF-DF: Decisão Realimentada Forçagem a Zero (*Zero-Forcing Decision-Feedback*) (DUEL-HALLEN, 1993), também chamado de detector Descorrelacionador com Decisão Realimentada, o ZF-DF realiza duas operações: pré-processamento linear e detecção SIC. A operação linear inicial, que consiste em descorrelacionar parcialmente os usuários sem aumentar o ruído, potencializa a operação SIC aplicada aos sinais em ordem decrescente de potência. Fatorando-se a matriz definida positiva de correlação cruzada \mathbf{R} através da decomposição de Cholesky (GOLUB; LOAN, 1996), obtém-se $\mathbf{R} = \mathbf{F}^T \mathbf{F}$, onde \mathbf{F} é uma matriz triangular inferior; e aplicando-se um filtro com resposta $(\mathbf{F}^T)^{-1}$ à saída do MFB, obtém-se uma descorrelação parcial dos usuários e um ruído aditivo cuja matriz de covariância do ruído é igual a $\frac{N_0}{2} \mathbf{I}$ (ruído branco), sendo \mathbf{I} uma matriz identidade. Como resultado da descorrelação parcial, o primeiro bit detectado do primeiro usuário não contém MAI; o primeiro bit detectado do segundo usuário contém a MAI somente do primeiro bit do primeiro usuário, e é completamente descorrelacionado dos usuários seguintes classificados com menor potência, e assim sucessivamente; a partir do segundo bit detectado, todos os usuários são completamente descorrelacionados.

Com a proposta de implementar os detectores lineares de maneira mais eficiente, foi apresentado em Moshavi, Kanterakis e Schilling (1996) um esquema de detecção com múltiplos estágios, que aproxima a matriz inversa de correlação cruzada através da expansão polinomial (PE – *Polynomial Expansion*) em \mathbf{R} . O esquema de detecção resultante é denominado detector multiusuário polinomial (PE-MuD) e pode ser aplicado tanto na aproximação ao Descorrelacionador como na aproximação ao detector MMSE. O PE-MuD pode ser visto como uma abordagem iterativa que aproxima os detectores multiusuário lineares com baixa complexidade – de ordem quadrática em relação ao número de usuários, i.e., $\mathcal{O}(K^2)$. Em geral, esta abordagem polinomial aproxima a inversão da matriz de correlação cruzada via expansão em série de Neumann, com os seus coeficientes (pesos) estimados pelo método dos círculos de Gerschgorin (BHATIA, 1997). Em

Sessler e Jondral (2002), é apresentado um detector multiusuário por expansão polinomial capaz de reduzir a carga computacional relativa à inversão de \mathbf{R} de $\mathcal{O}(K^3)$ para $\mathcal{O}(K^2)$. Neste artigo citado, uma matriz polinomial normalizada com respeito aos maiores e menores autovalores da matriz de correlação cruzada é utilizada, a fim de acelerar a convergência do detector, e um método eficiente de estimação destes autovalores é proposto pela primeira vez.

Em Hoydis, Debbah e Kobayashi (2011), o método de expansão polinomial é empregado para aproximar o detector linear MMSE em sistemas MIMO (*Multiple-Input Multiple-Output*) com grande quantidade de antenas e/ou usuários. A inversão da matriz de covariâncias é aproximada aplicando-se a teoria dos momentos, os quais determinam os pesos da expansão polinomial. Principal contribuição do trabalho citado, a estimação dos momentos através da diferenciação iterativa da transformada de Stieltjes (COUILLET; DEBBAH, 2011) reduz a complexidade computacional do esquema polinomial de detecção, em comparação ao detector linear MMSE clássico.

Um conceito amplamente utilizado neste trabalho de Dissertação é a busca local (LS – *Local Search*) aplicada ao problema de detecção de sinais. O método de detecção por busca local é um método de otimização com baixa complexidade computacional, que consiste na busca por soluções em uma vizinhança previamente estabelecida (AARTS; KORST, 1989). De acordo com Oliveira et al. (2009), o detector multiusuário LS-MuD possui desempenho similar quando comparado aos métodos heurísticos clássicos, como a otimização por enxame de partículas (PSO – *Particle Swarm Optimization*) e o algoritmo genético (GA – *Genetic Algorithm*), mas com a sua convergência mais acentuada, o que resulta numa menor complexidade. No entanto, quando a ordem de modulação utilizada no sistema aumenta, como por exemplo a modulação \mathcal{M} -QAM (*\mathcal{M} -Quadrature Amplitude Modulation*) com $\mathcal{M} \geq 16$, o detector LS-MuD tem o seu desempenho limitado pela falta de diversidade no espaço de busca.

Algumas estratégias de detecção consistem na combinação de métodos diversos, formando um detector chamado híbrido. Como exemplo, o método de busca local aplicado após a saída do detector polinomial promove um ganho expressivo no seu desempenho, com um pequeno acréscimo na sua complexidade computacional. Vários detectores multiusuário polinomiais, auxiliados ou não por mecanismos de busca local, foram propostos na última década. Alguns exemplos estão em Sessler e Jondral (2002), Detert e Sessler (2004), Zhang et al. (2005), Mozaffaripour e Tafazolli (2007), Jacob, Abrão e Jeszensky (2008), Götz e Abrão (2012) e Götz e Abrão (2013a). Uma estrutura formada pelo detector PE-MuD

como primeiro estágio, seguido por um algoritmo de busca local, foi apresentado em Mozaffaripour e Tafazolli (2007). Esta estrutura permite a obtenção de um melhor desempenho quando implementado em plataformas reais de processamento digital de sinal (DSP – *Digital Signal Processing*). Com a mesma perspectiva, em Götz e Abrão (2012) foi investigado um novo algoritmo de busca local, que mantém a mesma forma de convergência alcançada pela estrutura de detecção de Mozaffaripour e Tafazolli (2007), mas com uma quantidade menor de operações, às custas de um aumento marginal e aceitável na taxa de erro de bit (BER – *Bit Error Rate*). Este novo algoritmo classifica os sinais em ordem crescente de amplitude, a fim de priorizar a inversão de bits dos usuários mais fracos e, com isso, estabelecer um critério dinâmico de parada do processo de busca local com base na progressão dos resultados da busca. Em Götz e Abrão (2012) é introduzido pela primeira vez um detector híbrido que consiste no detector PE-MMSE-MuD seguido do novo algoritmo de busca local, aplicável a sistemas SISO e SIMO DS/CDMA.

1.2 Ganhos de Diversidade e de Multiplexação

Em um ambiente onde o canal de comunicação sem fio admite múltiplos percursos para o sinal transmitido, pode-se verificar a presença de múltiplas cópias descorrelacionadas deste sinal no receptor, caso a largura de banda do sinal seja maior que a banda de coerência do canal. A partir da combinação coerente destas cópias descorrelacionadas, o sistema pode explorar a diversidade de percurso para melhorar a confiabilidade da detecção.

O recurso conhecido como diversidade espacial pode ser explorado a partir do uso de múltiplas antenas no receptor (e/ou no transmissor), desde que as antenas receptoras (e/ou transmissoras) estejam distanciadas umas das outras o suficiente para que o ganho do canal entre os diferentes pares de antenas transmissora-receptora possa ser considerado independente (TSE, 2005). Através da exploração deste recurso, é possível mitigar o efeito do desvanecimento do sinal. Neste contexto, utiliza-se uma métrica de avaliação denominada ganho de diversidade, o qual quantifica a razão ou velocidade com que a taxa de erro de bit (ou outra figura de desempenho) vai a zero quando a SNR tende ao infinito (ZHENG; TSE, 2003). Um esquema clássico de combinação para a obtenção da diversidade espacial é o método de combinação de máxima razão (MRC – *Maximal-Ratio Combining*), o qual pode alcançar um ganho máximo de diversidade igual ao número de antenas empregadas no lado do receptor.

Múltiplas antenas no lado do transmissor podem contribuir para o aumento da eficiência espectral, sem a necessidade, no entanto, do aumento da largura de banda do sistema ou da potência de transmissão (HONIG, 2009). Isto é possível com o envio de informações diferentes em cada antena transmissora, onde o sistema opera no modo multiplexagem, com o qual é possível obter expressivos ganhos de multiplexação em relação ao sistema que possui única antena no transmissor e no receptor (SISO – *Single-Input Single-Output*). Em Zheng e Tse (2003), os autores defendem um ponto de vista em que ambos os tipos de ganho (diversidade e multiplexação) podem ser alcançados simultaneamente num sistema de comunicação com múltiplas antenas, porém há um compromisso entre ambos. Há três tipos de sistemas com múltiplas antenas no transmissor/receptor capazes de explorar o compromisso ganho de diversidade-multiplexação:

- SIMO (*Single-Input Multiple-Output*) – uma antena no transmissor e N antenas no receptor;
- MISO (*Multiple-Input Single-Output*) – M antenas no transmissor e uma antena no receptor;
- MIMO (*Multiple-Input Multiple-Output*) – M antenas no transmissor e N antenas no receptor.

Empregando-se 2 antenas no transmissor e N antenas no receptor, o esquema de codificação espaço-temporal proposto em Alamouti (1998) pode obter um ganho de diversidade igual a $2N$, com sua complexidade computacional semelhante ao método MRC. Já em Foschini (1996), o emprego de múltiplas antenas em quantidades iguais no transmissor e no receptor constitui uma arquitetura de transmissão denominada BLAST (*Bell Laboratories Layered Space-Time*). A arquitetura BLAST, desenvolvida para ambientes onde o canal apresenta desvanecimento Rayleigh, proporciona grande aumento na taxa de transmissão de dados.

1.2.1 Determinando os Ganhos de Diversidade e de Multiplexação

Fundamentalmente, sistemas com múltiplas antenas no transmissor/receptor podem propiciar dois tipos de ganho: ganho de diversidade e ganho de multiplexação (ZHENG; TSE, 2003). Pode-se dizer que um esquema apresenta ganho de diversidade δ e ganho de multiplexação χ se, respectivamente, a probabilidade de erro na detecção for reduzida pelo fator $1/\text{SNR}^\delta$ e a taxa de transmissão de dados for multiplicada por $\chi \log \text{SNR}$. Por exemplo, num sistema de transmissão não

codificado, com modulação BPSK em canal com desvanecimento e ruído AWGN, a probabilidade de erro verificada em alta SNR pode ser aproximada por:

$$\text{BER}(\text{SNR}) \approx \frac{1}{4}\text{SNR}^{-1}. \quad (1.1)$$

Mas se o receptor for equipado com duas antenas, a diversidade de percurso no canal melhora a confiabilidade da detecção, que terá a probabilidade de erro de bit na região de elevada SNR reduzida para:

$$\text{BER}(\text{SNR}) = \frac{3}{16}\text{SNR}^{-2}. \quad (1.2)$$

Portanto o expoente em (1.2), que indica maior taxa de decréscimo da BER diante do aumento da SNR, expressa o conceito de ganho de diversidade. Intuitivamente, o ganho de diversidade pode ser associado ao número de percursos distintos que podem ser viabilizados pelo sistema de comunicação. O resultado geral para qualquer esquema de transmissão/recepção MIMO, com M antenas no transmissor e N antenas no receptor, implica que o máximo ganho de diversidade alcançável é:

$$\delta_{\max} = M \cdot N. \quad (1.3)$$

Por sua vez, o ganho de multiplexação é definido por:

$$\chi = \lim_{\text{SNR} \rightarrow \infty} \frac{\log_2 R(\text{SNR})}{\log_2 \text{SNR}}, \quad (1.4)$$

onde $R(\text{SNR})$ denota a taxa de transmissão de dados em [bits/s/Hz] para uma determinada SNR. Em Zheng e Tse (2003), os autores defendem um ponto de vista em que ambos os tipos de ganho podem ser alcançados simultaneamente em um sistema de comunicação com múltiplas antenas, e também caracterizam o conceito do compromisso ótimo entre diversidade e multiplexação. Segundo os mesmos autores, este compromisso ótimo pode ser obtido por qualquer esquema de comunicação com múltiplas antenas.

A figura de mérito a ser utilizada na avaliação do desempenho dos esquemas de detecção SIMO, estudados nesta Dissertação, será o ganho de diversidade. Este ganho é dado pelo negativo da inclinação assintótica da curva de BER, em função da SNR tendendo ao infinito, em escala log-log:

$$\delta = - \lim_{\text{SNR} \rightarrow \infty} \frac{\log_2 \text{BER}(\text{SNR})}{\log_2 \text{SNR}}. \quad (1.5)$$

Uma vez que o eixo da relação sinal-ruído, presente nos gráficos de desempenho $\text{BER} \times \text{SNR}$ dos detectores estudados, é geralmente apresentado na unidade

logarítmica decibel (dB), ou seja:

$$\text{SNR}[\text{dB}] = 10 \log_{10} \text{SNR}, \quad (1.6)$$

a Eq. (1.5) pode ser re-escrita utilizando-se a conversão $\text{SNR} = 10^{(\text{SNR}[\text{dB}]/10)}$, o que resulta em:

$$\delta = - \lim_{\text{SNR}[\text{dB}] \rightarrow \infty} \frac{10 \log_2 \text{BER}(\text{SNR})}{\text{SNR}[\text{dB}] \cdot \log_2 10}. \quad (1.7)$$

Aqui, a diversidade espacial é explorada a fim de se obter uma melhoria no desempenho dos sistemas de comunicação que utilizam detectores multiusuário de baixa complexidade. Os principais resultados obtidos durante o desenvolvimento deste trabalho de Dissertação também foram discutidos em Götz e Abrão (2012), Götz e Abrão (2013a) e Götz e Abrão (2013b).

1.3 Detectores para Sistemas MIMO

Sistemas com múltiplas antenas transmissoras e múltiplas antenas receptoras (MIMO) apresentam uma degradação no desempenho quando utilizado o processo Convencional de detecção, que consiste na aplicação de filtros casados aos sinais de cada ramo de propagação entre os pares de antenas transmissoras-receptoras. Esta degradação se deve aos efeitos de interferência dos sinais entre as antenas, bem como à possível correlação entre os sinais desvanecidos. Sendo assim, o receptor Convencional se mostra ineficiente em sistemas MIMO que requerem alta taxa de transmissão (ganho de multiplexação). Baseado somente no sinal obtido à saída do correlacionador, o detector Convencional negligencia a presença de outros sinais interferentes que existem no canal MIMO ou, de forma equivalente, trata a soma do ruído aditivo com a interferência presente em cada antena receptora como ruído Gaussiano branco.

Por outro lado, o detector ML, que consiste num receptor Convencional seguido por um detector de máxima verossimilhança, é impraticável devido ao fato de que sua complexidade cresce exponencialmente com o número de antenas (ou usuários ou dimensão do problema). Portanto, novos métodos têm sido propostos no sentido de superar estas desvantagens. Existe na literatura uma grande quantidade de soluções bem-estabelecidas que contornam o problema do detector ML, chamados detectores multiusuário MIMO subótimos ou quase-ótimos (VIKALO; HASSIBI, 2005; LARSSON, 2009).

Estas soluções bem-estabelecidas para sistemas MIMO podem integrar sistemas de transmissão onde (a) o mesmo símbolo de informação é transmitido em

todas as antenas (ganho de diversidade), melhorando a detecção individual em cada antena receptora e, na sequência, combinando de forma eficiente os sinais de cada uma (diversidade espacial), ou (b) onde cada antena é usada para transmitir diferentes símbolos, proporcionando assim uma alta taxa de transmissão (ganho de multiplexação).

Vários métodos de detecção por busca em subespaços (guiados ou não), como por exemplo, os detectores esféricos (SD – *Sphere Decoder*), algoritmo guloso, detector baseado na decomposição QR (QRD-M), detectores híbridos que combinem SD e QRD-M, detectores de baixa complexidade baseado no detector PE seguido de algoritmo de busca local (GÖTZ; ABRÃO, 2012), entre outros, potencialmente promoveriam ganho no desempenho do sistema e/ou redução na complexidade da detecção MIMO, especialmente quando ocorre a combinação de um grande número de antenas (MIMO denso) com uma grande ordem de modulação. A principal razão de se implantar detectores quase-ótimos de baixa complexidade em sistemas MIMO denso é que, embora a detecção ML possa obter a máxima ordem de diversidade na recepção com a menor SNR, sua complexidade computacional cresce exponencialmente com o número de pontos da constelação e as mensagens transmitidas.

Em Chockalingam (2010), três algoritmos de detecção quase-ótima de baixa complexidade, baseados em máquinas de aprendizagem/inteligência artificial, são comparados em termos de BER e de complexidade em sistemas de detecção MIMO denso de 8×8 , 16×16 , 24×24 , 32×32 e 64×64 V-BLAST (*Vertical-Bell Laboratories Layered Space-Time*) e alta ordem de modulação \mathcal{M} -QAM ($\mathcal{M} = 4, 16$ e 64). Entre eles, dois algoritmos são baseados na busca local, chamados LAS (*Likelihood Ascent Search*) e RTS (*Reactive Tabu Search*), e um algoritmo é baseado em troca de mensagens chamado algoritmo de propagação de opinião (BF – *Belief Propagation*). As importantes descobertas sobre a viabilidade de tais algoritmos de baixa complexidade para a detecção MIMO denso (da ordem centenas de antenas na estação rádio base) abrem a perspectiva de implementação prática de sistemas de comunicação sem fio de elevadíssima eficiência espectral (dezenas de milhares de bps/Hz).

Em Bai, Chen e Choi (2010), um método de detecção por lista baseado na redução treliça (LR – *Lattice Reduction*), considerado computacionalmente eficiente, é estudado para reduzir um problema de detecção MIMO denso em pequenos problemas de sub-deteção. Foi proposto um critério de reordenação de coluna (CRC – *Column Reordering Criteria*) para matrizes de canal, mostrando-se que, com o emprego deste critério, é possível se obter um ganho significativo no de-

sempenho com baixa complexidade.

Conforme mostrado em Zu e Lamare (2012), apesar da detecção MIMO auxiliada pela redução treliça poder conciliar a ordem de diversidade do detector ML com baixa complexidade, a diferença de desempenho para o detector ML se torna maior com o aumento da dimensão do sistema (número de antenas, ordem de modulação), o que é esperado em sistemas MIMO de grande densidade. Para mitigar este aspecto, os autores propuseram uma técnica de cancelamento sucessivo de interferência com pré-classificação das múltiplas ramificações (PS-MB-SIC – *Pre-Sorted Multiple Branch Successive Interference Cancellation*). Resultados de simulações mostram que o algoritmo proposto pode abordar a ordem de modulação do detector ML com uma complexidade muito menor, utilizando-se um grande número de antenas e alta ordem de modulação QAM.

1.4 Disseminações

Este trabalho de Dissertação gerou até o momento as seguintes disseminações em periódicos e conferências:

Artigos Publicados em Periódicos

- [A] GÖTZ, R.; ABRÃO, T. Detector Multiusuário Híbrido Baseado na Expansão Polinomial Seguida de Algoritmo de Busca Local. *IEEE Latin America Transactions*, v. 11, n. 5, p. 1169 - 1175, set. 2013.
- [B] GÖTZ, R.; ABRÃO, T. Hybrid Local Search Polynomial-Expanded Linear Multiuser Detector for SIMO DS/CDMA Systems. *Advances in Network and Communications*, p. 1 - 15, 2013.
- [C] GÖTZ, R.; ABRÃO, T. Hybrid Local Search Polynomial-Expanded Linear Multiuser Detector for DS/CDMA Systems. *Int. J. Wireless and Mobile Computing*, v. 6, p. 18-26, 2013.

Artigos Publicados em Anais de Congressos

- [D] GÖTZ, R.; ABRÃO, T. Hybrid Local Search Polynomial-Expanded Linear Multiuser Detector for SIMO DS/CDMA Systems. *XXXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações - SBrT*. Fortaleza - CE, 2013.
- [E] GÖTZ, R.; ABRÃO, T. Hybrid Local Search Polynomial-Expanded Linear Multiuser Detector. *XXX Simpósio Brasileiro de Telecomunicações - SBrT*. Brasília - DF, 2012.

1.5 Organização dos Capítulos

Este texto de Dissertação está organizado em seis Capítulos. Além deste Capítulo introdutório, o modelo do sistema e a formulação matemática para os detectores multiusuário são estabelecidos no Cap. 2, onde é apresentada uma revisão dos principais detectores lineares clássicos aplicáveis a sistemas SISO e SIMO DS/CDMA. O método de expansão polinomial também é introduzido, tendo em vista aproximar a inversão da matriz de correlação cruzada. No Cap. 3, explora-se o método de busca local aplicado ao problema de detecção multiusuário DS/CDMA. A complexidade computacional dos diversos esquemas de detecção abordados neste trabalho é discutida no Cap. 4. Os resultados numéricos de desempenho dos detectores multiusuário analisados são apresentados no Cap. 5. Finalmente, as principais conclusões e perspectivas de trabalhos futuros são elencadas no Cap. 6.

2 Modelo do Sistema e Detecção Multiusuário

Os esquemas de detecção multiusuário presentes nesta Dissertação utilizam a estratégia de compartilhamento do canal por divisão de códigos de sequência direta (DS/CDMA), que consiste no espalhamento do sinal de cada usuário por todo o espectro de frequências associado à largura de banda do sistema (BW). Durante a demodulação do sinal de interesse, os sinais restantes são interpretados como um pseudo-ruído (PN – *Pseudo-Noise*) (TSE, 2005). Tornar esta interferência o mais semelhante possível ao ruído Gaussiano branco consiste num fator determinante para a robustez do sistema DS/CDMA contra a MAI. Esta semelhança é obtida através da maior aleatoriedade possível das sequências de espalhamento espectral, que por sua vez é alcançada com o emprego de códigos longos. No jargão de sistemas por espalhamento espectral, cada período de amostragem do sinal é chamado de chip, e neste sistema a taxa de chip é tipicamente muito maior do que a taxa de informação. Desta forma, a topologia DS/CDMA ocupa uma grande largura de banda espectral, em relação à BW ocupada pela informação a ser transmitida.

A confiabilidade da detecção no sistema DS/CDMA convencional também depende do controle de potência dos sinais dos usuários dentro de uma mesma célula. Cada sinal deve ter sua potência reduzida ao nível mínimo necessário para a sua demodulação, e simultaneamente todos os sinais dos usuários ativos no sistema são recebidos com a mesma potência. Esta condição é denominada controle perfeito de potência. Geralmente, o controle de potência é feito na estação rádio base (ERB), pois esta possui melhores condições de recepção dos sinais e maior poder de processamento.

O modelo do sistema empregado na análise dos esquemas de detecção multiusuário DS/CDMA é descrito na Seção 2.1. Na Seção 2.2, são descritos os principais métodos de estimação dos coeficientes de canal e do ruído. O critério ótimo de detecção é discutido na Seção 2.3. Na Seção 2.4, são discutidos os

métodos lineares de detecção em configurações SISO e SIMO. Finalmente, os aspectos fundamentais dos detectores multiusuário polinomiais são revisados na Seção 2.5.

2.1 Modelo do Sistema DS/CDMA

A partir daqui, adota-se um modelo de sistema em banda base de tempo discreto, com transmissão no enlace reverso (*uplink*) em canal síncrono com única antena no terminal móvel e N antenas na estação rádio base, com $N = 1, 2, \dots$ antenas. Considerando $N = 1$ antena no receptor, o modelo de canal é reduzido ao sistema SISO. Para $N = 2$ ou mais antenas no receptor, o modelo de canal é definido como SIMO. Ademais, particularmente neste trabalho de Dissertação, o canal sofre o efeito do ruído aditivo e multiplicativo, i.e., está sujeito ao ruído aditivo Gaussiano branco (AWGN – *Additive White Gaussian Noise*) e ao desvanecimento Rayleigh plano (não seletivo em frequência). O mesmo canal é compartilhado simultaneamente por K usuários, que operam sob um sistema DS/CDMA síncrono com modulação por chaveamento binário de fase (BPSK – *Binary Phase Shift Keying*). Na transmissão, o i -ésimo bit de informação com período T_b , gerado pelo k -ésimo usuário a uma taxa de $R_b = 1/T_b$ bits por segundo, é denotado por $b_k [i] \in \{\pm 1\}$, $i = 1, 2, \dots$. A cada intervalo de bit i , $b_k [i]$ é modulado por uma sequência de espalhamento pseudo-aleatória (PN) de tamanho L e taxa de chip igual a $R_c = L/T_b = LR_b$ chips por segundo. O código de espalhamento pode ser representado pelo vetor:

$$\mathbf{s}_k [i] = [s_{k,1} [i], s_{k,2} [i], \dots, s_{k,L} [i]]^T, \quad (2.1)$$

sendo $(\cdot)^T$ o operador transposição matricial, $s_{k,l} [i] \in \left\{ \pm \frac{1}{\sqrt{L}} \right\}$ e L denotando o ganho de processamento do sistema, i.e., a razão entre o período de bit de informação e o período de chip, $L = \frac{T_b}{T_c} = \frac{R_c}{R_b}$. Note-se que a taxa de chip R_c define a largura de banda do sistema DS/CDMA, i.e., $BW_{\text{CDMA}} \approx 2R_c$ [Hz].

Considerando um esquema de detecção que pode explorar o ganho de diversidade, o qual é obtido pela utilização de N antenas no receptor da ERB, o vetor sinal recebido em banda-base, de dimensão $L \times 1$, observado no i -ésimo intervalo de bit na n -ésima antena receptora pode ser representado na forma vetorial por:

$$\mathbf{r}_n [i] = \sum_{k=1}^K \mathbf{s}_k [i] c_{n,k} [i] A_k b_k [i] + \mathbf{w}_n [i], \quad (2.2)$$

sendo A_k a amplitude do sinal transmitido pelo k -ésimo usuário, admitido cons-

tante durante toda a mensagem; $\mathbf{w}_n [i]$ é o vetor AWGN complexo na n -ésima antena, com média zero e variância $\sigma_w^2 = N_0$, cuja densidade espectral de potência unilateral do ruído AWGN é dada por N_0 [W/Hz].

O termo $c_{n,k} [i]$ denota o coeficiente complexo do canal inerente ao k -ésimo usuário, no i -ésimo intervalo de bit, associado à replica do sinal recebido na n -ésima antena. Por simplicidade, admite-se que este coeficiente seja perfeitamente conhecido pelo receptor, mas não o é no lado do transmissor. Em termos estatísticos, $c_{n,k} [i]$ pode ser representado por uma variável aleatória Gaussiana complexa com simetria circular, média zero e variância σ_c^2 , na forma $\mathcal{CN}(0, \sigma_c^2)$. Na forma polar, o coeficiente complexo de canal é descrito por:

$$c_{n,k} [i] = |c_{n,k} [i]| e^{j\theta_{n,k}[i]}, \quad (2.3)$$

onde a fase $\theta_{n,k} [i]$ é distribuída uniformemente pelo intervalo $[0; 2\pi)$, característica de uma antena receptora omnidirecional, sendo independente da magnitude $|c_{n,k} [i]|$. Admite-se aqui uma comunicação sem linha de visada (NLOS – *Non-Line-of-Sight*); assim, a magnitude dos coeficientes de canal é caracterizada por uma variável aleatória com distribuição Rayleigh (TSE, 2005), que tem a função densidade de probabilidade (pdf – *probability density function*) dada por:

$$f(r) = \frac{r}{\sigma_c^2} e^{(-r^2/2\sigma_c^2)}, \quad r \geq 0. \quad (2.4)$$

Utilizando-se notação matricial, com letras maiúsculas em negrito representando matrizes e letras minúsculas em negrito representando vetores, e suprimindo o termo i por conveniência, a Eq. (2.2) pode ser re-escrita como:

$$\mathbf{r}_n = \mathbf{S}\mathbf{C}_n\mathbf{A}\mathbf{b} + \mathbf{w}_n, \quad (2.5)$$

com $\mathbf{A} = \text{diag}(A_1, A_2, \dots, A_K)$ sendo a matriz diagonal das amplitudes dos sinais transmitidos, $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_K]$ a matriz dos códigos de espalhamento de dimensão $L \times K$, e $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_K]^T$ o vetor de bits de informação transmitidos pelos K usuários. $\mathbf{C}_n = \text{diag}(\mathbf{c}_n)$ é a matriz diagonal $K \times K$ de coeficientes complexos do canal, onde $\mathbf{c}_n = [c_{n,1}, c_{n,2}, \dots, c_{n,K}]^T$ com $c_{n,k} = |c_{n,k}| \cdot e^{j\theta_{n,k}}$. O vetor $\mathbf{w}_n = [w_{n,1}, w_{n,2}, \dots, w_{n,L}]^T$ representa o ruído complexo com distribuição $\mathcal{N}(0, \sigma_w^2)$.

O esquema de detecção Convencional é obtido a partir de um banco de filtros casados (MFB), também denominado de filtro Correlacionador, sendo definido pela aplicação do código de espalhamento, em perfeita sincronia, ao sinal de interesse no primeiro estágio do receptor. O sinal em banda-base obtido à saída

do filtro Correlacionador é dado por:

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_n^{\text{MFB}} &= \mathbf{S}^T \mathbf{r}_n \\ &= \mathbf{S}^T \mathbf{S} \mathbf{C}_n \mathbf{A} \mathbf{b} + \mathbf{S}^T \mathbf{w}_n \\ &= \mathbf{R} \mathbf{C}_n \mathbf{A} \mathbf{b} + \tilde{\mathbf{w}}_n, \end{aligned} \quad (2.6)$$

sendo $\mathbf{y}_n^{\text{MFB}} = [y_{n,1}^{\text{MFB}}, y_{n,2}^{\text{MFB}}, \dots, y_{n,K}^{\text{MFB}}]^T$ o vetor de informações à saída do MFB, de dimensão $K \times 1$; a matriz de correlação cruzada entre os códigos de espalhamento é obtida via $\mathbf{R} = \mathbf{S}^T \mathbf{S}$; o vetor $\tilde{\mathbf{w}}_n = \mathbf{S}^T \mathbf{w}_n$ corresponde ao ruído filtrado com variância $\sigma_w^2 \mathbf{R}$.

Seja ainda $\mathbf{p}_n = [e^{j\theta_{n,1}}, e^{j\theta_{n,2}}, \dots, e^{j\theta_{n,K}}]^T$ o vetor de fases do canal complexo e $\mathbf{M}_n = \text{diag}(|c_{n,1}|, |c_{n,2}|, \dots, |c_{n,K}|)$ a sua matriz diagonal de magnitudes, tal que $\mathbf{c}_n = \mathbf{M}_n \mathbf{p}_n$. O efeito de fases do canal pode ser mitigado através da aplicação do conjugado do vetor de fases após o filtro Correlacionador:

$$\mathbf{z}_n^{\text{MFB}} = \mathbf{R} \mathbf{C}_n \mathbf{A} \mathbf{b} \odot \mathbf{p}_n^* + \tilde{\mathbf{w}}_n \odot \mathbf{p}_n^*, \quad (2.7)$$

onde \odot denota a multiplicação elemento-a-elemento de vetores, semelhante ao produto de Hadamard de matrizes; $(\cdot)^*$ denota o operador conjugado complexo. Considerando o método de combinação de máxima razão (MRC) aplicado aos sinais recebidos nas N antenas, a variável de decisão utilizada para estimar o bit de informação transmitido pelo k -ésimo usuário é dada por:

$$\xi_k^{\text{MFB}} = \sum_{n=1}^N z_{n,k}^{\text{MFB}} \cdot |c_{n,k}|. \quad (2.8)$$

Finalmente, o bit de informação do k -ésimo usuário é estimado aplicando-se a função sinal à parte real do argumento em (2.8):

$$\hat{b}_k^{\text{MFB}} = \text{sgn}(\Re\{\xi_k^{\text{MFB}}\}), \quad (2.9)$$

sendo $\text{sgn}(\cdot)$ a função sinal e $\Re\{\cdot\}$ o operador que extrai a parte real do argumento. Como resultado, o vetor estimado de bits de informação à saída do MFB é dado por $\hat{\mathbf{b}}^{\text{MFB}} = [\hat{b}_1^{\text{MFB}}, \hat{b}_2^{\text{MFB}}, \dots, \hat{b}_K^{\text{MFB}}]^T$. Contudo, o desempenho do MFB é degradado significativamente quando o carregamento do sistema $\mathcal{L} = K/L$ cresce e/ou quando as potências dos K sinais recebidos são díspares, causando um aumento no nível da MAI em função do número de usuários ativos e suas potências recebidas.

A Fig. 2.1 ilustra a topologia do sistema de comunicação SIMO DS/CDMA empregado nesta Dissertação.

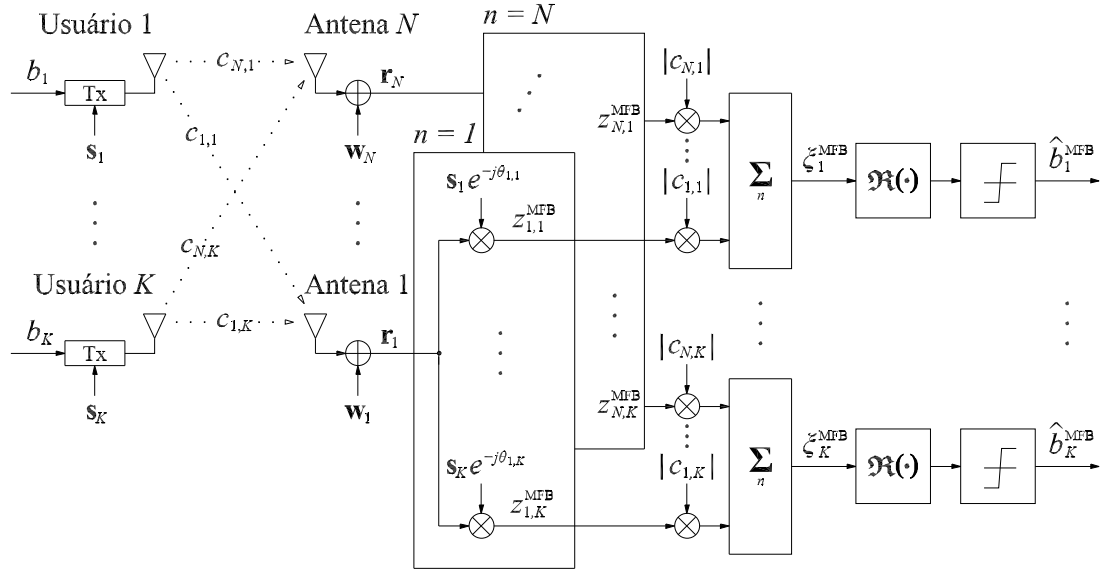


Figura 2.1: Topologia do sistema de comunicação SIMO DS/CDMA.

2.2 Estimação dos Coeficientes de Canal e da SNR Equivalente

Há duas abordagens bem-estabelecidas na teoria da estimação diretamente aplicáveis na estimação dos parâmetros de canal, principalmente atraso, módulo e fase dos coeficientes de canal: trata-se dos métodos de estimação de máxima verossimilhança (ML) (ELIASON, 1993) e Bayesiana (CANDY, 2007).

Em Oon e Steele (1997), o método de estimação por máxima verossimilhança é aplicado a sistemas CDMA em canal com desvanecimento Rayleigh plano, considerando três tipos de sequências de espalhamento comumente utilizados: sequências de Gold, Walsh-Hadamard e códigos ortogonais. Já a metodologia de estimação Bayesiana, aplicada a sistemas de comunicação móvel, é baseada na reconstrução de uma pdf de estado dos coeficientes de canal, com base em informações disponíveis no transmissor e no receptor. A filtragem de partícula (FP – *Particle Filtering*) é uma técnica Bayesiana amplamente utilizada no ambiente de comunicação sem fio, podendo ser encontrada em Gordon, Salmond e Smith (1993), Han e Liang (2009) e Ribeiro (2012).

A potência associada ao ruído térmico w , elemento do vetor \mathbf{w} na Eq. (2.2), cuja variância é dada por σ_w^2 , também pode ser estimada. Estimadores de SNR amplamente utilizados incluem o estimador de máxima verossimilhança (ML), o estimador baseado na geração de momentos estatísticos do símbolo subdividido (SSME – *Split-Symbol Moments Estimator*), entre outros. O estimador ML e o

SSME têm o seu funcionamento descrito em Pauluzzi e Beaulieu (2000). Em geral, tais estimadores derivam a SNR a partir de sequências de símbolos transmitidas (conhecidas ou não pelo receptor) denominadas sequências de treinamento.

O SSME é capaz de obter bons resultados de estimação para a SNR, caso o sinal de interesse estiver imerso em ruído aditivo Gaussiano branco (AWGN). Tal estimador compõe sua estatística de estimação a partir da soma e produto da informação extraída da primeira e segunda metade de cada símbolo de informação recebido (*split-symbol*). Ademais, no método SSME deve-se pressupor que a taxa de dados (e portanto o período de símbolo) seja conhecida ou possa ser estimada no receptor.

Em geral, pode-se estender a aplicação de tais métodos de estimação de SNR mencionados acima, com alguma aproximação, para o caso de canais de múltiplo acesso por divisão de códigos (CDMA), adotando-se a hipótese de que a interferência de múltiplo acesso (MAI), sob certas condições de número e intensidade de sinais interferentes, pode ser aproximada por uma distribuição Gaussiana de variância σ_{MAI}^2 . Assim, a relação sinal-interferência mais ruído (SINR – *Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio*) poderá ser aproximada por uma distribuição Gaussiana com variância total $\sigma_{\text{T}}^2 = \sigma_{\text{MAI}}^2 + \sigma_{\text{w}}^2$.

Neste trabalho de Dissertação, por questões de simplicidade na análise, considera-se que as amplitudes dos sinais transmitidos A , as magnitudes do canal complexo $|c|$, as fases θ e o desvio-padrão do ruído σ_{w} sejam perfeitamente conhecidos no lado do receptor. Ressalte-se, no entanto, que a estimação de tais parâmetros faz-se necessária em sistemas reais de comunicação.

Os resultados da estimação dos coeficientes de canal (\hat{c}) são geralmente corrompidos pelos efeitos do ruído e da interferência de múltiplo acesso. Neste sentido, os resultados numéricos de desempenho apresentados no Cap. 5 devem ser considerados limitantes inferiores para a taxa de erro de bit (BER) dos diversos detectores multiusuário analisados em sistemas de comunicação DS/CDMA de interesse prático e realista. A grosso modo, estimadores de coeficientes de canal em sistemas CDMA introduzem erros da ordem de 10% a 15% para amplitudes e fases (RIBEIRO, 2012). Já os estimadores de SNR estabelecidos na literatura possuem uma imprecisão menor do que os estimadores de coeficientes de canal, alcançando, sob certas condições, o resultado muito próximo ao ótimo.

2.3 Detecção Ótima

Esta Seção traz uma simples análise da métrica da detecção ótima, explorando-se a função custo baseada na distância Euclidiana entre o sinal recebido e o sinal candidato reconstruído no receptor. Assim, considere-se inicialmente um sistema com única antena no transmissor e no receptor (SISO); o desempenho ótimo é alcançado com o uso do detector ML, apresentado em Verdú (1998). O detector ML realiza a detecção conjunta dos K usuários no sistema, maximizando a seguinte função custo:

$$\Omega(\underline{\mathbf{b}}) = 2\Re\{\underline{\mathbf{b}}^T \mathbf{C}^H \mathbf{A} \mathbf{y}^{\text{MFB}}\} - \underline{\mathbf{b}}^T \mathbf{C} \mathbf{A} \mathbf{R} \mathbf{A}^H \underline{\mathbf{b}}, \quad (2.10)$$

a qual é baseada na distância Euclidiana entre o sinal recebido e o sinal reconstruído no receptor a partir do vetor candidato denotado por $\underline{\mathbf{b}}$; $(\cdot)^H$ representa o operador matricial de conjugação e transposição (operador Hermitiano transposto).

O critério ótimo de detecção multiusuário (OMuD) é portanto baseado no critério de máxima verossimilhança entre o sinal recebido e o sinal reconstruído, fornecendo como resultado o melhor vetor estimado de bits de informação $\hat{\mathbf{b}}^{\text{ML}}$:

$$\hat{\mathbf{b}}^{\text{ML}} = \arg \left\{ \max_{\underline{\mathbf{b}} \in \mathcal{M}^{\mathcal{P}K}} \{\Omega(\underline{\mathbf{b}})\} \right\}, \quad (2.11)$$

onde \mathcal{P} é o comprimento da mensagem transmitida e \mathcal{M} a dimensão do alfabeto de símbolos. Para a modulação binária (adotada neste trabalho), $\mathcal{M} = 2$.

Similarmente, na detecção multiusuário em sistemas SIMO, a métrica de (2.11) é substituída pela combinação linear das funções custo obtidas à saída de cada um dos N ramos de recepção, i.e., basta substituir $\Omega(\underline{\mathbf{b}})$ por:

$$f(\underline{\mathbf{b}}) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Omega_n(\underline{\mathbf{b}}). \quad (2.12)$$

Embora o detector ML alcance desempenho ótimo, a sua complexidade computacional cresce exponencialmente com o número de usuários, ordem de modulação e comprimento da mensagem, i.e., possui complexidade $N \cdot \mathcal{O}(2^{\mathcal{M}^{\mathcal{P}K}})$. Como resultado, uma grande quantidade de detectores multiusuário subótimos tem sido proposta nas últimas duas décadas (VERDÚ, 1998; HONIG, 2009). O aspecto complexidade computacional será explorado no Cap. 4, onde são comparadas as complexidades de vários detectores subótimos ao detector ML.

2.4 Métodos Lineares de Detecção Multiusuário

Métodos lineares de detecção foram propostos em Lupas e Verdú (1989), incluindo o detector multiusuário Descorrelacionador (DEC-MuD). Este detector opera a partir da multiplicação dos sinais discretos à saída do banco de filtros casados pela inversa da matriz de correlação cruzada \mathbf{R}^{-1} . Considerando o modelo de recepção coerente, o vetor de bits de informação na n -ésima antena, estimado após a aplicação do filtro DEC-MuD, pode ser convenientemente descrito por:

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_n^{\text{DEC}} &= \mathbf{T}_n^{\text{DEC}} \mathbf{y}_n^{\text{MFB}} \odot \mathbf{p}_n^* = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y}_n^{\text{MFB}} \odot \mathbf{p}_n^* \\ &= \mathbf{R}^{-1} \mathbf{R} \mathbf{C}_n \mathbf{A} \mathbf{b} \odot \mathbf{p}_n^* + \mathbf{R}^{-1} \tilde{\mathbf{w}}_n \odot \mathbf{p}_n^* \\ &= \mathbf{C}_n \mathbf{A} \mathbf{b} \odot \mathbf{p}_n^* + \check{\mathbf{w}}_n \odot \mathbf{p}_n^*, \end{aligned} \quad (2.13)$$

onde $\mathbf{T}_n^{\text{DEC}} = \mathbf{R}^{-1}$, $\forall n$ é a matriz de transformação para o filtro DEC-MuD, e $\mathbf{z}_n^{\text{DEC}} = [z_{n,1}^{\text{DEC}}, z_{n,2}^{\text{DEC}}, \dots, z_{n,K}^{\text{DEC}}]^T$ é o vetor de informações à saída do Descorrelacionador. Note-se que a matriz inversa de correlação cruzada \mathbf{R}^{-1} é o filtro comum para os sinais recebidos em todas as antenas. O bit de informação do k -ésimo usuário é estimado através do método MRC dos sinais em fase recebidos em todas as N antenas, ou seja:

$$\xi_k^{\text{DEC}} = \sum_{n=1}^N z_{n,k}^{\text{DEC}} \cdot |c_{n,k}|, \quad (2.14)$$

e o sinal resultante obtido à saída do DEC-MuD é dado por:

$$\hat{b}_k^{\text{DEC}} = \text{sgn}(\Re\{\xi_k^{\text{DEC}}\}). \quad (2.15)$$

O detector Descorrelacionador apresenta um ganho de desempenho em relação ao MFB, embora a potência associada ao termo do ruído $\check{\mathbf{w}}_n = \mathbf{R}^{-1} \tilde{\mathbf{w}}_n$, obtido à saída do DEC-MuD, seja sempre maior ou igual ao termo do ruído à saída do MFB (MOSHAVI, 1996; VERDÚ, 1998).

Outro método linear clássico bem-estabelecido na literatura é o detector multiusuário de mínimo erro quadrático médio (MMSE-MuD), proposto para sistemas CDMA em Xie, Short e Rushforth (1990). Este método é baseado na escolha adequada de um vetor transformação linear, denotado aqui por $\mathbf{t}_{n,k} = [t_{n,k,1}, t_{n,k,2}, \dots, t_{n,k,K}]^T$, que minimiza o erro quadrático médio entre o bit de informação do k -ésimo usuário e a k -ésima saída da transformação linear, $(\mathbf{t}_{n,k})^T \mathbf{y}_n^{\text{MFB}}$, resultando em:

$$\mathbf{t}_{n,k}^{\text{MMSE}} = \min_{\mathbf{t}_{n,k}} \mathbb{E} \left\{ \left[b_k - (\mathbf{t}_{n,k})^T \mathbf{y}_n^{\text{MFB}} \right]^2 \right\}. \quad (2.16)$$

O vetor que minimiza (2.16) envolve a covariância do ruído filtrado $\tilde{\mathbf{w}}_n$ e as

amplitudes estimadas dos sinais recebidos na n -ésima antena da ERB, expressas pela matriz diagonal de dimensão $K \times K$:

$$\mathbf{G}_n = \begin{bmatrix} g_{n,1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & g_{n,2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & g_{n,K} \end{bmatrix} = \mathbf{M}_n \mathbf{A}. \quad (2.17)$$

Aplicando-se a solução MMSE à detecção conjunta dos K usuários, a matriz de transformação $\mathbf{T}_n^{\text{MMSE}} = [\mathbf{t}_{n,1}^{\text{MMSE}}, \mathbf{t}_{n,2}^{\text{MMSE}}, \dots, \mathbf{t}_{n,K}^{\text{MMSE}}]$, de dimensão $K \times K$, é dada por:

$$\mathbf{T}_n^{\text{MMSE}} = (\mathbf{R} + \sigma_w^2 \mathbf{G}_n^{-2})^{-1}. \quad (2.18)$$

Assim, o vetor de informações na n -ésima antena, obtido após a aplicação do filtro MMSE-MuD, é descrito por:

$$\mathbf{z}_n^{\text{MMSE}} = \mathbf{T}_n^{\text{MMSE}} \mathbf{y}_n^{\text{MFB}} \odot \mathbf{p}_n^*, \quad (2.19)$$

onde $z_{n,k}^{\text{MMSE}} = (\mathbf{t}_{n,k}^{\text{MMSE}})^T \mathbf{y}_n^{\text{MFB}} \cdot e^{-j\theta_{n,k}}$.

Considerar as amplitudes expressas pela matriz diagonal \mathbf{G}_n na composição do vetor de transformação do filtro MMSE-MuD, implicitamente envolve a aplicação do combinador MRC. Portanto, o bit de informação estimado para o k -ésimo usuário, à saída do detector multiusuário linear MMSE em canais SIMO com modulação BPSK, é obtido a partir de uma combinação linear da variável de decisão nas N antenas receptoras:

$$\hat{b}_k^{\text{MMSE}} = \text{sgn} \left(\Re \left\{ \sum_{n=1}^N z_{n,k}^{\text{MMSE}} \right\} \right). \quad (2.20)$$

2.5 Detectores Multiusuário PE-MuD

A complexidade computacional dos MuDs lineares, que tem origem nas operações associadas à inversão da matriz de correlação cruzada, cresce com a terceira ordem da dimensão da matriz, i.e., $\mathcal{O}((\mathcal{M}\mathcal{P}K)^3)$, sendo \mathcal{P} o tamanho da mensagem transmitida e \mathcal{M} a ordem de modulação. Entretanto, qualquer matriz de transformação linear, representada por \mathbf{T}_n no contexto do modelo SIMO, pode ser aproximada através do método de expansão polinomial iterativa com complexidade $\mathcal{O}((\mathcal{M}\mathcal{P}K)^2)$. Em geral, os métodos PE aproximam a inversão da matriz de correlação cruzada via expansão em série de Neumann (BHATIA, 1997).

2.5.1 Resultado Geral para a Aproximação PE

O resultado geral para a matriz de transformação \mathbf{T}^{PE} , de dimensão $K \times K$, que pode implementar um detector multiusuário PE aproximando uma inversão de matriz, é dado por (MOSHAVI, 1996):

$$\mathbf{T}^{\text{PE}} = \sum_{i=0}^{N_t} w_i \mathbf{Q}^i, \quad (2.21)$$

onde N_t denota o número de termos na expansão polinomial. Os pesos w_i , que são interpretados como os coeficientes para a taxa de convergência das séries, e a matriz \mathbf{Q} , devem ser determinados de forma a aproximar o detector multiusuário escolhido. Como resultado, a matriz polinomial de transformação \mathbf{T}^{PE} se aproxima de \mathbf{Q}^{-1} quando o número de termos na expansão polinomial, denotado por N_t , tende ao infinito. Na próxima Subseção, será discutido o método de expansão polinomial via série de Neumann (BHATIA, 1997), o qual será utilizado para aproximar os detectores lineares DEC-MuD e MMSE-MuD.

2.5.2 Expansão Polinomial via Série de Neumann

Através do método de expansão por série de Neumann (BHATIA, 1997), o inverso da matriz de correlação cruzada \mathbf{R}^{-1} , para o caso do filtro Descorrelacionador, pode ser aproximado por:

$$\mathbf{R}^{-1} \approx \mathbf{T}^{\text{PE-DEC}} = \alpha \sum_{i=0}^{N_t} (\mathbf{I}_K - \alpha \mathbf{R})^i, \quad \|\mathbf{I}_K - \alpha \mathbf{R}\| < 1 \quad (2.22)$$

sendo \mathbf{I}_K a matriz identidade de dimensão K e α o fator de convergência para a série finita. A matriz de erro residual associada à aproximação polinomial é definida por:

$$\boldsymbol{\varepsilon}^{\text{PE-DEC}} = \alpha \sum_{i=N_t+1}^{\infty} (\mathbf{I}_K - \alpha \mathbf{R})^i, \quad (2.23)$$

de tal forma que a igualdade $\mathbf{R}^{-1} = \mathbf{T}^{\text{PE-DEC}} + \boldsymbol{\varepsilon}^{\text{PE-DEC}}$ seja verdadeira. O fator de convergência α pode assumir valores ótimos¹ ou, conforme será discutido na Subseção 2.5.4, valores estimados pelo método dos círculos de Gerschgorin (BHATIA, 1997).

A acurácia da aproximação polinomial pode ser medida através do erro quadrático médio (MSE – *Mean-Squared Error*) da matriz de transformação $\mathbf{T}^{\text{PE-DEC}}$,

¹No sentido de minimizar o erro quadrático médio, ou ainda, o erro residual para um número pré-determinado de termos na expansão, N_t .

que é definido por:

$$\text{MSE}(\mathbf{T}^{\text{PE-DEC}}) \doteq \mathbb{E} [(\mathbf{T}^{\text{PE-DEC}} - \mathbf{R}^{-1})^2]. \quad (2.24)$$

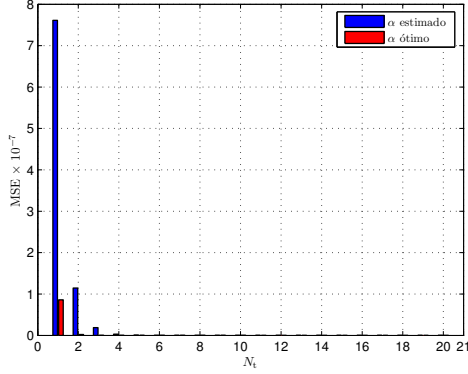
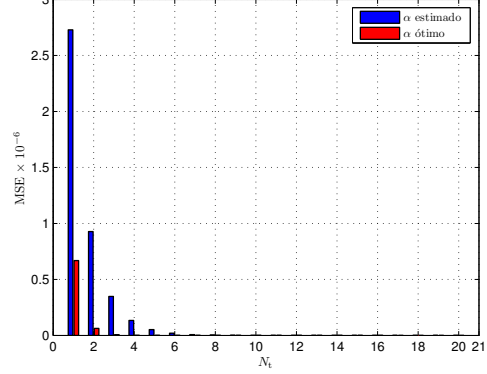
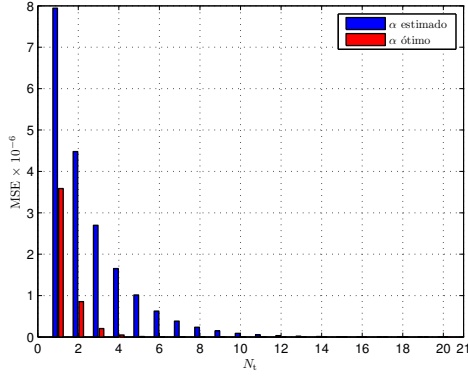
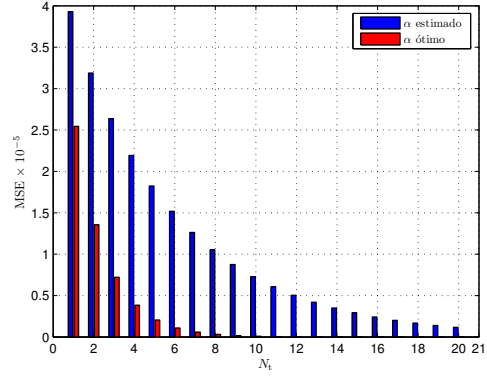
(a) $K = 9$ usuários(b) $K = 15$ usuários(c) $K = 21$ usuários(d) $K = 27$ usuários

Figura 2.2: Erro quadrático médio entre a matriz polinomial de transformação $\mathbf{T}^{\text{PE-DEC}}$ e a matriz inversa de correlação cruzada \mathbf{R}^{-1} , em função do número de termos na expansão polinomial, N_t .

A Fig. 2.2 ilustra a variação do MSE da matriz polinomial $\mathbf{T}^{\text{PE-DEC}}$ em função do aumento do número de termos utilizados na expansão. Foram consideradas configurações de sistema com $K = 9, 15, 21$ e 27 usuários, utilizando-se códigos de espalhamento com sequências de Gold e ganho de processamento $L = 31$. Operando em baixo e médio carregamento do sistema e utilizando o parâmetro α ótimo (veja Subseção 2.5.4), a aproximação polinomial apresenta baixíssimo erro residual para $N_t \geq 3$ termos. Note-se que o aumento de N_t a partir deste ponto não confere grande aumento relativo de confiabilidade à aproximação polinomial, o que motiva a utilização de $N_t = 3$ termos para $K \leq 21$ usuários. Observe-se ainda que para um carregamento do sistema da ordem de $\mathcal{L} = \frac{K}{L} \times 100 \approx 68\%$ ($K = 21$ usuários), o ângulo de inclinação da reta traçada entre os valores do MSE para $N_t = 3$ e $N_t = 4$ termos é de ≈ 9 graus. Com efeito, quando se utiliza o

parâmetro α estimado pelo método dos círculos de Gerschgorin, o mesmo ângulo de inclinação é obtido quando se traça uma reta entre os valores do MSE para $N_t = 7$ e $N_t = 8$ termos. Já em um sistema que opera sob alto carregamento, por exemplo $\mathcal{L} = 87\%$ ($K = 27$ usuários), este compromisso estabelecido entre o aumento de N_t e a diminuição do MSE para a aproximação polinomial é alcançado com $N_t = 4$ termos com α ótimo e $N_t = 8$ termos com α estimado.

2.5.3 Detecção SIMO PE

Através do combinador MRC, a variável de decisão utilizada pelo detector PE-DEC-MuD para estimar o bit de informação transmitido pelo k -ésimo usuário é obtida por:

$$\xi_k^{\text{PE-DEC}} = \sum_{n=1}^N z_{n,k}^{\text{PE-DEC}} \cdot |c_{n,k}|, \quad (2.25)$$

com $\mathbf{z}_n^{\text{PE}} = [z_{n,1}^{\text{PE}}, z_{n,2}^{\text{PE}}, \dots, z_{n,K}^{\text{PE}}]^T = \mathbf{T}_n^{\text{PE-DEC}} \mathbf{y}_n^{\text{MFB}} \odot \mathbf{p}_n^*$. Note-se que a matriz expandida de transformação para o PE-DEC-MuD é comum aos sinais recebidos em todas as antenas.

De forma semelhante, a matriz de transformação baseada em expansão polinomial para o detector linear MMSE na n -ésima antena receptora é obtida como:

$$\begin{aligned} \mathbf{T}_n^{\text{PE-MMSE}} &\approx (\mathbf{R} + \sigma_w^2 \mathbf{G}_n^{-2})^{-1} \\ &= \alpha_n \sum_{i=0}^{N_t} [\mathbf{I}_K - \alpha_n (\mathbf{R} + \sigma_w^2 \mathbf{G}_n^{-2})]^i. \end{aligned} \quad (2.26)$$

O vetor de informações na n -ésima antena, obtido após a aplicação da matriz de transformação PE-MMSE, pode ser descrito por $\mathbf{z}_n^{\text{PE-MMSE}} = \mathbf{T}_n^{\text{PE-MMSE}} \mathbf{y}_n^{\text{MFB}} \odot \mathbf{p}_n^*$. Assim, a variável de decisão associada ao detector PE-MMSE-MuD é obtida pela seguinte combinação linear nas N antenas receptoras:

$$\xi_k^{\text{PE-MMSE}} = \sum_{n=1}^N z_{n,k}^{\text{PE-MMSE}}. \quad (2.27)$$

Finalmente, as decisões abruptas para ambos os detectores PE-DEC-MuD e PE-MMSE-MuD são obtidas simplesmente por:

$$\hat{b}_k^{\text{PE}} = \text{sgn}(\Re\{\xi_k^{\text{PE-LIN}}\}), \quad (2.28)$$

onde $\xi_k^{\text{PE-LIN}}$ é a variável de decisão obtida a partir do filtro linear Descorrelacionador ou MMSE.

2.5.4 Fator de Convergência

Na Eq. (2.22), o fator de convergência da série de Neumann deve ser igual ao raio espectral² do operador matricial, $\rho(\mathbf{I}_K - \alpha\mathbf{R})$. Sendo assim, a série converge se o valor do raio espectral for menor do que um (SAAD, 2003). Assumindo que os autovalores da matriz \mathbf{R} , de dimensão $K \times K$, sejam representados por λ_k , com $k = 1, 2, \dots, K$, todos reais e limitados ao intervalo:

$$\lambda_{\min} \leq \lambda_k \leq \lambda_{\max},$$

os autovalores de $(\mathbf{I}_K - \alpha\mathbf{R})$, denominados μ_k , com $k = 1, 2, \dots, K$, encontrar-se-ão no intervalo:

$$1 - \alpha\lambda_{\max} \leq \mu_k \leq 1 - \alpha\lambda_{\min}.$$

Assumindo também que $\lambda_{\min} > 0$, a convergência para a série de Neumann depende das seguintes condições:

$$\begin{aligned} 1 - \alpha\lambda_{\min} &< 1, \\ 1 - \alpha\lambda_{\max} &> 1. \end{aligned}$$

Consequentemente, a série converge com qualquer escalar α que satisfaça:

$$0 < \alpha < \frac{2}{|\lambda_{\max}|}. \quad (2.29)$$

2.5.4.1 Parâmetro α em Canais SIMO com Desvanecimento

A análise da expansão polinomial para o caso do detector linear MMSE SIMO DS/CDMA deve levar em conta que o respectivo fator de convergência α é alterado em função da matriz diagonal de amplitudes recebidas na n -ésima antena, uma vez que a condição para a convergência da série torna-se:

$$\|\mathbf{I}_K - \alpha(\mathbf{R} + \sigma_w^2 \mathbf{G}_n^{-2})\| < 1, \quad \forall n.$$

Como consequência, o parâmetro α_n que determina a convergência do detector PE-MMSE em canais SIMO com desvanecimento deve satisfazer a seguinte condição, considerando as amplitudes dos sinais recebidos na n -ésima antena:

$$0 < \alpha_n < \frac{2}{\left| \lambda_{\max} + \left(\frac{\sigma_w}{g_{\min,n}} \right)^2 \right|}, \quad (2.30)$$

onde $g_{\min,n} = \min\{g_{1,n}, g_{2,n}, \dots, g_{K,n}\}$ em (2.17).

²Raio espectral de uma matriz corresponde ao valor absoluto do seu maior autovalor.

Tendo em vista simplificar a análise da expansão polinomial para o caso do detector linear MMSE SIMO DS/CDMA, o respectivo fator de convergência será definido aqui com a premissa de que a matriz diagonal de amplitudes recebidas na n -ésima antena é normalizada como $\mathbf{G}_n = \mathbf{I}_K$, $\forall n$. Esta condição indica canal AWGN na ausência de desvanecimento. De outra maneira, o limite superior de α mudaria a cada valor de entrada de \mathbf{G}_n . Assim, a condição simplificada para a convergência da série é dada por:

$$\|\mathbf{I}_K - \alpha (\mathbf{R} + \sigma_w^2 \mathbf{I}_K)\| < 1.$$

Portanto, o parâmetro α que determina a convergência do detector PE-MMSE em canais AWGN se encontra no intervalo:

$$0 < \alpha < \frac{2}{|\lambda_{\max} + \sigma_w^2|}. \quad (2.31)$$

2.5.4.2 Valor Ótimo do Parâmetro α

Uma vez que o fator de convergência de um método iterativo pode ser associado ao raio espectral do operador matricial, a sua taxa de convergência está relacionada com a dimensão deste raio (SAAD, 2003). O raio espectral do operador matricial que aproxima o filtro Descorrelacionador é dado por:

$$\rho(\mathbf{I}_K - \alpha \mathbf{R}) = \max \{|1 - \alpha \lambda_{\max}|, |1 - \alpha \lambda_{\min}|\}. \quad (2.32)$$

Portanto, a melhor taxa de convergência é obtida com a escolha adequada do escalar α , a fim de otimizar o raio espectral. A Fig. 2.3 mostra o comportamento do raio espectral em função de α .

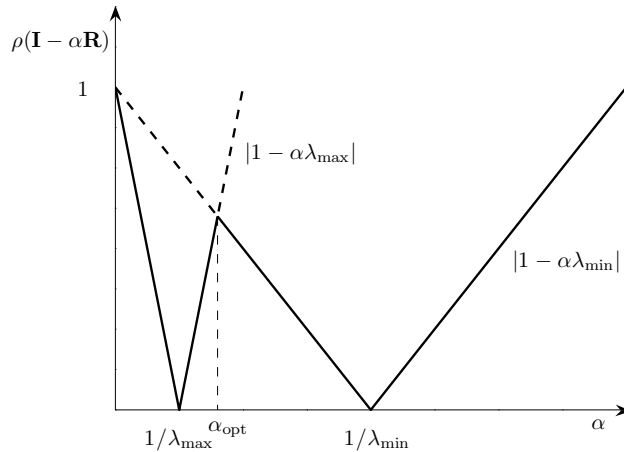


Figura 2.3: Gráfico da dependência do raio espectral em relação a α .

Daí segue que o valor ótimo de α encontra-se entre as raízes dos limites do intervalo em (2.32), no ponto definido pelo cruzamento entre o flanco positivo da curva do limite inferior com o flanco negativo da curva do limite superior (SAAD, 2003):

$$-1 + \alpha\lambda_{\max} = 1 - \alpha\lambda_{\min}.$$

A imposição desta igualdade determina o valor ótimo para o parâmetro α da aproximação polinomial para o detector linear Descorrelacionador:

$$\alpha_{\text{opt}}^{\text{DEC}} = \frac{2}{\lambda_{\min} + \lambda_{\max}}. \quad (2.33)$$

Para o caso da aproximação PE ao detector linear MMSE, em canal AWGN normalizado, o valor ótimo de α é dado por:

$$\alpha_{\text{opt}}^{\text{MMSE}} = \frac{2}{\lambda_{\min} + \lambda_{\max} + 2\sigma_w^2}, \quad (2.34)$$

e, para o caso da aproximação PE-MMSE em canal SIMO com desvanecimento, o valor ótimo de α_n é dado por:

$$\alpha_{\text{opt},n}^{\text{MMSE}} = \frac{2}{\lambda_{\min} + \lambda_{\max} + 2\left(\frac{\sigma_w}{g_{\min,n}}\right)^2}. \quad (2.35)$$

É importante salientar que a escolha determinística de α_{opt} , através do cálculo dos autovalores da matriz de correlação cruzada, é proibitivamente complexa para a implementação do método de expansão polinomial utilizando-se plataformas de processamento digital de sinal disponíveis comercialmente. A complexidade do cálculo de um único autovalor, bem como o de todos os autovalores de uma matriz quadrada de dimensão K , resulta em $\mathcal{O}(K^3)$. Assim, faz-se necessário a estimação do valor ótimo do parâmetro α . A seguir, a estimação de α_{opt} é sugerida utilizando-se o Teorema dos círculos de Gerschgorin (BHATIA, 1997).

2.5.4.3 Teorema dos Círculos de Gerschgorin

De acordo com o Teorema dos círculos de Gerschgorin (GCT – *Gerschgorin Circles Theorem*) (BHATIA, 1997), qualquer autovalor λ_i de uma matriz \mathbf{R} , que tem elementos $r_{i,j}$, $\forall i, j$, está situado em um dos círculos do plano complexo que são centrados em $r_{i,i}$, e possuem raio $\sum_{i,j \neq i} |r_{i,j}|$, i.e.,

$$|\lambda_i - r_{i,i}| \leq \sum_{i,j \neq i} |r_{i,j}|. \quad (2.36)$$

Assim, através de cálculos simples utilizando os elementos da matriz \mathbf{R} , os valores aproximados de λ_{\min} e λ_{\max} , denotados respectivamente por $\hat{\lambda}_{\min}$ e $\hat{\lambda}_{\max}$, podem ser obtidos:

$$\hat{\lambda}_{\min} \approx \min \left\{ r_{i,i} + \sum_{i,j \neq i} |r_{i,j}| \right\}, \quad \forall i, \quad (2.37)$$

$$\hat{\lambda}_{\max} \approx \max \left\{ r_{i,i} + \sum_{i,j \neq i} |r_{i,j}| \right\}, \quad \forall i. \quad (2.38)$$

O GCT garante uma redução considerável na complexidade do cálculo dos autovalores mínimo e máximo, sendo, portanto, adotado neste trabalho para estimar o parâmetro α . As Equações (2.39) e (2.40) mostram o valor estimado do parâmetro que determina a velocidade de convergência da série para a aproximação dos detectores DEC-MuD e MMSE-MuD, respectivamente, empregando-se o GCT:

$$\hat{\alpha}^{\text{DEC}} = \frac{2}{\hat{\lambda}_{\min} + \hat{\lambda}_{\max}}; \quad (2.39)$$

$$\hat{\alpha}^{\text{MMSE}} = \frac{2}{\hat{\lambda}_{\min} + \hat{\lambda}_{\max} + 2 \left(\frac{\sigma_w}{g_{\min,n}} \right)^2}. \quad (2.40)$$

Os resultados numéricos para o detector multiusuário PE-MMSE-MuD, empregando-se ambos os parâmetros α_{opt} e $\hat{\alpha}$, serão analisados na Seção 5.1.

3 Métodos de Busca Local Aplicados à Detecção Multiusuário

Os algoritmos de busca local (LS – *Local Search*) permitem alcançar soluções quase-ótimas a partir de buscas guiadas em subespaços reduzidos em relação à dimensão do problema de otimização original. O algoritmo 1-opt LS (MOZAFARIPOUR; TAFAZOLLI, 2007; ABRÃO et al., 2007) é um exemplo de algoritmo de busca local de baixa complexidade; tal algoritmo é empregado neste trabalho de Dissertação. A Seção 3.1 aborda o conceito da distância de Hamming, e apresenta um novo método que permite determinar a dimensão do subespaço de busca onde os vetores candidatos possuem determinada d_H , dado um vetor inicial. A Seção 3.2 traz uma revisão do algoritmo 1-opt LS aplicado ao problema de detecção em sistema SIMO. Já a Seção 3.3 propõe uma adaptação ao algoritmo 1-opt LS, tendo em vista melhorar o compromisso desempenho-complexidade. Este novo algoritmo, denominado 1-adapt LS, tem como principal vantagem sua baixíssima complexidade computacional.

3.1 Distância de Hamming

Algoritmos de busca local operam a partir da busca em uma vizinhança cuja distância de Hamming é fixada. A distância de Hamming entre dois vetores binários \mathbf{b}_1 e \mathbf{b}_2 é definida por:

$$d_H(\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2) = \|\mathbf{b}_1 - \mathbf{b}_2\|, \quad (3.1)$$

o que corresponde à quantidade de elementos (bits) que diferem entre os dois vetores. A Fig. 3.1 ilustra os subconjuntos de vetores com distância de Hamming igual a um, dois, três e quatro, com referência a um determinado vetor inicial de tamanho $\mathcal{P} = 4$.

É possível verificar nesta Figura que há um padrão nas dimensões dos sub-

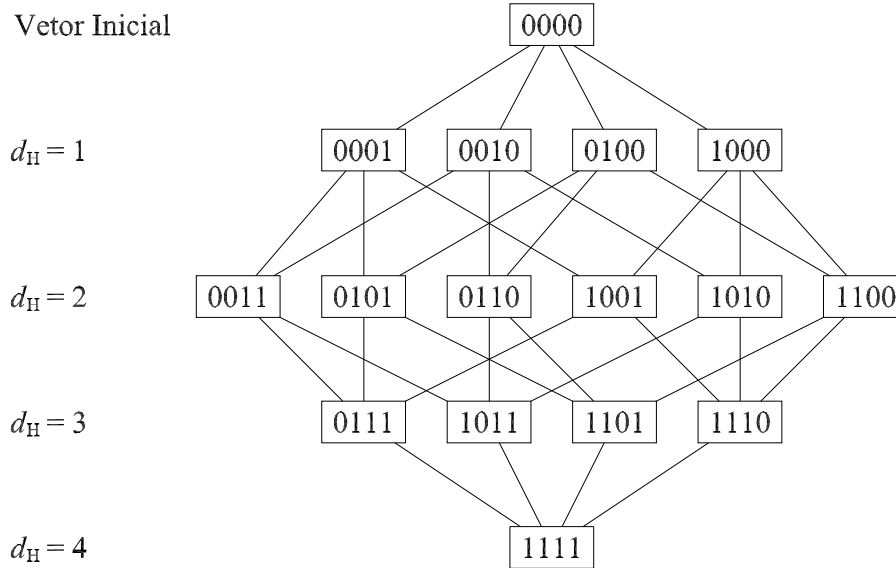


Figura 3.1: Conjunto de vetores agrupados de acordo com as distâncias de Hamming em relação ao vetor inicial.

conjuntos de vetores diferentes do vetor inicial, padrão este que está relacionado à distância de Hamming d_H observada e ao tamanho \mathcal{P} do vetor inicial. Vejamos, a partir do vetor inicial são derivados 4 vetores distintos com distância de Hamming unitária, que compõe o subconjunto $d_H = 1$; prosseguindo, a partir de cada vetor pertencente ao subconjunto $d_H = 1$ são derivados 3 vetores distintos que compõe o subconjunto $d_H = 2$; neste subconjunto, que possui 6 vetores distintos, cada vetor é uma derivação comum de 2 vetores do subconjunto anterior. Na sequência, de cada vetor pertencente ao subconjunto $d_H = 2$ são derivados 2 vetores distintos que compõe o subconjunto $d_H = 3$, o qual possui 4 vetores distintos onde cada vetor é uma derivação comum de 3 vetores do subconjunto $d_H = 2$. Progredindo com esta análise ao longo da sequência de subconjuntos, até $d_H = \mathcal{P} = 4$, verifica-se que as dimensões dos subconjuntos são dadas por:

$$\underbrace{\frac{4}{1}}_{d_H=1}, \quad \underbrace{\frac{4}{1} \cdot \frac{3}{2}}_{d_H=2}, \quad \underbrace{\frac{4}{1} \cdot \frac{3}{2} \cdot \frac{2}{3}}_{d_H=3}, \quad \underbrace{\frac{4}{1} \cdot \frac{3}{2} \cdot \frac{2}{3} \cdot \frac{1}{4}}_{d_H=4}. \quad (3.2)$$

Com este padrão de progressão, é possível calcular a dimensão do subconjunto de vetores que possuem determinada distância de Hamming. Esta dimensão será genericamente denominada \mathcal{D}_{d_H} , expressa pela razão:

$$\mathcal{D}_{d_H} = \frac{\prod_{i=0}^{d_H-1} (\mathcal{P} - i)}{d_H!}. \quad (3.3)$$

3.2 Algoritmo 1-opt LS Aplicado à Detecção SIMO DS/CDMA

O algoritmo de busca local com distância de Hamming igual a um, denominado *1-optimum Local Search* (1-opt LS), pré-seleciona todos os vetores candidatos situados a uma distância de Hamming unitária do vetor candidato atual, que preliminarmente é considerado ótimo. Na primeira iteração deste algoritmo, um vetor candidato inicial deve ser sugerido e submetido ao cálculo de sua função custo. Então, o valor da função custo deste vetor é comparado com os valores correspondentes aos vetores candidatos. Nas iterações subsequentes, o deslocamento no espaço da busca guiada é feito com a escolha do vetor que apresente o maior ganho na função custo em relação ao vetor ótimo precedente, enquanto houver vetores candidatos que apresentem algum ganho e durante uma quantidade limitada de iterações. Ao término das iterações, o vetor candidato que alcançar o melhor resultado neste processo seletivo será declarado como o vetor informação de saída do algoritmo. Esta estratégia de busca caracteriza o algoritmo LS clássico.

O algoritmo de busca 1-opt LS, aplicado ao problema de detecção SIMO DS/CDMA, realiza buscas guiadas pelo vetor candidato $\underline{\mathbf{b}}$ que maximiza a função custo combinada linearmente a partir dos sinais recebidos em N antenas, conforme descrito em (2.12) e reproduzido aqui por conveniência:

$$f(\underline{\mathbf{b}}) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Omega_n(\underline{\mathbf{b}}). \quad (3.4)$$

Para o sistema SIMO DS/CDMA sujeito a canais com desvanecimento, a função custo Ω_n pode ser descrita como:

$$\Omega_n(\underline{\mathbf{b}}) = 2\Re \{ \underline{\mathbf{b}}^T \mathbf{C}_n^H \mathbf{A} \mathbf{y}_n^{\text{MFB}} \} - \underline{\mathbf{b}}^T \mathbf{C}_n \mathbf{A} \mathbf{R} \mathbf{A} \mathbf{C}_n^H \underline{\mathbf{b}}. \quad (3.5)$$

No esquema de detecção 1opt-LS-MuD, o algoritmo de busca adota como vetor inicial a saída do banco de filtros casados, $\hat{\mathbf{b}}^{\text{MFB}}$, e realiza a busca pelo melhor vetor candidato no subespaço compreendido por $\mathcal{D}_1(\hat{\mathbf{b}}^{\text{MFB}})$. O número máximo de iterações no processo de busca é estabelecido pelo parâmetro de entrada N_{it} , e a quantidade efetiva de iterações realizadas para cada vetor de entrada, que é vinculada ao ganho em f dos vetores candidatos correspondentes, será representada por $n_{\text{it}} \leq N_{\text{it}}$. A cada iteração, o melhor vetor candidato é armazenado; este será utilizado na iteração seguinte como vetor inicial. O vetor resultante deste processo seletivo de busca guiada será denotado por $\hat{\mathbf{b}}^{\text{LS}}$.

O pseudo-código para o algoritmo de busca local 1-opt LS é descrito no Algoritmo 1. O desempenho obtido pelo algoritmo 1-opt LS é avaliado nas Seções 5.2 e 5.3.

Algoritmo 1 *One-optimum Local Search*

Entrada: $\hat{\mathbf{b}}^{\text{MFB}}$; N_{it} ; **Saída:** $\hat{\mathbf{b}}$;
início
 $t = 0$;
1. Início da busca local: $t = 1$;
 a. $\mathbf{b}_{\text{best}}[1] = \hat{\mathbf{b}}^{\text{MFB}}$;
 b. $f_{\text{best}}[1] = f(\mathbf{b}_{\text{best}}[1])$;
2. **para** $t = 1, 2, \dots, N_{\text{it}}$,
 a. Geração dos vetores candidatos com distância de Hamming unitária, denotados por $\underline{\mathbf{b}}_i[t]$, $i = 1, 2, \dots, K$;
 b. Cálculo de $f_i[t] = f(\underline{\mathbf{b}}_i[t])$;
 c. **se** $\exists \underline{\mathbf{b}}_i[t]$, $(j \neq i) : [f(\underline{\mathbf{b}}_i[t]) > f(\mathbf{b}_{\text{best}}[t])] \wedge [f(\underline{\mathbf{b}}_i[t]) > f(\underline{\mathbf{b}}_j[t])]$,
 $f_{\text{best}}[t+1] \leftarrow f_i[t]$;
 $\mathbf{b}_{\text{best}}[t+1] \leftarrow \underline{\mathbf{b}}_i[t]$;
 senão,
 vá para 3;
 fim de se
 fim de para
3. $\hat{\mathbf{b}}^{\text{LS}} = \mathbf{b}_{\text{best}}$;
fim

3.3 Algoritmo de Busca Local 1-adapt LS

Durante a busca pelo melhor vetor candidato, a quantidade de cálculos da função custo pode ser limitada com o uso de um determinado limiar. Chase (1972) estabeleceu um critério de parada baseado nas informações inerentes ao canal, selecionando um número fixo dos bits menos confiáveis a serem invertidos. Diferentemente do critério de parada de Chase, um limiar dinâmico para o algoritmo 1-opt LS é usado aqui para reduzir a sua complexidade. Este novo algoritmo, denominado *1-adaptive Local Search* (1-adapt LS), classifica os sinais recebidos em ordem crescente de amplitude; vetores candidatos com distância de Hamming unitária são gerados, seguindo a ordem de classificação dos sinais (do mais fraco para o mais forte), e suas respectivas funções custo são avaliadas; caso o valor de f não seja incrementado dentro de uma quantidade pré-estabelecida de avaliações consecutivas, denotada aqui pelo parâmetro κ , o processo de busca é interrompido e uma nova busca é iniciada. Em geral, κ é determinado por uma fração do número de usuários ativos no sistema. O pseudo-código para o algoritmo 1-adapt LS com classificação das amplitudes dos usuários é descrito no Algoritmo 2.

Similarmente ao detector 1opt-LS-MuD, este esquema de detecção multiusuário emprega o vetor $\widehat{\mathbf{b}}^{\text{MFB}}$ na entrada do algoritmo de busca local. A classificação das potências dos sinais recebidos é feita a partir da matriz diagonal de amplitudes:

$$\mathbf{G}_n = \mathbf{M}_n \mathbf{A} = \text{diag}(g_{n,1}, g_{n,2}, \dots, g_{n,K}). \quad (3.6)$$

Assim, a amplitude média do sinal recebido relativo ao k -ésimo usuário pode ser calculada através da combinação linear dos sinais nas N antenas correspondentes:

$$\mathbf{g}_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N g_{n,k}. \quad (3.7)$$

O vetor $\mathbf{g} = [\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2, \dots, \mathbf{g}_K]^T$ é formado para auxiliar a classificação das potências de todos os sinais dos usuários ativos; os elementos do vetor de entrada do algoritmo são ordenados na mesma sequência de \mathbf{g} e a função custo inicial é então calculada; em seguida, o primeiro vetor candidato é gerado a partir do vetor de entrada, invertendo-se o bit relacionado ao sinal de menor potência, e a sua função custo é comparada com a função custo inicial; se houver ganho em f , o próximo vetor candidato é gerado; caso contrário, o algoritmo incrementa um índice que, se alcançar o valor pré-determinado de κ , interrompe o processo de busca. Somente se algum vetor candidato apresentar ganho em f , o algoritmo avança para a próxima iteração, onde o melhor vetor candidato selecionado na iteração atual será declarado o novo vetor inicial, assim como acontece no algoritmo 1-opt LS. O vetor resultante também será chamado de $\widehat{\mathbf{b}}^{\text{LS}}$.

Quando o algoritmo 1-adapt LS prioriza a inversão dos bits de informação dos usuários mais fracos, assumindo que estes sinais tenham uma maior probabilidade de erro na recepção, a eficácia da busca pelo melhor vetor candidato é potencializada. Assim, é possível reduzir a complexidade do detector limitando-se o número de sinais processados, quando o aumento relativo nos valores da SNR ao longo da iteração indicar a estagnação no ganho da função custo. Este método resulta na diminuição da quantidade média de cálculos da função custo por iteração, em comparação ao algoritmo de busca local *1-optimum*. A quantidade média de cálculos de f , que será denotada por ζ_{avg} , é obtida por:

$$\zeta_{\text{avg}} = \frac{\sum_{j=1}^{n_{\text{it}}} \zeta_j}{n_{\text{it}}}, \quad (3.8)$$

onde ζ_j denota a quantidade total de cálculos de f realizados durante a j -ésima iteração; n_{it} representa o número total de iterações. O desempenho obtido pelo algoritmo 1-adapt LS é avaliado nas Seções 5.2 e 5.3.

Algoritmo 2 *One-adaptive Local Search*

Entrada: $\widehat{\mathbf{b}}^{\text{MFB}}$; N_{it} ; \mathbf{g} ; κ ; **Saída:** $\widehat{\mathbf{b}}$;
início
 $t = 0$;
1. Classificação dos sinais: \mathbf{g} (ordem crescente de amplitude), dado $\mathbf{g}_k[t]$,
 $k = 1, 2, \dots, K$, com $\mathbf{g}_k[t] \leq \mathbf{g}_{k+1}[t]$;
2. Início da busca local: $t = 1$; $\ell = 0$;
 a. $\mathbf{b}_{\text{best}}[1] = \widehat{\mathbf{b}}^{\text{MFB}}$;
 b. $f_{\text{best}}[1] = f(\mathbf{b}_{\text{best}}[1])$;
3. **para** $t = 1, 2, \dots, N_{\text{it}}$,
 enquanto $\ell < \kappa$,
 a. Geração dos vetores candidatos com distância de Hamming unitária
 denotados por $\underline{\mathbf{b}}_i[t]$, $i = 1, 2, \dots, K$;
 b. Cálculo de $f_i[t] = f(\underline{\mathbf{b}}_i[t])$;
 se $f_i[t] > f_{\text{best}}[t]$,
 $f_{\text{best}}[t+1] \leftarrow f_i[t]$;
 $\mathbf{b}_{\text{best}}[t+1] \leftarrow \underline{\mathbf{b}}_i[t]$;
 $\ell = 0$;
 senão
 $\ell = \ell + 1$;
 fim de se
 fim de enquanto
 se $f_{\text{best}}[t+1] = f_{\text{best}}[t]$,
 vá para 4;
 fim de se
 fim de para
4. $\widehat{\mathbf{b}}^{\text{LS}} = \mathbf{b}_{\text{best}}$;
fim

3.4 Detectores MuD Híbridos

Na detecção multiusuário DS/CDMA, a aproximação da inversão da matriz pelo método de expansão polinomial é combinada aos mecanismos de busca a fim de se obter um melhor compromisso entre complexidade e desempenho quase-ótimo. Neste trabalho de Dissertação, é proposta uma estrutura híbrida onde um subespaço adaptativo de busca é implementado como melhoria ao detector multiusuário apresentado em Mozaffaripour e Tafazolli (2007). A Fig. 3.2 ilustra a topologia genérica para os esquemas híbridos de detecção PE-LS-MuD.

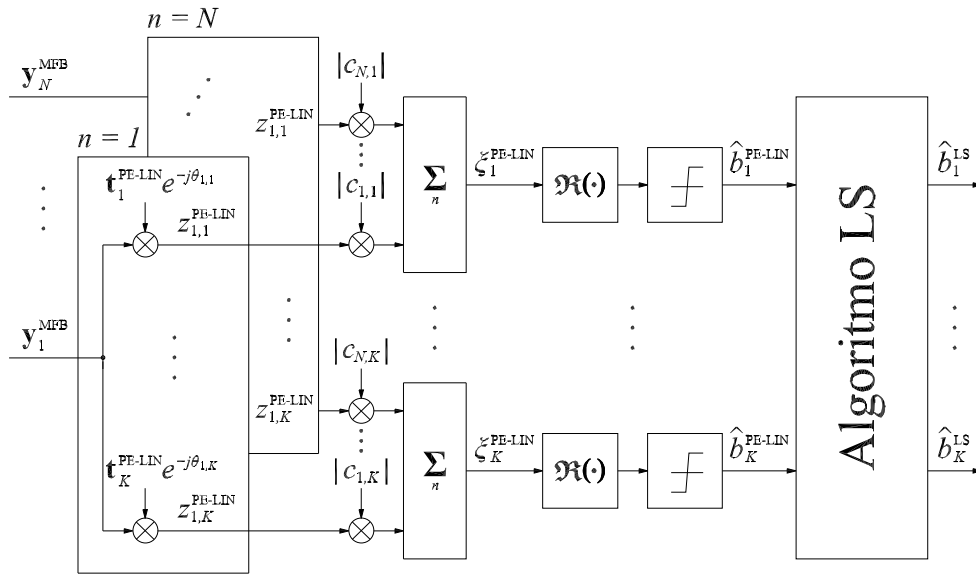


Figura 3.2: Topologia genérica para os detectores híbridos PE-LS-MuD.

3.4.1 Detector MuD Híbrido PE-MMSE 1opt-LS

Uma estrutura de detecção formada por um algoritmo subótimo de busca local, em conjunto com um estágio primário de detecção multiusuário polinomial, foi apresentada em Mozaffaripour e Tafazolli (2007). Os resultados apresentados neste artigo citado mostram que a utilização do método de busca local promove um ganho no desempenho do detector PE-MuD. No entanto, isto não implica num grande crescimento da complexidade computacional do detector, visto que os dois estágios da estrutura utilizam informações similares no processo de detecção, como por exemplo a matriz de correlação cruzada e as informações inerentes ao canal. Esta estrutura foi reproduzida aqui utilizando-se, no primeiro estágio, do detector PE-MMSE com N_t termos na expansão e com α estimado pelo método dos círculos de Gerschgorin; o algoritmo 1-opt LS, descrito no Algoritmo 1, é aplicado no segundo estágio da estrutura híbrida, conforme esquematizado na

Fig. 3.2. A complexidade computacional destes dois estágios é discutida em detalhes no Cap. 4. A partir deste ponto, o detector resultante desta combinação será identificado como híbrido PE-MMSE 1opt-LS-MuD.

3.4.2 Detector MuD Híbrido PE-MMSE 1adapt-LS

Em vista do bom compromisso entre desempenho e complexidade verificado para a estrutura híbrida citada na Subseção anterior, foram propostas aqui modificações no estágio de busca local, constituindo-se o detector multiusuário PE-MMSE seguido pelo novo algoritmo de busca local 1-adapt LS (GÖTZ; ABRÃO, 2013a). Esta topologia de recepção, esquematizada na Fig. 3.2, será avaliada sob condições realísticas de canais móveis sem fio no Capítulo 5. Os resultados numéricos apontam que o algoritmo de busca local de baixa complexidade proporciona um ganho considerável no desempenho do detector MuD PE clássico, o que resulta em um detector híbrido com excelente compromisso entre desempenho e complexidade computacional. Nesta Dissertação, o esquema de detecção formado pela combinação entre o método PE-MMSE e o algoritmo 1adapt-LS é identificado como híbrido PE-MMSE 1adapt-LS-MuD. Na Seção 5.3, ambos os detectores híbridos PE-MMSE 1opt-LS e 1adapt-LS-MuD têm os seus desempenhos avaliados e comparados entre si.

4 Complexidade Computacional

A métrica da complexidade computacional é definida aqui como o número total de operações de ponto flutuante (*flops – floating-point operations*) (GOLUB; LOAN, 1996) necessárias para cada detector realizar suas funções durante um período de bit i . As operações consideradas aqui são: multiplicação, comparação, geração de número aleatório e seleções. A complexidade é expressa como uma função do número de usuários (K), antenas receptoras (N) e iterações necessárias para convergência (n_{it}). O valor da complexidade computacional do detector 1adapt-LS-MuD é expresso como uma função da quantidade média de cálculos da função custo por iteração (ζ_{avg}), uma vez que a quantidade de cálculos da função custo não é constante durante o ciclo de iterações. Os efeitos da MAI e as variações da SNR influenciam o valor de ζ_{avg} .

Aqui é importante salientar que o cálculo da função custo em (2.10) é o fator mais significativo na determinação da complexidade dos detectores baseados nos algoritmos de busca. Os termos $\mathbf{C}_n^H \mathbf{A} \mathbf{y}_n^{MFB}$ e $\mathbf{C}_n \mathbf{ARAC}_n^H$ são avaliados fora do ciclo de iterações e são adotados constantes durante a busca guiada do detector. O número resultante de operações necessárias para estes dois termos é $4K^3 + 6K^2$, e estes são calculados N vezes (uma vez para cada antena). Dentro do ciclo de iterações, o número de operações necessárias para a avaliação de cada vetor candidato através da função custo é $N(3K^2 + 2K)$.

A Tabela 4.1 mostra a complexidade computacional para os detectores PE-MMSE com N_t termos na expansão polinomial e α estimado pelo método dos círculos de Gerschgorin, para os detectores 1opt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD com n_{it} iterações realizadas, bem como para os detectores lineares e o detector ML, sendo estes detectores parte de um sistema com modulação BPSK e N antenas no receptor.

Tabela 4.1: Complexidade Computacional

MuD	flops
ML	$2^K N (K^2 + 3K) + N (4K^3 + 6K^2 + 2K)$
DEC-MuD	$N (2K^3/3 + K)$
MMSE-MuD	$N [2K^3/3 + 3K + 2(K - 1)]$
PE-MMSE-MuD com $\hat{\alpha}$	$N[3K^2 + K(N_t^2 + 2) + 4]$
lopt-LS-MuD	$n_{it} [KN(3K^2 + 2K) + 2K + 2] + N(3K^3 + 4K^2 + 2K) + 1$
ladapt-LS-MuD	$n_{it} [\zeta_{avg} N(3K^2 + 2K) + 3K + 3] + N(3K^3 + 4K^2 + 2K) + 1$

4.1 Detectores PE-MMSE-MuD e Linear MMSE-MuD

O gráfico da Fig. 4.1 confronta a complexidade computacional do detector linear MMSE-MuD à complexidade do detector PE-MMSE-MuD sob canais SISO, em função da quantidade de usuários K e do número de termos na expansão polinomial N_t . A linha de cruzamento entre as duas superfícies indica o limite da região onde o emprego do detector polinomial pode ser mais vantajoso, sob o ponto de vista do custo computacional. Por exemplo, em um sistema com $K = 21$ usuários, o detector PE-MMSE-MuD possui menor complexidade utilizando até 14 termos na expansão.

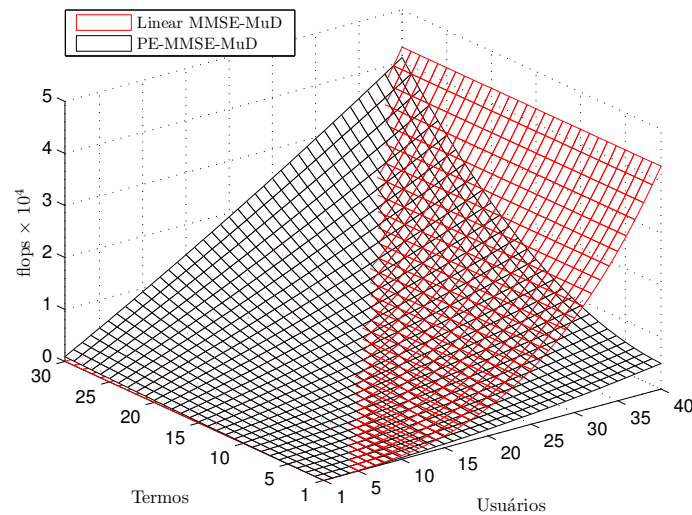


Figura 4.1: Complexidade do detector PE-MMSE-MuD em sistema SISO, em função da quantidade de usuários no sistema e do número de termos na expansão polinomial.

Já em canais SIMO, como pode ser visto na Fig. 4.2, a taxa de crescimento da complexidade computacional do detector linear MMSE-MuD, em função do número de antenas no receptor, é substancialmente maior do que aquela referente

ao detector MuD PE com $N_t \leq 3$ termos. No próximo Capítulo, o desempenho em termos de BER para ambos os detectores é avaliado, com o propósito de se caracterizar o compromisso desempenho-complexidade para o detector PE-MMSE-MuD em diferentes cenários de comunicação sem fio.

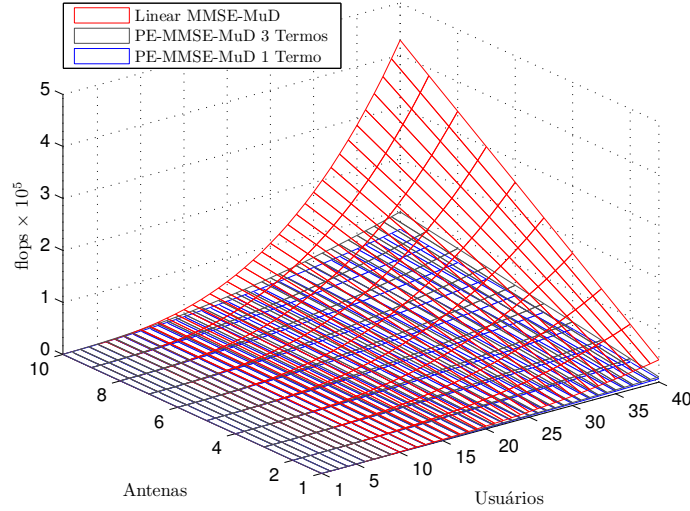


Figura 4.2: Complexidade do detector PE-MMSE-MuD em sistema SIMO, em função da quantidade de usuários no sistema e do número de antenas no receptor.

4.2 Detectores 1opt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD

A Fig. 4.3 mostra a complexidade computacional dos algoritmos de busca local, em função do aumento do carregamento do sistema \mathcal{L} . Os valores de ζ_{avg} empregados no cálculo da complexidade do algoritmo 1-adapt LS foram obtidos através de simulações considerando $\kappa = \lfloor 0,4 \cdot K \rfloor$, em sistema SISO DS/CDMA com ganho de processamento $L = 63$. Quando se observa os pontos calculados para $K = 27$ usuários, nas curvas com $N_{\text{it}} = 3$ iterações, a diferença entre as complexidades dos algoritmos 1opt-LS-MuD *versus* 1adapt-LS-MuD é de $\approx 10^5$ flops. Para um número de usuários fixado em $K = 51$, a diferença de complexidade cresce para $\approx 6,7 \cdot 10^5$. Conforme será visto no Cap. 5, os resultados de desempenho obtidos com o emprego do algoritmo 1-adapt LS na detecção multiusuário subótima DS/CDMA expressam o excelente compromisso entre desempenho e complexidade proporcionado por este algoritmo adaptativo.

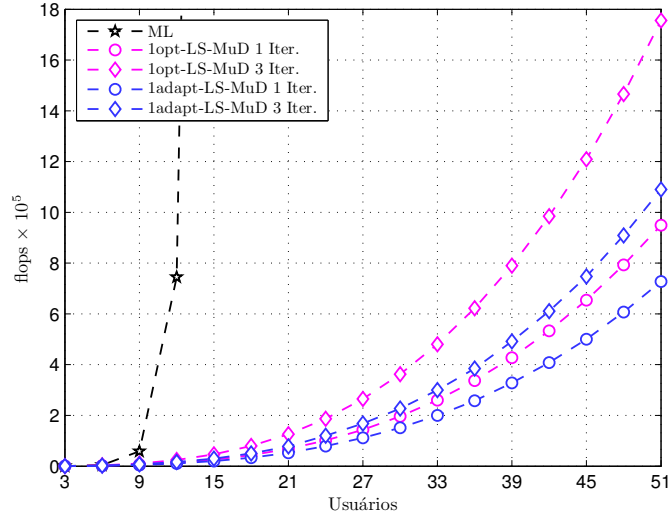


Figura 4.3: Complexidade dos algoritmos 1-opt LS e 1-adapt LS empregados na detecção multiusuário, dada em flops; sistema SISO; $L = 63$; algoritmo 1-adapt LS com $\kappa = [0, 4 \cdot K]$.

4.3 Detectores Híbridos PE-MMSE LS-MuD

A complexidade dos esquemas híbridos de detecção PE-MMSE 1opt-LS-MuD e PE-MMSE 1adapt-LS-MuD, em função do número de termos na expansão polinomial e da quantidade de usuários ativos no sistema, é mostrada na Fig. 4.4. A contribuição do valor de N_t para a complexidade total dos detectores híbridos é relativamente baixa, o que pode ser notado observando-se a pequena diferença entre as complexidades referentes a $N_t = 1$ termo e $N_t = 30$ termos.

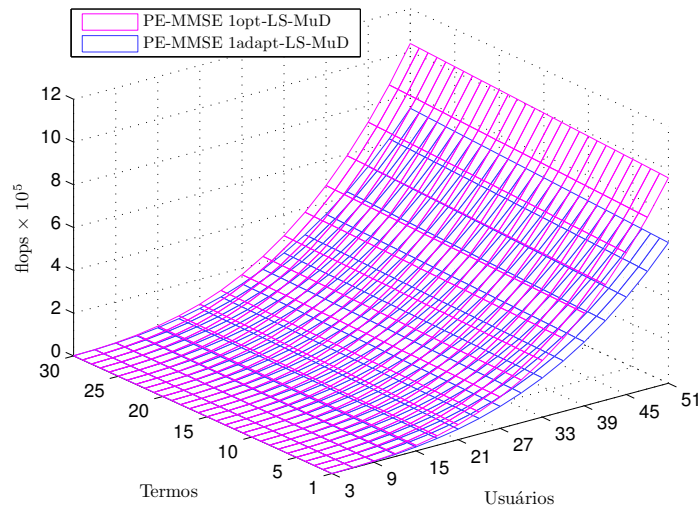


Figura 4.4: Complexidade dos detectores híbridos PE-MMSE 1opt-LS-MuD e PE-MMSE 1adapt-LS-MuD em sistema SISO, em função da quantidade de usuários no sistema e do número de termos na expansão polinomial; algoritmos de busca local com $N_{it} = 1$ iteração; algoritmo 1-adapt LS com $\kappa = [0, 4 \cdot K]$.

5 Análise de Desempenho

Neste Capítulo, o desempenho de detectores multiusuário subótimos baseados na aproximação por expansão polinomial da matriz inversa de correlação cruzada, bem como detectores de busca local e híbridos, são avaliados por meio do método de simulação Monte Carlo (SMC). Os sistemas de comunicação DS/CDMA SISO e SIMO foram avaliados sob canais com desvanecimento Rayleigh plano, cujos coeficientes (magnitude e fase) foram perfeitamente estimados no receptor mas desconhecidos no transmissor. A robustez destes detectores a eventuais erros na estimativa dos coeficientes de canal e da SNR deverá ser avaliada em trabalhos futuros. O número de antenas nos receptores avaliados neste trabalho de Dissertação foi fixado em $N = 1$ antena (sistema SISO) e $N \in \{2, 3\}$ antenas (sistema SIMO); a SNR considerada nas simulações para sistema SISO varia de 0 a 38 dB. Para sistemas SIMO com $N = 2$ e $N = 3$ antenas, os valores máximos de SNR são de 24 dB e 30 dB, respectivamente; códigos de espalhamento espectral do tipo Gold com ganho de processamento $L \in \{31, 63\}$ foram adotados em um sistema DS/CDMA com taxa única de transmissão (SRT – *Single-Rate Transmission*); além disso, o número de iterações dos algoritmos de busca esteve limitado a $N_{it} \in [0; 10]$ iterações e o número de termos empregados na expansão polinomial foi restrito a $N_t \in [1; 20]$ termos. A Tab. 5.1 resume as características gerais do sistema e do canal de comunicação DS/CDMA adotados nas simulações.

5.1 Desempenho dos Detectores por Expansão Polinomial

A avaliação do desempenho do sistema SISO com detector PE-MMSE-MuD é feita a partir de simulações Monte Carlo, as quais utilizam o parâmetro α_{opt} e cujos resultados são apresentados na Fig. 5.1(a). Este gráfico mostra o desempenho do detector por expansão polinomial em função do número de termos utilizados na expansão em série de Neumann, N_t , e o compara ao detector linear MMSE-MuD; o limite de desempenho quando há apenas um único usuário ativo

Tabela 5.1: Características do Sistema de Comunicação

Sistema DS/CDMA	
Número de estações rádio base	ERB = 1
Número de terminais móveis	$K \in [9; 30]$
Sequência de espalhamento	Gold
Ganho de processamento	$L \in \{31, 63\}$
Número de antenas receptoras	$N \in \{1, 2, 3\}$
Frequência da portadora	$f = 2$ GHz
Velocidade do móvel	$v = 120$ km/h
Relação sinal-ruído	SNR $\in [0; 38]$ dB
Efeito perto-longe	NFR ^(I) $\in [-5; 5]$ dB NFR ^(II) $\in [-30; 30]$ dB
Canal	
Ruído	AWGN
Desvanecimento	Rayleigh plano
Detectores	
PE-MMSE-MuD	
Número de termos	$N_t \in [1; 20]$
1opt-LS-MuD	
Número de iterações	$N_{it} \in [0; 10]$
1adapt-LS-MuD	
Número de iterações	$N_{it} \in [0; 10]$
Limite de cálculos de f	$\kappa \in [[0, 2 \cdot K]; K]$

no sistema (SuB – *Single-user Bound*) também é utilizado como referência na comparação dos detectores avaliados. Neste ambiente de simulação, o sistema DS/CDMA opera com carregamento de $\mathcal{L} \approx 68\%$ e não apresenta o efeito perto-longe, i.e., NFR = 0 dB. O desempenho do detector MuD PE com α_{opt} é muito próximo ao desempenho dos detectores lineares, sobretudo com $N_t \geq 3$ termos. Mesmo na região de alta SNR, o detector linear e o detector PE-MMSE-MuD com α_{opt} mantêm a inclinação assintótica das suas curvas de desempenho, i.e., não apresentam degradação acentuada de desempenho na forma de BER *floor*, como ocorre com o detector Convencional (MFB).

A Fig. 5.1(b) mostra o desempenho do detector PE-MMSE-MuD em sistema SISO, com o valor do parâmetro α estimado pelo método dos círculos de Gerschgorin através da Eq. (2.40). A quantidade de termos utilizados na expansão polinomial do PE-MMSE-MuD, com o parâmetro $\hat{\alpha}$, tem maior influência na BER quando se observa a região de alta SNR. Utilizando-se apenas um termo na expansão, o desempenho do detector polinomial é pouco melhor que o desempenho do MFB. Nas regiões de baixa e média SNR, o emprego de 5 ou 7 termos garante um desempenho bastante próximo ao desempenho dos detectores lineares, porém com reduzida complexidade computacional, conforme discutido no Cap. 4.

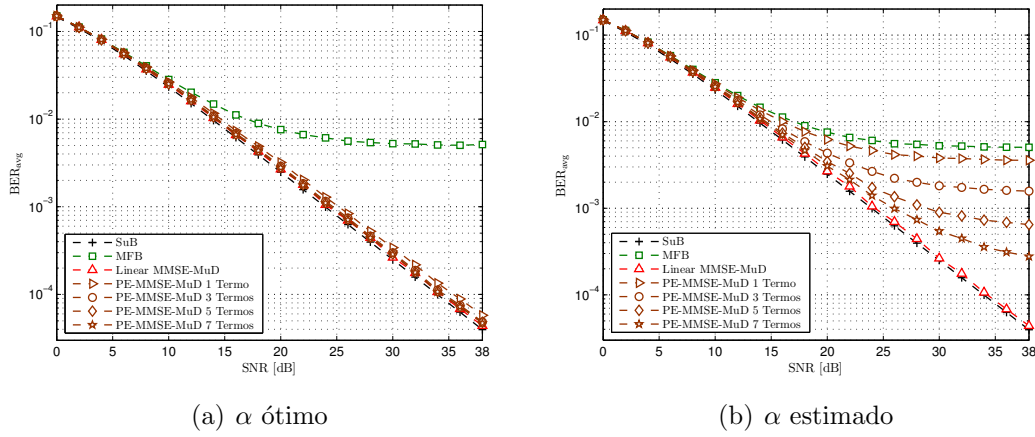


Figura 5.1: Desempenho do detector PE-MMSE-MuD em função da SNR, para diferentes quantidades de termos na expansão polinomial, com o parâmetro α_{opt} em (a) e com o parâmetro α estimado pelo método dos círculos de Gerschgorin em (b); sistema SISO; canal com desvanecimento Rayleigh plano e ausência de efeito perto-longe; $K = 21$ usuários; espalhamento espectral com ganho de processamento $L = 31$, utilizando-se sequências de Gold.

5.1.1 Desempenho dos Detectores por Expansão Polinomial em Sistemas SIMO

A diversidade espacial é explorada nas simulações subsequentes, cujos resultados são apresentados nas Figuras 5.2(a) e 5.2(b); admite-se controle perfeito de potência dos usuários, de tal sorte a se obter no receptor $\text{NFR} = 0$ dB. Para o detector linear MMSE-MuD, o ganho de diversidade obtido com o emprego de $N = 2$ antenas no receptor é praticamente o ganho máximo de diversidade, $\delta_{\text{MMSE}} \approx \delta_{\text{max}} = 2$. No entanto, este ganho de diversidade é reduzido substancialmente para o detector PE-MMSE-MuD, uma vez que ocorre o efeito do BER *floor*, sendo mais pronunciado para valores reduzidos de N_t . Somente para valores de $N_t \geq 7$ termos, o detector PE-MMSE-MuD com α estimado é capaz de proporcionar diversidade máxima nas regiões de baixa e média SNR.

Com $N = 3$ antenas, a Fig. 5.2(b) indica que o mesmo detector linear MMSE-MuD também atingiu uma diversidade igual à máxima $\delta_{\text{MMSE}} \approx \delta_{\text{max}} = 3$, considerando SNR até 20 dB. No entanto, observe-se que para o detector polinomial MMSE com $\hat{\alpha}$ e $N_t = 3$ termos, os resultados para o ganho de diversidade em sistemas SIMO com $N = 2$ e $N = 3$ antenas aproximaram-se do máximo, sendo $\delta_{\text{MMSE}} = 1,8$ e $\delta_{\text{MMSE}} = 3$, respectivamente, nas regiões de média SNR. Mas, novamente, o efeito do BER *floor* sobre a redução do ganho de diversidade faz-se presente, principalmente quando N_t é pequeno, i.e., para $N_t \leq 3$ termos.

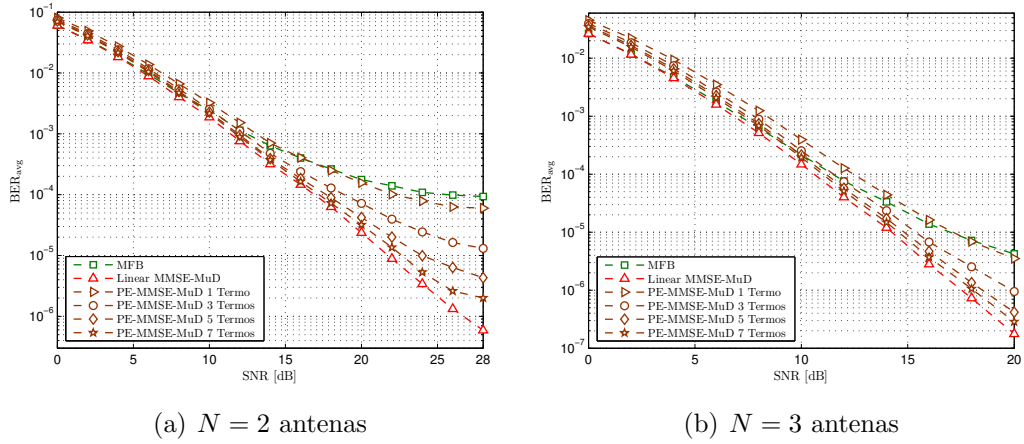


Figura 5.2: Desempenho do detector PE-MMSE-MuD em função da SNR, para diferentes quantidades de termos na expansão polinomial, com o parâmetro α estimado pelo método dos círculos de Gerschgorin; sistema SIMO com $N = 2$ antenas em (a) e com $N = 3$ antenas em (b); canal com desvanecimento Rayleigh plano e ausência de efeito perto-longe; $K = 21$ usuários; seqüências de Gold e $L = 31$.

5.2 Desempenho dos Detectores de Busca Local

Nesta Seção, os detectores multiusuário de busca local são avaliados em ambientes de comunicação sem fio com a presença do efeito perto-longe. Neste contexto, a SNR média, denotada por SNR_{avg} , é estabelecida a partir da classificação de dois grupos de usuários cujos sinais transmitidos possuem potências relativas dadas por:

$$\begin{aligned} \text{NFR}_+^{(1)} &= P_{\text{interf}} - P_{\text{interesse}} = +5 \text{ dB} \quad (K/3 \text{ usuários}); \\ \text{NFR}_-^{(1)} &= P_{\text{interf}} - P_{\text{interesse}} = -5 \text{ dB} \quad (K/3 \text{ usuários}), \end{aligned}$$

onde $P_{\text{interf}} = A_{i,\text{interf}}^2$ e $P_{\text{interesse}} = A_{j,\text{interesse}}^2$ representam as potências de transmissão normalizadas para o i -ésimo sinal interferente e o j -ésimo sinal de interesse, respectivamente.

No receptor, as amplitudes dos sinais desvanecidos são combinadas linearmente conforme a Eq. (3.7). Uma amostragem para a distribuição das amplitudes dos sinais recebidos, com padrão de disparidade de potência definido por $\text{NFR}^{(1)}$, é ilustrada na Fig. 5.3, onde foi considerada uma janela de observação de 1000 transmissões em um sistema SISO com $K = 30$ usuários. Na Fig. 5.3(a) os sinais estão dispostos na ordem original do vetor sinal recebido. Os sinais ordenados pelo algoritmo proposto 1-adapt LS, seguindo a classificação por ordem crescente de amplitude, são mostrados na Fig. 5.3(b).

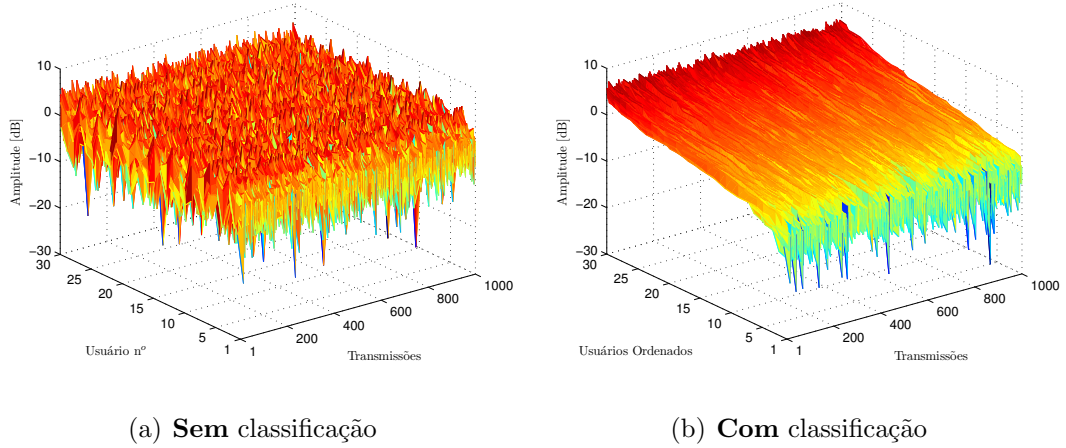


Figura 5.3: Distribuição das amplitudes dos sinais recebidos, **sem** classificação em (a) e **com** classificação por ordem crescente de amplitude em (b).

Além disso, para avaliar a robustez dos detectores ao efeito perto-longe, foram desenvolvidas simulações em ambientes com apenas um grupo de usuários interferentes, cujos sinais apresentam uma distribuição de potências de transmissão em ampla faixa de valores:

$$\text{NFR}^{(\text{II})} \in [-30; 30] \text{ dB } (K/2 \text{ usuários}).$$

Resultados numéricos para a robustez dos detectores sob a condição de $\text{NFR}^{(\text{II})}$ serão discutidos na Subseção 5.2.2, a partir das Figuras 5.9, 5.10 e 5.11.

Observe-se que no contexto do desbalanço de potência, i.e., na presença do efeito perto-longe, a ser analisado nesta Seção, a SNR média (SNR_{avg}) e a taxa média de erro de bit (BER_{avg}) referem-se somente aos grupos de usuários de interesse ($K/3$ ou $K/2$ usuários).

5.2.1 Detectores 1opt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD

A velocidade de convergência, que pode ser entendida como o número de iterações necessárias para o algoritmo de busca local alcançar um determinado nível de confiabilidade na detecção, é utilizada para avaliar o desempenho dos detectores multiusuário de busca local. Aqui, o detector linear MMSE-MuD é utilizado como referência de desempenho e confiabilidade.

As curvas de convergência para os detectores 1opt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD são mostradas na Fig. 5.4. Diferentes valores de κ são adotados no algoritmo de busca com menor complexidade computacional, em um cenário de comunicação sob alta SNR e médio carregamento do sistema. A partir da Fig. 5.4, pode-se

inferir que as velocidades de convergência dos algoritmos 1-opt LS e 1-adapt LS são equivalentes entre si para todos os valores adotados do parâmetro κ . Os pontos de BER após a convergência (BER mínima) são pouco piores quando $\kappa \leq \lfloor 0,2 \cdot K \rfloor$, o que não compromete o bom desempenho do algoritmo 1-adapt LS quando $\kappa = \lfloor 0,2 \cdot K \rfloor$.

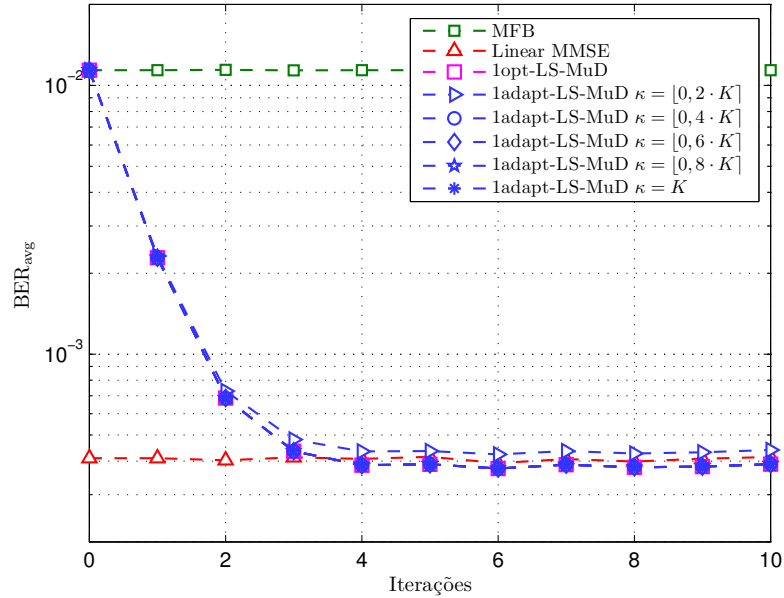


Figura 5.4: Convergência do detector 1adapt-LS-MuD com diferentes valores adotados de κ , em comparação ao detector 1opt-LS-MuD; $K = 21$ usuários; seqüências de Gold e $L = 31$; sistema SISO; desvanecimento Rayleigh plano, SNR = 30 dB e efeito NFR⁽¹⁾.

A Fig. 5.5 mostra o desempenho em termos de BER para o detector 1opt-LS-MuD, em função do crescimento da SNR, e o compara ao desempenho do MFB e ao limite de desempenho SuB. Os resultados mostrados na Fig. 5.5(a) são obtidos para um sistema com controle perfeito de potência, enquanto a Fig. 5.5(b) mostra o desempenho do algoritmo de busca local na presença do efeito NFR⁽¹⁾. Nestes cenários, o algoritmo 1-opt LS com $N_{it} = 1$ iteração não apresenta um bom desempenho, atingindo a BER *floor* a partir de SNR ≈ 32 dB. Na ausência do efeito perto-longe, o detector 1opt-LS-MuD com $N_{it} \geq 5$ iterações apresenta desempenho similar à referência SuB em todas as regiões de SNR observadas; na presença do efeito NFR⁽¹⁾, a curva de desempenho do algoritmo de busca local é deslocada em aproximadamente 2 dB, mas mantém a sua inclinação assintótica similar à curva de referência SuB para $N_{it} \geq 5$ iterações.

As curvas de desempenho dos detectores 1opt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD são comparadas na Fig. 5.6, a qual mostra resultados de simulações com 1 e 3 iterações no processo de busca local. É possível observar que, com $N_{it} = 1$

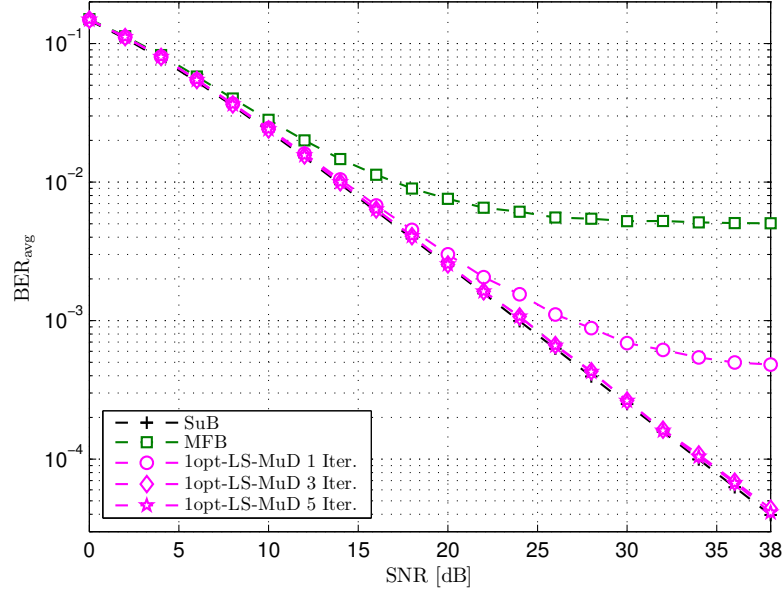
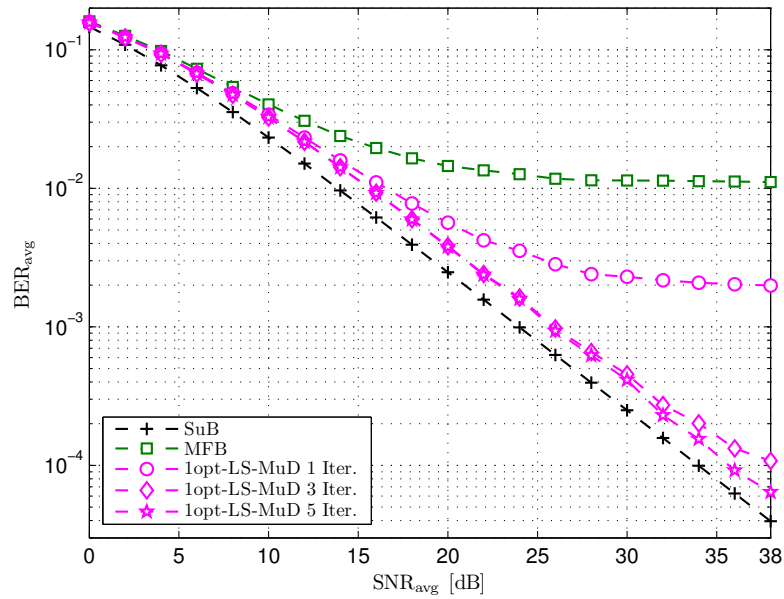
(a) $NFR = 0$ (b) $NFR^{(1)}$

Figura 5.5: Probabilidade de erro do detector 1opt-LS-MuD em função da SNR, para diferentes valores de N_{it} ; $K = 21$ usuários; sequências de Gold e $L = 31$; sistema SISO; desvanecimento Rayleigh plano sem efeito perto-longe em (a) e com efeito $NFR^{(1)}$ em (b).

iteração, o algoritmo de menor complexidade 1-adapt-LS-MuD alcança um desempenho equivalente ao 1-opt LS para qualquer valor do parâmetro κ adotado. Aumentando-se o número de iterações, a influência de κ sobre o desempenho do detector 1adapt-LS-MuD cresce marginalmente e, somente na região de alta SNR com a presença do efeito NFR⁽¹⁾, pode-se notar uma degradação marginal para o caso $\kappa = [0, 2 \cdot K]$, conforme sugere a Fig. 5.6(d). Na presença do efeito perto-longe, o incremento de iterações nos algoritmos LS (de $N_{it} = 1$ para $N_{it} = 3$ iterações) promove uma melhoria substancial no desempenho de ambos os detectores LS-MuD avaliados, conforme mostram as Figuras 5.6(b) e 5.6(d), respectivamente. No entanto, a complexidade computacional do algoritmo 1-adapt LS cresce em menor proporção com o incremento de N_{it} , conforme mostrado na Fig. 4.3.

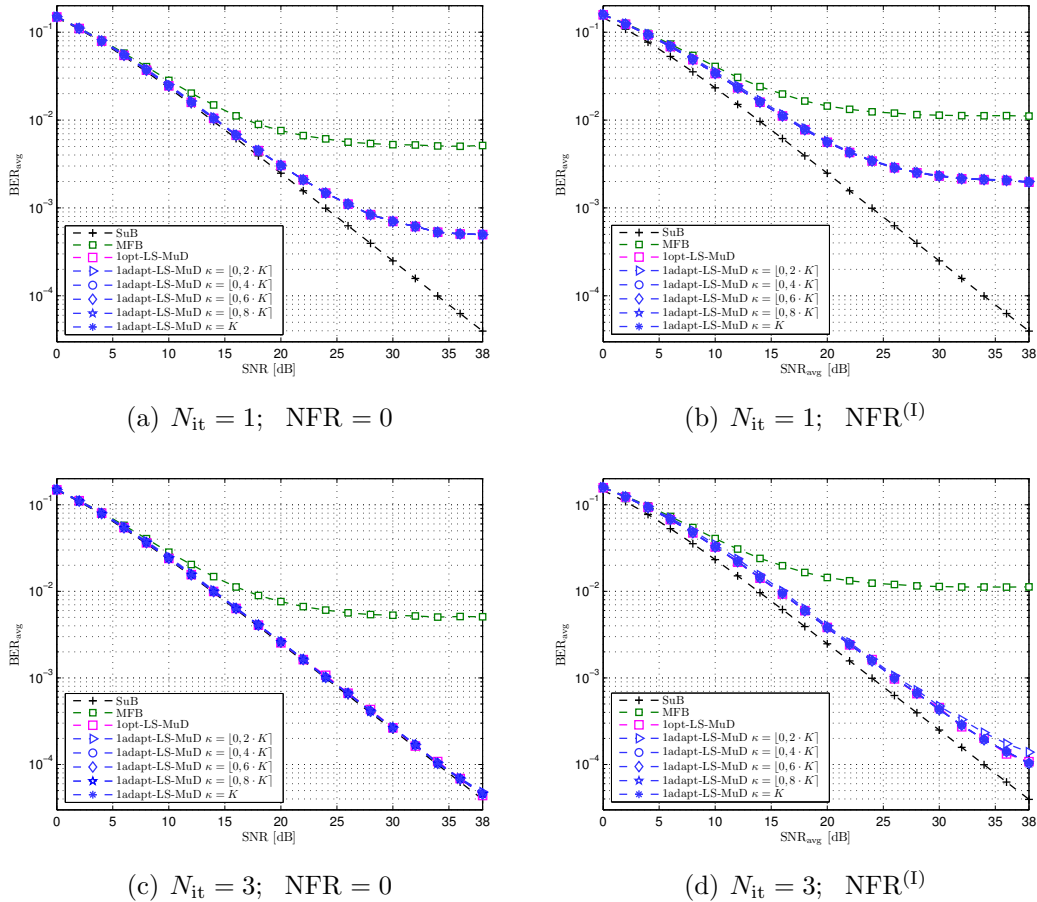


Figura 5.6: Probabilidade de erro do detector 1adapt-LS-MuD em função da SNR, para diferentes valores adotados de κ ; $N_{it} = 1$ iteração em (a) e (b) e $N_{it} = 3$ iterações em (c) e (d); $K = 21$ usuários; sequências de Gold e $L = 31$; sistema SISO; canal com desvanecimento Rayleigh plano sem efeito perto-longe em (a) e (c) e com efeito NFR⁽¹⁾ em (b) e (d).

A Fig. 5.7 salienta a importância da classificação dos sinais em função de suas amplitudes. O desempenho do algoritmo 1-adapt LS é sensivelmente melhorado

quando há disparidade de potências recebidas e a detecção segue uma classificação dos sinais. Ao observar a grande perda no desempenho que o algoritmo adaptativo sofre sem esta classificação, ainda que seja atribuído valor elevado ao parâmetro κ , fica evidente que a classificação dos sinais cumpre a sua função de potencializar a eficácia da busca pelo melhor vetor candidato. Mas esta estratégia é insuficiente para eliminar completamente o efeito da interferência de múltiplo acesso na região de alta SNR, quando o ruído térmico torna-se secundário, causando o efeito BER *floor*.

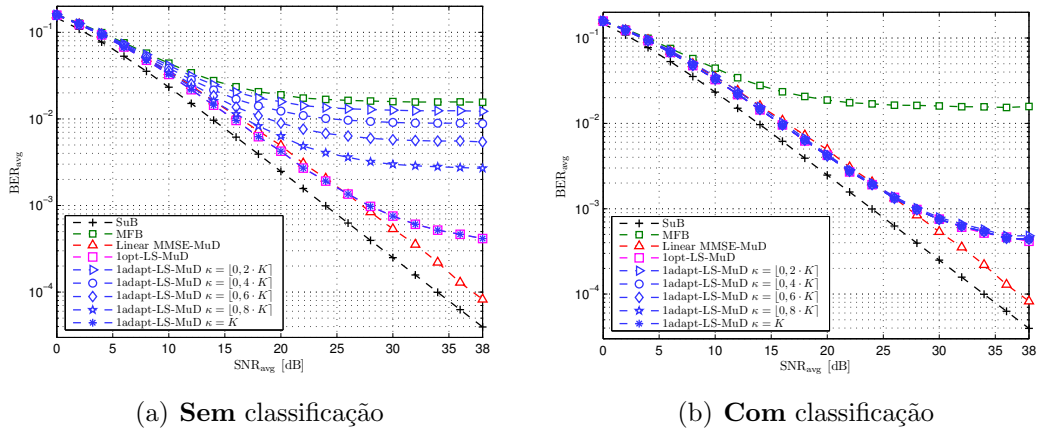


Figura 5.7: Desempenho do detector 1adapt-LS-MuD **sem** classificação dos sinais em (a) e **com** classificação dos sinais em ordem crescente de amplitude em (b); sistema SISO; canal com desvanecimento Rayleigh plano e efeito NFR⁽¹⁾; $K = 30$ usuários; sequências de Gold e $L = 31$; algoritmos LS com $N_{it} = 3$ iterações.

5.2.2 Desempenho dos Detectores de Busca Local em Sistemas SIMO e Análise de ζ_{avg}

A partir dos resultados mostrados nas Figuras 5.8(b) e 5.8(d), e através da Eq. (1.5), os maiores valores de ganho de diversidade alcançados pelo detector 1opt-LS-MuD com $N_{it} = 3$ iterações são $\delta \approx \delta_{max} = 2,0$ para $N = 2$ antenas e $\delta = 2,88$ para $N = 3$ antenas. Estes mesmos valores de δ são alcançados pelo detector 1adapt-LS-MuD com $\kappa \geq [0,4 \cdot K]$. Ressalte-se que estes valores de ganho foram obtidos numericamente para uma faixa de média a alta SNR; no entanto, devido à existência de BER *floor*, os ganhos de diversidade obtidos com tais detectores são reduzidos (a zero) à medida que a SNR tende a infinito.

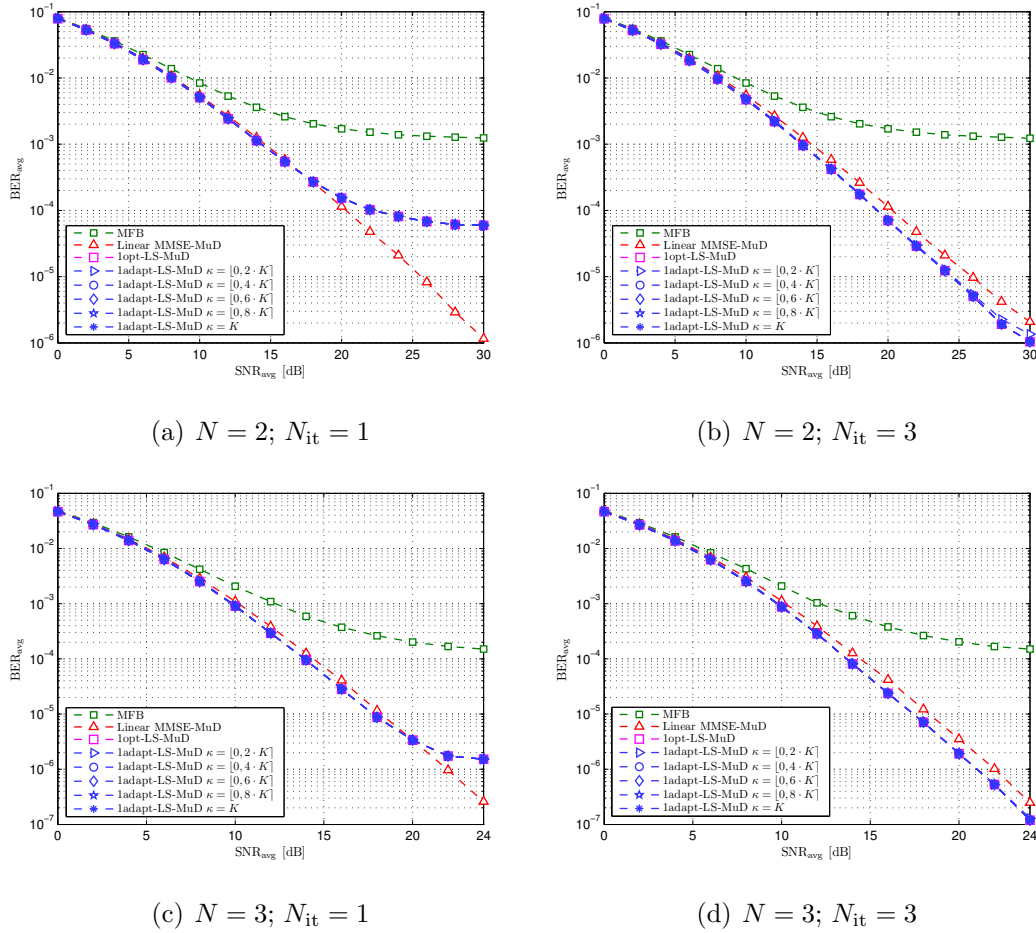


Figura 5.8: Probabilidade de erro do detector 1adapt-LS-MuD em função da SNR, para diferentes valores adotados de κ ; sistema SIMO com $N = 2$ antenas em (a) e (b) e com $N = 3$ antenas em (c) e (d); algoritmo 1-adapt LS com $N_{it} = 1$ iteração em (a) e (c) e com $N_{it} = 3$ iterações em (b) e (d); canal com desvanecimento Rayleigh plano; $K = 30$ usuários; seqüências de Gold e $L = 31$.

Conforme mostram as Figuras 5.9, 5.10 e 5.11, aumentando-se o nível da interferência de múltiplo acesso, verifica-se que os detectores fundamentados nos algoritmos de busca local 1-opt LS e 1-adapt LS não são robustos ao crescimento do efeito perto-longe dado por $NFR^{(II)}$. No sistema SISO, mostrado na Fig. 5.9, estes detectores são muito vulneráveis à MAI. Mas o acréscimo do número de antenas no receptor e do número de iterações nos algoritmos de busca local, tem como efeito o aumento da largura da faixa de NFR onde estes detectores apresentam robustez ao efeito perto-longe. Por exemplo, com $N = 3$ antenas e $N_{it} = 3$ iterações, esta faixa se encontra no intervalo $[-30; 10]$ dB. Estes resultados de simulação também mostram a variação da quantidade média de cálculos da função custo por iteração (ζ_{avg}) em razão dos níveis de NFR, ilustrando de forma elementar a complexidade computacional do algoritmo adaptativo de busca. Para este algoritmo, o crescimento de ζ_{avg} frente ao aumento do efeito perto-longe não é completamente eficiente no seu combate, embora o crescimento de N_{it} o seja.

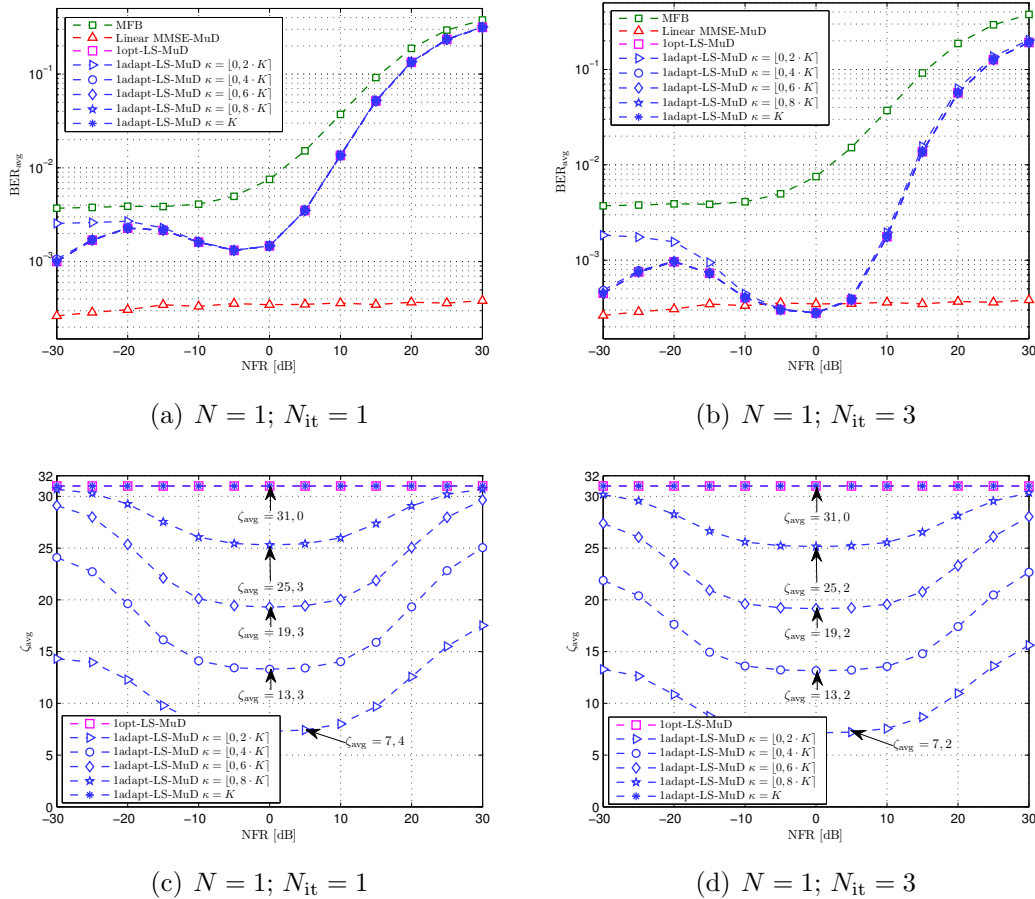


Figura 5.9: Robustez ao efeito perto-longe dado por $NFR^{(II)}$ dos detectores lopt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD; algoritmos de busca local com $N_{it} = 1$ iteração em (a) e com $N_{it} = 3$ iterações em (b); respectivas quantidades médias de cálculos da função custo em (c) e (d); $K = 30$ usuários; seqüências de Gold e $L = 31$; sistema SISO; canal com desvanecimento Rayleigh plano e $SNR = 30$ dB.

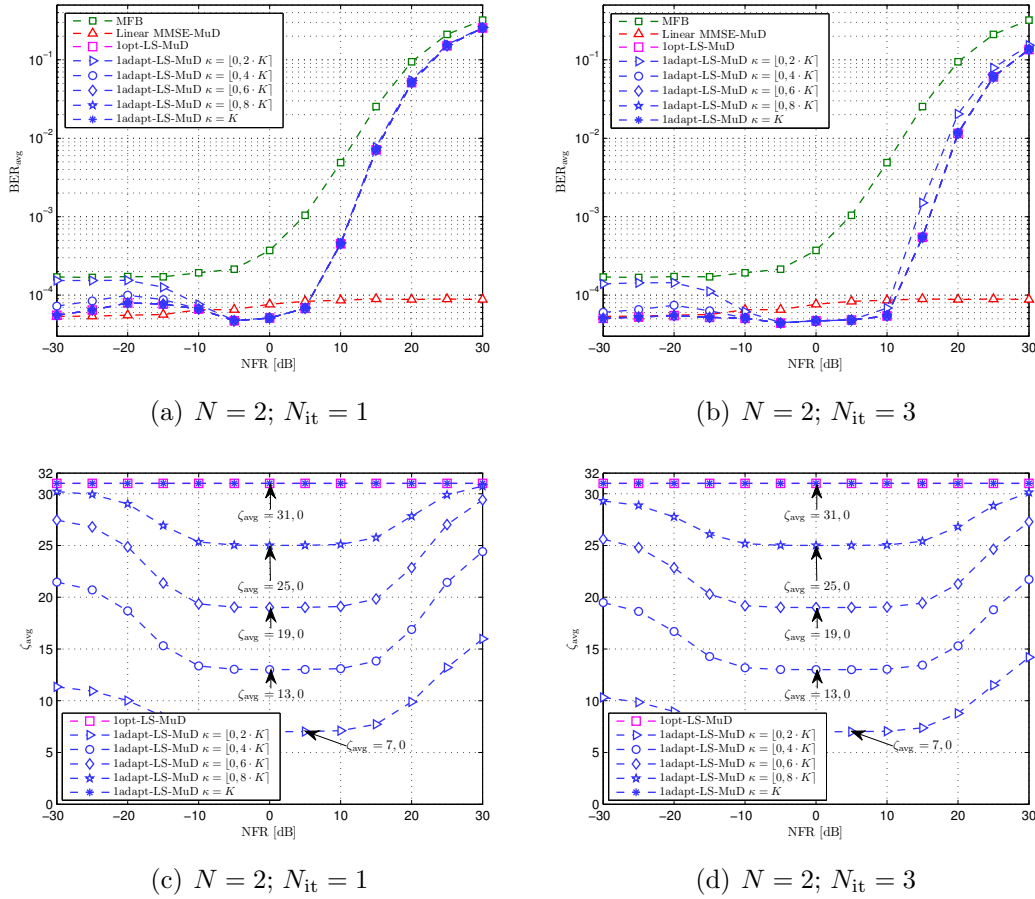


Figura 5.10: Robustez ao efeito perto-longe dado por $NFR^{(II)}$ dos detectores lopt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD; algoritmos de busca com $N_{it} = 1$ iteração em (a) e com $N_{it} = 3$ iterações em (b); respectivas quantidades médias de cálculos da função custo em (c) e (d); $K = 30$ usuários; seqüências de Gold e $L = 31$; sistema SIMO com $N = 2$ antenas; canal com desvanecimento Rayleigh plano e $SNR = 18$ dB.

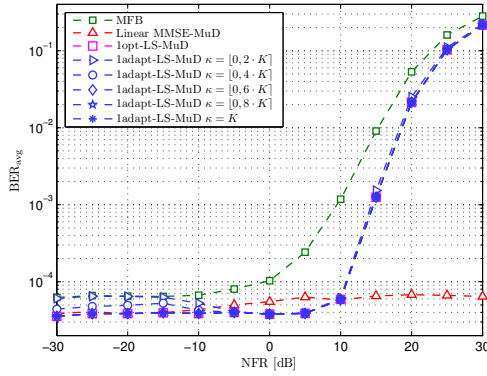
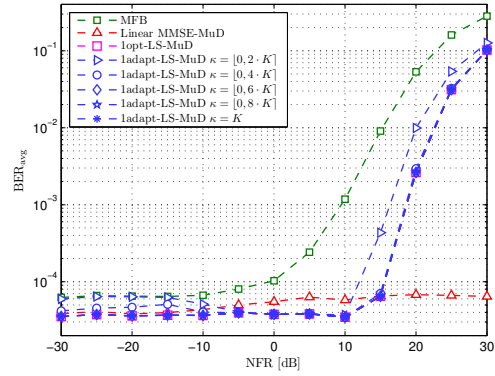
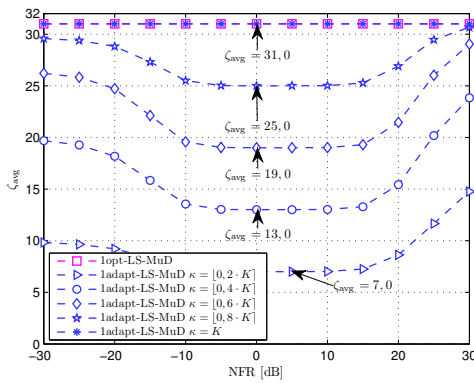
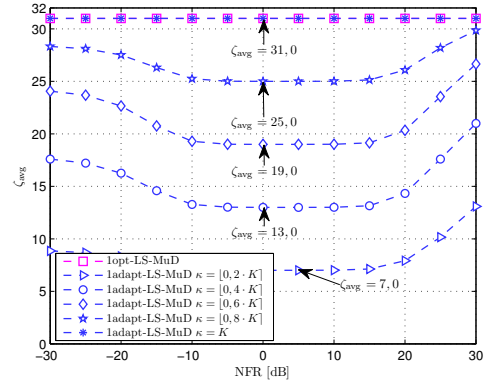
(a) $N = 3; N_{it} = 1$ (b) $N = 3; N_{it} = 3$ (c) $N = 3; N_{it} = 1$ (d) $N = 3; N_{it} = 3$

Figura 5.11: Robustez ao efeito perto-longe dado por $NFR^{(II)}$ dos detectores lopt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD; algoritmos de busca com $N_{it} = 1$ iteração em (a) e com $N_{it} = 3$ iterações em (b); respectivas quantidades médias de cálculos da função custo em (c) e (d); $K = 30$ usuários; seqüências de Gold e $L = 31$; sistema SIMO com $N = 3$ antenas; canal com desvanecimento Rayleigh plano e $SNR = 12$ dB.

A Figura 5.12 mostra a robustez dos detectores 1opt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD ao carregamento do sistema \mathcal{L} e à variação de N_{it} , em três diferentes configurações de antenas no receptor: $N = 1, 2$ e 3 antenas. O número de iterações utilizadas nos algoritmos de busca local se encontra no intervalo $N_{it} \in [1; 5]$.

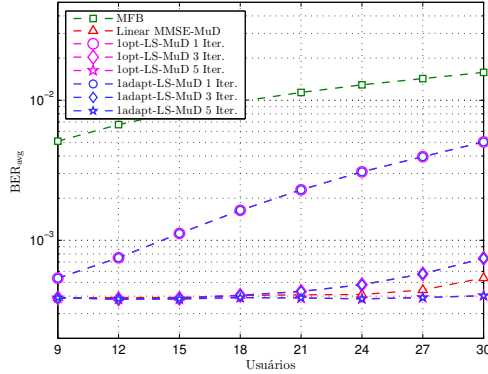
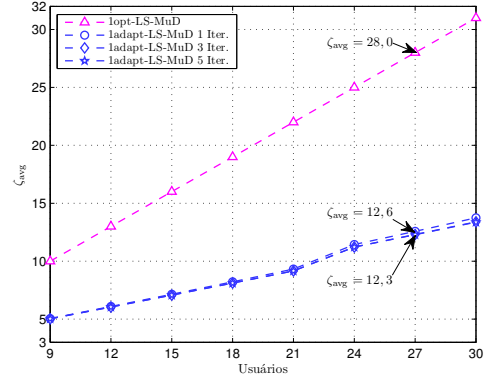
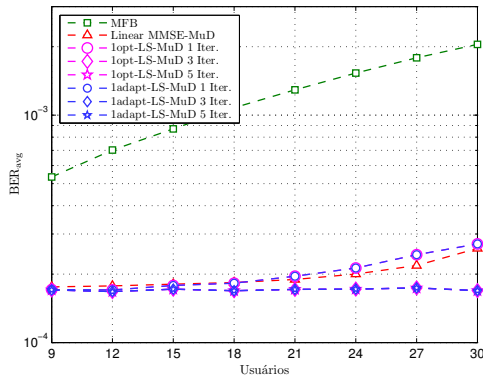
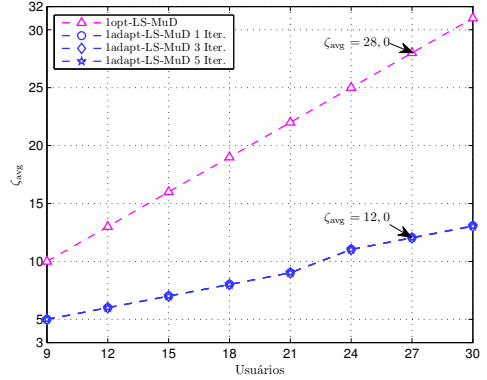
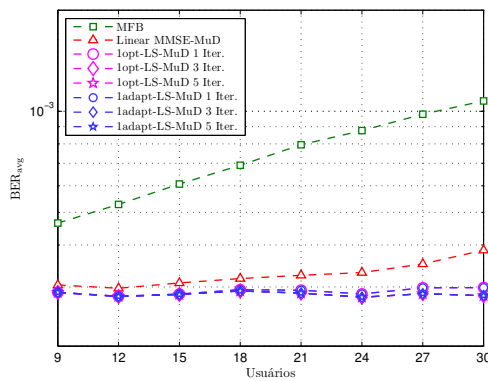
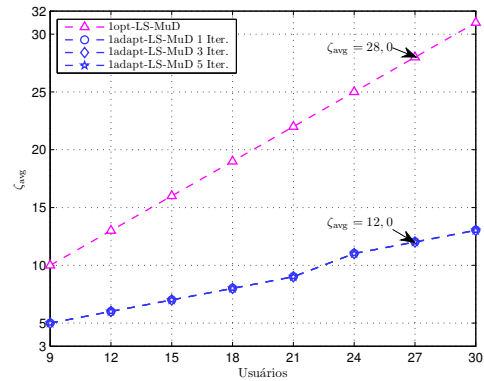
(a) $N = 1$; $\text{SNR}_{\text{avg}} = 30$ dB(b) $N = 1$; $\text{SNR}_{\text{avg}} = 30$ dB(c) $N = 2$; $\text{SNR}_{\text{avg}} = 18$ dB(d) $N = 2$; $\text{SNR}_{\text{avg}} = 18$ dB(e) $N = 3$; $\text{SNR}_{\text{avg}} = 12$ dB(f) $N = 3$; $\text{SNR}_{\text{avg}} = 12$ dB

Figura 5.12: Robustez ao carregamento do sistema para o detector 1adapt-LS-MuD com $\kappa = \lfloor 0,4 \cdot K \rfloor$ em (a), (c) e (e) e as respectivas quantidades médias de cálculos da função custo em (b), (d) e (f), em comparação ao detector 1opt-LS-MuD; sequências de Gold e $L = 31$; sistema com $N = 1$ antena em (a) e (b), $N = 2$ antenas em (c) e (d) e $N = 3$ antenas em (e) e (f); canal com desvanecimento Rayleigh plano, $\text{SNR}_{\text{avg}} = 30$ dB em (a) e (b), $\text{SNR}_{\text{avg}} = 18$ dB em (c) e (d) e $\text{SNR}_{\text{avg}} = 12$ dB em (e) e (f); efeito NFR^(I).

No sistema SISO, os algoritmos de busca com $N_{it} = 1$ iteração são bastantes sensíveis ao crescimento de \mathcal{L} , como mostra a Fig. 5.12(a). Porém, verifica-se no gráficos das Figuras 5.12(c) e 5.12(e) que a exploração da diversidade espacial confere maior confiabilidade e robustez ao carregamento do sistema nos casos dos detectores 1opt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD, especialmente quando $N_{it} \geq 3$ iterações. Ademais, nas Figuras 5.12(b), 5.12(d) e 5.12(f) é possível verificar a variação de ζ_{avg} em função do aumento de \mathcal{L} . Embora as taxas de erro de bit verificadas para ambos os detectores 1opt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD, operando com $N_{it} = 3$ iterações num sistema SISO com $K = 27$ usuários, por exemplo, sejam praticamente idênticas, o valor de ζ_{avg} para o algoritmo adaptativo é de aproximadamente 56%. Em sistemas SIMO com 2 ou 3 antenas no receptor, esta diferença é de aproximadamente 57%. Estes resultados comprovam que o algoritmo proposto 1-adapt LS é capaz de atingir um excelente compromisso entre desempenho e complexidade em cenários de comunicação sem fio com elevado carregamento do sistema.

A Fig. 5.13 indica a variação da quantidade média de cálculos da função custo em cada iteração, verificada no algoritmo 1-adapt LS com $N_{it} = 3$ iterações, em razão do aumento da SNR. Nesta simulação, foi considerado $K = 27$ usuários em um sistema com única antena no receptor. Na primeira iteração, os intervalos de variação do valor mensurado de ζ_{avg} são pequenos em relação ao número de usuários, e tendem a desaparecer quando a SNR cresce. Para o algoritmo de busca local com $\kappa = [0, 6 \cdot K]$, a variação de ζ_{avg} se encontra no intervalo $[17, 6; 20, 5]$ e para o algoritmo de busca com $\kappa = [0, 2 \cdot K]$ esta variação é menor, encontrando-se no intervalo $[6, 6; 7, 0]$. Em resumo, a variação da quantidade média de cálculos da função custo, com relação à faixa de SNR, inicialmente cresce com aumento de κ e em seguida tende a zero quando $\kappa \rightarrow K$, indicando que a condição de maior variabilidade está em torno de $\kappa = [0, 5 \cdot K]$.

Nas iterações seguintes, o que se verifica é uma considerável redução do valor mensurado de ζ_{avg} , o qual se aproxima de zero quando a SNR cresce. Comparando-se o gráfico da Fig. 5.13(a) com o desempenho do algoritmo 1-adapt LS com $N_{it} = 1$ iteração em sistema SISO, na Fig. 5.6(b), é possível concluir que o acréscimo do número de iterações no algoritmo adaptativo de busca promove uma notável melhoria no desempenho do detector, com um pequeno crescimento relativo na sua complexidade computacional. Assim, a utilização de $N_{it} = 3$ iterações ou mais (até o algoritmo alcançar a convergência) garante um bom compromisso entre desempenho e complexidade para este esquema de detecção.

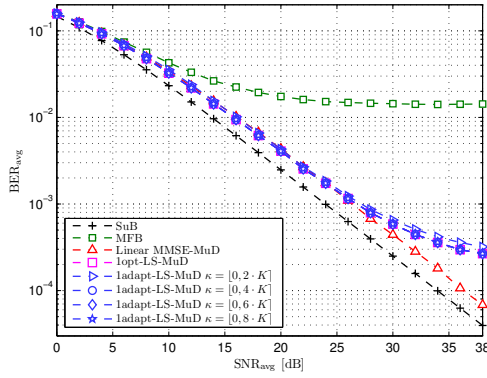
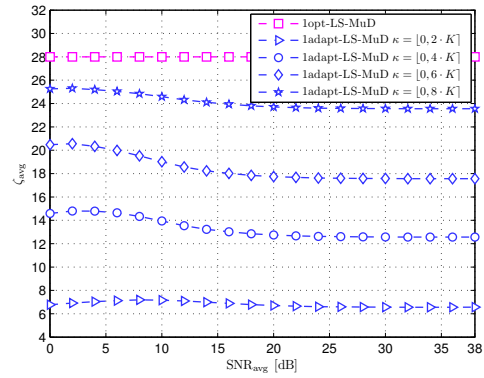
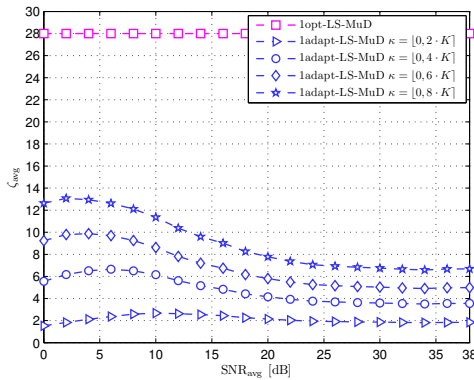
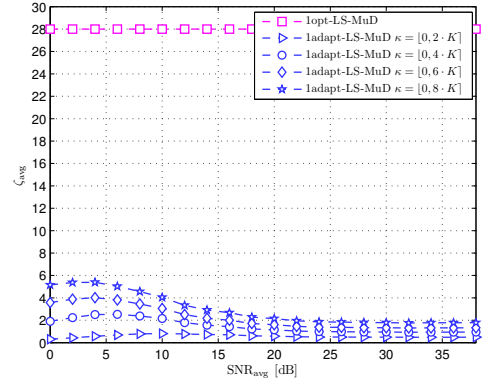
(a) Desempenho com $N_{it} = 3$ (b) Variação de ζ_{avg} na 1ª iteração(c) Variação de ζ_{avg} na 2ª iteração(d) Variação de ζ_{avg} na 3ª iteração

Figura 5.13: Desempenho dos detectores 1opt-LS-MuD e 1adapt-LS-MuD com $N_{it} = 3$ iterações em (a); quantidade média de cálculos da função custo (ζ_{avg}) em razão do aumento da SNR, por iteração, em (b) 1ª iteração, (c) 2ª iteração e (d) 3ª iteração; $K = 27$ usuários; sequências de Gold e $L = 31$; sistema SISO; canal com desvanecimento Rayleigh plano e efeito NFR⁽¹⁾.

A distribuição estatística das quantidades de cálculos da função custo (ζ) em cada uma das três primeiras iterações, contabilizadas numa janela de observação de 10^5 transmissões, é mostrada nas Figuras 5.14 e 5.15. Esta distribuição permite analisar a demanda de cálculos de f em cada iteração para diferentes valores adotados de κ . O objetivo desta análise é encontrar fatores no sistema e/ou no canal que estejam relacionados com a demanda de ζ , o que permitiria selecionar os sinais que compõe as variáveis da função custo e, assim, reduzir significativamente a complexidade computacional do algoritmo adaptativo de busca local.

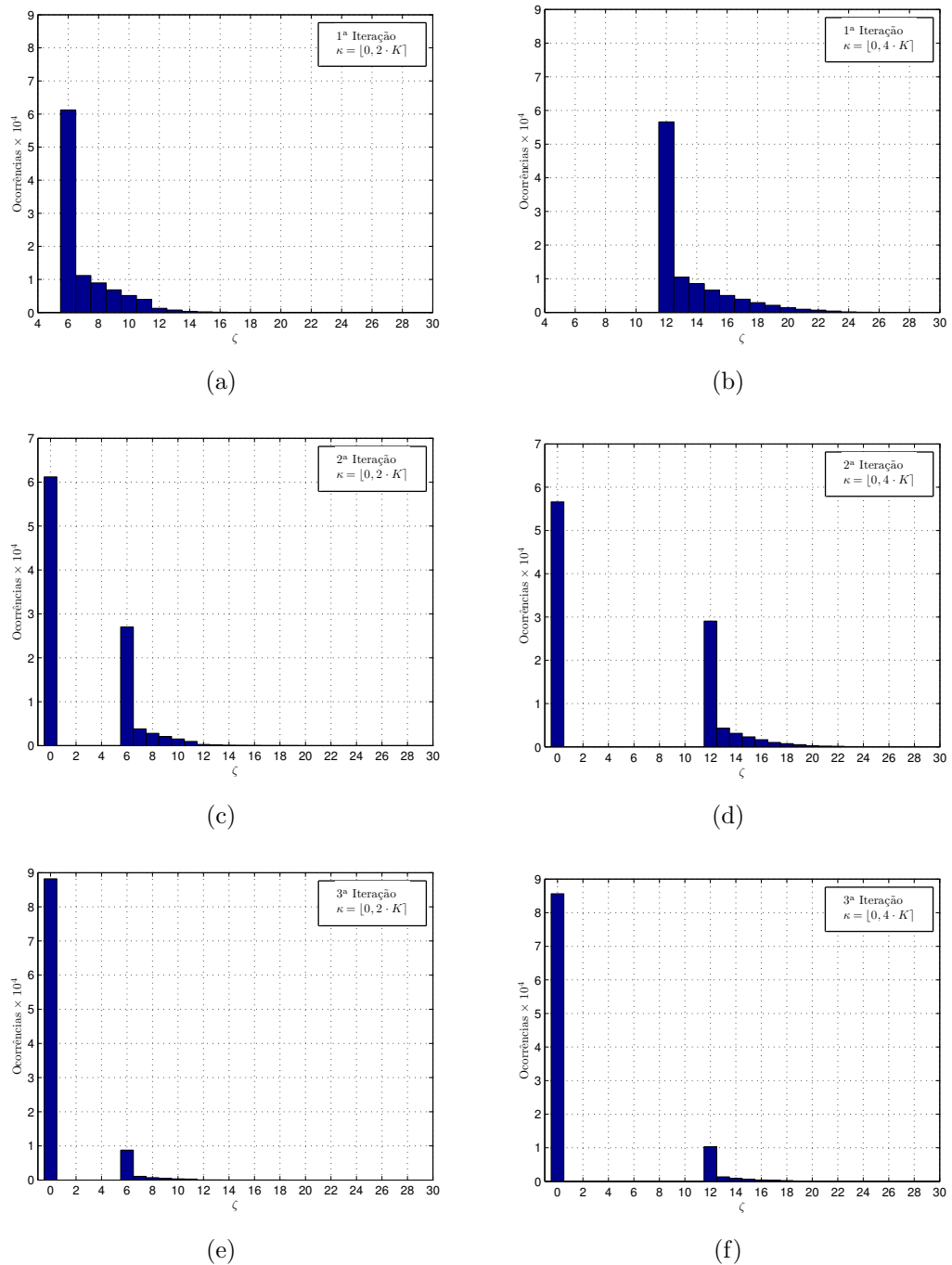


Figura 5.14: Distribuição estatística de ζ verificada em três iterações consecutivas do algoritmo 1-adapt LS com $\kappa = [0, 2 \cdot K]$ em (a), (c) e (e), e $\kappa = [0, 4 \cdot K]$ em (b), (d) e (f); sistema SISO; $K = 27$ usuários; seqüências de Gold e $L = 31$; canal com desvanecimento Rayleigh plano, $\text{SNR}_{\text{avg}} = 12$ dB e efeito NFR⁽¹⁾.

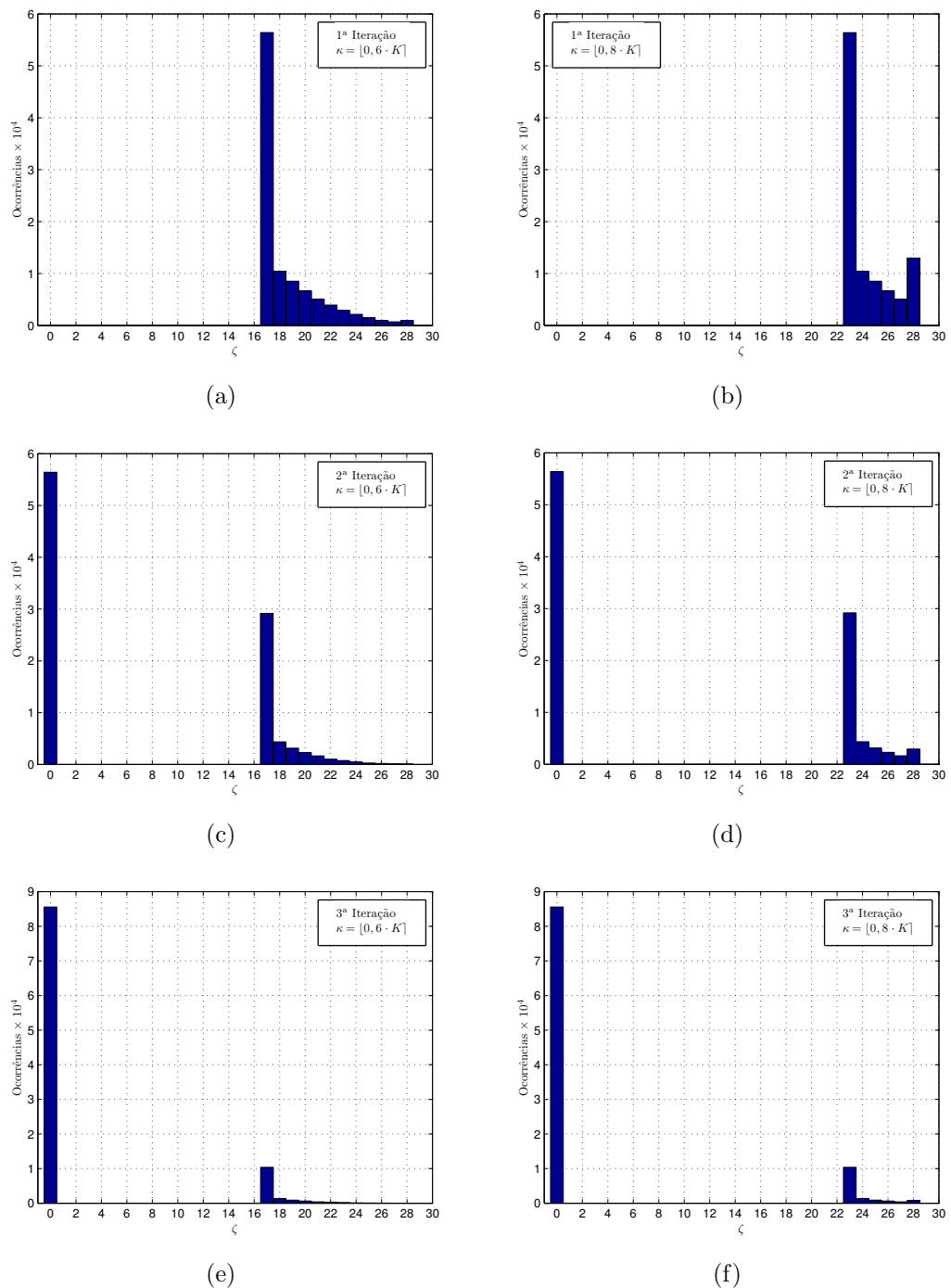


Figura 5.15: Distribuição estatística de ζ verificada em três iterações consecutivas do algoritmo 1-adapt LS com $\kappa = [0, 6 \cdot K]$ em (a), (c) e (e), e $\kappa = [0, 8 \cdot K]$ em (b), (d) e (f); sistema SISO; $K = 27$ usuários; seqüências de Gold e $L = 31$; canal com desvanecimento Rayleigh plano, $\text{SNR}_{\text{avg}} = 12$ dB e efeito NFR⁽¹⁾.

5.3 Desempenho dos Detectores MuD Híbridos

Através das curvas de desempenho dos detectores híbridos PE-MMSE 1opt-LS-MuD e PE-MMSE 1adapt-LS-MuD, mostradas na Fig. 5.16, é possível notar que a combinação entre os métodos de detecção multiusuário se torna atrativa apenas quando se utiliza uma quantidade mínima de termos na expansão polinomial, $N_t \geq N_t^{\min}$, e que esta quantidade mínima varia de acordo com o número de antenas no receptor e com o número de iterações nos algoritmos de busca. Conforme foi mostrado na Fig. 4.4, o aumento do número de termos na expansão polinomial não representa, relativamente, um aumento significativo na complexidade computacional dos detectores híbridos. Este resultado motiva o projetista a adotar valores elevados de N_t no primeiro estágio do detector híbrido, obviamente dentro de um limite que preserve o bom compromisso entre desempenho e complexidade proposto para este esquema.

Remetendo-se o leitor novamente aos resultados da Fig. 5.16, e tomando-se a curva de desempenho do detector 1adapt-LS-MuD com $\kappa = \lfloor 0,4 \cdot K \rfloor$ como referência na avaliação dos detectores híbridos, pode-se concluir que, no sistema SISO, o emprego do detector polinomial no primeiro estágio do esquema híbrido favorece o desempenho em termos de BER para quaisquer valores adotados de N_t e N_{it} . Com o acréscimo de uma ou duas antenas no receptor (sistema SIMO), o detector híbrido apresenta um bom desempenho relativo com $N_t \geq 3$ termos. O ganho de diversidade obtido pelo detector PE-MMSE 1adapt-LS-MuD em sistema SIMO, com $N_t = 7$ termos na expansão polinomial e com $N_{it} = 3$ iterações, e considerando $\kappa = \lfloor 0,4 \cdot K \rfloor$ é máximo, i.e., $\delta = \delta_{\max} = 2$ para $N = 2$ antenas e muito próximo do máximo, $\delta = 2,92$, para $N = 3$ antenas.

Assim, conclui-se que a associação entre os esquemas de detecção de baixa complexidade PE-MMSE e os algoritmos de busca local propiciam a obtenção de ganho de diversidade espacial máximo no receptor, mantendo a complexidade do detector multiusuário híbrido factível e atraente, sob o ponto de vista de implementação em sistema DS/CDMA equipado com múltiplas antenas na ERB.

Também pode-se concluir por uma maior robustez relativa de ambos os detectores híbridos PE-MMSE 1opt-LS-MuD e PE-MMSE 1adapt-LS-MuD, tanto ao efeito perto-longe quanto à interferência de múltiplo acesso, determinada pelo incremento do carregamento do sistema. Isto se deve ao fato do detector híbrido incorporar uma aproximação ao detector linear MMSE, o qual é comprovadamente robusto a ambos os efeitos. A Fig. 5.17 mostra a contribuição do detector polinomial, no primeiro estágio de detecção, para a robustez do esquema híbrido

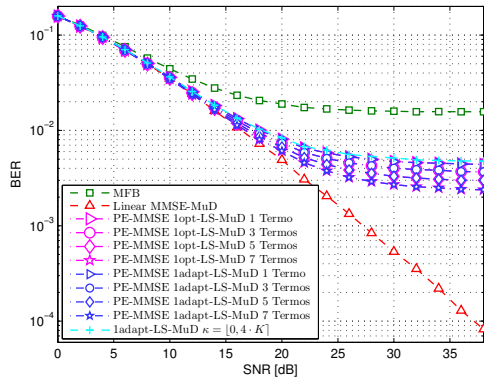
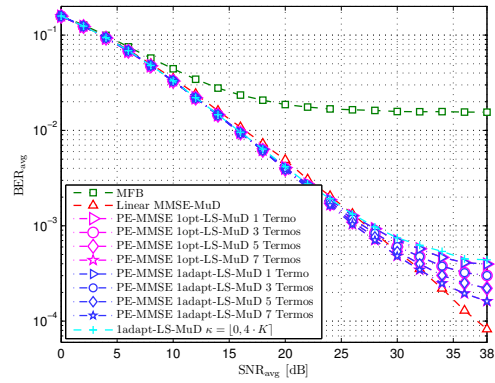
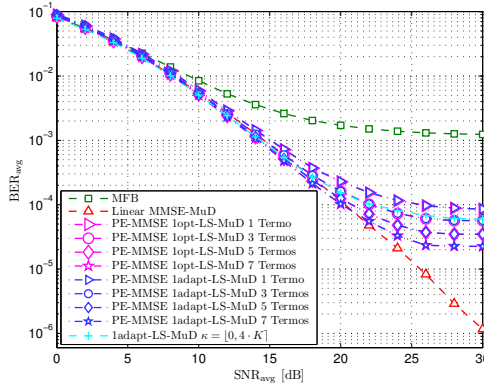
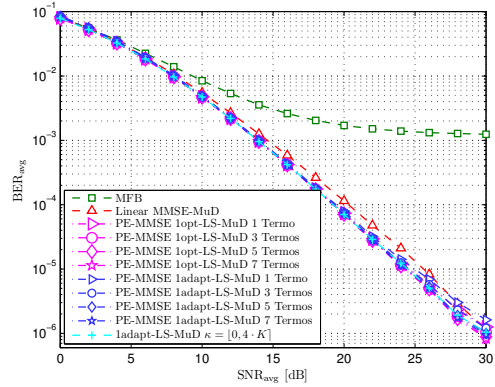
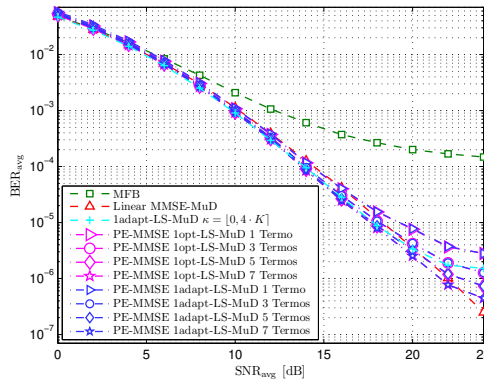
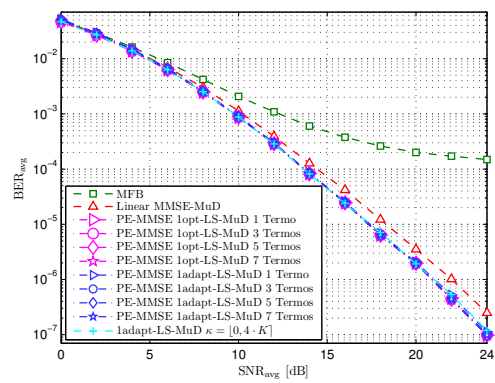
(a) SISO ($N = 1$); $N_{it} = 1$ (b) SISO ($N = 1$); $N_{it} = 3$ (c) SIMO ($N = 2$); $N_{it} = 1$ (d) SIMO ($N = 2$); $N_{it} = 3$ (e) SIMO ($N = 3$); $N_{it} = 1$ (f) SIMO ($N = 3$); $N_{it} = 3$

Figura 5.16: Desempenho dos detectores híbridos PE-MMSE LS-MuD em função do número de termos na expansão polinomial; algoritmos de busca local com $N_{it} = 1$ e $N_{it} = 3$; algoritmo 1-adapt LS com $\kappa = [0, 4 \cdot K]$; sistemas SISO e SIMO; $K = 30$ usuários; canal com desvanecimento Rayleigh plano e efeito NFR⁽¹⁾; seqüências de Gold e $L = 31$.

contra o efeito perto-longe. Esta figura de mérito foi avaliada para os detectores PE-MMSE LS-MuD em sistema SISO, no qual os detectores fundamentados somente em algoritmo de busca local não apresentaram bons resultados – Figuras 5.9(a) e 5.9(b). Os resultados mostrados na Fig. 5.17 foram obtidos utilizando-se até $N_t = 20$ termos na expansão polinomial. Com $N_t = 15$ termos, o detector híbrido é robusto ao efeito perto-longe numa faixa de NFR com intervalo de 25 dB (NFR = $[-15; 10]$ dB), região onde o seu desempenho se iguala ou supera o desempenho do detector linear MMSE-MuD.

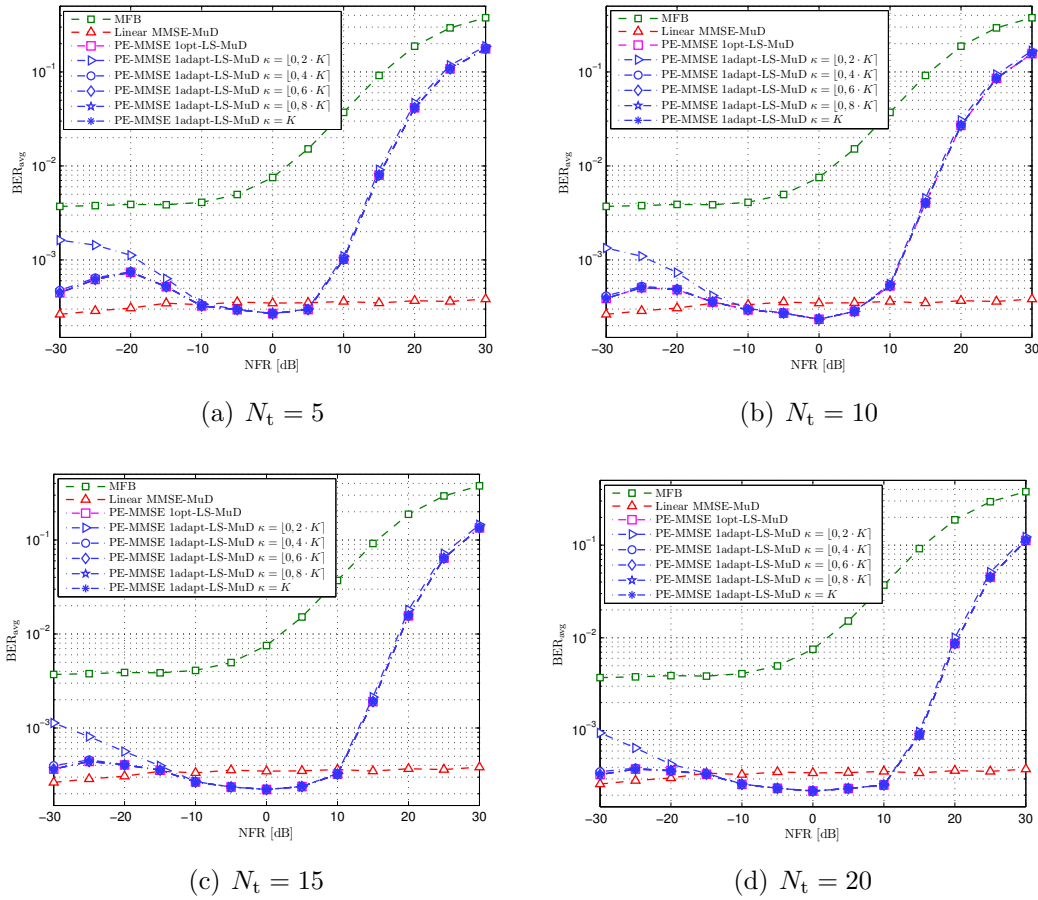


Figura 5.17: Robustez ao efeito perto-longe dado por NFR^(II) dos detectores híbridos PE-MMSE 1opt-LS-MuD e PE-MMSE 1adapt-LS-MuD; detector PE com (a) $N_t = 5$, (b) $N_t = 10$, (c) $N_t = 15$ e (d) $N_t = 20$ termos na expansão polinomial; algoritmos de busca local com $N_{it} = 3$ iterações; $K = 30$ usuários; seqüências de Gold e $L = 31$; sistema SISO; canal com desvanecimento Rayleigh plano e SNR = 30 dB.

6 Conclusões e Perspectivas

Este trabalho de Dissertação propôs e analisou detectores multiusuário subótimos de baixa complexidade para sistemas de comunicação DS/CDMA, sob canais Rayleigh plano equipados com única antena no transmissor e múltiplas (única) antena(s) no receptor. Também foi proposto um novo método que permite dimensionar o subespaço de busca para os detectores LS-MuD, onde os vetores candidatos possuem determinada distância de Hamming em relação a um vetor inicial.

O principal objetivo atingido foi a obtenção de um bom compromisso entre desempenho e complexidade para os detectores propostos. O algoritmo de busca local proposto 1-adapt LS alcançou excelentes resultados nas simulações de desempenho, onde se mostrou equivalente ao algoritmo clássico 1-opt LS, mas com reduzida complexidade computacional. Como contribuição específica, foi proposta e extensivamente caracterizada uma topologia de detecção multiusuário híbrida, baseada na expansão polinomial (PE-MuD) para a inversa da matriz de correlação do sistema SIMO/SISO DS/CDMA, com estimação do parâmetro α determinada pelo Teorema dos círculos de Gerschgorin, seguida pelo procedimento de busca local 1-adapt LS.

Resultados numéricos extensivos de simulação confirmaram um ganho substancial no compromisso desempenho-complexidade para o detector DS/CDMA híbrido PE-MMSE 1adapt-LS-MuD proposto, em relação ao detector multiusuário linear clássico baseado na minimização do erro quadrático médio (MMSE). A topologia PE-LS-MuD se mostrou eficaz no combate aos efeitos da interferência de múltiplo acesso. No primeiro estágio do esquema híbrido, o detector polinomial que aproxima o detector linear MMSE-MuD contribui para o aumento da robustez ao efeito perto-longe. Em sistemas com múltiplas antenas no lado do receptor, o esquema híbrido de detecção alcança ganho de diversidade máximo ou muito próximo do máximo, dependendo do número de antenas, quando se utiliza uma quantidade mínima de termos na expansão polinomial. Estas características evidenciam a potencialidade do detector híbrido para integrar

soluções tecnológicas em sistemas de comunicação celulares de quarta geração.

As perspectivas de trabalhos futuros incluem a análise de sensibilidade da topologia híbrida face a erros nas estimativas de canal e da SNR. Outra abordagem futura é a exploração da diversidade espacial também no transmissor, caracterizando sistemas MIMO. O objetivo é associar técnicas de pré-codificação no transmissor, tendo em vista a otimização de algumas métricas de desempenho do sistema, tais como minimização da BER, minimização da potência transmitida sujeita a um desempenho mínimo, ou mesmo a maximização da taxa de transmissão dada uma potência máxima disponível no transmissor.

Referências

- AARTS, E. H. L.; KORST, J. *Simulated Annealing and Boltzmann Machines: A Stochastic Approach to Combinatorial Optimization and Neural Computing*. Chichester, WS, UK: Wiley, 1989.
- ABRÃO, T.; CIRIACO, F.; OLIVEIRA, L.; ANGÉLICO, B.; JESZENSKY, P. *Pseudo-Codes for GA, SA STTS, RTS, 1-opt LS, PSO, and woPSO SIMO MC-CDMA MuDs*. Universidade Estadual de Londrina, Londrina, PR, Brasil, Dez. 2007. Disponível em <http://www2.uel.br/pessoal/taufik/pscd/pscod-heur-mc-cdma.pdf>.
- ALAMOUTI, S. M. A simple transmit diversity technique for wireless communications. *IEEE Journal on Select Areas in Communications*, v. 16, n. 8, p. 1451 – 1458, Out. 1998.
- BAI, L.; CHEN, C.; CHOI, J. Error-probability-based column reordering criterion for lattice-reduction-based list MIMO detection. *Electronics Letters*, v. 46, n. 12, p. 868 – 869, 10 2010. ISSN 0013-5194.
- BHATIA, R. *Matrix Analysis*. Nova York, NY, EUA: Springer-Verlag New York, Inc., 1997.
- BUEHRER, R. M.; CORREAL-MENDOZA, N. S.; WOERNER, B. D. A simulation comparison of multiuser receivers for cellular CDMA. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 49, n. 4, p. 1065 – 1085, Jul. 2000.
- CANDY, J. V. Bootstrap particle filtering. *IEEE Signal Processing Magazine*, v. 24, n. 4, p. 73 – 85, Jul. 2007.
- CHASE, D. A class of algorithms for decoding block codes with channel measurement information. *IEEE Transactions on Information Theory*, IT-18, n. 1, p. 170 – 182, Jan. 1972.
- CHOCKALINGAM, A. Low-complexity algorithms for large-MIMO detection. In: *Communications, Control and Signal Processing (ISCCSP), 2010 4th International Symposium on*. Limassol, Chipre: IEEE, 2010. p. 1 – 6.
- COUILLET, R.; DEBBAH, M. *Random Matrix Methods for Wireless Communications*. Nova York, NY, EUA: Cambridge University Press, 2011.
- DETERT, T.; SESSLER, G. M. A. A fast converging PE detector using Lanczos method. In: *Signal Processing Advances in Wireless Communications, 2004 IEEE 5th Workshop on*. Lisboa, Portugal: IEEE, 2004. p. 199 – 203.
- DUEL-HALLEN, A. Decorrelating decision-feedback multiuser detector for synchronous code-division multiple-access channel. *IEEE Transactions on Communications*, v. 41, n. 2, p. 285 – 290, Fev. 1993.

- ELIASON, S. R. *Maximum Likelihood Estimation: Logic and Practice*. Newbury Park, CA, EUA: Sage Publications, Inc., 1993.
- FOSCHINI, G. J. Layered space-time architecture for wireless communication in a fading environment when using multi-element antennas. *Bell Labs Technical Journal, Wireless Communications Research Department, Bell Labs, NJ, EUA*, v. 1, n. 2, p. 41 – 59, Out. 1996.
- GOLUB, G. H.; LOAN, C. F. V. *Matrix Computations*. Baltimore, MD, EUA: Johns Hopkins University Press, 1996.
- GORDON, N. J.; SALMOND, D. J.; SMITH, A. F. M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation. *Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F.*, v. 140, n. 6, p. 107 – 113, Abril 1993.
- GÖTZ, R.; ABRÃO, T. Hybrid local search polynomial-expanded linear multiuser detector. In: *XXX Simpósio Brasileiro de Telecomunicações - SBrT*. Brasília, DF, Brasil: SBrT, 2012.
- GÖTZ, R.; ABRÃO, T. Hybrid local search polynomial-expanded linear multiuser detector for DS/CDMA systems. *International Journal of Wireless and Mobile Computing*, v. 6, n. 1, p. 1 – 9, 2013.
- GÖTZ, R.; ABRÃO, T. Hybrid local search polynomial-expanded linear multiuser detector for SIMO DS/CDMA systems. *Advances in Network and Communications*, p. 1 – 15, 2013.
- HAN, Y.; LIANG, G. Adaptive multi-user detection based on robust particle filter in CDMA system. In: *Database Technology and Applications, 2009 First International Workshop on*. Wuhan, Hubei, China: IEEE, 2009. p. 390 – 393.
- HONIG, M. L. *Advances in Multiuser Detection*. Hoboken, NJ, EUA: Wiley, 2009.
- HOYDIS, J.; DEBBAH, M.; KOBAYASHI, M. Asymptotic moments for interference mitigation in correlated fading channels. In: *Information Theory Proceedings (ISIT), 2011 IEEE International Symposium on*. São Petersburgo, Rússia: IEEE, 2011. p. 2796 – 2800.
- JACOB, J. L.; ABRÃO, T.; JESZENSKY, P. J. E. DS/CDMA multiuser detection based on polynomial expansion subspace signal. *Latin America Transactions, IEEE (Revista IEEE America Latina)*, v. 6, n. 5, p. 371 – 381, Set. 2008. ISSN 1548-0992.
- KOHNO, R.; IMAI, H.; HATORI, M.; PASUPATHY, S. Combination of an adaptive array antenna and a canceller of interference for direct-sequence spread-spectrum multiple-access system. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, v. 8, n. 4, p. 675 – 682, Maio 1990.
- LARSSON, E. G. MIMO detection methods: How they work. *IEEE Signal Processing Magazine*, v. 3, p. 91–95, 2009.
- LUPAS, R.; VERDÚ, S. Linear multiuser detectors for synchronous code-division multiple-access channels. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 35, n. 1, p. 123 – 136, Jan. 1989.

- MOSHAVI, S. Multi-user detection for DS-CDMA communications. *IEEE Communications Magazine*, p. 124 – 136, Out. 1996.
- MOSHAVI, S.; KANTERAKIS, E. G.; SCHILLING, D. L. Multistage linear receivers for DS-CDMA systems. *International Journal of Wireless Information Networks*, v. 3, n. 1, Jan. 1996.
- MOZAFFARIPOUR, M.; TAFAZOLLI, R. Suboptimal search algorithm in conjunction with polynomial-expanded linear multiuser detector for FDD WCDMA mobile uplink. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 56, n. 6, p. 3600 – 3606, Nov. 2007.
- OLIVEIRA, L. D.; CIRIACO, F.; ABRÃO, T.; JESZENSKY, P. J. E. Local search multiuser detection. *International Journal of Electronics and Communications*, v. 63, p. 259 – 270, 2009.
- OON, T.-B.; STEELE, R. Maximum likelihood channel estimation of flat Rayleigh multi-user CDMA channels. In: *CDMA Techniques and Applications for Third Generation Mobile Systems (Digest No.: 1997/129)*, IEE Colloquium on. Londres, UK: IEEE, 1997. p. 5/1 – 5/7.
- PAULUZZI, D. R.; BEAULIEU, N. C. A comparison of SNR estimation techniques for the AWGN channel. *IEEE Transactions on Communications*, v. 48, n. 10, p. 1681 – 1691, 2000.
- RIBEIRO, R. O. *Filtragem de Partículas na Estimação dos Parâmetros de Canais Rádio Móvel*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual de Londrina – Departamento de Engenharia Elétrica, Londrina, PR, Brasil, 2012.
- SAAD, Y. *Iterative Methods for Sparse Linear Systems*. 2^a. Filadélfia, PA, EUA: SIAM, 2003.
- SESSLER, G. M. A.; JONDRAL, F. K. Rapidly converging polynomial expansion multiuser detector with low complexity for CDMA systems. *Electronics Letters*, v. 38, n. 17, p. 997 – 998, Ago. 2002. ISSN 0013-5194.
- TSE, D. *Fundamentals of Wireless Communication*. Nova York, NY, EUA: Cambridge University Press, 2005.
- VARANASI, M. K.; AAZHANG, B. Multistage detection in asynchronous code-division multiple-access communications. *IEEE Transactions on Communications*, v. 38, n. 4, p. 509 – 519, Abril 1990.
- VERDÚ, S. *Multiuser Detection*. Nova York, NY, EUA: Cambridge University Press, 1998.
- VIKALO, H.; HASSIBI, B. On the sphere decoding algorithm I. Expected complexity. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 53, p. 2806–2818, 2005.
- VITERBI, A. J. Very low rate convolutional codes for maximum theoretical performance of spread-spectrum multiple-access channels. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, v. 8, n. 4, p. 641 – 649, Maio 1990.
- XIE, Z.; SHORT, R. T.; RUSHFORTH, C. K. A family of suboptimum detectors for coherent multiuser communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, v. 8, n. 4, p. 683 – 690, Maio 1990.

ZHANG, J.; WU, Y.; GU, J.; ZHOU, S.; WANG, J. Polynomial expansion based fast iterative multiuser detection algorithm for synchronous DS-CDMA systems. In: *Vehicular Technology Conference, 2005. VTC 2005-Spring. 2005 IEEE 61st*. Estocolmo, Suécia: IEEE, 2005. v. 2, p. 988 – 991. ISSN 1550-2252.

ZHENG, L.; TSE, D. N. C. Diversity and multiplexing: A fundamental tradeoff in multiple-antenna channels. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 49, n. 5, p. 1073 – 1096, Maio 2003.

ZU, K.; LAMARE, R. de. Pre-sorted multiple-branch successive interference cancelation detection for high-dimensional MIMO systems. In: *Smart Antennas (WSA), 2012 International ITG Workshop on*. Dresden, Alemanha: IEEE, 2012. p. 157 – 161.