



Universidade Estadual de Londrina
Centro de Tecnologia e Urbanismo
Departamento de Engenharia Elétrica

Detecção Multiusuário e Alocação de Recursos Através de Heurística em Sistemas DS/CDMA

Leonardo Dagui de Oliveira

Londrina, 18 de julho de 2007

Universidade Estadual de Londrina

Centro de Tecnologia e Urbanismo
Departamento de Engenharia Elétrica

Detecção Multiusuário e Alocação de Recursos Através de Heurística em Sistemas DS/CDMA

Discente: Leonardo Dagui de Oliveira

Orientador: Prof. Dr. Taufik Abrão

Dissertação orientada pelo Prof. Dr. Taufik Abrão intitulada Detecção Multiusuário e Alocação de Recursos Através de Heurística em Sistemas DS/CDMA e apresentada à Universidade Estadual de Londrina, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área: Modelagem e Simulação de Sistemas de Telecomunicações.

Londrina, 18 de julho de 2007

Ficha Catalográfica

Dagui de Oliveira, Leonardo

Detecção Multiusuário e Alocação de Recursos Através de Heurística em Sistemas DS/CDMA. Londrina, 2007. 119 p.

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

1. Sistemas de comunicação sem fio. 2. DS/CDMA. 3. Otimização Heurística 4. Detecção Multiusuário 5. Alocação de Recursos

I. Universidade Estadual de Londrina. Departamento de Engenharia Elétrica.

II. Sistemas de Comunicação de Múltiplo Acesso por Divisão de Código (CDMA).

Leonardo Dagui de Oliveira

Detecção Multiusuário e Alocação de Recursos Através de Heurística em Sistemas DS/CDMA

Dissertação apresentada à Universidade Estadual de Londrina,
como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Título
de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área: Modelagem e Simulação de Sistemas de
Telecomunicações.

Comissão Examinadora

Prof. Dr. Taufik Abrão
Depto. de Engenharia Elétrica
Orientador

Profa. Dra. Maria Angélica O. C. Brunetto
Depto. de Computação
Universidade Estadual de Londrina

Prof. Dr. Paulo Laerte Natti
Depto. de Matemática
Universidade Estadual de Londrina

Prof. Dr. Ivan Roberto Santana Casella
Universidade Federal do ABC

Londrina, 18 de julho de 2007

*“Aos meus avôs
Benedito Marcolino de Oliveira
Filho e José Dagui”*

Agradecimentos

Agradeço a Deus por me guiar durante todo esse trabalho e me cercar de pessoas que sempre me apoiaram.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Taufik Abrão, pela sua dedicação, compreensão e toda a sua disposição para compartilhar seus conhecimentos, tornando-o um exemplo incentivador para pesquisa.

Aos meus pais Emilson e Ivone, aos meus irmãos Júnior e Maurício e à minha namorada Raimunda, pelo apoio, compreensão e companheirismo.

Aos meus avôs, Benedito Marcolino de Oliveira Filho e José Dagui, pelo exemplo de vida que foram, aos quais dedico este trabalho com a mais profunda admiração, respeito e gratidão.

E àqueles, que de alguma forma, contribuíram para o avanço deste trabalho.

Resumo

Este trabalho engloba três aplicações de técnicas heurísticas aos sistemas de telecomunicações: detecção multiusuário, alocação de recursos e a filtragem adaptativa. A abordagem e a análise desses conceitos são realizadas através do compromisso desempenho \times complexidade, onde a aplicação dos métodos heurísticos visam uma redução da complexidade computacional e a viabilidade de implementação. As técnicas heurísticas analisadas são o algoritmo genético, a otimização por nuvens de partículas e o algoritmo de busca local.

No contexto de detecção multiusuário, um estudo comparativo via simulação Monte Carlo é realizado entre os detectores heurísticos através do compromisso desempenho \times complexidade. O comportamento dos detectores é avaliado em sistemas DS/CDMA (*Direct Sequence/Code Division Multiple Access*) uni/multitaxa em canal de multipercurso lento. São realizadas também simplificações no modelo visando uma menor complexidade (número de operações) para funcionamento dos detectores testados.

Para o problema de alocação de recursos, descreve-se inicialmente um cenário a partir dos conceitos de controle de potência convencional, centralizado e distribuído. A aplicação de técnicas heurísticas ao controle conjunto de potência e alocação de taxa de informação multimídia é sugerida, uma vez que se trata de um problema NP-completo. Alternativas para solucionar esse problema conjunto são discutidas levando-se em consideração aspectos sistêmicos e da qualidade e eficiência das soluções heurísticas.

A abordagem ao problema de filtragem adaptativa para sistemas com resposta impulsiva infinita é realizada através do compromisso desempenho \times complexidade para os diferentes métodos heurísticos, mais completa do que o encontrado normalmente na literatura. A análise da identificação de sistemas foi realizada considerando filtros com superfícies de erro uni e multimodais, ruído na medição do sinal desejado e avaliação da robustez do algoritmo relativa a variações no tamanho da população.

Abstract

This work involves three applications of heuristic methods in telecommunications systems: multiuser detection, resource allocation and adaptive filtering. These concepts are evaluated through the complexity \times performance trade-off, with the application of heuristic techniques in order to decrease the computational complexity and to make viable the implementation in the base station. The analyzed heuristic methods are the genetic algorithm, the particle swarm optimization and the local search algorithm.

A comparative analysis via Monte Carlo simulation is carried out for the heuristic multiuser detectors through the performance \times complexity trade-off. Their behavior is evaluated under uni/multirate DS/CDMA systems, in slow multipath channel. It is also accomplished simplifications in the detectors, in order to reach a lower complexity (number of operations).

For the resource allocation problem, it is presented initially the actual scenario through the conventional, centralized and distributed power control methods. The heuristic approach is adopted once this is a NP-complete problem. It is also presented alternative heuristic solutions for the exposed joint problem taking in account systemic aspects and the quality and efficiency of the proposed solution.

The adaptive filtering analysis is carried out considering the performance versus complexity trade-off for the different heuristic methods adopted. This analysis evolves unimodal and multimodal error surfaces, error in the measures of the desired signal and the robustness of the algorithms to variations in the size of population.

Sumário

Lista de Figuras	vii
Lista de Tabelas	x
Lista de Siglas e Abreviaturas	xi
Notações	xv
Lista de Símbolos	xvi
1 Introdução	20
1.1 Cenário das Comunicações Móveis	20
1.2 A Técnica CDMA	23
1.2.1 MUD	24
1.2.2 Alocação de Recursos	26
1.2.3 Filtragem Adaptativa	27
1.3 Contribuições	27
1.4 Publicações	28
1.4.1 Artigos Publicados ou Aceitos para Publicação	28
1.5 Estrutura do Texto	29
2 Métodos Heurísticos	30
2.1 Otimização por Nuvem de Partículas (PSO)	32
2.1.1 PSO Modificado (MPSO)	34
2.1.2 PSO com Aprendizado Compreensivo (CLPSO)	36
2.2 Algoritmo Genético (GA)	37
2.3 Algoritmo de Busca Local (LS)	39

3	Problema MUD	42
3.1	Modelo de Sistema DS/CDMA Multitaxa	43
3.1.1	OMUD	46
3.2	Técnicas Heurísticas Aplicadas à Detecção Multiusuário	50
3.2.1	PSO-MUD	50
3.2.2	GA-MUD	51
3.2.3	LS-MuD	53
3.2.4	m-LS-MUD	54
3.3	Resultados	55
3.3.1	Complexidade Computacional	56
3.3.2	Resultados de Desempenho e Complexidade para os HEUR-MUD	62
3.3.3	Resultados s-LS-MUD	68
4	Problema de Alocação de Recursos	74
4.1	Modelo para Alocação de Recursos	74
4.1.1	Controle Centralizado de Potência	74
4.1.2	Controle Distribuído de Potência	78
4.1.3	Controle de Potência Convencional	79
4.1.4	Avaliação do Problema do Controle de Potência	79
4.1.5	Problema de Alocação de Recursos	80
4.2	Alocação de Recursos via Heurística	81
4.2.1	GA para Alocação de Recursos	83
4.3	Resultados para a Alocação de Recursos	85
4.3.1	Resultados para Controle de Potência	85
4.3.2	Resultados para a Alocação de Recursos via Heurística	88
5	Problema de Filtragem Adaptativa IIR Através de Algoritmos Heurísticos	91
5.1	Filtragem Adaptativa IIR	91
5.1.1	Método do Erro de Saída (OEM)	92

5.1.2	Método da Equação de Erro (EEM)	93
5.2	Algoritmos Heurísticos para o Problema do Reconhecimento de Sistemas	93
5.2.1	PSO-IIR	94
5.2.2	MPSO-IIR	95
5.2.3	CLPSO-IIR	96
5.2.4	GA-IIR	96
5.3	Resultados	98
5.3.1	Sistema I: Filtro Unimodal, $SNR = \infty$	98
5.3.2	Sistema II: Filtro Multimodal, $SNR = \infty$	99
5.3.3	Sistema III: Filtro Multimodal, $SNR = 20\text{dB}$	101
5.3.4	Sistema IV: Filtro Unimodal, $SNR = 80\text{dB}$	102
5.3.5	Complexidade Computacional	103
6	Conclusões e Perspectivas	106
7	Anexos	108
7.1	Anexo A - Canal de Multipercurso	108
7.2	Anexo B - Códigos de Espalhamento	109
7.2.1	Seqüências de Máximo Comprimento (SMC)	109
7.2.2	Seqüências de Walsh-Hadamard	110
7.3	Anexo C - Problema NP-Completo	111
7.4	Anexo D - Método de Simulação Monte Carlo	112
7.4.1	Aplicação à MUD	112
7.4.2	Aplicação à Alocação de Recursos	113
7.5	Anexo E - Heurística Aplicada à Estimativa dos Coeficientes de Canal	113
	Referências	116

Lista de Figuras

2.1	Velocidade inserida em uma partícula no algoritmo PSO.	33
2.2	Gráfico da função sigmóide.	34
2.3	Diagrama simplificado de funcionamento do algoritmo PSO.	35
2.4	Operadores genéticos <i>crossover</i> ponto a ponto e mutação.	38
2.5	Diagrama simplificado de funcionamento do algoritmo GA.	39
2.6	Diagrama simplificado de funcionamento do algoritmo LS 1-ótimo.	41
3.1	Esquemático para transmissão DS/CDMA multitaxa por canais paralelos.	44
3.2	Recepção para sistema DS/CDMA multitaxa, com $D \leq L$	46
3.3	Diagrama de um sistema DS/CDMA com receptor multiusuário genérico.	47
3.4	Desempenho dos algoritmos para um sistema com baixo carregamento: $M = \frac{K}{N} = 0,32$ ($K = 10$), $E_b/N_0 = 12dB$, $D = L = 2$ e $I = 7$	64
3.5	Desempenho dos algoritmos para um sistema com baixo carregamento: $M = \frac{K}{N} = 0,32$ ($K = 10$), $E_b/N_0 = 12dB$, $D = L = 3$ e $I = 7$	64
3.6	Desempenho dos HEUR-MUD para médio carregamento $M = \frac{K}{N} = 0,75$ ($K = 24$), $E_b/N_0 = 10dB$, $D = L = 2$ e $I = 7$	65
3.7	BER para os HEUR-MUD, considerando idêntica complexidade computacional para os três algoritmos estudados e igual àquela necessária à convergência do LS-MUD, para $E_b/N_0 = 15dB$, $K = 10$, $I = 7$, $D = L = 2$ e $N = 31$	66
3.8	Desempenho dos algoritmos com erros nas estimativas: $M = \frac{K}{N} = 0,32$ ($K = 10$), $D = L = 2$ e $I = 7$	67
3.9	Curva de convergência dos algoritmos para entrada aleatória ($BER_{med}^{inicial} = 0,5$), com $E_b/N_0 = 12dB$, $K = 10$, $N = 31$, $D = L = 2$ e $I = 7$	68
3.10	Número de operações realizadas em função do número de usuários com $E_b/N_0 = 12dB$, $NFR = 0$, $N = 31$, $D = L = 2$ e $I = 7$	69
3.11	Curva de convergência para os detectores LS-MUD e s-LS-MUD, para $K = 10$, $N = 31$, $E_b/N_0 = 12dB$, $D = L = 2$ (PD-2) e $I = 7$	69

3.12	Desempenho do s-LS-MUD para diferentes carregamentos do sistema, considerando $N = 32$, $E_b/N_0 = 10dB$, $D = L = 2$, $NFR = 0$ e $I = 7$	70
3.13	Desempenho para alto carregamento $M = \frac{K}{N} = 1$ ($K = 32$), $E_b/N_0 = 10dB$, $D = L = 2$, $I = 7$ e (a) $NFR = 0dB$; (b) $NFR = 10dB$	71
3.14	Simulação para sistemas multitaxa, com taxas de R , $2R$ e $4R$, $M = \frac{K}{N} = 0,75$ ($K_v = 24$), $E_b/N_0 = 10dB$, $D = L = 2$ e $I = 7$	72
3.15	Desempenhos das variantes do detector s-LS-MUD, com $E_b/N_0 = 8dB$, $K = 10$, $N = 31$, $NFR = 0$, $D = L = 2$ e $I = 7$	72
3.16	Desempenhos das variantes do detector s-LS-MUD, com $E_b/N_0 = 12dB$, $K = 16$, $N = 32$, $NFR = 0$, $D = L = 2$ e $I = 7$	73
4.1	Canal de multipercurso para controle de potência.	75
4.2	Modelo DS/CDMA assíncrono para controle de potência.	76
4.3	Controle de potência convencional.	80
4.4	Alocação de recursos em sistemas DS/CDMA com o GAME.	83
4.5	Representação de um indivíduo do GA para o problema de alocação de recursos, considerando codificação binária de 12 bits, tanto para potência quanto para taxa de informação.	84
4.6	Distribuição aleatória dos usuários para o problema de controle de potência, onde o símbolo \times representa os usuários e ∇ representa as ERBs.	86
4.7	Resposta do controle centralizado para variações na resposta do canal, para um usuário arbitrário.	86
4.8	Potência transmitida com aplicação de DPCA.	87
4.9	SINR atingida com a aplicação de controle distribuído de potência.	87
4.10	SINR para usuário com a SINR alvo igual 10dB.	88
4.11	Alocação da potência transmitida via GAME em função do número de usuários ativos no sistema.	89
4.12	Otimização de potência e taxa de informação (valores médios) em sistema DS/CDMA multimídia no canal reverso.	89
5.1	Diagrama de blocos para a identificação de sistema através do método do erro de saída.	92
5.2	Diagrama de blocos para a identificação de sistemas através do método da equação de erro;	93
5.3	Superfície de erro unimodal para o Sistema I.	99

5.4	Curva de convergência dos algoritmos heurísticos para o sistema com superfície de erro unimodal, Sistema I, para $P = 20$	99
5.5	Curva de convergência dos algoritmos do Sistema II, considerando $P = 50$ e apenas as realizações em que os algoritmos convergiram para o mínimo global.	100
5.6	Curva de convergência dos algoritmos do Sistema II, adotando $P = 50$ e todas as realizações.	101
5.7	Porcentagem de realizações em que os algoritmos não atingiram o mínimo global para o sistema da eq. (5.14).	102
5.8	Convergência dos algoritmos do Sistema III, para $P = 20$, considerando apenas as realizações em que o algoritmo convergiu para o mínimo global.	103
5.9	Convergência para o Sistema III, para $P = 20$, considerando todas as realizações.	104
5.10	Curva de convergência dos algoritmos para o Sistema IV, adotando $P = 40$	105
7.1	Representação do registrador de deslocamento para a geração de uma SMC.	110
7.2	Método de simulação de Monte Carlo adotado para a análise da detecção multiusuário .	112
7.3	Modelo de Simulação de Monte Carlo para alocação de recursos via heurística.	113

Lista de Tabelas

1.1	Aplicações e requisitos para a tecnologia 3G	21
2.1	Probabilidade mínima de troca em função de V_{max}	33
3.1	Simulações realizadas para otimização dos parâmetros do PSO, com $D = L = 1$, $E_b/N_0 = 8, 12, 16$, $K = 10, 16, 24, 32$ e $N = 32$	51
3.2	Complexidade computacional dos HEUR-MUD.	57
3.3	Complexidade computacional para os MUD baseados na técnica LS.	61
3.4	Dois perfis de atraso-potência para canais com desvanecimento Rayleigh utilizados nas simulações de Monte Carlo.	62
3.5	Número de iterações para a convergência G_{LS} em função do efeito <i>near-far</i> ;	65
3.6	Desempenho dos HEUR-MUD para $I = 3/5/7$ bits estimados simultaneamente para cada usuário, quando $E_b/N_0 = 10dB$, $D = L = 2$ e $NFR = 0$	66
3.7	Número de operações para a convergência dos MUD.	70
3.8	Desempenho do detector para variação no ganho de processamento N , quando $E_b/N_0 =$ $10dB$, $D = L = 2$, $NFR = 0$ e $I = 7$	70
4.1	Parâmetros adotados para o problema de otimização conjunta potência/taxa de informação em um sistema DS/CDMA multimídia do tipo macrocélula.	88
5.1	Percentual de realizações em que os algoritmos adaptados à filtragem adaptativa não convergiram para o mínimo global para as simulações realizadas com o sistema III. . . .	102
5.2	Complexidade dos Algoritmos Heurísticos Aplicados à Filtragem Adaptativa IIR.	104
5.3	Número de operações realizadas pelos algoritmos heurísticos para atingirem a convergência em 95% das buscas.	105

Lista de Siglas e Abreviaturas

1G	Primeira geração da telefonia móvel, com tecnologia analógica
2G	Segunda geração da comunicação móvel, com tecnologia digital, que inclui GSM, IS-95 e IS-136
3G	Terceira geração da comunicação móvel, definida pela família IMT-2000 da ITU
3GPP	Agrupamento de corpos de padrões, operadoras e indústrias de diversos países com o intuito de padronizar as soluções do IMT-2000 baseadas em WCDMA (<i>3rd Generation Partnership Project</i>)
3GPP2	Agrupamento de corpos de padrões, operadoras e indústrias de diversos países com o intuito de padronizar as soluções do IMT-2000 baseadas em cdma2000 (<i>3rd Generation Partnership Project 2</i>)
4G	Sistemas de comunicação móvel de quarta geração
AWGN	Ruído branco aditivo Gaussiano (<i>Additive White Gaussian Noise</i>)
BER	Taxa de erro de bit (<i>Bit Error Rate</i>)
BPSK	Modulação binária por chaveamento de fase (<i>Binary Phase Shift Keying</i>)
BW	Largura de banda (<i>Bandwidth</i>)
C-LS-MUD	Detector multiusuário que realiza apenas a primeira iteração do algoritmo m-LS
CDMA	Acesso múltiplo por divisão de código (<i>Code Division Multiple Access</i>)
CDMA2000	Tecnologia CDMA de terceira geração, compatível com o padrão 2G IS-95
CDMA1×	Primeira geração do cdma2000
CDMA1×EV-DO	Variante do cdma1× para envio de dados
CDMAONE	Denominação do padrão IS-95 a partir de 1997
CLPSO	Algoritmo de otimização por nuvem de partículas com aprendizado compreensivo (<i>Comprehensive Learning Particle Swarm Optimization</i>)
CLPSO-IIR	Filtro adaptativo IIR baseado no algoritmo CLPSO
CPC	Controle de potência centralizado (<i>Centralized Power Control</i>)
DAMPS	Sistema telefônico móvel digital norte-americano, adotado na 2ª geração (<i>Digital American Mobile Phone System</i>)
DPC	Controle de potência distribuído (<i>Distributed Power Control</i>)
DPCA	Algoritmo de controle de potência distribuído (<i>Distributed Power Control Algorithm</i>)
DS/CDMA	CDMA com espalhamento por seqüência direta (<i>Direct Sequence/CDMA</i>)
DSP	Processamento digital de sinais (<i>Digital Signal Processing</i>)
EEM	Método para estimativa dos coeficientes de um filtro adaptativo através da equação de

erro (*Equation Error Method*)

EGC	Regra de combinação por ganhos iguais (<i>Equal Gain Combining</i>)
ERB	Estação rádio-base
ETSI	Instituto europeu de padrões em telecomunicações (<i>European Telecommunication Standards Institute</i>)
EV-DO	Evolução 3G que possibilita transmissão de dados a altas taxas (<i>Evolution - Data Optimized</i>)
EV-DV	Evolução 3G que possibilita transmissão de dados a altas taxas, posterior ao EV-DO (<i>Evolution for Data and Voice</i>)
FDD	Comunicação duplex é realizada através de bandas de frequências distintas para os canais direto e reverso (<i>Frequency Division Duplex</i>)
FDMA	Acesso múltiplo por divisão de frequência (<i>Frequency Division Multiple Access</i>)
FH/CDMA	CDMA com espalhamento por salto em frequência (<i>Frequency Hopping/CDMA</i>)
FIR	Resposta impulsiva finita (<i>Finite Impulsive Response</i>)
GA	Algoritmo genético (<i>Genetic Algorithm</i>)
GA-IIR	Filtro adaptativo IIR baseado no algoritmo GA
GA-MUD	Detector Multiusuário baseado no algoritmo GA
GAME	Algoritmo Genético aplicado à alocação de recursos (<i>Genetic Algorithm for Mobiles Equilibrium</i>)
GSM	Padrão 2G adotado primeiramente na Europa (<i>Global System for Mobile Communications</i>)
HEUR-MUD	Detector multiusuário sub-ótimo heurístico baseado na função de verossimilhança
HSDPA	Tecnologia que aumenta o desempenho do canal direto em redes WCDMA, sendo parte das evoluções dos sistemas 3G (<i>High Speed Downlink Packet Access</i>)
HSPA	Tecnologia 3G com aumento de desempenho dos canais direto e reverso, baseado nas redes WCDMA, evolução dos sistemas 3G (<i>High Speed Packet Access</i>)
HSUPA	Tecnologia que aumenta o desempenho do canal reverso em redes WCDMA, sendo parte das evoluções dos sistemas 3G (<i>High Speed Uplink Packet Access</i>)
IIR	Resposta impulsiva infinita (<i>Infinite Impulsive Response</i>)
IMT-2000	Família de tecnologias 3G aprovada pela ITU (<i>International Mobile Telecommunications in frequency bands at 2000 MHz</i>)
IMT-DS	Tecnologia 3G integrante da família IMT-2000, representa uma solução WCDMA FDD por seqüência direta
IMT-FT	Tecnologia 3G integrante da família IMT-2000, representa uma solução TDMA TDD
IMT-MC	Tecnologia 3G integrante da família IMT-2000, representa uma solução multiprotadora desenvolvida para cdma2000
IMT-SC	Tecnologia 3G integrante da família IMT-2000, representa uma solução com uma

única portadora desenvolvida a partir do IS-136/UWC-136

IMT-TC	Tecnologia 3G integrante da família IMT-2000, representa uma solução WCDMA TDD
ISI	Interferência intersimbólica (<i>Intersymbol Interference</i>)
IS-136	Padrão 2G adotado primeiramente nos Estados Unidos (<i>Interim Standard 136</i>), baseado em TDMA
IS-95	Padrão CDMA 2G, conhecido também por CdmaOne (<i>Interim Standard 95</i>)
ITU	União internacional de telecomunicações (<i>International Telecommunications Union</i>)
KBPS	Quilobits por segundo
LFSR	Registrador de deslocamento com realimentação linear (<i>Linear Feedback Shift Register</i>)
LLF	Função de verossimilhança logarítmica (<i>Logarithmic Likelihood Function</i>)
LMS	Algoritmo dos mínimos quadrados médios (<i>Least Mean Square</i>)
LS	Algoritmo de busca local (<i>Local Search</i>)
LS-MUD	Detector multiusuário baseado no algoritmo LS
LUT	Tabela para acesso rápido (<i>Look-up Table</i>)
M-LS	Algoritmo LS modificado (<i>Modified Local Search</i>)
M-LS-MUD	Detector multiusuário baseado no algoritmo m-LS
MAI	Interferência de acesso múltiplo (<i>Multiple Access Interference</i>)
MC	Sistema multitaxa por códigos múltiplos (<i>Multiple Codes</i>)
MC-DS/CDMA	CDMA multitaxa por códigos múltiplos (<i>Multiple Codes-DS/CDMA</i>)
MCS	Método de simulação de Monte Carlo (<i>Monte Carlo Simulation</i>)
MIMO	Sistemas de antenas de múltiplas entradas e múltiplas saídas (<i>Multi-Input Multi-Output</i>)
MM	Sistema multitaxa por modulação múltipla (<i>Multiple Modulation</i>)
MMSE	Detector multiusuário baseado no mínimo erro quadrático médio (<i>Minimum Mean Squared Error</i>)
MPG	Esquema multitaxa por ganho de processamento múltiplo (<i>Multiple Processing Gain</i>)
MPSO	Algoritmo de otimização por nuvem de partículas modificado (<i>Modified Particle Swarm Optimization</i>)
MPSO-IIR	Filtro adaptativo IIR baseado no algoritmo MPSO
MRC	Regra de combinação de razão máxima (<i>Maximum Ratio Combining</i>)
MSE	Medida do erro quadrático médio (<i>Mean Square Error</i>)
MUD	Detecção multiusuário (<i>Multiuser Detection</i>)
NP	Não-polinomial (<i>Non-polynomial</i>)
NFR	Disparidade de potência entre os usuários, efeito <i>near-far</i> (<i>Near-Far Ratio</i>)
NLOS	Sem linha de visada direta (<i>No Line-of-sight</i>)
OEM	Método para estimativa dos coeficientes de um filtro adaptativo através do erro de saída (<i>Output Error Method</i>)

OMUD	Detector multiusuário ótimo (<i>Optimum Multiuser Detector</i>)
PDC	Padrão de telefonia 2G adotado unicamente no Japão (<i>Personal Digital Communications</i>)
PIC	Detector multiusuário baseado no cancelamento de interferência paralelo (<i>Parallel Interference Cancellation</i>)
PN	“Pseudo-aleatório” (<i>Pseudo-Noise</i>)
PSO	Otimização por nuvem de partículas (<i>Particle Swarm Optimization</i>)
PSO-IIR	Filtro adaptativo IIR baseado no algoritmo PSO
PSO-MUD	Detector multiusuário baseado no algoritmo PSO
QoS	Qualidade de serviço (<i>Quality of Service</i>)
S/P	Transformação serial para paralelo
SI	Auto-interferência (<i>Self-interference</i>)
SIC	Detector multiusuário baseado no cancelamento de interferência sucessivo (<i>Successive Interference Cancellation</i>)
SINR	Relação sinal-interferência mais ruído (<i>Signal to Interference plus Noise Ratio</i>)
SIR	Relação sinal-interferência (<i>Signal to Interference Ratio</i>)
SMC	Seqüência de máximo comprimento
SMIRA	Algoritmo de controle de potência que elimina os usuários mais interferentes (<i>Stepwise Maximum Interference Removal Algorithm</i>)
SNR	Relação sinal-ruído (<i>Signal to Noise Ratio</i>)
SS	Espalhamento espectral (<i>Spread Spectrum</i>)
SUB	Limite de <i>BER</i> para transmissão de um único usuário (<i>Single-user Bound</i>)
TDD	Comunicação duplex é realizada através de intervalos de tempo distintos para os canais direto e reverso (<i>Time Division Duplex</i>)
TDMA	Acesso múltiplo por divisão de tempo (<i>Time Division Multiple Access</i>)
UMTS	Entrada européia para a tecnologia 3G, agora redefinida na família IMT-2000 como WCDMA (<i>Universal Mobile Telecommunication System</i>)
UWC-136	Tecnologia 3G compatível com o IS-136 (<i>Universal Wireless Communications 136</i>)
VA	Variável aleatória
VCR	Esquema multitaxa por taxa de chip variável (<i>Variable Chip Rate</i>)
W-H	Família de códigos de espalhamento Walsh-Hadamard
WCDMA	Tecnologia CDMA 3G criada a partir de uma fusão de propostas para funcionar como entrada européia na família IMT-2000 (<i>Wideband CDMA</i>)
WGN	Ruído branco Gaussiano (<i>White Gaussian Noise</i>)

Notações

a, μ, A	Escalar, caracter em itálico
a	Vetor, caracter minúsculo em negrito
A	Matriz, caracter maiúsculo em negrito
\hat{a}	Valor estimado de uma dada variável a
$\{\cdot\}^T$	Operador matriz transposta
$\{\cdot\}^H$	Operador hermitiano
$\{\cdot\}^{-1}$	Operador matriz inversa
$\lfloor \cdot \rfloor$	Operador que retorna o maior inteiro menor ou igual ao argumento
$Re \{\cdot\}$	Operador parte real
$\mathbb{E}[\cdot]$	Operador esperança estatística
$sgn[\cdot]$	Operador sinal do argumento
mod	Módulo de congruência: o resultado é o resto da divisão entre dois inteiros
$P_r(x y)$	Probabilidade condicional de x dado y
$S(\cdot)$	Função sigmóide
$\tanh(\cdot)$	Função tangente hiperbólica
$z(\cdot)$	Função ímpar arbitrária que tem valor nulo apenas na origem
$\mathcal{U}(x, y)$	Processo aleatório com distribuição uniforme entre as variáveis x e y
$\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$	Processo aleatório com distribuição normal de média μ e variância σ^2
\in	Pertence ao conjunto
\mathbb{N}	Conjunto dos números naturais
\mathbb{Z}	Conjunto dos números inteiros
\mathbb{R}	Conjunto dos números reais

Palavras em *itálico* são empregadas para identificar termos de língua inglesa não traduzidos.

Lista de Símbolos

a	Vetor relacionado com as amplitudes dos sinais.
A	Matriz diagonal cujos elementos correspondem às amplitudes do sinal recebido.
<i>b</i>	Relacionado ao bit transmitido.
b	Vetor coluna relacionado aos bits transmitidos.
B	Vetor-candidato para o OMuD.
<i>BW</i>	Largura de banda.
<i>c</i>	Relacionado com o coeficiente complexo do canal.
c	Vetor relacionado com o coeficiente complexo do canal.
C	Matriz diagonal de coeficientes complexos do canal.
<i>d</i>	Relacionado à distância entre o usuário e a ERB.
<i>D</i>	Número de ramos do detector Rake.
\mathcal{D}_h	Dimensão genérica dos vetores-candidatos nos algoritmos heurísticos.
<i>e</i>	Erro entre o sinal desejado e o sinal obtido pelo filtro adaptativo.
E_b/N_0	Relação energia de bit recebido pela densidade espectral de potência de ruído.
\mathcal{E}	Relacionado com a energia do sinal transmitido.
\mathcal{E}'	Relacionado com a energia do sinal recebido.
<i>f</i>	Elemento relacionado com o cálculo parcial da função custo realizado fora do laço de iterações para o problema MUD.
<i>F</i>	Função custo adotada para o problema de alocação de recursos.
F^E	Variável relacionada com o atendimento da SINR do usuário.
F^P	Fator relacionado com o nível de potência do usuário.
F^r	Fator relacionado com a taxa de transmissão do usuário.
\mathcal{F}	Vetor/matriz relacionado ao cálculo parcial da função custo realizado fora do laço de iterações para o problema MUD.
\mathcal{F}_r	Simplificação de \mathcal{F} devido ao multipercurso.
<i>g</i>	Referente à seqüência de espalhamento.
\underline{g}	Relacionado ao produto entre as seqüências de espalhamento e de canalização.
$g^{(c)}$	Referente à seqüência de canalização.
<i>G</i>	Relacionado ao número de iterações de um algoritmo heurístico.
<i>h</i>	Relacionado à atenuação provocada pela perda de percurso mais sombreamento.
h'	Relacionado à interferência normalizada.
H_a	Função de transferência do filtro adaptativo.

H_c	Função de transferência para geração de ruído colorido.
H_p	Função de transferência do sistema desconhecido.
\mathbf{H}'	Matriz de interferência normalizada.
I	Número de bits transmitidos.
\mathbf{I}	Matriz identidade.
J	Erro quadrático.
K	Número total de usuários ativos.
K_v	Número total de usuários virtuais.
L	Número total de percursos recebidos para um sinal transmitido.
L_w	Tamanho da janela de amostragem para cálculo da função custo.
m	Número de canais paralelos.
M	Carregamento do sistema, dado pela razão K/N .
M_f	Número de coeficientes mais um do numerador da função de transferência do filtro.
MSE	Função custo para o problema de filtragem.
n	Ruído AWGN filtrado.
\mathbf{n}	Vetor de ruído AWGN normalizado.
N	Ganho de processamento.
N_0	Densidade espectral de potência do ruído.
N_c	Ganho de processamento da seqüência de canalização.
N_{cod}	Número de bits utilizados para codificar cada variável no GAME.
N_f	Número de coeficientes do denominador da função de transferência do filtro.
p	Relacionado com a potência transmitida.
p'	Relacionado com a potência recebida.
p^*	Relacionado com a potência otimizada pelo GAME.
p^{max}	Potência máxima de transmissão.
$p_T(\cdot)$	Formatação do pulso.
\mathbf{p}	Vetor contendo a potência de todos os usuários.
\mathbf{p}^*	Vetor contendo a potência ótima de todos os usuários.
P	Tamanho da população.
q	Relacionado com o coeficiente do numerador do filtro.
q'	Relacionado com o coeficiente do denominador do filtro.
\mathbf{Q}	Numerador da função de transferência do filtro.
\mathbf{Q}'	Parte do denominador da função de transferência do filtro.
r^*	Relacionado à taxa de transmissão otimizada pelo GAME.
R	Taxa básica de dados.
r^a	Taxa de transmissão média para o intervalo de bit anterior.
r^C	Taxa de transmissão do contrato.
r^G	Taxa de transmissão garantida pelo contrato.

r^P	Taxa de transmissão de pico.
\mathcal{R}	Função de correlação parcial.
\mathbf{R}	Matriz de correlação entre todos os usuários.
s	Relacionado aos elementos da seqüência de espalhamento.
T	Tamanho do poço de seleção.
T_b	Período de bit.
T_c	Período de chip da seqüência de espalhamento.
T_{c2}	Período de chip da seqüência de canalização.
u	Relacionado com a entrada do filtro.
\mathbf{U}	Relacionado com a matriz diagonal com elementos sendo VA com distribuição uniforme $\mathcal{U}(0, 1)$.
v	Relacionado à velocidade da partícula.
\mathcal{V}	Vetor que representa a velocidade de uma partícula.
V_{max}	Velocidade máxima permitida para as partículas.
x	Relacionado a uma posição de um vetor-candidato.
x^{best}	Relacionado a uma posição do melhor vetor-candidato no algoritmo LS.
\mathcal{X}	Vetor-candidato para os métodos heurísticos.
\mathcal{X}_j^{best}	Vetor com a melhor posição individual já encontrada pela j -ésima partícula.
\mathcal{X}_g^{best}	Vetor com a melhor posição global já encontrada.
\mathcal{X}_r	Vetor-candidato simplificado devido ao multipercurso.
\mathcal{X}_{r_0}	Vetor \mathcal{X}_r com uma posição nula.
\mathcal{X}_r^{best}	Melhor vetor-candidato simplificado devido ao multipercurso, utilizado como base para o cálculo da vizinhança no algoritmo s-LS.
y	Relacionado à saída amostrada de um correlacionador.
y'	Relacionado à saída do filtro.
\mathbf{y}	Vetor coluna relacionado às saídas amostradas dos correlacionadores do Rake.
\mathcal{Y}	Vetor coluna composto pelos sinais amostrados no Rake.
z	Relacionado à combinação das saídas amostradas dos correlacionadores do Rake.
Z	Variável aleatória com distribuição log-normal para o efeito de somreamento.
α	Parâmetro relacionado ao controle de potência distribuído.
β	Relacionado ao módulo do coeficiente complexo do canal.
ϵ	Relacionado ao erro na estimativa do coeficiente complexo do canal.
η	Ruído AWGN.
γ	Referente à relação sinal-interferência mais ruído.
γ^*	Relacionada com a SINR alvo.
$\Gamma, \bar{\Gamma}, \tilde{\Gamma}$	Referente à correlação cruzada parcial entre os usuários.
ι	Número aleatório com distribuição uniforme $\mathcal{U}(0, 1)$.
λ_c	Probabilidade de <i>crossover</i> .

λ_m	Probabilidade de mutação.
λ_r	Probabilidade de deslocamento para a vizinhança da melhor posição global.
μ_1	Coefficiente de aceleração direcionado à melhor posição individual.
μ_2	Coefficiente de aceleração direcionado à melhor posição global.
μ_c	Coefficiente de aceleração único.
ϕ	Relacionado com a fase do coeficiente complexo do canal.
ω	Peso inercial.
ψ	Relacionado ao somatório dos elementos de $\mathbf{f}^{(2)}$.
Ψ	Vetor composto pelos elementos ψ , que compõe a matriz $\mathcal{F}_r^{(2)}$.
σ_m^2	Variância adotada para mutação.
σ_s^2	Variância para sombreamento (log-normal).
τ	Relacionado ao atraso.
ϑ	Somatório dos elementos f referente a um mesmo sinal transmitido, para o 1º termo da função custo no problema MUD.

1 Introdução

Os sistemas de comunicação de múltiplo acesso são implementados normalmente através de três esquemas: acesso múltiplo por divisão de tempo (TDMA – *Time Division Multiple Access*), acesso múltiplo por divisão de frequência (FDMA – *Frequency Division Multiple Access*) e acesso múltiplo por divisão de código (CDMA – *Code Division Multiple Access*). O histórico das comunicações móveis apresentado a seguir (SCHULZE; LÜDERS, 2005) mostra o desenvolvimento das tecnologias através das gerações e a migração dos modos de múltiplo acesso, com passagem pelos esquemas FDMA, TDMA, evidenciando a maior utilização do sistema CDMA para as gerações futuras das comunicações móveis.

1.1 Cenário das Comunicações Móveis

A primeira geração das comunicações móveis (1G) era composta de alguns sistemas analógicos independentes entre si, destinados principalmente aos serviços de voz, cuja técnica de acesso múltiplo era gerada por divisão de frequência (FDMA). Buscando solucionar algumas limitações e padronizar os sistemas, os órgãos de regulamentação ao redor do mundo criaram os seguintes padrões para comunicação sem fio de segunda geração (2G):

- *Global System for Mobile Communications* (GSM, Europa), baseado em TDMA;
- *Digital American Mobile Phone System* (DAMPS) ou *Interim Standard 136* (IS-136, Estados Unidos), baseado em TDMA;
- *Interim Standard 95* (IS-95), denominado *cdmaOne* a partir de 1997 (Estados Unidos, pela *Qualcomm Incorporated*), baseado em CDMA;
- *Personal Digital Communications* (PDC, Japão), baseado em TDMA.

As principais características da segunda geração são a técnica de transmissão digital, maior aproveitamento da capacidade do canal, serviços de dados e voz com taxas próximas a 10kbps, mecanismos de segurança (para evitar interceptação do sinal) e possibilidade de *roaming* por diferentes países. Uma vez superados os problemas mais críticos, buscou-se, ao final dos anos noventa do século passado (1995 a 1998) desenvolver mecanismos que permitissem o aumento da taxa de transmissão. Os sistemas 2G com a capacidade de aumento da taxa de transmissão foram denominados sistemas 2+G ou 2,5G, uma vez

que possuíam evoluções em relação aos sistemas 2G originais, porém não cobriam todas as exigências da terceira geração (3G), representando uma etapa evolutiva entre essas duas gerações.

As características gerais dos sistemas de comunicação sem fio 3G, regulamentados pela União Internacional de Telecomunicações (ITU - *International Telecommunications Union*), são:

- oferta de diferentes serviços com diversos níveis de qualidade (QoS - *Quality of Service*), de acordo com cada serviço;
- uso eficiente do espectro de frequência e do múltiplo acesso;
- taxas de dados de até 2Mbps em ambientes interiores, 384kbps em ambientes para pedestres e 144kbps em ambientes com ampla cobertura e móvel com alta velocidade.

Essas exigências visam suprir a demanda por diferentes tipos de serviços (TASHIKAWA, 2002). A tabela 1.1 (STANCANELLI, 2004), mostra de forma elucidativa os diferentes serviços e QoS exigidas em função da taxa de transmissão, do atraso tolerado e da taxa de erro de bit (*BER - Bit Error Rate*) para os sistemas 3G.

Tabela 1.1: Aplicações e requisitos para a tecnologia 3G

APLICAÇÃO	TAXA DE		INTOLERÂNCIA A ATRASOS
	BITS TÍPICA [kbps]	BER máxima	
voz	8 - 64	10^{-2}	Sim
mensagens curtas	1,2 - 2,4	10^{-6}	Não
e-mail	1,2 - 64	10^{-6}	Não
acesso a base de dados	2,4 - 768	10^{-6}	Não
dados	64 - 1920	10^{-6}	Não
vídeo telefonia	64 - 384	10^{-7}	Sim

A grande demanda pelos serviços multimídia, sintetizados na tabela 1.1, motivou diversos grupos de pesquisa ao redor do mundo e distintas propostas para sistemas de comunicações móveis 3G foram registradas junto à ITU para análise. Após estudos, os grupos de trabalho da ITU organizaram as propostas em 5 modos de transmissão que formaram a IMT-2000 (*International Mobile Telecommunications in frequency bands at 2000 MHz*), ou seja, o padrão para comunicação sem fio para a faixa de frequência de 2GHz. Esses modos de transmissão são:

- IMT-DS: solução baseada no WCDMA (*Wideband CDMA*) FDD¹ (*Frequency Division Duplex*) por seqüência direta;
- IMT-TC: um sistema WCDMA TDD² (*Time Division Duplex*);

¹Comunicação duplex por divisão de frequência, onde existem duas bandas de frequência distintas para transmissão do canal direto e reverso.

²Comunicação duplex por divisão de tempo, onde a comunicação dos canais direto e reverso utilizam instantes de tempo diferentes, em uma mesma banda de frequência.

- IMT-MC: solução multiportadora a partir do cdma2000;
- IMT-SC: solução de uma portadora desenvolvido a partir do IS-136/UWC-136 (*Universal Wireless Communications 136*);
- IMT-FT: um sistema TDMA/TDD.

Os dois principais padrões adotados para terceira geração das comunicações móveis são o UMTS (*Universal Mobile Telecommunication System*) e o cdma2000.

O padrão UMTS foi proposto inicialmente pelo ETSI (*European Telecommunications Standards Institute*), sendo posteriormente definido um grupo de países responsável pelo seu desenvolvimento e padronização, denominado 3GPP. Estabelecido como a evolução para os sistemas que utilizam a tecnologia GSM, as especificações iniciais publicadas em 2000 garantiam taxas de até 384kbps, tanto no canal direto como no reverso. Denominada WCDMA, essa interface foi implantada comercialmente ao final do ano de 2002.

No mesmo ano, foi proposto o HSDPA (*High Speed Downlink Packet Access*), que consiste da alocação de um canal de dados com altas taxas de transmissão, possibilitando serviços com taxas máximas de 7,2Mbps (e taxas teóricas de até 14,4Mbps) para o canal direto, sendo implantado comercialmente em 2005. Essa tecnologia foi desenvolvida com o objetivo de propiciar um melhor serviço a usuários que demandassem uma taxa de transmissão maior no canal direto, como usuários de Internet. Quanto ao modo de gerar a comunicação duplex, tanto o WCDMA como o HSDPA disponíveis baseiam-se no FDD, sendo essa a tendência para as próximas interfaces. Uma variante utilizando o TDD é desenvolvida para ser utilizada principalmente na China.

Em 2005 foi proposto ainda o HSUPA (*High Speed Uplink Packet Access*), consistindo da alocação de um canal de dados com o intuito de aumentar as taxas de transmissão também no enlace reverso (até 5,8Mbps). Essa tecnologia foi desenvolvida com o intuito de possibilitar um serviço melhor para usuários que demandem a realização de uploads de arquivos grandes, com por exemplo em um e-mail. Essa tecnologia, diferentemente do HSDPA, não compartilha o canal entre os usuários.

A última publicação do UMTS descreve a tecnologia HSPA (*High Speed Packet Access*), que permite a expansão da capacidade de dados para as redes 3G baseadas no conjunto de padrões WCDMA do 3GPP, atingindo taxas de até 20Mbps no canal direto e podendo ser implementada sem a necessidade adicional de espectro de frequência ou portadora. Estudos considerando a utilização de modulações com constelações maiores e a utilização de múltiplas antenas (MIMO - *Multi-Input Multi-Output*) (2×2) mostraram a possibilidade de taxas de transmissão no canal direto de até 42Mbps.

Já os sistemas baseados no padrão cdma2000, desenvolvidos pelo grupo 3GPP2, consistem na evolução para os sistemas CDMA de segunda geração, como o IS-95, reutilizando a estrutura das redes já existentes. Inicialmente definido por cdma1×, a segunda versão adotou como interface aérea o

EV-DO (*Evolution-Data Optimized*) com o objetivo de aumentar a taxa de transmissão de dados, denominando o sistema $\text{cdma1} \times \text{EV-DO}$. Através da utilização de múltiplas portadoras, possibilita-se taxas de transmissão de até 70Mbps. A próxima interface a ser implantada para esse padrão é denominada EV-DV (*Evolution - Data and Voice*).

Através do breve histórico relatado verifica-se que as tecnologias dominantes são aquelas baseadas em sistemas CDMA. Há três razões que corroboram essa tendência:

- alta flexibilidade para transmissão de altas taxas de dados;
- utilização de sinais recebidos por múltiplos percursos (ao invés dos equalizadores adaptativos utilizados em TDMA);
- ganho referente ao “*Soft Handoff*”³.

No contexto atual das comunicações móveis estão sendo implantados sistemas de tecnologia 3G. Há porém receio quanto à real capacidade desses sistemas, que podem limitar as taxas de transmissão, caso muitos usuários busquem acesso à multimídia. Considerando ainda que os sistemas 4G deverão possuir taxas de transferência de até 100Mbps, essa limitação se torna mais crítica. Nesse cenário, a instigação proposta nesse trabalho utiliza dois conceitos essenciais para o aumento da capacidade do canal reverso (*uplink*) em sistemas DS/CDMA: a detecção multiusuário (MUD - *Multiuser Detection*) e a alocação de recursos (potência e taxa de informação), sendo também avaliada a filtragem adaptativa.

1.2 A Técnica CDMA

Diferentemente dos modos TDMA e FDMA, onde cada usuário é caracterizado por um intervalo de tempo ou uma banda de frequência distintos, respectivamente, na técnica de acesso múltiplo por divisão de código (CDMA) todos os usuários compartilham o mesmo recurso espectral, transmitindo ao mesmo tempo na mesma banda de frequências. A técnica de acesso múltiplo CDMA baseia-se na utilização do espalhamento espectral (SS - *Spread Spectrum*), onde a banda utilizada para a transmissão do sinal é muito maior do que a banda necessária para a transmissão à taxa desejada. Esse espalhamento pode ser realizado através de seqüência direta (DS/CDMA - *Direct Sequence/CDMA*) ou por salto de frequência (FH/CDMA - *Frequency Hopping/CDMA*). A diferenciação entre os usuários é possível devido à utilização de um código de espalhamento único para cada um deles.

Um receptor básico para sistemas DS/CDMA sujeitos a canais de multipercurso, denominado Rake, consiste de um banco de filtros casados com a seqüência de espalhamento⁴ do usuário de interesse, onde cada filtro é sincronizado a uma réplica do sinal CDMA resultante da propagação do sinal transmitido

³Uma vez que todos os usuários transmitem ao mesmo tempo, e na mesma frequência, um terminal móvel pode se comunicar com várias estações rádio base ao mesmo tempo.

⁴Detalhes acerca de códigos de espalhamento para sistemas DS/CDMA, veja Anexo B.

por diferentes percursos até o receptor (PROAKIS, 1995). Apesar de lidar com o ruído aditivo Gaussiano branco (AWGN - *Additive White Gaussian Noise*) de forma ótima, o desempenho do receptor Rake é deteriorado devido à interferência de múltiplo acesso (MAI - *Multiple Access Interference*), à auto-interferência devido aos percursos múltiplos e também às disparidades de potência entre os usuários (efeito *near-far*).

A utilização de códigos de espalhamento ortogonais no período de bit permitiria aos usuários terem seus sinais detectados independentemente dos outros usuários, com o canal limitado apenas pelo ruído do tipo AWGN. Porém, sistemas DS/CDMA reais síncronos são de difícil obtenção, especialmente para o canal reverso (unidade móvel para a estação rádio-base). O assincronismo entre os usuários (que implica em perda de ortogonalidade entre os códigos) e o fenômeno de seletividade em frequência do canal⁵ (provocando a chegada de várias cópias defasadas do sinal no receptor, denominado desvanecimento de multipercursos), juntamente com o efeito *near-far* e os desvanecimento rápido do canal (efeito doppler), resultam em limitação da capacidade sistêmica devido à interferência.

1.2.1 MUD

O conceito de detecção multiusuário baseia-se na utilização do conhecimento dos sinais dos usuários do sistema para atenuar/eliminar a interferência provocada entre si, aproximando a capacidade do sistema da capacidade do canal. As técnicas expostas na literatura podem ser classificadas em três vertentes principais:

- detectores lineares sub-ótimos (ABRÃO, 2001), como o Descorrelacionador e Detector por Mínimo Erro Quadrático Médio (MMSE - *Minimum Mean Squared Error*);
- canceladores de Interferência sub-ótimos (BUEHRER K. STAVROS; WOERNER, 1996; HUI; LETAIEF, 1998; CORREAL, 1999; ABRÃO, 2001), como o Cancelador de Interferência em Série (SIC - *Successive Interference Cancellation*), Cancelador de Interferência em Paralelo (PIC - *Parallel Interference Cancellation*), entre outros.
- detector ótimo (OMUD) (VERDÚ, 1984, 1998) e variantes heurísticas sub-ótimas baseadas na função de verossimilhança logarítmica (CIRIACO; ABRÃO; JESZENSKY, 2004; LU; YAN, 2004; YEN; HANZO, 2004; OLIVEIRA et al., 2006; CIRIACO; ABRÃO; JESZENSKY, 2006b; LIM; VENKATESH, 2003; ABRÃO; CIRIACO; JESZENSKY, 2004).

Os detectores lineares realizam o desacoplamento da interferência através de uma transformação linear, correspondente à inversa da matriz de correlação das seqüências de espalhamento, à saída do banco de filtros casados às seqüências de espalhamento dos usuários, o que gera alta complexidade computacional para um elevado número de usuários.

⁵Veja Anexo A.

Os canceladores de interferência caracterizam-se pela meta de redução da complexidade. A redução da MAI é obtida através de estimativas da interferência e posterior subtração ao sinal desejado. Apesar de complexidade reduzida, a eliminação da MAI não ocorre de forma ótima.

O detector multiusuário ótimo é capaz de eliminar a MAI de forma ótima. Baseando-se no conceito de máxima verossimilhança, o OMUD estima o vetor de dados transmitidos de modo a reproduzir o sinal recebido.

1.2.1.1 OMUD e as Técnicas Heurísticas Sub-Ótimas

O funcionamento do OMUD exige o conhecimento dos coeficientes de canal, necessitando assim de um estimador. Porém a complexidade desse detector é exponencial em relação ao número de usuários, o que o torna impraticável em sistemas com alto número de usuários. Devido a essa alta complexidade, vários trabalhos foram propostos com a aplicação de técnicas heurísticas sub-ótimas na simplificação do problema com a manutenção de um desempenho próximo ao ótimo (YEN; HANZO, 2004; CIRIACO; ABRÃO; JESZENSKY, 2004, 2006b, 2006a; CIRIACO, 2006; OLIVEIRA et al., 2006; LU; YAN, 2004; ZHAO; ZENG, 2004; LIM; VENKATESH, 2003).

Os métodos heurísticos são técnicas de otimização baseados na aproximação progressiva de um dado problema. Consistem basicamente no uso de uma função objetivo (custo) que avalia a aptidão (proximidade em relação a solução ótima) dos vetores-candidatos, que representam possíveis soluções para o problema, e através do conhecimento dessa aptidão a busca é então direcionada para regiões do universo de busca onde a probabilidade de se encontrar a solução do problema é maior. A reduzida complexidade apresentada por esses métodos, aliada à boa qualidade das soluções encontradas, proporcionam às técnicas heurísticas aplicações em diversos problemas que envolvem otimização combinatória (GOLDBARG; LUNA, 2000).

Dentre as técnicas heurísticas, emprega-se neste trabalho o algoritmo genético (GA - *Genetic Algorithm*) (GOLDBERG, 1989; MITCHELL, 1998; HAUPT; HAUPT, 2004), a otimização por nuvem de partículas (PSO - *Particle Swarm Optimization*) (KENNEDY; EBERHART, 1995, 1997) e algumas variantes (KRUSIENSKI, 2001; LIANG et al., 2006), e, em especial, explora-se a característica de baixa complexidade do algoritmo de busca local (LS - *Local Search*) (AARTS; LENSTRA, 1996) para resolver o problema MUD.

Conforme foi mencionado, cada detector multiusuário apresenta vantagens e desvantagens, e a aplicação das técnicas heurísticas ao problema MUD se caracteriza por combinar diferentes aspectos que culminam na obtenção de um detector mais atrativo e viável para implementação nos sistemas atuais. Os dois fatores essenciais a serem considerados em uma análise de um detector MUD são o desempenho e a complexidade de implementação/processamento. Devido ao fato de basear-se no princípio do OMUD, os detectores multiusuário heurísticos (HEUR-MUD) apresentam como limiar de desempenho os valores ótimos, sendo portanto superiores aos detectores lineares e aos canceladores de interferência. Quanto à complexidade de implantação, os HEUR-MUD podem ser facilmente implementados através de uma

plataforma de processamento digital de sinais (DSP - *Digital Signal Processing*), com a necessidade de pouco hardware adicional. Considerando o tempo de processamento, a aplicação de técnicas heurísticas ao problema OMUD torna a sua complexidade polinomial em função apenas de parâmetros do sistema, reduzindo significativamente o tempo gasto e tornando-o mais atrativo em relação ao detector ótimo.

As características mais marcantes dos detectores HEUR-MUD são:

- complexidade reduzida em relação ao OMUD;
- desempenho muito próximo ao do OMUD;
- tolerância ao efeito *near-far*.

Apesar do aumento de capacidade, sistemas com HEUR-MUD possuem como maiores limitantes a interferência gerada por células vizinhas e a difícil caracterização em canal direto (*downlink*).

1.2.2 Alocação de Recursos

Embora os HEUR-MUD sejam tolerantes ao efeito *near-far*, em um sistema de comunicação móvel é importante um controle de potência para os usuários no intuito de garantir que a potência recebida de todos os usuários, independente das suas localizações, sejam iguais ou proporcionais (no caso de serviços diferentes). Busca-se assim garantir que os usuários possuam a qualidade de serviço (QoS) necessária ao tipo de serviço multimídia utilizado (voz, vídeo, dados) com a menor potência necessária, prolongando assim a autonomia das baterias e reduzindo a interferência intra e intercelular. Para este problema, duas abordagens de investigação têm sido seguidas: o controle centralizado (CPC - *Centralized Power Control*) e o controle distribuído de potência (DPC - *Distributed Power Control*).

O controle centralizado (ZANDER, 1992; GRANDHI et al., 1993) apresenta uma resposta ótima, com a potência dos móveis sendo minimizada. Porém isso é realizado em detrimento da complexidade, sendo necessário o conhecimento do ganho de canal de todos os usuários e a necessidade de inversão de uma matriz, que se torna inviável caso o número de usuários se torne elevado. Esse cálculo da potência ótima deve ser realizado na estação rádio-base (ERB), criando-se ainda a necessidade de implementação de hardware para realização de tal operação.

O controle distribuído (FOSCHINI; MILJANIC, 1993; ULUKUS; YATES, 1998; UYKAN; KOIVO, 2004; GROSS, 2005) possui a vantagem de ser realizado apenas com o conhecimento da relação sinal pela interferência mais ruído (SINR - *Signal to Interference plus Noise Ratio*) estimada para o próprio usuário, da potência de transmissão e da SINR desejada (associada a QoS). Como o móvel já possui o conhecimento de sua potência de transmissão e da SINR desejada, há a necessidade de realimentação apenas do valor da SINR através do canal direto. Assim, cada usuário pode realizar o seu próprio controle de potência, tornando o controle distribuído.

A aplicação de técnicas heurísticas (MOUSTAFA; HABIB; NAGHSHINEH, 2004, 2001, 2000; THONGTIN; KANTAPANIT, 2003; ZHOU et al., 2002) ao controle de potência e alocação de recursos (taxas de transmissão) mostra-se como uma nova e atraente alternativa conceitual e tecnológica. Esse controle é feito de forma centralizada com uma complexidade reduzida, através da elaboração de um conjunto de prioridades que funcionam como critério de seleção para acesso aos recursos do sistema.

Outros estudos também buscam diminuir o efeito da MAI para aumentar a capacidade do sistema, destacando-se a seleção de códigos mais robustos e adequados às características de canais multipercurso (KURAMOTO, 2005) e estimativa multiusuário para os coeficientes de canal⁶ (CIRIACO, 2006; CIRIACO; ABRÃO; JESZENSKY, 2006b; BHASHYAM; AAZHANG, 2002).

1.2.3 Filtragem Adaptativa

O conhecimento sobre filtragem de resposta impulsiva finita (FIR – *Finite Impulsive Response*) atualmente é muito amplo. Devido à possibilidade de melhor desempenho e menor complexidade em relação à filtragem FIR, pesquisadores buscam atingir os mesmos resultados para generalização do problema através da utilização de filtragem com resposta impulsiva infinita (IIR – *Infinite Impulsive Response*) (HAYKIN, 2002). O principal obstáculo a ser superado na filtragem adaptativa IIR é a existência de superfícies de erro multimodais em relação aos coeficientes dos filtros (NG et al., 1996). Assim, algoritmos do tipo gradiente (HAYKIN, 2002), comumente utilizados para o problema FIR, podem não ser eficientes para aplicações de filtragem IIR, pois não garantem o encontro do mínimo global, podendo o algoritmo ficar “preso” em algum mínimo local da superfície de erro, como é o caso do algoritmo LMS (*Least Mean Square*).

Recentemente, os algoritmos heurísticos têm sido utilizados e se mostrado muito eficazes para solucionar problemas multimodais. A aplicação de alguns desses algoritmos para o problema de filtragem IIR pode ser encontrada na literatura, mostrando que as técnicas heurísticas superam o desempenho dos métodos de gradiente (NG et al., 1996; WHITE; FLOCKTON, 1997; KRUSIENSKI, 2001). Devido à aplicação de filtragem adaptativa em sistemas dinâmicos, a medida de desempenho de um algoritmo é insuficiente para conclusões acerca de sua eficiência. Neste trabalho, utiliza-se o compromisso desempenho \times complexidade de processamento na avaliação dos algoritmos heurísticos, criando um cenário mais amplo e efetivo da viabilidade das técnicas heurísticas aplicadas ao problema da identificação de sistema.

1.3 Contribuições

Neste trabalho de dissertação de mestrado são investigados e avaliados três conceitos de telecomunicações: a detecção multiusuário, a alocação de recursos e a filtragem adaptativa. Realiza-se uma comparação entre a detecção multiusuário ótima (OMUD) e sub-ótima (HEUR-MUD) baseada nos

⁶Veja Anexo E.

algoritmos GA, PSO e LS, através do compromisso desempenho \times complexidade, sendo a complexidade expressa em termos do número de operações necessárias para a detecção através do receptor multiusuário heurístico. O método de simulação de Monte Carlo (MCS - *Monte Carlo Simulation*) utilizado na caracterização das soluções heurísticas baseia-se nas características dos sistemas DS/CDMA de terceira geração uni/multitaxa. Uma breve descrição do método MCS é feita no Anexo D.

Analisa-se também o controle de potência e alocação de recursos, sendo expostos os métodos CPC e DPC para sistemas DS/CDMA multitaxa. Para o DPC, descrevem-se os algoritmos de controle de potência distribuídos de Foschini (FOSCHINI; MILJANIC, 1993), Sigmoidal (UYKAN; KOIVO, 2004) e o baseado no modelo populacional de Verhulst (GROSS, 2005). Considerando o problema de alocação de recursos, que neste contexto envolve alocação de banda de transmissão e minimização da potência transmitida, adota-se como base de estudo o algoritmo GAME (*Genetic Algorithm for Mobiles Equilibrium*) (MOUSTAFA; HABIB; NAGHSHINEH, 2004, 2001, 2000), de modo a obter conclusões sobre sua eficácia para os sistemas 3G, considerando três diferentes classes de tráfego: voz, vídeo e dados.

Estudou-se ainda a aplicação de técnicas heurísticas ao problema de filtragem adaptativa IIR, mostrando os resultados em termos de desempenho e complexidade atingido pelos algoritmos GA, PSO, PSO com Aprendizado Compreensivo (CLPSO) e PSO Modificado (MPSO) para diversas condições, envolvendo ausência/presença de ruído, número de coeficientes a serem estimados, filtros uni/multimodais e ordem do filtro adaptativo suficiente ou não para reproduzir o filtro desejado.

1.4 Publicações

1.4.1 Artigos Publicados ou Aceitos para Publicação

- OLIVEIRA, L. D.; CIRIACO, F; ABRÃO, T; JESZENSKY, P. J. E.; *Particle Swarm and Quantum Particle Swarm Optimization Applied to DS/CDMA Multiuser Detection in Flat Rayleigh Channels*; ISSSTA'06 (9th International Symposium of Spread Spectrum Techniques and Applications), Manaus, 28-31 de agosto/2006.
- OLIVEIRA, L. D.; ABRÃO, T; JESZENSKY, P. J. E.; *Simplified Local Search Algorithm for Multiuser Detection in Multipath Rayleigh Channels*; 16th IST Mobile & Wireless Communications Summit 2007; Universidade Eötvös Loránd, Budapeste, 1-5 de julho/2007;
- OLIVEIRA, L. D.; SUZUKI, I; ABRÃO, T; JESZENSKY, P. J. E.; *Filtragem Adaptativa IIR Através do Algoritmo de Otimização por Nuvem de Partículas com Aprendizado Compreensivo*; XXV Simpósio Brasileiro de Telecomunicações - SBrT 2007, a ser realizado em Recife-PE, 03-06 de setembro 2007;

1.5 Estrutura do Texto

O texto está estruturado em seis capítulos e cinco anexos. No Capítulo 2 é apresentado o conceito de método heurístico e algumas características gerais que regem o seu funcionamento. São expostas também as técnicas adotadas durante o trabalho, sendo elas o algoritmo genético, a otimização por nuvem de partículas e a busca local. No capítulo 3 é mostrado o modelo de sistema DS/CDMA multitaxa em canal com desvanecimento multipercurso, o detector multiusuário ótimo e as adaptações das técnicas GA, PSO e LS para obtenção de detectores multiusuário sub-ótimos heurísticos. São expostos também os resultados obtidos via simulação Monte Carlo considerando o compromisso complexidade \times desempenho. Já no Capítulo 4 descreve-se o modelo de controle de potência e também de alocação de recursos (potência e taxa). É apresentada a abordagem heurística ao problema e o algoritmo genético adaptado para essa aplicação é detalhado. São exibidos também resultados do controle de potência centralizado, distribuído e da alocação de recursos via métodos heurísticos. No Capítulo 5 é mostrado o modelo de filtragem adaptativa com resposta impulsiva infinita (IIR) e as variantes heurísticas utilizadas na solução do problema, sendo expostos também os resultados obtidos via simulação Monte Carlo. Finalmente, no Capítulo 6 são destacadas as principais conclusões e perspectivas de continuidade do trabalho de investigação, particularmente na direção da eficiência das técnicas heurísticas aplicadas aos problemas de detecção multiusuário e alocação de recursos em sistemas de comunicação sem fio CDMA.

2 Métodos Heurísticos

Os Métodos heurísticos são técnicas de otimização que visam solucionar um dado problema através de uma aproximação progressiva, onde a busca pela solução é direcionada através de avaliações empíricas. Esses métodos se caracterizam pelo aumento da eficiência computacional, sendo aplicados principalmente em problemas que apresentam complexidade exponencial com algum parâmetro com o objetivo de tornar essa complexidade polinomial. A aplicação de heurística a um problema não garante a solução ótima, porém quando a busca não atinge essa solução ótima, o resultado obtido é normalmente muito próxima à ela.

Diferentes métodos podem ser adotados para solucionar um determinado problema, sendo adaptados de acordo com as características do mesmo. A seguir são expostos alguns fundamentos para uma melhor compreensão dos algoritmos heurísticos e logo depois são descritas as técnicas heurísticas utilizadas no trabalho: algoritmo genético (GA), otimização por nuvem de partículas (PSO) e algoritmo de busca local (LS).

Um indivíduo/partícula é um vetor candidato contendo as variáveis a serem otimizadas, pertencente ao universo de possíveis soluções para o problema. Como exemplo, se for considerado como universo de busca o plano real bi-dimensional, \mathbb{R}^2 , cada vetor candidato será representado por um par (x, y) , codificado de acordo com o problema.

Antes de escolher o algoritmo heurístico a ser aplicado ao problema, deve-se selecionar o tipo de codificação a ser adotada. As opções mais comuns são (MITCHELL, 1998):

- codificação decimal.
- codificação binária/gray.

A escolha de uma codificação adequada ao problema é um dos principais fatores de sucesso da busca. Dentre as codificações, a binária é a mais comumente adotada, porém nos últimos anos outras alternativas vêm ganhando destaque. A codificação binária é a mais utilizada no contexto de algoritmos heurísticos devido principalmente a fatores históricos, seguindo os passos iniciais dados por (HOLLAND, 1975), e a criação dos parâmetros dos algoritmos para o contexto binário.

Uma dificuldade encontrada para essa codificação é a natureza não-binária de muitos problemas. Para o problema da detecção multiusuário DS/CDMA, a codificação binária é a mais apropriada, uma

vez que o universo de busca consiste de variáveis binárias (bits de informação a serem estimados no receptor). Já o problema de alocação de recursos e o problema de filtragem adaptativa apresentam variáveis contínuas (potência/taxa e coeficientes). Caso seja adotado a codificação binária para esses problemas, cada variável a ser otimizada é constituída por um número fixo de bits.

A codificação gray consiste em uma codificação binária onde palavras vizinhas diferem apenas por uma posição, ou seja, apresentam distância de Hamming igual a 1. A utilização de codificação gray surge como alternativa para uma dificuldade inerente aos problemas com variáveis reais codificadas na forma binária, pois números decimais vizinhos na forma decimal podem apresentar muitos bits diferentes na forma binária. Por exemplo, tomemos os números 15 e 16. Codificados na forma binária, eles são representados por 01111 e 10000, respectivamente. Essa diferença entre os números pode resultar em falha ao final da busca, pois embora o algoritmo esteja muito próximo da solução para a variável decimal, a codificação binária não representa isso.

Para a codificação decimal, as variáveis são representadas pelos algarismos decimais 0 – 9. Essa codificação se aproxima mais da maioria dos problemas reais e a codificação é normalmente mais simples. Porém há menos embasamento teórico em relação à codificação binária (MITCHELL, 1998), o que pode causar dificuldades com a sua escolha. Adicionalmente, a implementação de algoritmos heurísticos em sistemas eletrônicos reais é feita atualmente a partir do uso de plataformas de processamento digital de sinais (DSP - *Digital Signal Processing*), o que facilita o emprego da codificação binária.

Uma vez definida a codificação do vetor-candidato, deve-se determinar uma população (P) que irá coexistir a cada instante de tempo/geração¹, representando um grupo de vetores-candidatos que irão interagir proporcionando a evolução da busca. A escolha do número adequado de indivíduos pode ser realizada de forma empírica, porém a definição do valor de (P) tem sido alvo de estudos, como (HARIK et al., 1999; AHN; RAMAKRISHNA, 2002), pois é um fator importante no sucesso da busca e na implementação da solução em tempo real e um equacionamento que seja independente do problema analisado é extremamente importante para aplicações dos algoritmos. Neste trabalho adotou-se a solução desenvolvida por (AHN; RAMAKRISHNA, 2002), pois apresentou bons resultados e é facilmente adaptada para diferentes problemas. A expressão geral apresentada para a população de um problema genérico é dada por:

$$P = -\frac{\chi^k}{2} \ln(\alpha) \left(\frac{\chi^k - 1}{2} \sqrt{\pi m'} + 1 \right), \quad (2.1)$$

onde χ é a cardinalidade do alfabeto, k é a ordem do bloco de construção, α é a probabilidade de falha na etapa de decisão e $m' = \ell/k - 1$, sendo ℓ o tamanho do indivíduo.

O desempenho de cada vetor-candidato, que representa quão próximo ele está da solução do problema, é obtido através da utilização de uma função objetivo/custo. A partir da avaliação de cada vetor-candidato, a população é organizada de modo a gerar uma interação entre os vetores-candidatos, priorizando sempre os melhores desempenhos, e gerando assim a evolução na busca.

¹Trata-se da iteração em que se encontra o processo de busca.

2.1 Otimização por Nuvem de Partículas (PSO)

Observando o comportamento de pássaros, alguns pesquisadores verificaram que a vida em bando desses animais implica em uma maior chance de sobrevivência. Cada pássaro se favorece das informações de todo o bando, de modo que, se um indivíduo encontra alimento, isso passa a ser uma informação conjunta e todos do bando terão acesso, aumentando assim a chance de sobrevivência desses pássaros. Considerando essa vantagem evolucionária obtida com a interação entre indivíduos, em 1995 J. Kennedy e R. Eberhart (KENNEDY; EBERHART, 1995) elaboraram um tipo de otimização heurística baseada em nuvem de partículas.

O princípio do algoritmo consiste no movimento de um grupo de partículas, distribuídas aleatoriamente no espaço, cada uma possuindo posição e velocidade próprias. A velocidade é responsável por imprimir movimento à partícula, alterando sua posição no espaço em busca de um melhor desempenho (KENNEDY; EBERHART, 1995). A equação fundamental do PSO, que representa o movimento de uma partícula j , é dada por:

$$\mathcal{X}_j[t] = \mathcal{X}_j[t-1] + \mathcal{V}_j[t-1], \quad (2.2)$$

onde $\mathcal{X}_j[t]$ é a posição e $\mathcal{V}_j[t]$ é a velocidade da partícula no instante de tempo t .

Uma população contendo P partículas é gerada no início da busca e mantida até o seu fim, sendo P definido pela equação (2.1), com a inicialização dessas partículas definida de acordo com as características do problema. Qualquer informação a priori que resulte em um ganho inicial na busca deve ser adotada para diminuição da complexidade da busca. Caso não se tenha conhecimento algum para facilitar a busca, emprega-se uma inicialização aleatória para as partículas.

A j -ésima partícula, representando um vetor-candidato, é definida da forma:

$$\mathcal{X}_j[t] = [x_{j1}[t] \ x_{j2}[t] \ \dots \ x_{j\mathcal{D}_h}[t]]^T, \quad (2.3)$$

onde $x_{jd}[t]$ é a posição da j -ésima partícula na d -ésima dimensão e \mathcal{D}_h é a dimensão da busca, que varia de acordo com o problema e a codificação adotada. O seu desempenho é avaliado através de uma função custo, que quantifica de forma relativa o quão perto da solução a partícula se encontra.

A interação entre as partículas, que é a base do algoritmo PSO, é inserida no cálculo da velocidade. O vetor da velocidade da j -ésima partícula, de dimensão \mathcal{D}_h , é calculada através de (KENNEDY; EBERHART, 1995):

$$\mathcal{V}_j[t+1] = \underbrace{\omega \cdot \mathcal{V}_j[t]}_{v_{inercia}} + \underbrace{\mu_1 \cdot \mathbf{U}_{j_1}[t] \cdot (\mathcal{X}_j^{best}[t] - \mathcal{X}_j[t])}_{v_{individual}} + \underbrace{\mu_2 \cdot \mathbf{U}_{j_2}[t] \cdot (\mathcal{X}_g^{best}[t] - \mathcal{X}_j[t])}_{v_{global}}, \quad (2.4)$$

onde ω é o peso inercial, $\mathbf{U}_{j_1}[t]$ e $\mathbf{U}_{j_2}[t]$ são matrizes diagonais com dimensão \mathcal{D}_h e elementos sendo variáveis aleatórias com distribuição uniforme $\mathcal{U}(0, 1)$, gerados para a j -ésima partícula; $\mathcal{X}_g^{best}[t]$ é um vetor contendo a melhor posição global já encontrada até aquela iteração e $\mathcal{X}_j^{best}[t]$ um vetor com a

melhor posição já encontrada pela j -ésima partícula; μ_1 e μ_2 são as ponderações referentes às parcelas da melhor posição individual e da melhor posição global encontradas até aquela iteração, respectivamente.

Na equação (2.4) são destacadas as três parcelas responsáveis por movimentar as partículas através do universo de busca: $v_{inercia}$ — caracteriza a inércia do movimento; $v_{individual}$ — direciona cada partícula para sua melhor posição já encontrada até aquele instante; v_{global} — leva todas as partículas em direção à melhor posição global já encontrada (por toda a população até a iteração corrente). A figura 2.1 mostra um exemplo dessas parcelas da velocidade, para um espaço de busca de duas dimensões.

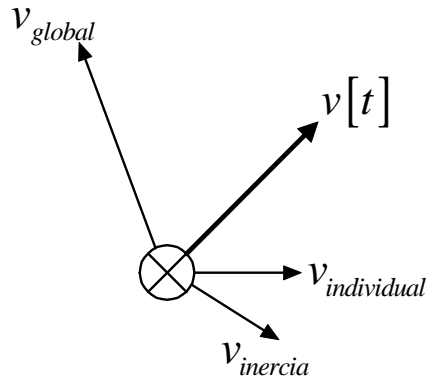


Figura 2.1: Velocidade inserida em uma partícula no algoritmo PSO.

Em problemas modelados na forma decimal contínua, a inserção do movimento nas partículas é realizado de forma direta através da equação (2.2). Para problemas codificados na forma binária, deve-se adaptar a velocidade, que apresenta um valor decimal contínuo, para o alfabeto binário. Essa adaptação, de modo a alterar a posição binária, pode ser realizada com a aplicação da função sigmóide (figura 2.2):

$$S(a) = \frac{1}{1 + e^{-a}} \quad (2.5)$$

do seguinte modo (KENNEDY; EBERHART, 1997):

$$\text{se } S(v_{jd}[t]) > \iota_{jd}[t], \text{ então } x_{jd}[t + 1] = 1, \text{ senão } x_{jd}[t + 1] = 0, \quad (2.6)$$

onde $v_{jd}[t]$ é a velocidade da j -ésima partícula na d -ésima dimensão e $\iota_{jk}[t]$ é um número aleatório com distribuição uniforme $\mathcal{U}(0, 1)$.

Considerando ainda a versão binária do algoritmo PSO, com o propósito de se criar estratégias de fuga de máximos locais, insere-se no algoritmo a constante V_{max} , a qual limita a velocidade da partícula no intervalo $[-V_{max}, V_{max}]$, criando assim uma probabilidade mínima de troca de bit. Valores para essa probabilidade em função da velocidade da partícula são apresentados na Tabela 2.1.

Tabela 2.1: Probabilidade mínima de troca em função de V_{max} .

V_{max}	1	2	3	4	5
$1 - S(V_{max})$	0,269	0,119	0,047	0,018	0,007

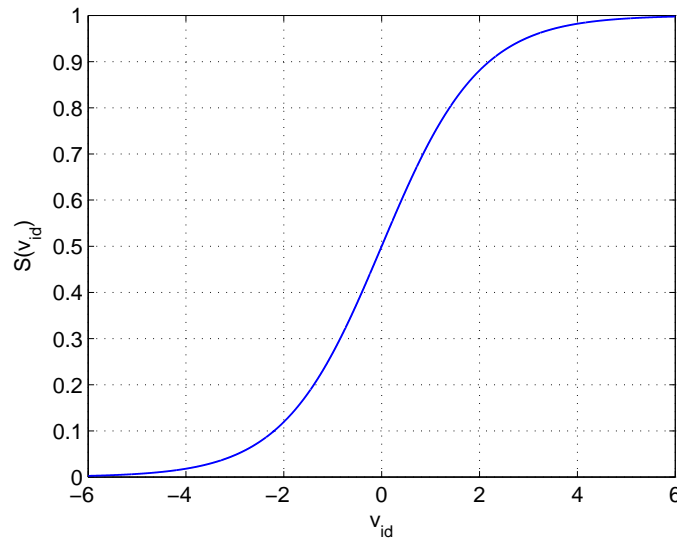


Figura 2.2: Gráfico da função sigmóide.

A busca é realizada até que um critério de parada pré-estabelecido, definido por um número de iterações de otimização G_{PSO} , seja atingido. A figura 2.3 mostra um esquemático simplificado do funcionamento e o Algoritmo 1 exibe um pseudo-código para o PSO.

Algoritmo 1 PSO

1. Definição dos parâmetros de entrada.
2. Geração da população inicial com P partículas.
3. Para $t = 1, 2, \dots, G_{PSO}$ faça:
 - 3.1. Avalia-se cada partícula $\mathcal{X}_j[t]$ através da função custo.
 - 3.2. Caso exista melhoria de desempenho, atualiza-se $\mathcal{X}_g^{best}[t]$ e/ou $\mathcal{X}_j^{best}[t]$.
 - 3.3. Calcula-se a velocidade de cada partícula através da equação (2.4).
 - 3.4. Atualiza-se cada $\mathcal{X}_j[t]$ através da equação (2.2) ou da equação (2.6).

fim

4. A saída é o vetor $\mathcal{X}_g^{best}[G_{PSO}]$.
-

2.1.1 PSO Modificado (MPSO)

Recentemente desenvolvido por (KRUSIENSKI, 2001), o algoritmo PSO modificado (MPSO – *Modified Particle Swarm Optimization*) foi apresentado como possuindo um melhor desempenho que outros algoritmos heurísticos quando aplicado à filtragem adaptativa IIR, devido à exploração de técnicas de intensificação capazes de superar as limitações do algoritmo PSO original, o que torna importante sua análise neste trabalho.

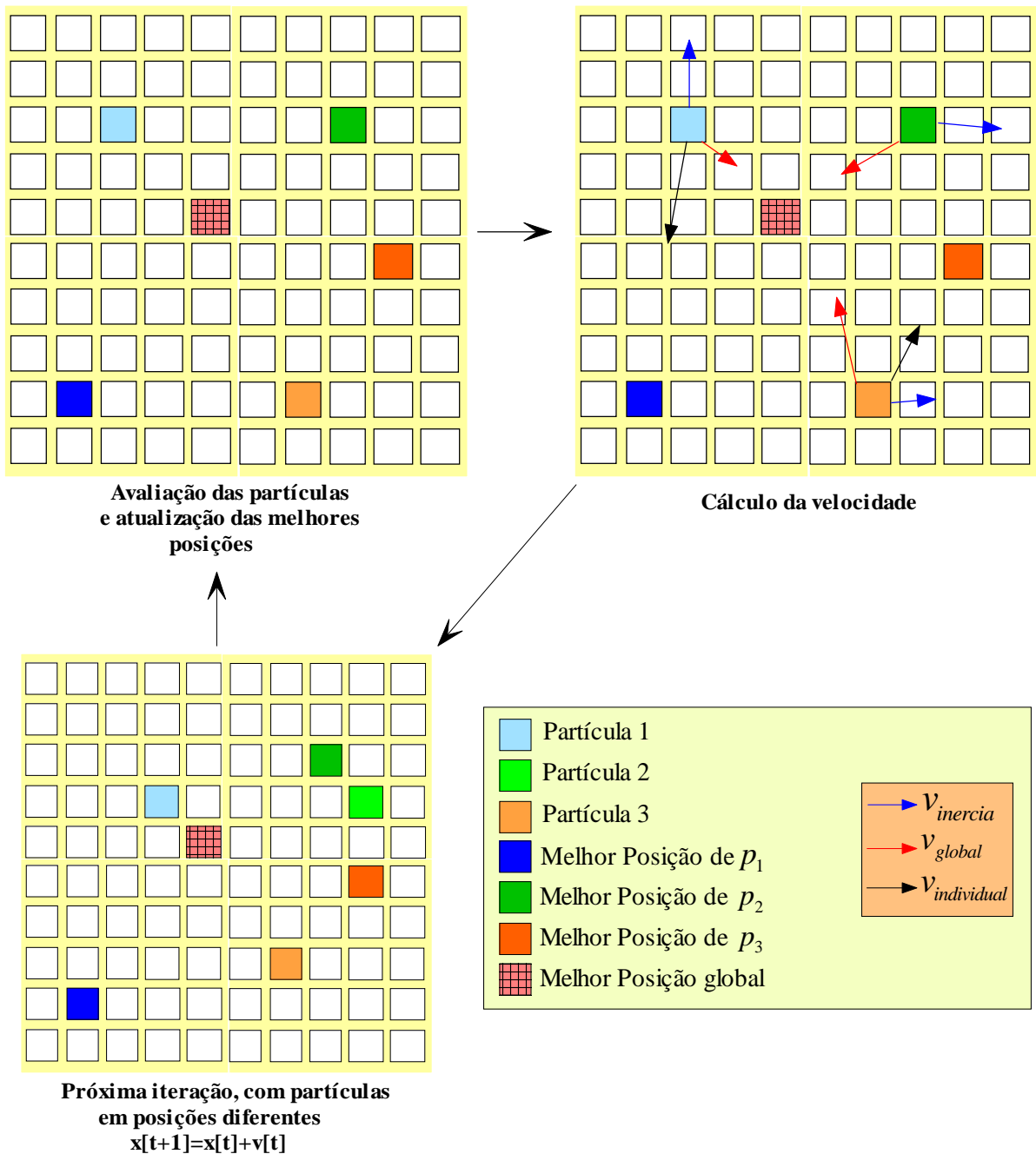


Figura 2.3: Diagrama simplificado de funcionamento do algoritmo PSO.

Em relação ao algoritmo PSO, o MPSO acrescenta três etapas:

- **Mutação:** Uma pequena parcela dos parâmetros são afetados pela mutação, que apresenta variância decrescente no decorrer do tempo, visando a intensificação e conseqüente convergência ao final da busca;
- **Reorganização ao redor de $\mathcal{X}_g^{best}[t]$:** Caso seja encontrado um novo $\mathcal{X}_g^{best}[t]$, uma pequena parte das partículas é deslocada aleatoriamente para a vizinhança dessa nova posição, de modo a intensificar a busca sobre essa região.
- **Coefficiente de inércia adaptativo:** Cada partícula possui um peso inercial que ajusta sua velocidade

nas direção em que se obteve melhor desempenho.

Os passos para o algoritmo MPSO são mostrados no Algoritmo 2.

Algoritmo 2 MPSO

1. Definição dos parâmetros de entrada.
 2. Geração da população inicial com P partículas.
 3. Para $t = 1, 2, \dots, G_{MPSO}$ faça:
 - 3.1. Avalia-se cada partícula $\mathcal{X}_j[t]$ através da função custo.
 - 3.2. Caso exista melhoria de desempenho, atualiza-se $\mathcal{X}_g^{best}[t]$ e $\mathcal{X}_j^{best}[t]$. Calcula-se o peso de inércia adaptativo.
 - 3.3. Caso tenha sido encontrado um novo $\mathcal{X}_g^{best}[t]$, desloca-se algumas partículas para a nova vizinhança.
 - 3.4. Calcula-se a velocidade de cada partícula através da equação (2.4) e atualiza-se a sua posição através da equação (2.2).
 - 3.5. Insere-se a mutação nas partículas.
- fim
4. A saída é o vetor $\mathcal{X}_g^{best}[G_{MPSO}]$.
-

2.1.2 PSO com Aprendizado Compreensivo (CLPSO)

Publicado por Liang *et al* (LIANG *et al.*, 2006), em 2006, o algoritmo PSO de aprendizado compreensivo (CLPSO - *Comprehensive Learning Particle Swarm Optimization*) foi proposto como uma alternativa eficiente de solução para problemas multimodais. Devido à filtragem adaptativa IIR apresentar a característica de superfície de erro multimodal, avaliou-se o desempenho do CLPSO. Diferentemente do MPSO, o CLPSO não acrescenta novos operadores, mas busca aumentar a diversificação do PSO através de alterações no seu próprio princípio básico de funcionamento, o cálculo da velocidade.

A equação da velocidade para o CLPSO é dada por:

$$\mathcal{V}_j[t + 1] = \omega \cdot \mathcal{V}_j[t] + \mu_c \cdot \mathbf{U}_{j_1}[t](\mathcal{X}_{j_c}^{best}[t] - \mathcal{X}_j[t]), \quad (2.7)$$

onde μ_c é o coeficiente de aceleração único e $\mathcal{X}_{j_c}^{best}[t]$ é a melhor posição da j_c -ésima partícula, que será adotada pela j -ésima partícula. A troca da melhor posição de uma partícula no cálculo da velocidade é realizada através de uma probabilidade de troca; a seleção da posição $\mathcal{X}_{j_c}^{best}[t]$ a ser utilizada na atualização da velocidade $\mathcal{V}_j[t + 1]$ é definida através de uma escolha aleatória na população.

Os passos para implementação do algoritmo CLPSO são indicados no Algoritmo 3.

Algoritmo 3 CLPSO

1. Definição dos parâmetros de entrada.
 2. Geração da população inicial com P partículas.
 3. Para $t=1,2,\dots,G_{CLPSO}$ faça
 - 3.1. Avalia-se cada partícula $\mathcal{X}_j[t]$ através da função custo.
 - 3.2. Caso exista melhoria de desempenho para a j -ésima partícula, armazena-se a posição atual em $\mathcal{X}_j^{best}[t]$.
 - 3.3. Calcula-se a velocidade de cada partícula através da equação (2.7).
 - 3.4. Atualiza-se cada coeficiente de cada partícula através da equação (2.2) ou da equação (2.6).
- fim
4. A saída é o vetor $\mathcal{X}_j^{best}[G_{CLPSO}]$ que apresentar melhor desempenho.
-

2.2 Algoritmo Genético (GA)

O algoritmo genético (GOLDBERG, 1989; MITCHELL, 1998; HAUPT; HAUPT, 2004) é baseado nos mecanismos de seleção natural, onde indivíduos mais adaptados ao meio tendem a sobreviver e transmitir suas características aos descendentes, enquanto os mais fracos (menos adaptados) são eliminados, representando um ambiente competitivo.

Cada vetor-candidato é representado por um indivíduo, definido de modo semelhante à partícula no PSO, eq. (2.3). No início da busca define-se o número de indivíduos da população através da eq. (2.1), e a inicialização desses indivíduos é feita de forma aleatória ou com base em algum conhecimento a priori do problema.

A avaliação de cada indivíduo é realizada através de uma função custo, que varia de acordo com o problema. Quanto maior o valor obtido pelo indivíduo, mais evoluído e mais próximo da solução ele se encontra.

O processo de evolução genética é aplicado aos vários indivíduos através dos operadores genéticos mutação e *crossover* (figura 2.4) e também da seleção, buscando-se uma população de descendentes mais apta (evoluída) a solucionar o problema.

A cada nova geração, um poço de seleção de tamanho T é responsável por separar um grupo de indivíduos mais evoluídos que irá sofrer alterações genéticas e contribuirá para a formação da próxima geração. Um indivíduo será mais evoluído quanto maior for o valor de sua função custo. A seleção no algoritmo genético é um fator extremamente importante e responsável pelo sucesso da busca. Uma seleção muito elitista pode resultar em falha em encontrar o máximo global, todavia uma seleção muito abrangente implica em lentidão na busca. De acordo com o problema a ser aplicado, há opções que se

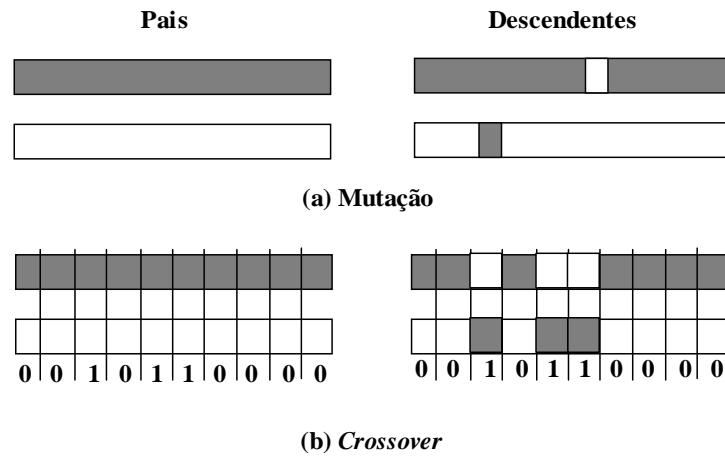


Figura 2.4: Operadores genéticos *crossover* ponto a ponto e mutação.

sobressaem, e os principais métodos de seleção são (MITCHELL, 1998; HAUPT; HAUPT, 2004): *roulette wheel*, método estocástico, *Sigma Scaling*, elitismo, seleção Boltzmann, *rank*, *Tournament* e *Steady-State*.

A mutação representa falhas aleatórias na transferência das características, resultando em um indivíduo futuro com características diferentes das apresentadas pelo genitor. Se essa mutação é nociva, o indivíduo que apresentar tal gene será eliminado, caso contrário, essa característica será transferida para os outros indivíduos através das gerações futuras. Para problemas discretos, a mutação é incluída no algoritmo de forma aleatória através de uma probabilidade de mutação (λ_m), normalmente inferior a 10% para uma grande gama de problemas de otimização. Em problemas codificados na forma contínua, a mutação é inserida também aleatoriamente, através de uma probabilidade de mutação, sendo a mutação gerada por uma variável aleatória com distribuição normal $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$; à medida que a busca evolui, a variância σ^2 diminui, propiciando uma redução da diversificação e aumentando a probabilidade de convergência ao final do processo.

O *crossover* representa a troca de genes entre os indivíduos, provocando a evolução através do compartilhamento de informação entre eles. As opções mais comuns de implementação desse processo são o *crossover* por ponto simples (*single-point crossover*), o *crossover* por múltiplos pontos (*multi-point crossover*) e o *crossover* uniforme (*uniform crossover*). Essa troca de informação entre os indivíduos pode ser realizada através da simples troca dos genes dos indivíduos ou através de uma combinação ponderada entre os genes dos genitores.

Esses fatores garantem a diversificação do universo de busca do algoritmo genético. A reposição da população de modo a gerar a população futura é realizada normalmente através da escolha dos melhores indivíduos entre o conjunto formado por genitores e descendentes. Caso seja necessário uma maior diversificação na busca, pode-se adotar estratégias que possibilitem a escolha de indivíduos menos aptos.

A busca é conduzida até que um critério de parada pré-estabelecido, denominado iteração ou número de gerações G_{GA} , seja atingido. A figura 2.5 mostra um diagrama simplificado do funcionamento e o

algoritmo 4 mostra os passos básicos para implementação do GA.

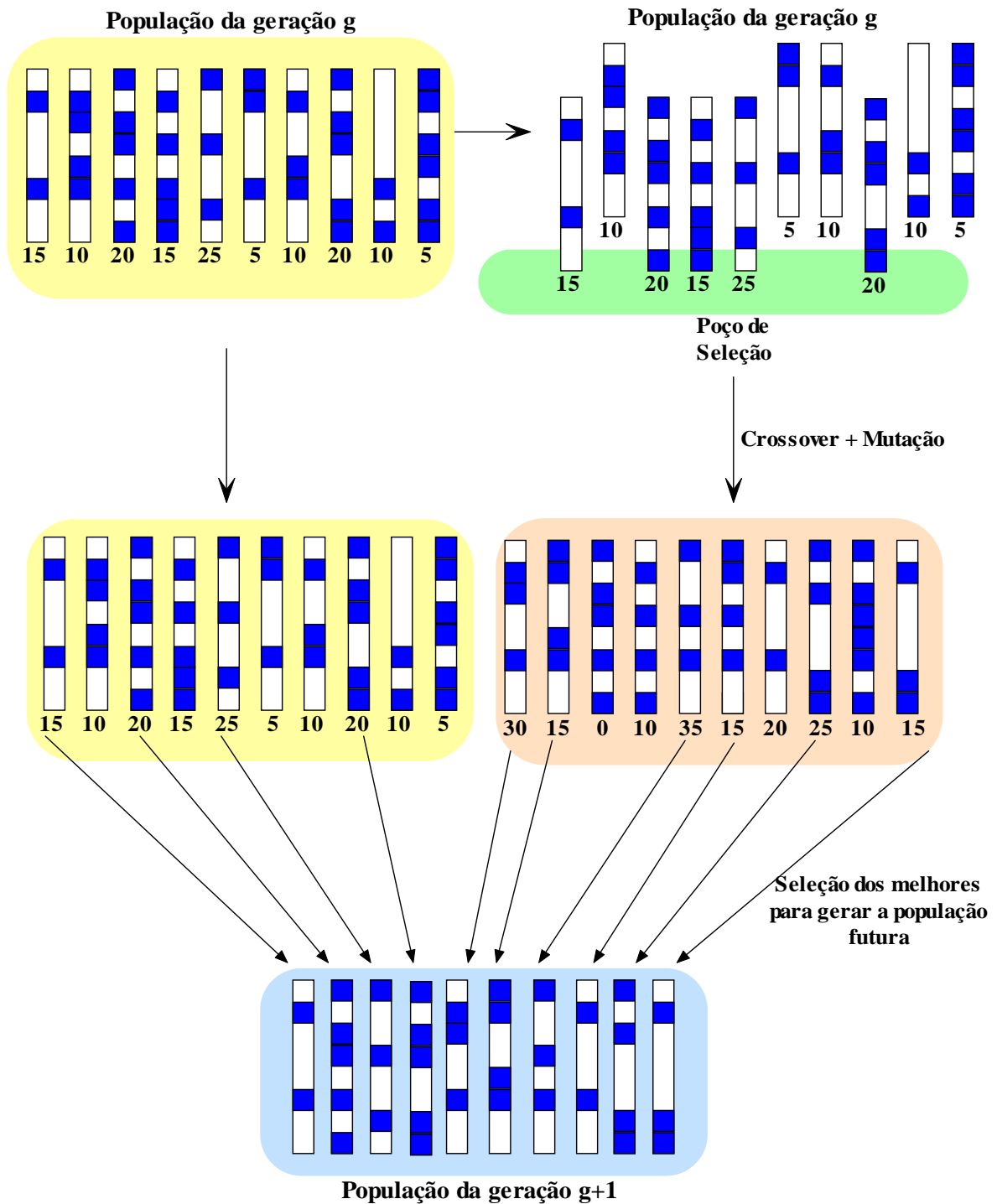


Figura 2.5: Diagrama simplificado de funcionamento do algoritmo GA.

2.3 Algoritmo de Busca Local (LS)

O algoritmo de busca local é um método de otimização que se caracteriza pela varredura em uma vizinhança pré-estabelecida do universo de busca (AARTS; LENSTRA, 1996). Nesse método, é importante a escolha da solução inicial e a limitação da vizinhança para se encontrar uma solução válida com uma

Algoritmo 4 GA

1. Definição dos parâmetros de entrada.
2. Geração da população inicial com P partículas.
3. Para $t = 1, 2, \dots, G_{GA}$ faça:
 - 3.1. Avalia-se cada indivíduo $\mathcal{X}_j[t]$ através da função custo.
 - 3.2. Seleção dos T melhores indivíduos a partir do valor da função custo.
 - 3.3. A partir dos T selecionados, cria-se P novos indivíduos através de *crossover* e *mutação*.
 - 3.4. Escolha dos P indivíduos que irão compor a próxima geração entre os $2P$ indivíduos (pais e descendentes).

fim

4. A saída é o indivíduo $\mathcal{X}_j[G_{GA}]$ com maior valor para a função custo.
-

complexidade computacional aceitável.

Cada vetor-candidato para o problema é igual ao mostrado em (2.3). No presente trabalho, adota-se o método de busca local 1-ótimo. A cada nova iteração de busca no LS, todos os vetores dentro de uma vizinhança unitária pré-estabelecida são avaliados. Para o caso binário, todos os vetores com distância de Hamming² igual a 1 são avaliados através do cômputo da função custo. O melhor vetor obtido através da avaliação é então adotado como sendo o novo ponto base de cálculo da vizinhança.

A figura 2.6 esquematiza o funcionamento e o algoritmo 5 descreve o pseudo-código para o LS 1-ótimo.

Algoritmo 5 LS

1. Adota-se uma solução inicial e a intitula $\mathcal{X}^{best}[t]$; $t = 1$;
2. Para $t = 1, 2, \dots$
 - 2.1. Avalia-se cada vetor-candidato $\mathcal{X}_j[t]$ com distância de Hamming igual a 1 em relação a $\mathcal{X}^{best}[t]$ através da função custo.
 - 2.2. Se algum $\mathcal{X}_j[t]$ for superior a $\mathcal{X}^{best}[t]$, então $\mathcal{X}^{best}[t] \leftarrow \mathcal{X}_j[t]$ e retorna-se ao passo 2, senão finaliza-se a busca no passo 3.

fim

3. A saída é $\mathcal{X}^{best}[G_{LS}]$.
-

²A distância de Hamming entre dois vetores é o número de bits diferentes entre eles

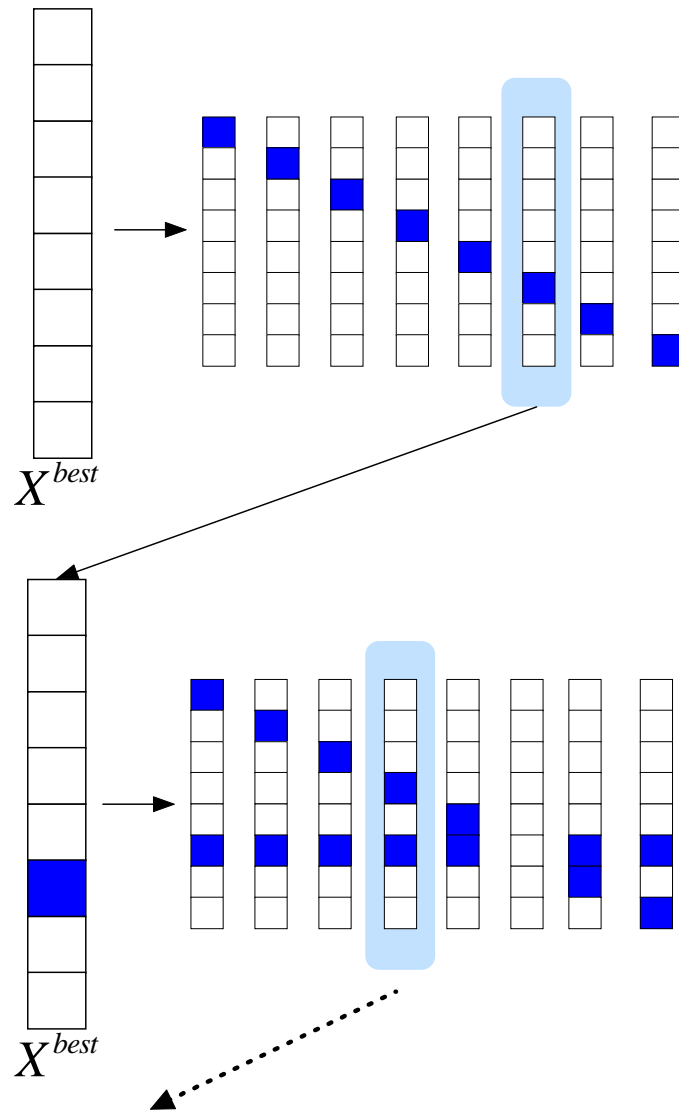


Figura 2.6: Diagrama simplificado de funcionamento do algoritmo LS 1-ótico.

3 Problema MUD

Um sistema DS/CDMA de múltipla taxa de informação (multitaxa) pode ser obtido a partir de diferentes técnicas. As quatro principais alternativas são (ABRÃO, 2001; OTTOSSON; SVENSSON, 1995):

- múltiplas modulações (MM - *Multiple Modulation Scheme*): diferentes taxas de informação apresentam diferentes modulações. Possui a vantagem de facilidade de implementação, porém a manutenção da SINR para altas taxas exige potências de transmissão elevadas, tornando crítico o efeito *near-far*;
- ganhos de processamento múltiplos (MPG - *Multiple Processing Gain*): as variações de taxa de informação são criadas alterando-se o ganho de processamento do sistema DS/CDMA, mantendo-se a taxa de chip constante. Apresenta implementação simples, porém há a necessidade de um detector MUD, pois taxas crescentes degradam o desempenho do detector convencional (Rake);
- múltiplos códigos (MC - *Multicode Scheme*): o usuário tem sua taxa alterada através da transmissão da informação em vários canais paralelos, normalmente ortogonais entre si, obtidos através da aplicação de códigos de espalhamento ortogonais do tipo Walsh-Hadamard. Elevadas taxas de transmissão podem gerar elevadíssima interferência, porém o ganho de processamento fixo permite a seleção de códigos de espalhamento com boas propriedades de correlação (KURAMOTO, 2005);
- taxas de chip variável (VCR - *Variable Chip Rate*): Taxas de transmissão distintas são geradas a partir da alteração no período de chip. Apresenta difícil implementação devido à necessidade de sincronização no receptor com distinta banda do sinal, o que introduz dificuldade adicional de implementação.

Em (OTTOSSON; SVENSSON, 1995) mostra-se que o desempenho de sistemas multitaxa MPG e MC são aproximadamente iguais, tanto em canal AWGN como em canal com desvanecimento, enquanto sistemas com MM apresentam desempenho inferior. No presente trabalho optou-se pelo sistema MC devido ao seu bom desempenho e facilidade de implementação considerando a técnica MUD. A seguir, a modelagem do sistema DS/CDMA é realizada para o canal reverso (*uplink*).

3.1 Modelo de Sistema DS/CDMA Multitaxa

Considere um sistema multitaxa por múltiplos códigos MC-DS/CDMA com taxa básica R , compartilhado por K usuários. Para o k -ésimo usuário, durante o i -ésimo intervalo de bit T_b , o sinal em banda-base transmitido com modulação BPSK (*Binary Phase Shift Keying*) e composto por m_k canais paralelos (taxa $m_k R$), é expresso por:

$$s_k(t) = \sum_{i=0}^{I-1} \sum_{\rho=1}^{m_k} \sqrt{\mathcal{E}_{k,i}} b_{k,\rho}^{(i)} g_k(t - iT_b) g_{k,\rho}^{(c)}(t - iT_b), \quad (3.1)$$

onde $\mathcal{E}_{k,i}$ é a energia por bit do sinal transmitido; I é o número total de bits de informação transmitido, $b_{k,\rho}^{(i)} \in \{\pm 1\}$ é o i -ésimo bit de informação do usuário k para transmissão através do canal paralelo ρ , com período T_b , $g_k(t)$ corresponde à seqüência de espalhamento, definida no intervalo $[0, T_b)$ e zero fora:

$$g_k(t) = \sum_{n=0}^{N-1} s_k(n) p_T(t - nT_c), \quad (3.2)$$

onde $\{s_k(n), 0 \leq n \leq N-1\}$ é uma seqüência de espalhamento “pseudo-aleatória” (PN - *Pseudonoise*)¹, exceto quando mencionado o contrário, consistindo de N chips assumindo os valores $\{\pm 1\}$ e T_c é o período de chip. Assim, o ganho de processamento $N = T_b/T_c$ é igual ao comprimento da seqüência PN, caracterizando o código curto. Por simplicidade, adota-se a formatação de pulso $p_T(t)$ retangular com amplitude unitária no intervalo $[0; T_c)$ e zero fora. O código de canalização para o k -ésimo usuário, ρ -ésimo canal paralelo é definido por:

$$g_{k,\rho}^{(c)}(t) = \sum_{n=0}^{N_c-1} s_{k,\rho}(n) p_T(t - nT_{c2}), \quad (3.3)$$

onde $\{s_{k,\rho}(n), 0 \leq n \leq N_c - 1\}$ é uma seqüência de canalização Walsh-Hadamard (W-H) consistindo de N_c chips assumindo os valores $\{\pm 1\}$ com T_{c2} sendo seu período de chip. A utilização de seqüências W-H exige comprimento de código de canalização $N_c = 2^n$, com $n \in \mathbb{N}$. A manutenção da banda de transmissão do sinal é garantida pela adoção de $T_{c2} \geq T_c$ e $T_{c2} \bmod T_c$ igual a zero². Novamente, adota-se a formatação de pulso $p_T(t)$ retangular com amplitude unitária no intervalo $[0; T_{c2})$ e zero fora. A utilização de códigos de canalização W-H resulta em ortogonalidade para os canais paralelos de um usuário. A figura 3.1 mostra um esquemático simplificado para a transmissão do k -ésimo usuário. O bloco S/P representa uma transformação de informação serial em m_k canais paralelos e o bloco Σ indica o reagrupamento dos canais paralelos em um único sinal.

Assumindo um canal lento e seletivo em frequência (SILVA, 2004) com sinais se propagando por L percursos com desvanecimento Rayleigh independentes, o sinal recebido na estação rádio-base (ERB)

¹As seqüências PN não apresentam propriedades, constituindo a pior situação de correlação entre os usuários. Veja Anexo B para esclarecimentos acerca de códigos de espalhamento.

²Normalmente adota-se $T_c = T_{c2}$

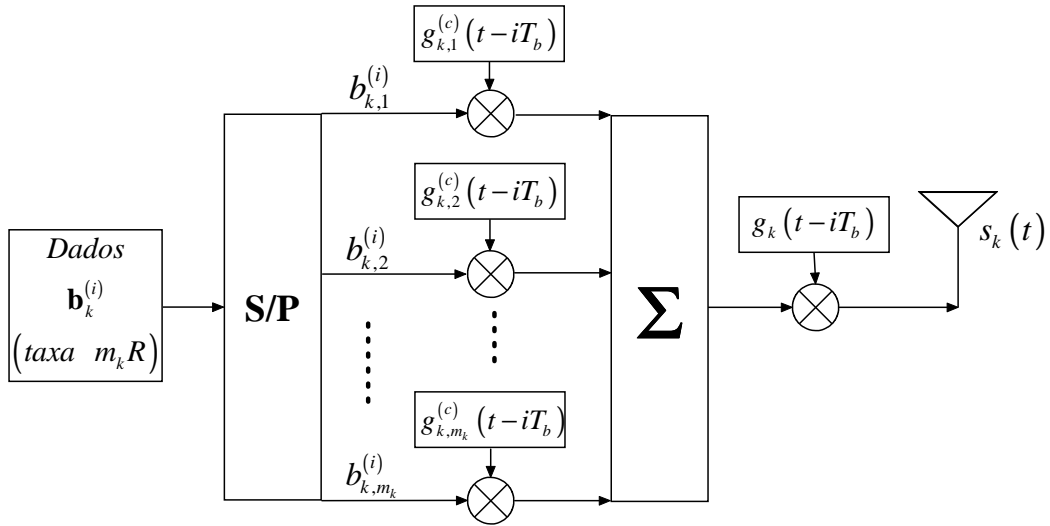


Figura 3.1: Esquemático para transmissão DS/CDMA multitaxa por canais paralelos.

contendo os sinais dos K usuários é dado por:

$$r(t) = \sum_{i=0}^{I-1} \sum_{k=1}^K \sum_{\ell=1}^L \sum_{\rho=1}^{m_k} \sqrt{\mathcal{E}'_{k,i}} b_{k,\rho}^{(i)} g_k(t - iT_b - \tau_{k,\ell}) g_{k,\rho}^{(c)}(t - iT_b - \tau_{k,\ell}^{(i)}) c_{k,\ell}^{(i)} + \eta(t), \quad (3.4)$$

onde $\tau_{k,\ell}$ é o atraso aleatório associado ao k -ésimo usuário (natureza assíncrona da transmissão) e ao ℓ -ésimo percurso (atraso de propagação entre percursos); $\eta(t)$ é o AWGN, com densidade espectral de potência bilateral igual a $N_0/2$; $\mathcal{E}'_{k,i}$ é a potência recebida para o i -ésimo bit do k -ésimo usuário considerando a perda de percurso e o sombreamento, definida por:

$$\mathcal{E}'_{k,i} = \frac{Z_{k,i} \cdot \mathcal{E}_{k,i}}{d^4}, \quad (3.5)$$

onde $Z_{k,i}$ representa uma variável aleatória (VA) com distribuição log-normal de média zero e variância σ_s^2 e d é a distância em metros entre o k -ésimo usuário e a ERB, elevada à quarta potência para representar um ambiente urbano típico. O coeficiente complexo do canal para o desvanecimento de pequena escala do ℓ -ésimo percurso do k -ésimo usuário, em seu i -ésimo bit, é dado por:

$$c_{k,\ell}^{(i)} = \beta_{k,\ell}^{(i)} e^{j\phi_{k,\ell}^{(i)}}, \quad (3.6)$$

sendo que a amplitude $\beta_{k,\ell}^{(i)}$ é caracterizada por uma VA com distribuição Rayleigh e a fase $\phi_{k,\ell}^{(i)}$ por uma VA com distribuição uniforme $\mathcal{U}(0, 2\pi)$.

A detecção do sinal é realizada através do receptor Rake. Para um usuário com taxa básica R , ele consiste em um banco de KD filtros casados às seqüências de espalhamento dos usuários, onde $D \leq L$ é o número de correlacionadores (ramos) utilizados para processar as réplicas do sinal, como resultado da propagação do sinal transmitido através de distintos percursos, estatisticamente independentes. Para sistemas multitaxa MC, pode-se utilizar m_k Rakes para o k -ésimo usuário, estando cada um casado à seqüência de espalhamento e à seqüência de canalização de um determinado canal paralelo do k -ésimo

usuário. Assim, o sinal detectado para o canal paralelo ρ do k -ésimo usuário, i -ésimo bit e ℓ -ésimo percurso é:

$$y_{k,\rho,\ell}^{(i)} = \int_{-\infty}^{+\infty} r(t) g_k(t - iT_b - \tau_{k,\ell}) g_{k,\rho}^{(c)}(t - iT_b - \tau_{k,\ell}) dt,$$

cujos resultados podem ser estendidos como as quatro parcelas abaixo (PROAKIS, 1995):

$$y_{k,\rho,\ell}^{(i)} = \underbrace{\sqrt{\mathcal{E}'_{k,i}} T_b c_{k,\ell}^{(i)} b_{k,\rho}^{(i)}}_{1^\circ} + \underbrace{SI_{k,\rho,\ell}^{(i)}}_{2^\circ} + \underbrace{I_{k,\rho,\ell}^{(i)}}_{3^\circ} + \underbrace{n_{k,\rho,\ell}^{(i)}}_{4^\circ}, \quad (3.7)$$

onde o primeiro termo corresponde ao sinal desejado, o segundo à auto-interferência, o terceiro à MAI e o último ao ruído AWGN filtrado. Existem quatro alternativas possíveis para a combinação dos ramos pelo detector Rake: a técnica de combinação de razão máxima (MRC - *Maximum Ratio Combining*), que pondera a importância dos diferentes ramos de acordo com a potência de cada um; a combinação de ganhos iguais (EGC - *Equal Gain Combining*), que atribui pesos iguais para todos os ramos; a seleção apenas do ramo com maior energia, descartando os demais; e o método empírico. O melhor desempenho, embora com uma maior complexidade³, é obtido através da estratégia MRC, sendo realizado da seguinte forma:

$$z_{k,\rho}^{(i)} = \sum_{\ell=1}^D \operatorname{Re} \left\{ y_{k,\rho,\ell}^{(i)} \hat{\beta}_{k,\ell}^{(i)} e^{-j\hat{\phi}_{k,\ell}^{(i)}} \right\}, \quad (3.8)$$

onde $\hat{\beta}_{k,\ell}^{(i)}$ e $\hat{\phi}_{k,\ell}^{(i)}$ correspondem às estimativas de módulo e fase dos coeficientes de canal, respectivamente. O i -ésimo bit estimado para o usuário k , do canal paralelo ρ , é obtido através da aplicação de um circuito decisor abrupto:

$$\hat{b}_{k,\rho}^{(i)} = \operatorname{sgn} \left[z_{k,\rho}^{(i)} \right]. \quad (3.9)$$

A figura 3.2 mostra de forma simplificada a recepção para o k -ésimo usuário.

Conforme já mencionado, o receptor Rake não é capaz de eliminar a interferência. Os termos relativos à MAI e à auto-interferência são observados na equação (3.7), e na sequência do receptor eles não são suprimidos. A diminuição dessa interferência é obtida através do conceito de detecção multiusuário (MUD). Um receptor MUD para sistemas DS/CDMA é representado conforme indicado na figura 3.3. No diagrama nota-se o assincronismo entre os usuários, onde o atraso do k -ésimo usuário é representado pela variável τ_k , com $k = 1, 2, \dots, K$. Após o sinal ter sido estimado pelo receptor Rake, tem-se a atuação do detector multiusuário, sendo alimentado com a saída do Rake e gerando como saída as estimativas dos sinais de todos os usuários de forma conjunta.

³A técnica MRC exige a estimativa dos coeficientes complexos do canal

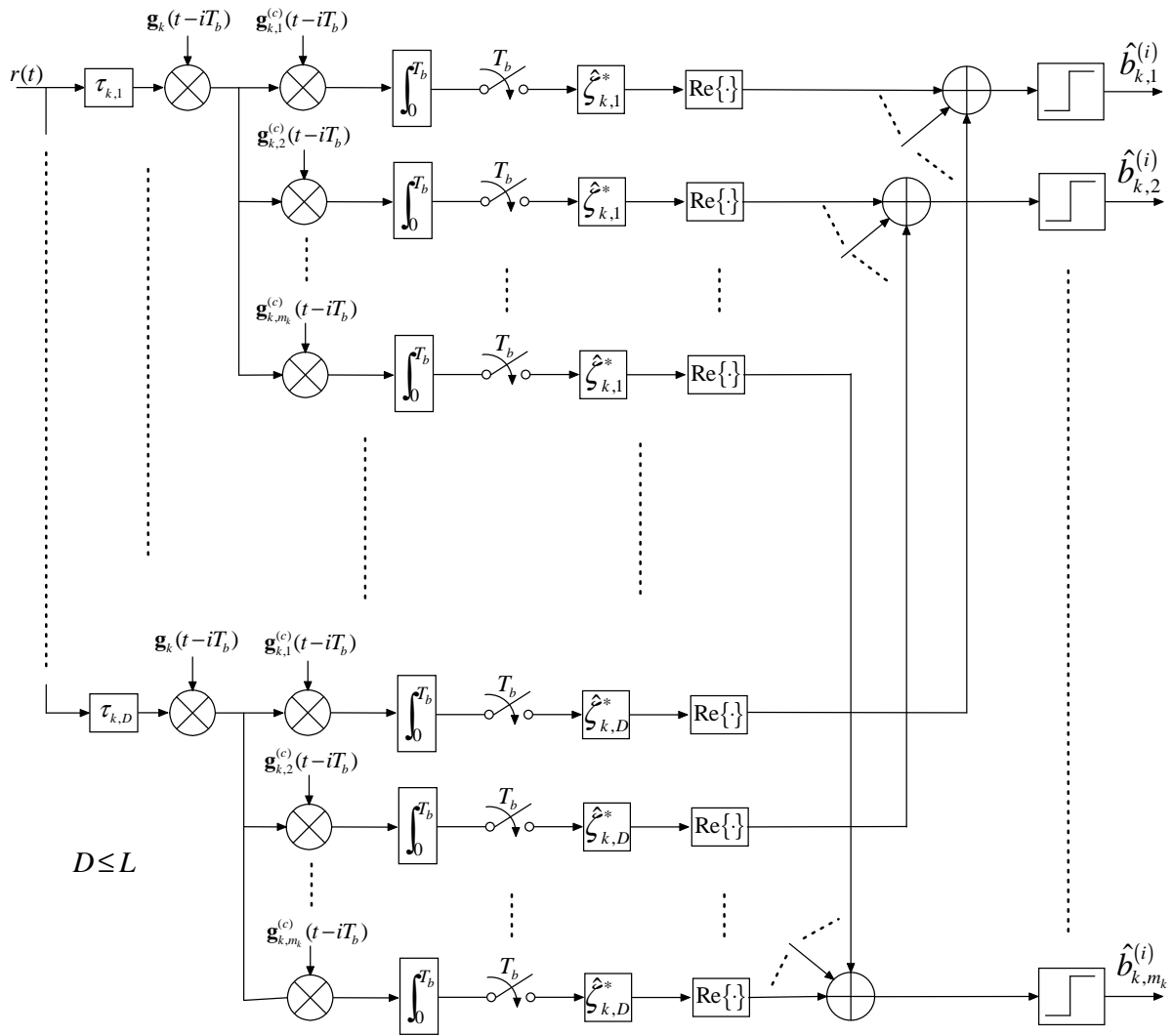


Figura 3.2: Recepção para sistema DS/CDMA multitaxa, com $D \leq L$.

3.1.1 OMUD

A detecção multiusuário ótima utiliza a função de máxima-verossimilhança (VERDÚ, 1984, 1998). Em um sistema multitaxa MC e canal de multipercursos, a detecção do i -ésimo bit do k -ésimo usuário, do ρ -ésimo canal paralelo, utiliza-se também do $(i - 1)$ -ésimo e o $(i + 1)$ -ésimo bit de cada usuário. A necessidade do conhecimento dos bits adjacentes ao desejado surge devido ao assincronismo entre os usuários, o que causa a sobreposição do bit desejado sobre dois bits dos outros usuários, podendo ser esses os bits $(i - 1)$ e i ou os bits i e $(i + 1)$. Para a decisão de todos os bits de todos os usuários assíncronos, adota-se aqui a abordagem não-iterativa (tentativa única ou *one-shot approach*) (VERDÚ, 1998). Neste contexto, o cenário de detecção DS/CDMA em canal assíncrono com K usuários (cada um com m canais paralelos), D percursos e I bits pode ser visto como um cenário contendo $K_v DI$ usuários síncronos, sendo K_v o número virtual de usuários no sistema, definido por:

$$K_v = \sum_{k=1}^K m_k, \quad (3.10)$$

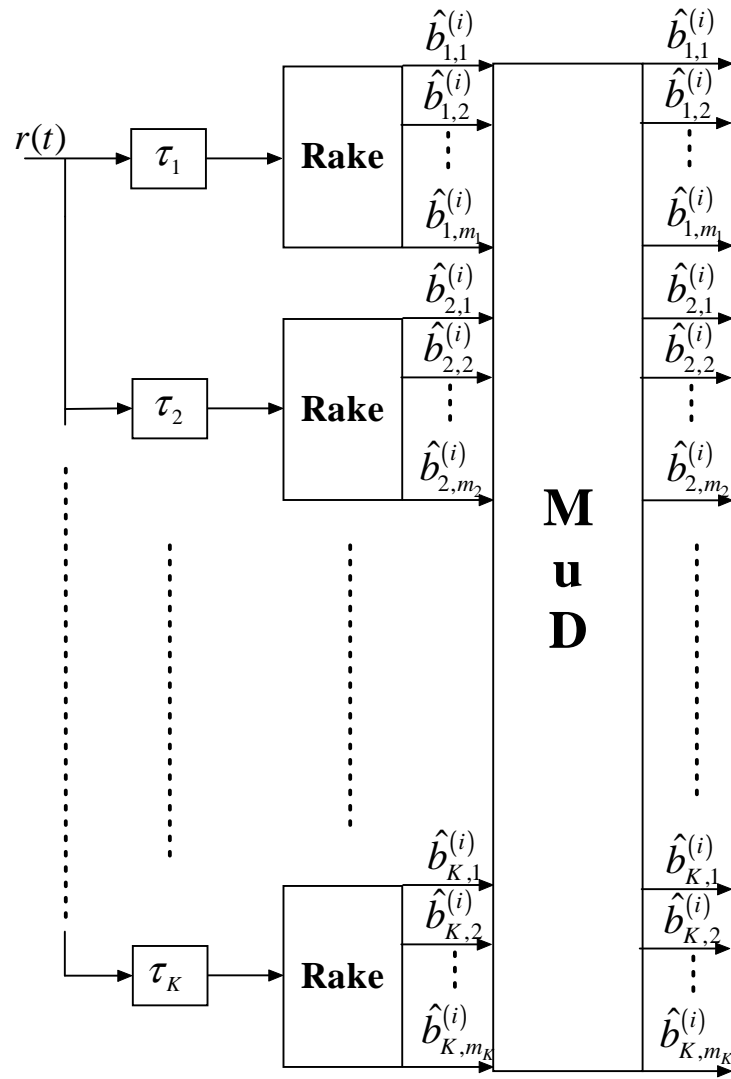


Figura 3.3: Diagrama de um sistema DS/CDMA com receptor multiusuário genérico.

sendo que cada canal paralelo representa um usuário virtual. Assim, caso todos os usuários operem com a taxa básica, $m_k = 1$, para $k = 1, \dots, K$, resulta em $K_v = K$ (caso de sistemas unitaxa).

A solução ótima é obtida através da maximização da probabilidade conjunta a posteriori para a função de verossimilhança (VERDÚ, 1998):

$$P_r \left(\mathbf{y}^{(i)} | \hat{\mathbf{b}}^{(i)}, i \in [0, I - 1] \right) = \exp \left(-\frac{1}{2\sigma^2} \int_{i=0}^{I-1} \left(\mathbf{y}^{(i)} - \mathbf{S}_t \left(\hat{\mathbf{b}}^{(i)} \right) \right)^2 dt \right), \quad (3.11)$$

onde $\mathbf{S}_t \left(\hat{\mathbf{b}}^{(i)} \right)$ sendo o vetor referente ao sinal recebido considerando os bits estimados $\hat{\mathbf{b}}^{(i)}$ e as estimativas dos coeficientes de canal $\hat{\beta}_{k,\ell}^{(i)}$ e $\hat{\phi}_{k,\ell}^{(i)}$; e $\mathbf{y}^{(i)}$ representa em notação vetorial a saída amostrada dos correlacionadores do receptor Rake para o i -ésimo bit, expressa por:

$$\mathbf{y}^{(i)} = \left[\mathbf{y}_{1,1}^{(i)} \mathbf{y}_{1,2}^{(i)} \cdots \mathbf{y}_{1,m_1}^{(i)} \mathbf{y}_{2,1}^{(i)} \cdots \mathbf{y}_{2,m_2}^{(i)} \cdots \mathbf{y}_{K,m_K}^{(i)} \right]^T, \quad (3.12)$$

com $\mathbf{y}_{k,\rho}^{(i)} = \left[y_{k,\rho,1}^{(i)} y_{k,\rho,2}^{(i)} \cdots y_{k,\rho,D}^{(i)} \right]^T$. O vetor contendo os bits estimados de todos usuários para o i -

ésimo bit transmitido é dado por:

$$\hat{\mathbf{b}}^{(i)} = \left[\hat{\mathbf{b}}_{1,1}^{(i)} \hat{\mathbf{b}}_{1,2}^{(i)} \cdots \hat{\mathbf{b}}_{1,m_1}^{(i)} \hat{\mathbf{b}}_{2,1}^{(i)} \cdots \hat{\mathbf{b}}_{2,m_2}^{(i)} \cdots \hat{\mathbf{b}}_{K,m_k}^{(i)} \right]^T, \quad (3.13)$$

com $\hat{\mathbf{b}}_{k,\rho}^{(i)}$ sendo um vetor coluna contendo os D bits estimados pelo Rake (um para cada ramo), para o k -ésimo usuário, i -ésimo bit e ρ -ésimo canal paralelo.

Admitindo-se a detecção multiusuário de I bits simultâneos, o vetor que representa esses bits detectados pelo Rake é dado por:

$$\hat{\mathbf{b}} = \left[\hat{\mathbf{b}}^{(0)} \hat{\mathbf{b}}^{(1)} \hat{\mathbf{b}}^{(2)} \cdots \hat{\mathbf{b}}^{(I-1)} \right]^T \quad (3.14)$$

e a solução para o problema de detecção simultânea de I bits dos K_v usuários assíncronos será o vetor \mathcal{B} , de mesma dimensão de $\hat{\mathbf{b}}$, que maximizar a função de verossimilhança logarítmica (LLF - *Logarithmic Likelihood Function*) (VERDÚ, 1984):

$$\Omega(\mathcal{B}) = 2\text{Re} \{ \mathcal{Y}^T \mathcal{C}^H \mathcal{A} \mathcal{B} \} - \mathcal{B}^T \mathcal{C} \mathcal{A} \mathbf{R} \mathcal{A} \mathcal{C}^H \mathcal{B}, \quad (3.15)$$

onde a matriz diagonal de coeficientes é definida por:

$$\mathcal{C} = \text{diag} \left[\mathbf{c}^{(0)} \mathbf{c}^{(1)} \mathbf{c}^{(2)} \cdots \mathbf{c}^{(I-1)} \right], \quad (3.16)$$

sendo $\mathbf{c}^{(i)} = \text{diag} \left[\mathbf{c}_{1,1}^{(i)} \mathbf{c}_{1,2}^{(i)} \cdots \mathbf{c}_{1,m_1}^{(i)} \mathbf{c}_{2,1}^{(i)} \cdots \mathbf{c}_{2,m_2}^{(i)} \cdots \mathbf{c}_{K,m_k}^{(i)} \right]$, com $\mathbf{c}_{k,\rho}^{(i)}$ sendo um vetor contendo os coeficientes complexos do canal para os D percursos suportados pelo Rake, para o k -ésimo usuário, ρ -ésimo canal paralelo e i -ésimo bit transmitido.

$$\mathcal{A} = \text{diag} \left[\mathbf{a}^{(0)} \mathbf{a}^{(1)} \mathbf{a}^{(2)} \cdots \mathbf{a}^{(I-1)} \right], \quad (3.17)$$

com $\mathbf{a}^{(i)} = \text{diag} \left[\mathbf{a}_{1,1}^{(i)} \mathbf{a}_{1,2}^{(i)} \cdots \mathbf{a}_{1,m_1}^{(i)} \mathbf{a}_{2,1}^{(i)} \cdots \mathbf{a}_{2,m_2}^{(i)} \cdots \mathbf{a}_{K,m_k}^{(i)} \right]$, sendo $\mathbf{a}_{k,\rho}^{(i)} = \text{diag} \left[\overbrace{\sqrt{\mathcal{E}'_{k,i}} \cdots \sqrt{\mathcal{E}'_{k,i}}}^D \right]$. O vetor de saída do acumulador do receptor Rake é definido por:

$$\mathcal{Y} = \left[\mathbf{y}^{(0)} \mathbf{y}^{(1)} \mathbf{y}^{(2)} \cdots \mathbf{y}^{(I-1)} \right]^T, \quad (3.18)$$

Em (3.15), o operador hermitiano é definido por $(\cdot)^H = [(\cdot)^*]^T$ e a matriz quadrada de correlação cruzada \mathbf{R} , de dimensão $K_v DI$, é tridiagonal e Toeplitz por blocos⁴, sendo composta pelas matrizes de

⁴Uma matriz é dita Toeplitz se todos os elementos de sua diagonal principal forem iguais e se os elementos de qualquer outra diagonal paralela à principal também forem iguais.

correlação parcial $\mathbf{R}[1]$ e $\mathbf{R}[0]$ (VERDÚ, 1998):

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}[0] & \mathbf{R}^T[1] & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{R}[1] & \mathbf{R}[0] & \mathbf{R}^T[1] & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}[1] & \mathbf{R}[0] & \ddots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \mathbf{R}[0] & \mathbf{R}^T[1] \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \mathbf{R}[1] & \mathbf{R}[0] \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

sendo as matrizes de correlação parcial $\mathbf{R}[1]$ e $\mathbf{R}[0]$ definidas pelos elementos:

$$\zeta_{jk}[0] = \begin{cases} 1 & \text{se } j = k \\ \mathcal{R}_{jk} & \text{se } j < k \\ \mathcal{R}_{kj} & \text{se } j > k \end{cases} \quad \text{e} \quad \zeta_{jk}[1] = \begin{cases} 0 & \text{se } j \geq k \\ \mathcal{R}_{kj} & \text{se } j < k \end{cases}$$

cujos elementos representam a correlação cruzada normalizada par e ímpar, respectivamente:

$$\mathcal{R}_{jk} = \frac{1}{T_b} \int_0^{T_b} \underline{g}_k(t) \underline{g}_j(t + \tau_k - \tau_j) dt \quad (3.20)$$

$$\mathcal{R}_{kj} = \frac{1}{T_b} \int_0^{T_b} \underline{g}_k(t) \underline{g}_j(t + T + \tau_k - \tau_j) dt \quad (3.21)$$

onde:

$$\underline{g}_k(t) = g_k(t) g_k^{(c)}(t) \quad (3.22)$$

representa o produto do código de espalhamento pelo de canalização para o k -ésimo usuário do sistema.

O princípio do OMUD consiste na busca pelo vetor de bits \mathcal{B} que maximize a função (3.15). Isso implica em avaliar todas as possibilidades, resultando em um problema combinatório com tempo computacional polinomial não-determinístico, denominado na literatura da teoria da complexidade de problema NP-completo (NP - *non-deterministic polynomial time*) (VERDÚ, 1989). Para maiores esclarecimentos sobre problemas NP-completo veja o Anexo C.

Para um elevado número de usuários ativos no sistema, o processamento necessário para detecção via OMUD torna-se muito elevado, uma vez que são necessárias $2^{K_v DI}$ cálculos da função (3.15) para se encontrar o vetor solução. Buscando melhorar o compromisso desempenho \times complexidade, neste trabalho serão analisadas técnicas heurísticas aplicáveis ao problema MUD, objetivando a redução do universo de busca das possíveis soluções com a manutenção de um bom desempenho, próximo ao desempenho alcançável com o OMUD.

3.2 Técnicas Heurísticas Aplicadas à Detecção Multiusuário

Para o problema de detecção multiusuário são avaliados a otimização por nuvem de partículas (PSO), o algoritmo genético (GA), o algoritmo de busca local 1-ótimo (LS) e algoritmo de busca local modificado (m-LS - *Modified Local Search*). As adaptações realizadas sobre esses métodos para aplicação ao problema MUD são expostas a seguir.

3.2.1 PSO-MUD

Uma população contendo P partículas é gerada no início da busca e mantida até o seu fim. Tomando a equação (2.1) e adaptando-a para o problema MUD, considerando-se ainda a percentagem máxima de acerto igual a 99,9% e uma população de tamanho inteiro de multiplicidade 10, o tamanho da população P é definido por (AHN; RAMAKRISHNA, 2002; CIRIACO, 2006):

$$P = 10 \cdot \left\lfloor 0.3454 \left(\sqrt{\pi(K_v I - 1)} + 2 \right) \right\rfloor, \quad (3.23)$$

onde o operador $\lfloor \cdot \rfloor$ retorna o maior valor inteiro menor ou igual ao argumento. A inicialização dessas partículas, tomando como base os bits estimados pelo receptor Rake, $\hat{\mathbf{b}}$, representa um ganho em relação a uma inicialização aleatória, sendo conveniente adotar essa estratégia. A j -ésima partícula, representando um vetor-candidato, é definida como:

$$\mathcal{X}_j[t] = [x_{j1}[t] \ x_{j2}[t] \ \dots \ x_{j\mathcal{D}_h}[t]]^T, \quad (3.24)$$

onde $x_{jd}[t]$ é a posição da j -ésima partícula na d -ésima dimensão, com $x_{jd}[t] \in \{0, 1\}$ e \mathcal{D}_h é a dimensão da busca, dada por $K_v I D$ para o problema MUD. O seu desempenho é avaliado através da função custo, dada pela função de verossimilhança, equação (3.15), quantificando de forma relativa o quão perto da solução a partícula se encontra. As partículas devem ser bipolarizadas ($x_{jd}[t] \in \{\pm 1\}$) antes de serem avaliadas pela função custo⁵.

O cálculo da velocidade e a atualização da posição são realizados através das equações (2.4) e (2.6).

Para a otimização dos parâmetros, foram realizadas inúmeras simulações, ordenadas na tabela 3.1 de acordo com o parâmetro. Empregou-se um canal com 1 percurso devido ao comportamento semelhante do algoritmo em relação ao número de percursos e ao menor tempo computacional necessário.

Para o primeiro parâmetro analisado, V_{max} , notou-se que embora a sua variação provocou pequenas alterações de desempenho, não há nenhum padrão para o desempenho atingido pelo algoritmo em função desse parâmetro, podendo-se concluir que as diferenças se devem ao fator aleatório do método de simulação de Monte Carlo. Verificou-se ainda a ocorrência de um atraso na convergência à medida que se diminui V_{max} para valores $V_{max} < 3, 5$. Esse atraso é mais significativo à medida que se aumenta

⁵A versão binária do PSO adota o alfabeto $\{0,1\}$ (KENNEDY; EBERHART, 1995), porém a função custo para o problema MUD adota alfabeto binário bipolarizado $\{\pm 1\}$.

Tabela 3.1: Simulações realizadas para otimização dos parâmetros do PSO, com $D = L = 1$, $E_b/N_0 = 8, 12, 16$, $K = 10, 16, 24, 32$ e $N = 32$.

Parâmetro	Variação do Parâmetro
V_{max}	3 – 5, 5
μ_1	1 – 4
μ_2	1 – 4
ω	0, 5 – 2

o número de usuários do sistema e a relação E_b/N_0 . Valores de $V_{max} > 3,5$ não apresentaram atrasos em nenhuma simulação, optando-se então pela adoção de $V_{max} = 4$.

À medida que se aumenta o valor do parâmetro μ_1 , ocorre uma partida lenta do PSO, porém o algoritmo tende a apresentar um desempenho superior. Essa característica, entretanto, é pouco evidente, sendo tanto o ganho de desempenho quanto o atraso inicial pouco consideráveis para se concluir o valor otimizado de μ_1 . A característica de atraso mostrou-se mais clara para um alto número de usuários no sistema, optando-se assim por adotar um valor não muito alto, com $\mu_1 = 2$.

O aumento de μ_2 implica em uma convergência mais rápida, devido à intensificação da busca sobre a melhor posição global, e ainda apresenta desempenhos praticamente iguais para os vários μ_2 testados. Analisando o compromisso complexidade *versus* desempenho observa-se que o atraso incluído no algoritmo devido a baixos valores de μ_2 não são compensados pelo ganho de desempenho esperado, concluindo-se que é mais viável adotar valores altos. Nas simulações de comparação entre os algoritmos utilizou-se $\mu_2 = 10$.

Para todos E_b/N_0 e número de usuários simulados, foram obtidos sempre um número menor de iterações para convergência e desempenho superior para o PSO com $\omega = 1$. O aumento de ω implica em uma velocidade muito alta, tendendo sempre à velocidade $\pm V_{max}$, ocasionando uma baixa probabilidade de troca de bit e uma conseqüente diversificação menor, direcionando a solução para possíveis máximos locais (apresenta capacidade de escape de máximos locais pouco eficientes). A diminuição de ω implica em uma velocidade muito lenta da partícula, adicionando muitas trocas de bits e atrasando a convergência.

Portanto, para as simulações subseqüentes, adota-se os seguintes parâmetros do PSO: $V_{max} = 4$, $\mu_1 = 2$, $\mu_2 = 10$ e $\omega = 1$.

O Algoritmo 6 exibe um pseudo-código para o PSO-MUD.

3.2.2 GA-MUD

Cada vetor-candidato é representado por um indivíduo, definido de modo semelhante à partícula no PSO, eq. (3.24), porém com $x_{jd}[t] \in \{\pm 1\}$ (alfabeto binário bipolarizado), sendo a dimensão $\mathcal{D}_h = K_v ID$. No início da busca define-se o número de indivíduos da população através da eq. (3.23), sendo

Algoritmo 6 PSO - MUD

1. Definição dos parâmetros de entrada.
2. Geração da população inicial com P partículas a partir do receptor Rake, com $-1 \rightarrow 0$.
3. Para $t = 1, 2, \dots, G_{PSO}$ faça:
 - 3.1. Avalia-se cada partícula $\mathcal{X}_j[t]$ bipolarizada através da função custo, equação (3.15).
 - 3.2. Caso exista melhoria de desempenho, atualiza-se $\mathcal{X}_g^{best}[t]$ e/ou $\mathcal{X}_j^{best}[t]$.
 - 3.3. Calcula-se a velocidade de cada partícula através da equação (2.4).
 - 3.4. Atualiza-se cada $\mathcal{X}_j[t]$ através de (2.6).

fim

4. A saída é o vetor $\mathcal{X}_g^{best}[G_{PSO}]$ bipolarizado ($0 \rightarrow -1$).

então gerada essa população com base nos bits estimados pelo receptor Rake.

A avaliação de cada indivíduo para o problema MUD é realizada através da função custo de verossimilhança logarítmica, eq. (3.15). Quanto maior o valor obtido pelo indivíduo, mais evoluído e mais próximo da solução ele se encontra.

O processo de evolução genética é aplicado aos vários indivíduos através dos operadores genéticos mutação e *crossover* (figura 2.4) e também da seleção.

O método de seleção adotado foi o elitismo (MITCHELL, 1998), onde apenas os T melhores indivíduos (maiores valores da função custo) são escolhidos para o poço de seleção que irá gerar os descendentes. Esse parâmetro foi otimizado em função do tamanho da população, sendo expresso por (CIRIACO, 2006):

$$T = \frac{P}{10}. \quad (3.25)$$

Apesar do elitismo possuir uma baixa diversificação, o problema MUD se mostrou simples (poucos ou nenhum máximos locais) e não possui a exigência de alta diversidade. Devido a essa característica, esse modo de seleção foi mais eficiente, sendo mais rápido e atingindo o mesmo desempenho das outras estratégias.

O *crossover* é realizado ponto a ponto, através da escolha de um par de indivíduos no grupo de seleção e da criação de uma máscara de *crossover* (*crossover mask*). Essa máscara é um vetor de bits aleatórios (“1” e “0”) com a mesma dimensão do indivíduo (vetor-candidato), obtido com o uso de uma probabilidade de *crossover* (λ_c). A troca de bits para uma dada posição é realizada quando o valor da máscara para essa posição for “1”. A probabilidade de *crossover* otimizada adotada neste trabalho é $\lambda_c = 0,5$ (CIRIACO, 2006).

A mutação é incluída no indivíduo de forma aleatória e realizada para cada posição do indivíduo

através de uma probabilidade de mutação (λ_m). Essa probabilidade λ_m decide se a posição será alterada ou não. Uma forma de implementar essa mutação é:

$$\text{se } \lambda_m > \iota_{jd}[t], \text{ então } x_{jd}[t] = (-1)x_{jd}[t], \text{ senão } x_{jd}[t] = x_{jd}[t], \quad (3.26)$$

onde $\iota_{jk}[t]$ é um número aleatório com distribuição uniforme $\mathcal{U}(0, 1)$.

Valores altos para λ_m implicam em trocas excessivas de bits e conseqüente falha na intensificação do algoritmo genético. Valores muito baixos resultam em pouca diversidade e convergência da busca para soluções não-ótimas.

O valor adotado para a probabilidade de mutação foi obtido em (CIRIACO, 2006) através de uma relação com o número de bits a serem estimados, garantindo que a mutação produzirá o mesmo efeito para diferentes número de usuários a serem estimados simultaneamente. Essa relação é dada por:

$$\lambda_m = \frac{1}{K_v I}. \quad (3.27)$$

A criação de novos indivíduos é realizada através desses três operadores descritos: seleção, *crossover* e mutação. Um par de indivíduos é obtido da seguinte forma:

1. seleciona-se 2 indivíduos pertencentes ao poço de seleção.
2. através de uma máscara gerada aleatoriamente, realiza-se o *crossover* entre esses indivíduos, gerando-se dois novos indivíduos.
3. aplica-se a mutação nos novos indivíduos.

Esse processo deve ser repetido até que sejam gerados P novos indivíduos

Uma vez que foi gerada um novo conjunto de indivíduos, aplica-se o processo de reposição. A reposição, assim como a seleção, adota a estratégia elitista. Os P genitores e os P descendentes são reunidos em um conjunto de $2P$ indivíduos e apenas os P melhores (maiores valores da função custo) são escolhidos para avançarem para a próxima geração.

A busca é conduzida até que um critério de parada pré-estabelecido, denominado número de gerações G_{GA} , seja atingido. O algoritmo 7 mostra os passos básicos para implementação do GA-MUD.

3.2.3 LS-MuD

Cada vetor-candidato para o problema é igual ao mostrado em (3.24), porém com $x_{jd}[t] \in \{\pm 1\}$, ou seja, com alfabeto binário bipolarizado, e com dimensão de $K_v ID$. A busca adota a saída do receptor Rake como sendo a solução inicial, e denomina-se $\mathcal{X}^{best}[t]$. A cada nova iteração de busca no LS, todos os vetores com distância de Hamming igual a 1 em relação ao $\mathcal{X}^{best}[t]$ da iteração anterior são avaliados

Algoritmo 7 GA - MUD

1. Definição dos parâmetros de entrada.
 2. Geração da população inicial com P partículas a partir do receptor Rake.
 3. Para $t = 1, 2, \dots, G_{GA}$ faça:
 - 3.1. Avalia-se cada indivíduo $\mathcal{X}_j[t]$ através da função custo, equação (3.15).
 - 3.2. Seleção dos T melhores indivíduos a partir do valor da função custo.
 - 3.3. A partir dos T selecionados, cria-se P novos indivíduos através de *crossover* e *mutação*.
 - 3.4. Ordena-se os $2P$ indivíduos na forma decrescente e seleciona-se os P primeiros para avançar à próxima geração.
- fim
4. A saída é $\mathcal{X}_1[G_{GA}]$.

através do cômputo da função custo, equação (3.15). Seleciona-se então o vetor $\mathcal{X}_j[t]$ que apresentar o maior valor para a função custo, e realiza-se a seguinte comparação: $\Omega(\mathcal{X}_j[t]) > \Omega(\mathcal{X}^{best}[t])$. Caso ela seja verdadeira, $\mathcal{X}^{best}[t] \leftarrow \mathcal{X}_j[t]$, e realiza-se então uma nova iteração. Caso contrário, finaliza-se a busca.

Para o problema MUD em canal de multipercurso, o universo de busca é composto por $2^{K_v I D}$ vetores-candidatos $\mathcal{X}_j[t]$, sendo cada vetor uma possível solução na maximização da função de verossimilhança logarítmica, equação (3.15). Neste caso, o vetor-candidato $\mathcal{X}_j[t]$ apresenta a particularidade de redução do universo de busca de $2^{K_v I D}$ para $2^{K_v I}$ vetores elementos, uma vez que para cada vetor $\mathcal{X}_j[t]$ todos os D ramos processados, oriundos de um mesmo sinal transmitido, devem resultar em réplicas do mesmo símbolo de informação.

O algoritmo LS possui três vantagens que tornam importante o estudo de sua aplicação para o problema MUD:

- ausência de parâmetros de entrada;
- existência de um critério de parada sem definição a priori;
- estratégia simples que possibilita simplificações.

O Algoritmo 8 descreve o pseudo-código para o a LS-MUD empregado neste trabalho.

3.2.4 m-LS-MUD

Um algoritmo alternativo que apresenta uma complexidade reduzida é obtido a partir de uma alteração na primeira iteração do algoritmo LS. Avalia-se todas as possíveis soluções com distâncias de Hamming igual a 1 individualmente e todos os bits alterados que implicaram em melhoria (aumento da função

Algoritmo 8 LS - MUD

1. Adota-se como solução inicial a saída do receptor Rake e o intitula $\mathcal{X}^{best}[t]$.
 2. Para $t = 1, 2, \dots$
 - 2.1. Avalia-se cada vetor-candidato $\mathcal{X}_j[t]$ com distância de Hamming igual a 1 em relação a $\mathcal{X}^{best}[t]$, através da equação (3.15).
 - 2.2. Se algum $\mathcal{X}_j[t]$ for superior a $\mathcal{X}^{best}[t]$, então $\mathcal{X}^{best}[t] \leftarrow \mathcal{X}_j[t]$ e retorna-se ao passo 2, senão finaliza-se a busca no passo 3.
- fim
3. A saída é $\mathcal{X}^{best}[G_{LS}]$.

custo) são alterados de uma única vez. Após essa iteração, o algoritmo é chaveado para o método LS 1-ótimo descrito na seção anterior. Esse novo método proposto é denominado m-LS (*Modified Local Search*). Um pseudo-código para a elaboração do algoritmo m-LS aplicado ao problema MUD (m-LS-MUD) é mostrado no algoritmo 9.

Algoritmo 9 m-LS-MUD

1. Adota-se como solução inicial a saída do receptor Rake e a intitula $\mathcal{X}^{best}[t]; t = 1$.
 2. Avalia-se todas as possíveis soluções com distâncias de Hamming igual a 1 individualmente e todos os bits que implicaram em aumento da função custo são alterados de uma única vez.
 3. Para $t = 2, \dots$
 - 3.1. Avalia-se cada vetor-candidato $\mathcal{X}_j[t]$ com distância de Hamming igual a 1 em relação a $\mathcal{X}^{best}[t]$, através da função custo.
 - 3.2. Se algum $\mathcal{X}_j[t]$ for superior a $\mathcal{X}^{best}[t]$, então $\mathcal{X}^{best}[t] \leftarrow \mathcal{X}_j[t]$ e retorna-se ao passo 3, senão finaliza-se a busca no passo 4.
- fim
4. A saída é $\mathcal{X}^{best}[G_{m-LS}]$.

3.3 Resultados

Nesta seção são apresentados e discutidos os resultados obtidos para o problema de detecção multiusuário via algoritmos heurísticos. Realiza-se uma análise de desempenho através da taxa de erro de bit média (*BER*) e uma de complexidade através do número de operações necessárias para os detectores heurísticos sub-ótimos (HEUR-MUD) atingirem a convergência (*BER* mínima). A análise é realizada através de um compromisso desempenho×complexidade dos HEUR-MUD em sistemas uni/multitaxa, sob a hipótese de conhecimento relativamente preciso dos parâmetros de canal e sistema. Adicional-

mente, utilizando-se de informações intrínsecas da estrutura do problema, realizam-se simplificações que viabilizam a implementação dos HEUR-MUD na estação rádio-base (ERB), particularmente do LS-MUD.

3.3.1 Complexidade Computacional

Para o problema de detecção multiusuário via heurística (HEUR-MUD), a complexidade computacional é o principal diferencial entre os algoritmos heurísticos, pois para essa classe de problema, a qualidade das soluções alcançadas pelos diferentes métodos é praticamente a mesma. Na análise subsequente, a complexidade dos detectores multiusuário LS-MUD, GA-MUD e PSO-MUD são comparadas, sendo expressas em termos das operações de multiplicação, transposição e comparação, todas assumidas com o mesmo custo. As análises dos detectores GA-MUD e PSO-MUD podem ser encontradas em (CIRIACO, 2006; OLIVEIRA et al., 2006).

O estudo da complexidade foi realizado em termos do número de iterações para se atingir a convergência G , tamanho da população P , número de usuários virtuais K_v , número de bits processados I no receptor para cada usuário e número de ramos do receptor Rake D .

O fator mais significativo na determinação da complexidade é o cálculo da função custo (3.15), tornando importante a análise detalhada das operações computacionais envolvidas nesse cálculo. Os seguintes termos podem ser realizados fora do laço de iterações:

$$\mathcal{F}^{(1)} = 2\mathcal{Y}^T \mathcal{C}^H \mathcal{A} \quad \text{e} \quad \mathcal{F}^{(2)} = \mathcal{C} \mathcal{A} \mathbf{R} \mathcal{A} \mathcal{C}^H$$

O número de cálculos realizados no cômputo de $\mathcal{F}^{(1)}$ e $\mathcal{F}^{(2)}$, representando as operações de produtos e transposições, é $2(K_v I D)^2 + 6K_v I D$.

Dentro do laço de iterações, os algoritmos realizam o cálculo da função custo a partir dos valores das funções $\mathcal{F}^{(1)}$ e $\mathcal{F}^{(2)}$. Cada novo vetor-candidato \mathcal{X} , definido de forma semelhante à equação (3.24), com dimensão $K_v D I$ adaptada ao problema MUD, é avaliado através de:

$$\Omega(\mathcal{X}) = \text{Re}\{\mathcal{F}^{(1)} \mathcal{X}\} - \mathcal{X}^T \mathcal{F}^{(2)} \mathcal{X}, \quad (3.28)$$

sendo realizadas $(K_v I D)^2 + 3K_v I D$ operações.

As operações dos detectores heurísticos são expostos a seguir.

- **GA-MUD:** São necessárias $(3PG + P - 1)(K_v I)$ gerações de números aleatórios, $TGK_v I$ seleções, $PG + P$ cálculos da função custo, $3PGK_v I$ operações em ordenações, $PGK_v I$ comparações e $PGK_v I$ trocas de bits.
- **PSO-MUD:** São realizados $PG + P$ cômputos da função custo, são gerados $3PGK_v I + (P - 1)K_v I$ números aleatórios nos processos de discretização e obtenção da velocidade; e também são

realizadas $PG(2K_v I + 2) + P + G$ comparações, envolvendo as posições das partículas com suas melhores posições individual e global e a limitação da velocidade em V_{max} ; há ainda $4PGK_v I$ multiplicações no cálculo da velocidade e discretização.

- **LS-MUD**: São feitos $K_v IG + K_v I$ cálculos da função custo, e realiza-se $3GK_v I$ comparações e multiplicações.

A Tabela 3.2 compara de forma literal a complexidade computacional total para detectores multiusuário heurísticos, considerando o tamanho da população P para o GA-MUD e o PSO-MUD (CIRIACO; ABRÃO; JESZENSKY, 2006a; OLIVEIRA et al., 2006) e T o tamanho do poço de seleção do GA-MUD (CIRIACO; ABRÃO; JESZENSKY, 2006a). Observe-se que o primeiro termo da complexidade é o mais significativo, sendo referente ao cálculo da função custo.

Tabela 3.2: Complexidade computacional dos HEUR-MUD.

MUD	Número de Operações
OMUD	$2^{K_v I} ((K_v ID)^2 + 3K_v ID)$
PSO-MUD	$(G + 1)P[(K_v ID)^2 + 3K_v ID] + 9PGK_v I + 2(K_v ID)^2 + 6K_v ID + (P - 1)K_v I + 2PG + P + G$
GA-MUD	$(G + 1)P[(K_v ID)^2 + 3K_v ID] + 8PGK_v I + 2(K_v ID)^2 + 6K_v ID + (GT + P - 1)K_v I$
LS-MUD	$(G + 1)K_v I[(K_v ID)^2 + 3K_v ID] + 2(K_v ID)^2 + 6K_v ID + 3GK_v I$

3.3.1.1 Simplificação da Função Custo para Detecção MUD em Canal de Multipercurso

Segundo é mostrado em (VERDÚ, 1998), um sistema em canal de multipercurso com K_v usuários, I bits transmitidos por cada um e detectados por um Rake com D ramos pode ser representado por cenário com $K_v DI$ usuários síncronos. Com essa consideração, foi adotada como função custo a equação (3.15), e a versão simplificada, para o laço de iterações dos HEUR-MUD, é dada pela equação (3.28). O primeiro termo calculado fora do laço de iteração é definido por:

$$\mathcal{F}^{(1)} = 2 \cdot \text{Re} \{ \mathcal{Y}^T \mathcal{C}^H \mathcal{A} \} = [\mathbf{f}_1^{(1)}(1) \quad \mathbf{f}_2^{(1)}(1) \dots \mathbf{f}_K^{(1)}(1) \quad \mathbf{f}_1^{(1)}(2) \dots \mathbf{f}_K^{(1)}(2) \dots \mathbf{f}_{K_v}^{(1)}(I)], \quad (3.29)$$

com

$$\mathbf{f}_k^{(1)}(i) = [f_{k,1}^{(1)}(i) \quad f_{k,2}^{(1)}(i) \quad \dots \quad f_{k,D}^{(1)}(i)], \quad (3.30)$$

onde o termo $f_{k,\ell}^{(1)}(i)$ é referente ao ℓ -ésimo percurso do i -ésimo bit do k -ésimo usuário. O segundo termo é definido da forma:

$$\mathcal{F}^{(2)} = \mathcal{CARAC}^H = \begin{bmatrix} \mathbf{F}(1,1) & \mathbf{F}(1,2) & \dots & \mathbf{F}(1,I) \\ \mathbf{F}(2,1) & \mathbf{F}(2,2) & \dots & \mathbf{F}(2,I) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{F}(I,1) & \mathbf{F}(I,2) & \dots & \mathbf{F}(I,I) \end{bmatrix} \quad (3.31)$$

onde $\mathbf{F}(i,j)$ representa a matriz de correlação para os bits i e j de todos os usuários:

$$\mathbf{F}(i,j) = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_{1,1}^{(2)}(i,j) & \mathbf{f}_{1,2}^{(2)}(i,j) & \dots & \mathbf{f}_{1,K_v}^{(2)}(i,j) \\ \mathbf{f}_{2,1}^{(2)}(i,j) & \mathbf{f}_{2,2}^{(2)}(i,j) & \dots & \mathbf{f}_{2,K_v}^{(2)}(i,j) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{f}_{K_v,1}^{(2)}(i,j) & \mathbf{f}_{K_v,2}^{(2)}(i,j) & \dots & \mathbf{f}_{K_v,K_v}^{(2)}(i,j) \end{bmatrix} \quad (3.32)$$

sendo $\mathbf{f}_{\kappa,k}^{(2)}(j,i)$ uma matriz quadrada de ordem D com elementos relacionados à correlação entre os usuários k e κ , em seu i -ésimo e j -ésimo bits, respectivamente, em todos os seus percursos.

Redefine-se ainda o vetor-candidato \mathcal{X} :

$$\mathcal{X} = [\mathbf{x}_1(1) \ \mathbf{x}_2(1) \ \dots \ \mathbf{x}_{K_v}(1) \ \mathbf{x}_1(2) \ \dots \ \mathbf{x}_{K_v}(2) \ \dots \ \mathbf{x}_1(I) \ \dots \ \mathbf{x}_{K_v}(I)]^T, \quad (3.33)$$

sendo $\mathbf{x}_k(i)$ um vetor coluna, de dimensão D , contendo os bits candidatos $x_k(i)$ para o k -ésimo usuário virtual em seu i -ésimo bit.

Observe que o vetor $\mathbf{x}_k(i)$ contém os bits para os D percursos do i -ésimo bit transmitido pelo k -ésimo usuário virtual. Assumindo-se que um sinal detectado possua o mesmo bit para todos os percursos, esse vetor deve apresentar D bits repetidos.

Primeiro Termo

Considere inicialmente apenas o primeiro termo da função custo. Como $\mathbf{x}_k(i)$ possui repetições de $x_k(i)$ (candidato ao bit $b_k^{(i)}$), o produto pode ser reescrito como:

$$\mathcal{F}^{(1)} \mathcal{X} = \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^{K_v} x_k(i) \cdot \sum_{\ell=1}^D f_{k,\ell}^{(1)}(i). \quad (3.34)$$

Observa-se a possibilidade de realização da soma para os valores de cada $\mathbf{f}_k^{(1)}(i)$, e em seguida realizar apenas um produto pelo bit $x_k(i)$ correspondente. Essa alteração no cálculo dessa parcela será representada por:

$$\mathcal{F}^{(1)} \mathcal{X} \equiv \mathcal{F}_r^{(1)} \mathcal{X}_r, \quad (3.35)$$

onde $\mathcal{X}_r = [x_1(1) \ \dots \ x_{K_v}(1) \ x_1(2) \ \dots \ x_{K_v}(I)]^T$ e $\mathcal{F}_r^{(1)} = [\vartheta_1(1) \ \dots \ \vartheta_{K_v}(1) \ \vartheta_1(2) \ \dots \ \vartheta_{K_v}(I)]$, com $\vartheta_k(i) = \sum_{\ell=1}^D f_{k,\ell}^{(1)}(i)$.

A simplificação apresentada diminui o número de produtos de $K_v DI$ para $K_v I$.

Segundo Termo

Considere agora o segundo termo da função custo. Há a possibilidade de redução da complexidade através do mesmo artifício utilizado para o primeiro termo, a simplificação dos percursos. Considerando que $\psi_{\kappa,k}(j, i)$ representa o somatório dos elementos da sub-matriz $\mathbf{f}_{\kappa,k}^{(2)}(j, i)$, tem-se:

$$\mathcal{X}^T \mathcal{F}^{(2)} \mathcal{X} = \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^{K_v} x_k(i) \cdot \sum_{j=1}^I \sum_{\kappa=1}^{K_v} x_\kappa(j) \psi_{\kappa,k}(j, i). \quad (3.36)$$

Assim, após a simplificação de percursos, o segundo termo será representado por:

$$\mathcal{X}^T \mathcal{F}^{(2)} \mathcal{X} \equiv \mathcal{X}_r^T \mathcal{F}_r^{(2)} \mathcal{X}_r, \quad (3.37)$$

onde $\mathcal{F}_r^{(2)}$ é semelhante à matriz $\mathcal{F}^{(2)}$, porém com cada sub-matriz $\mathbf{f}_{k,\kappa}^{(2)}(i, j)$ sendo substituída pelo escalar $\psi_{k,\kappa}(i, j)$.

Tem-se aqui uma redução de complexidade de $(K_v DI)^2$ para $(K_v I)^2$ multiplicações.

3.3.1.2 Simplificação da Função Custo para o LS-MUD

A maior dificuldade atual impedindo a implementação de um detector multiusuário é a alta complexidade. Em (OLIVEIRA et al., 2007) é mostrado que o algoritmo de LS é suficiente para resolver o problema de otimização MUD, mesmo em ambientes realistas como o canal de multipercurso.

Considerando essa vantagem obtida pelo método de busca local, esse trabalho visa minimizar a complexidade do detector LS-MUD através do conhecimento intrínseco de suas características. A grande vantagem apresentada pelo algoritmo LS é o conhecimento da população passada e da população futura no decorrer da busca. Sendo o método de criação da nova população um evento determinístico, é possível inserir simplificações no cálculo da função custo (função de verossimilhança) de um vetor-candidato \mathcal{X}_r através do conhecimento do cálculo realizado para o melhor vetor-candidato da iteração anterior (\mathcal{X}_r^{best}). A simplificação a seguir é realizada para o algoritmo de busca local 1-ótimo, onde é analisado a cada iteração toda a vizinhança com distância de Hamming igual a 1.

O método de busca local LS, assim como os outros métodos heurísticos aplicados ao problema MUD, tem sua complexidade concentrada no cálculo da função custo. Considerando as simplificações já realizadas para um canal de multipercurso e os termos calculados fora do laço de iterações, a função custo adotada para as simplificações seguintes é dada por:

$$\Omega(\mathcal{X}_r) = Re \{ \mathcal{F}_r^{(1)} \mathcal{X}_r \} - \mathcal{X}_r^T \mathcal{F}_r^{(2)} \mathcal{X}_r. \quad (3.38)$$

Primeiro Termo

Considere inicialmente apenas o primeiro termo da função custo. Desenvolvendo-se o produto, obtém-se:

$$\mathcal{F}_r^{(1)} \mathcal{X}_r = \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^{K_v} x_k(i) \cdot \vartheta_k(i).$$

Para simplificar a notação, considere que o vetor \mathcal{X}_r possui a vizinhança alterada no i -ésimo bit do k -ésimo usuário, a partir do vetor \mathcal{X}_r^{best} . Como a distância de Hamming é igual a 1, pode-se utilizar o produto realizado para o vetor \mathcal{X}_r^{best} (utilizado para gerar \mathcal{X}_r e com distância de Hamming igual a 1). Assim, como a única diferença entre os dois vetores é um bit, é suficiente atualizar apenas um termo desse somatório. Essa alteração, isso é realizado da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \mathcal{F}_r^{(1)} \mathcal{X}_r &= \mathcal{F}_r^{(1)} \mathcal{X}_r^{best} + x_k(i) \vartheta_k(i) - x_k^{best}(i) \vartheta_k(i) \\ \mathcal{F}_r^{(1)} \mathcal{X}_r &= \mathcal{F}_r^{(1)} \mathcal{X}_r^{best} + [x_k(i) - x_k^{best}(i)] \vartheta_k(i). \end{aligned} \quad (3.39)$$

Assim a complexidade fica reduzida a 1 multiplicação, considerado conhecido (memória) o valor prévio da função custo. Admitindo modulação BPSK, onde $x_k^{best}(i) = -x_k(i)$, o cálculo se reduz para:

$$\mathcal{F}_r^{(1)} \mathcal{X}_r = \mathcal{F}_r^{(1)} \mathcal{X}_r^{best} + 2 \cdot x_k(i) \vartheta_k(i). \quad (3.40)$$

Segundo Termo

Assume-se uma alteração do i -ésimo bit do k -ésimo usuário para o vetor-candidato \mathcal{X}_r em relação a \mathcal{X}_r^{best} . O segundo termo da função custo será dado por:

$$\mathcal{X}_r^T \mathcal{F}_r^{(2)} \mathcal{X}_r = [x_1(1) \dots x_k(i) \dots x_{K_v}(I)] \cdot \begin{bmatrix} \psi_{1,1}(1,1) & \dots & \psi_{1,k}(1,i) & \dots & \psi_{1,K_v}(1,I) \\ \psi_{2,1}(1,1) & \dots & \psi_{2,k}(1,i) & \dots & \psi_{2,K_v}(1,I) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \psi_{k,1}(i,1) & \dots & \psi_{k,k}(i,i) & \dots & \psi_{k,K_v}(i,I) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \psi_{K_v,1}(I,1) & \dots & \psi_{K_v,k}(I,i) & \dots & \psi_{K_v,K_v}(I,I) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1(1) \\ \vdots \\ x_k(i) \\ \vdots \\ x_{K_v}(I) \end{bmatrix}$$

Pode-se facilmente verificar a alteração apenas dos produtos envolvendo a linha e a coluna referente ao i -ésimo bit e k -ésimo usuário serão alterados em relação à função custo de \mathcal{X}_r^{best} . Assume-se a matriz $\mathcal{F}_r^{(2)}$ redefinida como:

$$\mathcal{F}_r^{(2)} = [\Psi_1(1) \dots \Psi_{K_v}(1) \Psi_1(2) \dots \Psi_k(i) \dots \Psi_{K_v}(I)]^T, \quad (3.41)$$

onde $\Psi_k(i) = [\psi_{k,1}(i,1) \dots \psi_{k,K_v}(i,1) \ \psi_{k,1}(i,2) \dots \psi_{k,k}(i,i) \dots \psi_{k,K_v}(i,I)]$. Utilizando a simetria real da matriz $\mathcal{F}_r^{(2)}$, com $\text{Re}\{\psi_{k,\kappa}(j,i)\} = \text{Re}\{\psi_{\kappa,k}(i,j)\}$, a atualização do segundo termo da função custo

em relação a \mathcal{X}_r^{best} pode ser reescrita como:

$$\mathcal{X}_r^T \mathcal{F}_r^{(2)} \mathcal{X}_r = (\mathcal{X}_r^{best})^T \mathcal{F}_r^{(2)} \mathcal{X}_r^{best} + Re\{2 \cdot x_k(i) \cdot \Psi_k(i) \cdot \mathcal{X}_r - 2 \cdot x_k^{best}(i) \cdot \Psi_k(i) \cdot \mathcal{X}_r^{best}\}.$$

Considerando novamente modulação BPSK, a variação no valor da função custo será:

$$\mathcal{X}_r^T \mathcal{F}_r^{(2)} \mathcal{X}_r = (\mathcal{X}_r^{best})^T \mathcal{F}_r^{(2)} \mathcal{X}_r^{best} + 4 \cdot Re\{x_k(i) \cdot \Psi_k(i) \cdot \mathcal{X}_r - \psi_{k,k}(i, i)\}, \quad (3.42)$$

ou de forma mais simplificada:

$$\mathcal{X}_r^T \mathcal{F}_r^{(2)} \mathcal{X}_r = (\mathcal{X}_r^{best})^T \mathcal{F}_r^{(2)} \mathcal{X}_r^{best} + 4 \cdot x_k(i) \cdot Re\{\Psi_k(i) \cdot \mathcal{X}_{r_0}\}, \quad (3.43)$$

onde \mathcal{X}_{r_0} é definido como o vetor \mathcal{X}_r com a posição referente ao i -ésimo bit do k -ésimo usuário sendo nula.

Finalização

Assim, para o algoritmo LS com distância de Hamming igual a 1, o cálculo da função custo para um novo indivíduo gerado a partir de \mathcal{X}_r^{best} , com a alteração do i -ésimo bit do k -ésimo usuário, será:

$$\Omega(\mathcal{X}_r) = \Omega(\mathcal{X}_r^{best}) + 2 \cdot Re\{\vartheta_k(i) \cdot x_k(i)\} - 4 \cdot Re\{x_k(i) \cdot \Psi_k(i) \cdot \mathcal{X}_r - \psi_{k,k}(i, i)\} \quad (3.44)$$

ou:

$$\Omega(\mathcal{X}_r) = \Omega(\mathcal{X}_r^{best}) + 2 \cdot x_k(i) \cdot Re\{\vartheta_k(i) - 2 \cdot \Psi_k(i) \mathcal{X}_{r_0}\}. \quad (3.45)$$

A utilização de uma LUT (*Look-up Table*) para os valores previamente calculados do produto $\Psi_k(i) \mathcal{X}_{r_0}$ diminui a complexidade do cálculo da função custo. Considerando que em modulação BPSK o que difere a informação é o sinal positivo (fase de 0°) ou negativo (fase de 180°), ± 1 , não há necessidade da realização de multiplicações por $x_k(i)$, mas apenas inversão de sinal, diminuindo ainda mais a complexidade do algoritmo.

O detector multiusuário baseado na técnica LS que adota essas simplificações apresentadas é denominado LS-MUD simplificado, denotado por s-LS-MUD (*Simplified-LS-MUD*).

A tabela 3.3 mostra a complexidade obtida para o detector s-LS-MUD, comparando-a com a encontrada para o LS-MUD e o OMUD.

Tabela 3.3: Complexidade computacional para os MUD baseados na técnica LS.

MUD	Número de Operações
OMUD	$2^{K_v I} ((K_v ID)^2 + 3K_v ID)$
LS-MUD	$(G + 1)K_v I [(K_v ID)^2 + 3K_v ID] +$ $+ GK_v I + 2(K_v ID)^2 + 6K_v ID + 2GK_v I$
s-LS-MUD	$G(7K_v I + 1) + 5(K_v I)^2 + 11K_v I$

3.3.2 Resultados de Desempenho e Complexidade para os HEUR-MUD

A análise de desempenho e de complexidade computacional até a convergência para os três algoritmos HEUR-MUD foi realizada utilizando-se o método de simulação Monte Carlo (MCS - *Monte Carlo Simulation*). Em todas as simulações apresentadas nesta subseção foram considerados os seguintes parâmetros:

- seqüências PN (Pseudo-aleatórias) com ganho de processamento $N = 31$ ou $N = 32$. As seqüências utilizadas foram geradas aleatoriamente, e não através de um gerador de SMC como é mostrado no anexo B;
- K usuários com velocidade uniformemente distribuída no intervalo $[0; 120km/h]$, resultando em uma freqüência Doppler máxima de 222,2 Hz para uma freqüência de portadora de 2 GHz. Esse efeito é inserido no modelo através dos coeficientes complexos do canal;
- Todos os usuários transmitem na mesma taxa de dados, $R = 384kb/s$ (sistema unitaxa), a não ser quando observado o contrário;
- formatação de pulso retangular;
- o sinal é amostrado uma única vez a cada período de chip;
- perfil de potência exponencial decrescente (PROAKIS, 1995), conforme apresentado na Tabela 3.4. Esse perfil representa o valor esperado para a energia dos percursos nas realizações da simulação de Monte Carlo;
- estimativas perfeitas no receptor para os coeficientes complexos do canal, atraso e fase da portadora, exceto quando observado o contrário (figura 3.8).

Tabela 3.4: Dois perfis de atraso-potência para canais com desvanecimento Rayleigh utilizados nas simulações de Monte Carlo.

ℓ	τ_ℓ	$\mathbb{E}[\beta_\ell^2]$	ℓ	τ_ℓ	$\mathbb{E}[\beta_\ell^2]$
1	0	0,8047	1	0	0,8320
2	T_c	0,1625	2	T_c	0,1680
3	$2T_c$	0,0328	PD-2		
PD-1					

O perfil de atraso-potência PD-1 representa um canal com três percursos e o perfil PD-2 um canal com dois percursos, sendo que para os dois perfis tem-se $\sum_{\ell=1}^L \mathbb{E}[\beta_\ell^2] = 1$.

O valor de E_b/N_0 à entrada do receptor é dada por:

$$\bar{E} = \sum_{\ell=1}^L \bar{E}_\ell, \quad (3.46)$$

onde

$$\bar{E}_\ell = \frac{E_b}{N_0} \mathbb{E}[\beta_\ell^2]. \quad (3.47)$$

Como meio de contextualização, inclui-se nas figuras de desempenho a BER_{med} do receptor Rake, obtida através da MCS. Sabe-se que os HEUR-MUD devem atingir o desempenho do OMUD, porém sua alta complexidade computacional (exponencial com o número de usuários) impede sua obtenção através da MCS. Alternativamente é inserida a BER teórica para a transmissão de um único usuário, SuB (*Single-user Bound*), expressa por (PROAKIS, 1995):

$$\text{SuB} = \frac{1}{2} \sum_{\ell=1}^D \left\{ \left[1 - \sqrt{\frac{\bar{E}_\ell}{\bar{E}_\ell + 1}} \right] \prod_{i, i \neq \ell}^D \frac{\bar{E}_\ell}{\bar{E}_\ell + \bar{E}_i} \right\}. \quad (3.48)$$

Os parâmetros de entrada adotados para os detectores GA-MUD e PSO-MUD foram otimizados de maneira não exaustiva (CIRIACO; ABRÃO; JESZENSKY, 2006a; OLIVEIRA et al., 2006), atingindo-se valores ótimos ou muito próximos a esses. Por apresentar uma estratégia de busca muito simples, o detector LS-MUD não possui parâmetros de entrada que influenciem em seu desempenho; assim, no caso do LS-MUD, inexistente a etapa de calibração e otimização dos parâmetros, inerente aos outros dois algoritmos.

Para os resultados apresentados neste capítulo, foram adotados os seguintes parâmetros de entrada em todas as simulações baseadas na técnica Monte Carlo:

- GA-MUD (CIRIACO; ABRÃO; JESZENSKY, 2006a): tamanho da população P definido por (CIRIACO, 2006):

$$P = 10 \cdot \left\lfloor 0,3454 \left(\sqrt{\pi (K_v \cdot I - 1)} + 2 \right) \right\rfloor, \quad (3.49)$$

onde o operador $\lfloor \cdot \rfloor$ retorna o maior valor inteiro menor ou igual ao argumento; probabilidade de mutação $\lambda_m = 1/(K_v I)$; probabilidade de *crossover*: $\lambda_c = 0,5$ e tamanho do poço de seleção: $T = P/10$.

- PSO-MUD (OLIVEIRA et al., 2006): tamanho da população P igual ao do GA-MUD; peso inercial: $\omega = 1$; ponderação referente à parcela da melhor posição individual encontrada até a presente iteração: $\mu_1 = 2$; ponderação referente à parcela da velocidade associada à melhor posição global encontrada até a presente iteração: $\mu_2 = 10$ e constante que limita a velocidade da partícula, criando uma chance mínima de troca de bit: $V_{\max} = 4$.
- LS-MUD/s-LS-MUD: Busca efetuada com distância de Hamming igual a 1 sobre a solução encontrada na iteração anterior.

As populações iniciais do GA-MUD e do PSO-MUD são geradas através de mutações aleatórias sobre a saída do receptor Rake, enquanto que o LS-MUD adota como vetor inicial a própria saída estimada

do Rake. Essa inicialização representa um ganho em relação a um vetor aleatório para os três detectores MUD, pois a BER do receptor Rake é inferior a 0,5.

As figuras 3.4 e 3.5 mostram as curvas de convergência para os três algoritmos, representando a taxa de erro de bit média ($BER_{méd}$) atingida pelos detectores heurísticos MUD em função do número de iterações da busca. As condições do sistema são canal de multipercurso com taxa única igual a R , $K = 10$ usuários com potências iguais ($NFR = 0$ dB), número de bits $I = 7$, perfil atraso-potência com dois e três percursos (PD-2 e PD-1), respectivamente e $E_b/N_0 = 12$ dB.

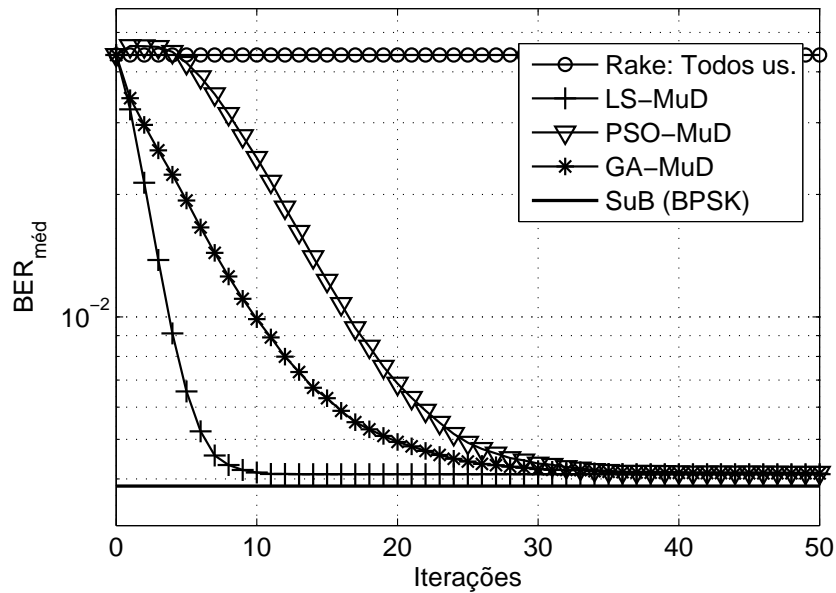


Figura 3.4: Desempenho dos algoritmos para um sistema com baixo carregamento: $M = \frac{K}{N} = 0,32$ ($K = 10$), $E_b/N_0 = 12$ dB, $D = L = 2$ e $I = 7$.

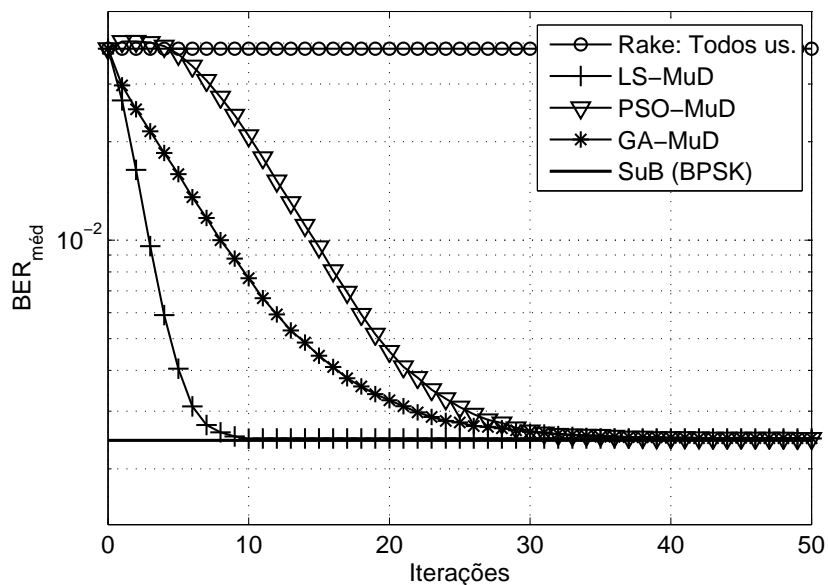


Figura 3.5: Desempenho dos algoritmos para um sistema com baixo carregamento: $M = \frac{K}{N} = 0,32$ ($K = 10$), $E_b/N_0 = 12$ dB, $D = L = 3$ e $I = 7$.

Note-se, pelas figuras 3.4 e 3.5, que o LS-MUD apresenta um início de convergência mais acentuado, resultando em um menor número de operações para atingir a convergência e estabilidade. Vale ressaltar que os três métodos atingem desempenhos iguais, variando-se apenas o número de operações realizadas para se atingir a BER mínima, mostrando que o diferencial entre os algoritmos é a complexidade. Outra observação indica que o aumento do número de percursos implica no aumento do número de operações, porém a disposição das complexidades dos algoritmos é mantida.

Aumentando-se o carregamento do sistema, tem-se uma convergência mais acentuada do detector LS-MUD em relação ao GA-MUD e PSO-MUD. A figura 3.6 mostra o desempenho dos algoritmos através da BER_{med} com o decorrer das iterações. Note que os três detectores apresentam o mesmo nível mínimo de BER , porém o LS-MUD atinge esse desempenho muito mais rápido, mostrando-se mais robusto em relação ao aumento do carregamento do sistema.

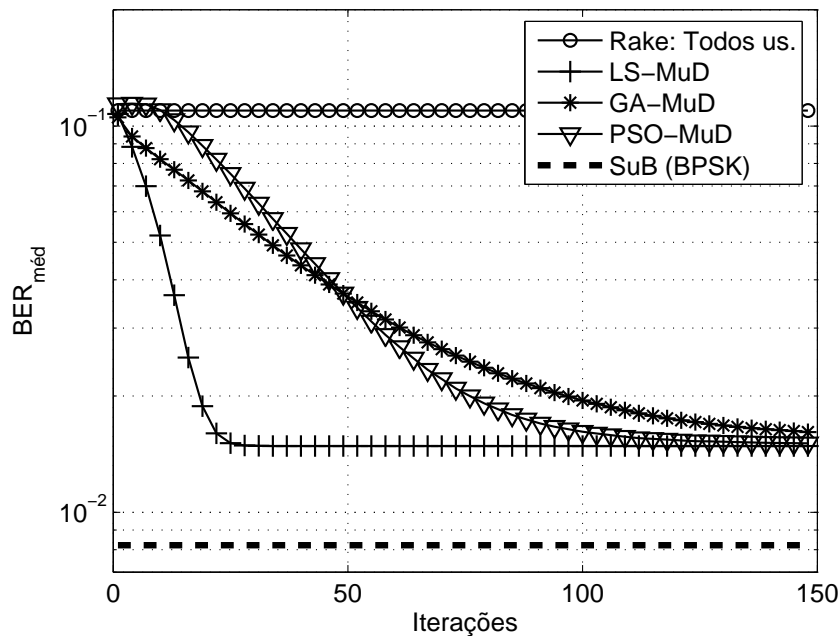


Figura 3.6: Desempenho dos HEUR-MUD para médio carregamento $M = \frac{K}{N} = 0,75$ ($K = 24$), $E_b/N_0 = 10dB$, $D = L = 2$ e $I = 7$.

A presença de disparidades de potência entre os usuários (efeito *near-far*) resulta em uma detecção menos eficiente do receptor Rake, devido ao aumento da MAI, e conseqüentemente um vetor inicial para os algoritmos heurísticos mais distante da solução ótima. A tabela 3.5 mostra o número de iterações para se atingir a convergência para o LS-MUD em função das disparidades de potências da metade dos usuários, considerando $K = 10$, $I = 7$, perfil PD-2, $E_b/N_0 = 15dB$ e taxa única igual a R .

Tabela 3.5: Número de iterações para a convergência G_{LS} em função do efeito *near-far*;

$NFR[dB]$	-15	-10	-5	0	5	10	15	20	25
# iterações G_{LS}	15	14	13	12	14	18	21	24	26

Apesar do impacto do efeito *near-far* sobre a complexidade final dos três algoritmos heurísticos analisados, o algoritmo LS-MUD resultou em uma menor complexidade para todos os *NFR* analisados. Adicionalmente, a figura 3.7 mostra o desempenho em termos de *BER* considerando a mesma complexidade computacional para os três HEUR-MUD, tomando-se como referência a menor complexidade de convergência do LS-MUD, assumindo-se para os demais algoritmos heurísticos o mesmo número de operações realizadas pelo LS-MUD. Verifique-se que nessa situação de complexidade computacional equivalente entre os três algoritmos, o LS-MUD é mais eficiente em termos de desempenho que o GA-MUD e o PSO-MUD.

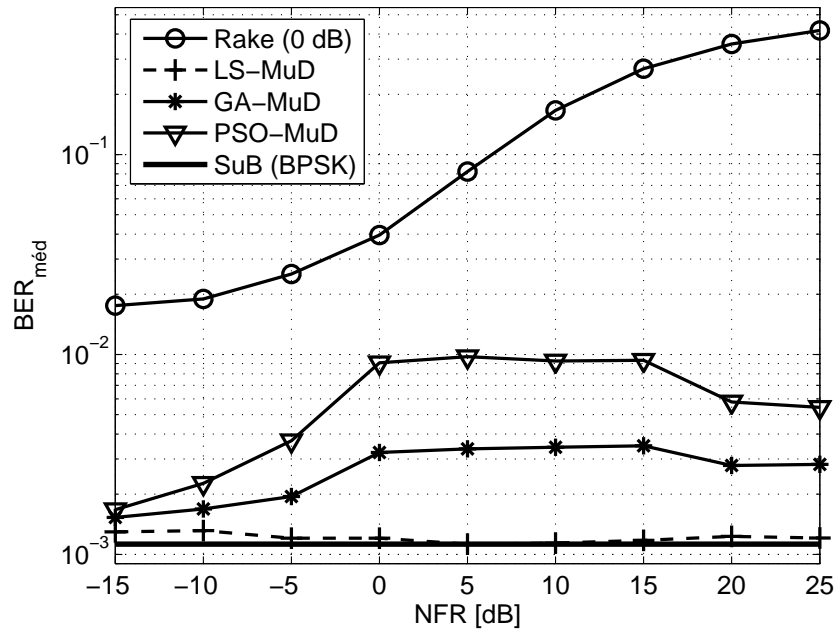


Figura 3.7: *BER* para os HEUR-MUD, considerando idêntica complexidade computacional para os três algoritmos estudados e igual àquela necessária à convergência do LS-MUD, para $E_b/N_0 = 15dB$, $K = 10$, $I = 7$, $D = L = 2$ e $N = 31$.

Os HEUR-MUD foram avaliados para diferentes números de bits I estimados simultaneamente para cada usuário. A tabela 3.6 mostra o número de iterações necessárias e o desempenho atingido pelos três detectores multiusuário heurísticos.

Tabela 3.6: Desempenho dos HEUR-MUD para $I = 3/5/7$ bits estimados simultaneamente para cada usuário, quando $E_b/N_0 = 10dB$, $D = L = 2$ e $NFR = 0$.

HEUR-MUD	G	$BER_{med}[\times 10^{-3}]$
LS-MUD	9/13/24	8,5/9,4/8,0
GA-MUD	20/40/80	8,5/9,6/8,2
PSO-MUD	22/44/76	8,9/9,5/9,1
Rake: 0,0713		SuB: $8,2 \cdot 10^{-3}$

Os algoritmos HEUR-MUD também foram avaliados para sistemas operando em condições mais realistas, com a consideração de erros nas estimativas dos coeficientes de canal. Esses erros foram

modelados através de distribuições uniformes:

$$\hat{\beta}_k = \mathcal{U}(1 \pm \epsilon_\beta) \times \beta_k ; \hat{\phi}_k = \mathcal{U}(1 \pm \epsilon_\phi) \times \phi_k$$

onde ϵ_β e ϵ_ϕ são os erros máximos de módulo e fase dos coeficientes do canal, respectivamente. A figura 3.8 mostra o desempenho para os três algoritmos HEUR-MUD após a convergência em função de E_b/N_0 , considerando $K = 10$ usuários em sistema unitaxa, $N = 31$, $NFR = 0$, com erros nas estimativas dos coeficientes de canal da ordem de 10%, 25% e sem erros nas estimativas. Em todos os pontos, o detector LS-MUD convergiu para o mesmo desempenho atingido pelos GA-MUD e PSO-MUD, porém utilizando um menor número de operações. Observe-se que os três algoritmos atingiram o mesmo desempenho para as condições simuladas, sendo representados por uma única curva (HEUR-MUD) na figura 3.8. Isso mostra que a crescente degradação de desempenho em função do incremento nos erros das estimativas dos coeficientes afeta igualmente os três MUD. Quanto à variação da relação E_b/N_0 , todos os algoritmos mantiveram a convergência e a disposição de complexidade para os valores analisados, resultando em complexidade inferior para o LS-MUD, seguido pelo GA-MUD e PSO-MUD.

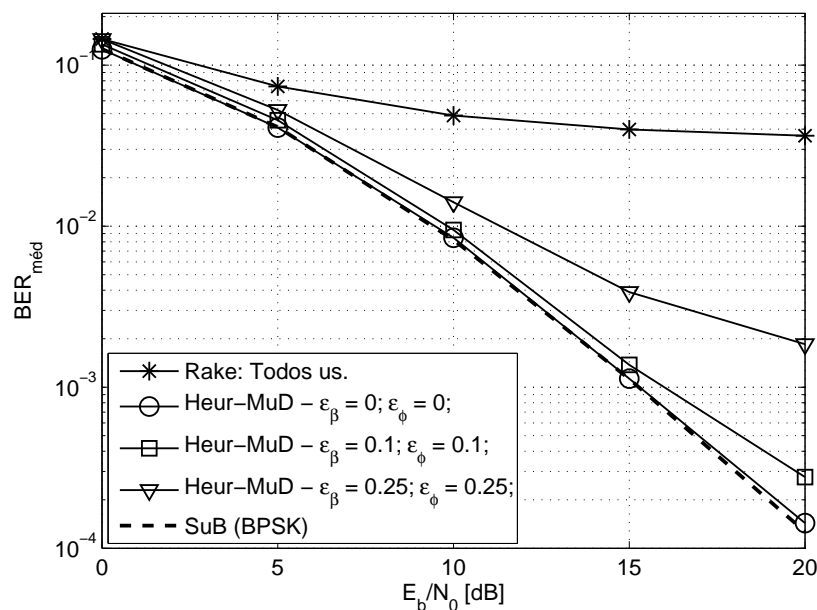


Figura 3.8: Desempenho dos algoritmos com erros nas estimativas: $M = \frac{K}{N} = 0,32$ ($K = 10$), $D = L = 2$ e $I = 7$.

Para verificar se as técnicas heurísticas analisadas, particularmente a LS-MUD, são robustas ou sensíveis às alterações no ponto inicial do universo de busca, foram realizadas simulações computacionais utilizando-se vetores aleatórios de entrada dos algoritmos, com distribuição uniforme $\mathcal{U}[\pm 1]$, ao invés de se empregar a saída do receptor Rake. A figura 3.9 mostra a convergência para os três métodos analisados. Observe que o simples LS-MUD, mesmo tendo como ponto de partida um vetor aleatório, é capaz de atingir o mesmo desempenho dos outros dois métodos, muito próximo ao SuB.

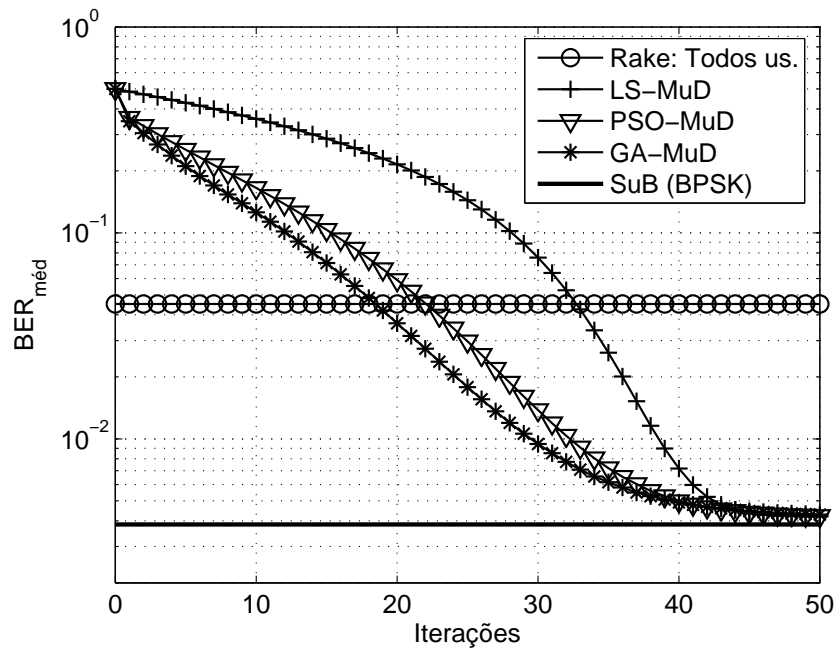


Figura 3.9: Curva de convergência dos algoritmos para entrada aleatória ($BER_{med}^{inicial} = 0,5$), com $E_b/N_0 = 12dB$, $K = 10$, $N = 31$, $D = L = 2$ e $I = 7$.

Uma análise preliminar da complexidade, através da tabela 3.2, indica que o número de vetores-candidatos avaliados a cada iteração no LS-MUD cresce linearmente com o aumento do número de usuários, enquanto que para os outros algoritmos analisados esse crescimento é logarítmico, o que implicaria em uma complexidade maior para o LS-MUD a partir de um certo número de usuários. No entanto, o aumento do número de usuários acarreta uma convergência acentuadamente lenta para os detectores GA-MUD e PSO-MUD, sendo necessário um aumento no número de iterações para se atingir a convergência, resultando diretamente num crescimento da complexidade nestes dois algoritmos.

A figura 3.10 mostra o número de operações necessárias para os algoritmos atingirem a convergência em função do número de usuários. O detector multiusuário baseado no método LS sempre resulta numa convergência mais rápida, indicando ainda uma tendência de crescimento menor em relação aos outros dois MUD.

3.3.3 Resultados s-LS-MUD

Nesta seção, o algoritmo de busca local 1-ótimo com todas as simplificações incluídas, denominado s-LS-MUD, é avaliado com o intuito de comprovar sua viabilidade para a detecção multiusuário.

O desempenho obtido pelo detector é idêntico ao obtido pelo LS-MUD, conforme mostra a figura 3.11. A complexidade do s-LS-MUD, porém, é muito inferior, tanto em relação ao próprio LS-MUD como para os outros HEUR-MUD. Pela figura 3.10 vê-se claramente que o detector LS-MUD possui complexidade inferior aos demais HEUR-MUD para todos os carregamentos analisados. A tabela 3.7 compara o detector simplificado à versão original, contextualizando com a inclusão da complexidade do

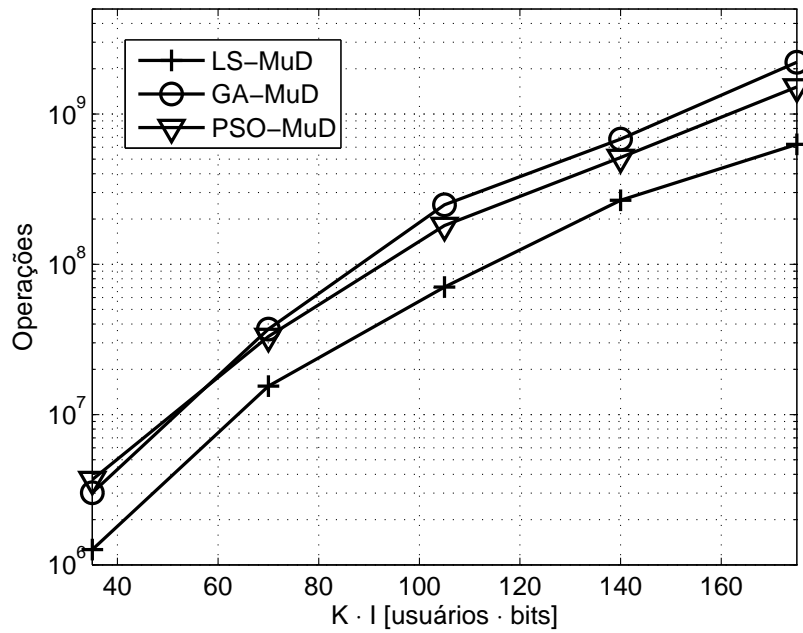


Figura 3.10: Número de operações realizadas em função do número de usuários com $E_b/N_0 = 12dB$, $NFR = 0$, $N = 31$, $D = L = 2$ e $I = 7$.

OMUD e o número de operações para se realizar um único cálculo da função custo.

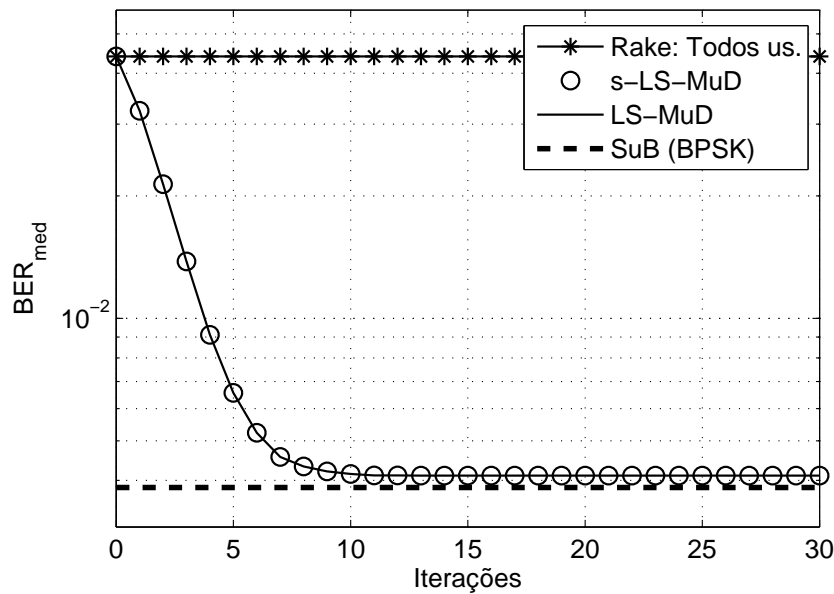


Figura 3.11: Curva de convergência para os detectores LS-MUD e s-LS-MUD, para $K = 10$, $N = 31$, $E_b/N_0 = 12dB$, $D = L = 2$ (PD-2) e $I = 7$.

A figura 3.12 mostra o desempenho do detector s-LS-MUD diante de variações do carregamento no intervalo $[0, 25; 1, 00]$. As condições de operação do sistema foram $N = 32$, $E_b/N_0 = 10dB$, $D = L = 2$, $NFR = 0$ e $I = 7$. Note-se que o desempenho do s-LS-MUD é muito superior ao detector Rake mesmo para alto carregamento do sistema. Isso mostra que detector s-LS-MUD é aplicável mesmo em configurações em que se exige alta eficiência espectral. Os outros HEUR-MUD apresentam

Tabela 3.7: Número de operações para a convergência dos MUD.

MUD	$KI = 70$	$KI = 140$
OMUD	8.26×10^{23}	1.95×10^{45}
LS-MUD	1.55×10^7	2.55×10^8
s-LS-MUD	3.02×10^4	1.21×10^5
$\Omega(\mathcal{B})$	1.54×10^4	6.02×10^4

a mesma degradação de desempenho, conforme pode ser parcialmente visualizado na figura 3.6, onde o carregamento do sistema provoca uma degradação igual para os HEUR-MUD. A figura 3.12 não mostra os outros detectores multiusuário heurísticos devido ao elevado tempo de processamento necessário para sua simulação via método de Monte Carlo.

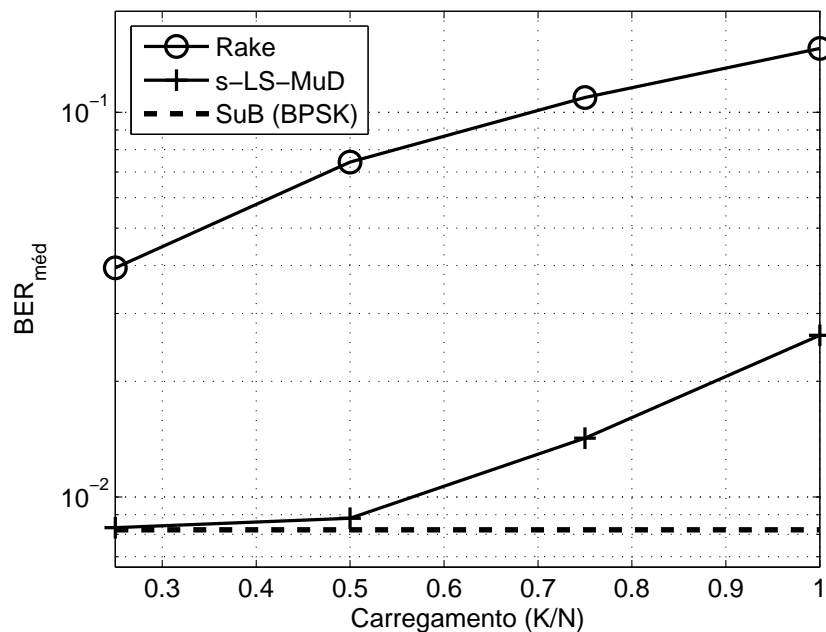


Figura 3.12: Desempenho do s-LS-MUD para diferentes carregamentos do sistema, considerando $N = 32$, $E_b/N_0 = 10dB$, $D = L = 2$, $NFR = 0$ e $I = 7$.

A tabela 3.8 exibe o desempenho (BER_{med}) e o número de iterações para se atingir a convergência do s-LS-MUD (G_{s-LS}), considerando dois ganhos de processamento diferentes, porém com carregamento idêntico.

Tabela 3.8: Desempenho do detector para variação no ganho de processamento N , quando $E_b/N_0 = 10dB$, $D = L = 2$, $NFR = 0$ e $I = 7$.

Configuração	K	N	M	Rake	SuB	G_{s-LS}	BER_{med}
Simul. 1	16	32	0,5	0,0742	0,0082	17	0,0088
Simul. 2	32	64	0,5	0,0760	0,0082	26	0,0088

Note-se que apesar do maior número de iterações para se atingir a convergência, o s-LS-MUD foi capaz de atingir o mesmo desempenho para as duas simulações realizadas. Isso indica que o seu desem-

penho é função apenas da relação do número de usuário pelo ganho de processamento, $\frac{K}{N} = M$, e não dos parâmetros K e N isoladamente.

A figura 3.13 mostra o desempenho do s-LS-MUD para sistemas com alto carregamento ($M = \frac{K}{N} = 1$), realizando a comparação do desempenho obtido com controle perfeito de potência (a) e com disparidades de potência de 10dB (b). O desempenho do sistema com efeito *near-far* é calculado apenas sobre a detecção dos usuários com sinais mais fracos.

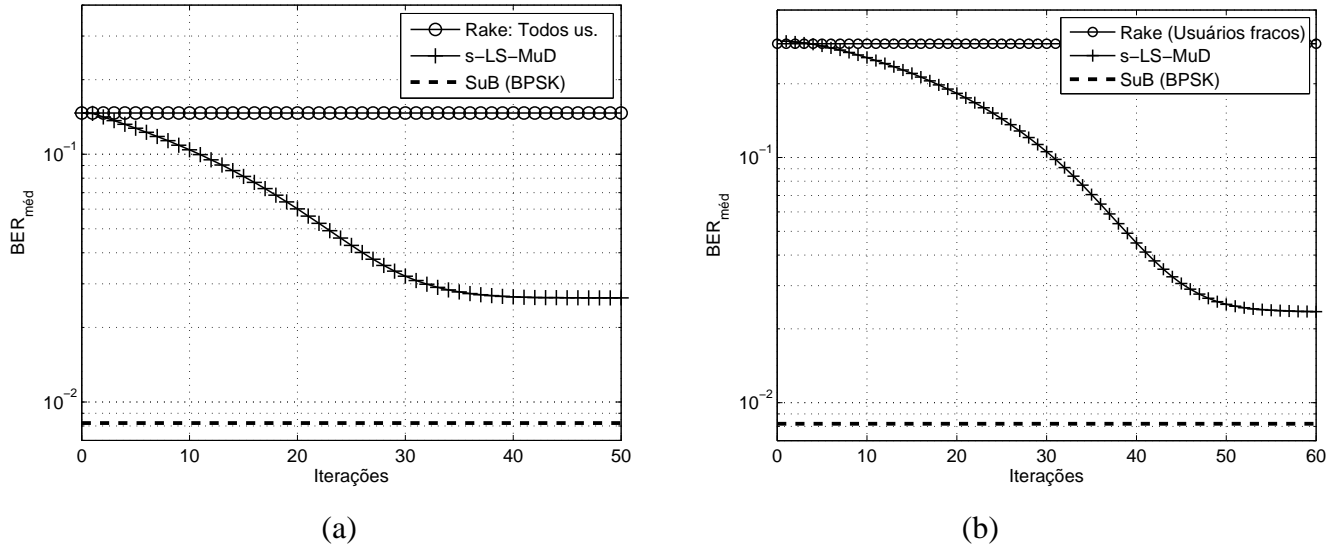


Figura 3.13: Desempenho para alto carregamento $M = \frac{K}{N} = 1$ ($K = 32$), $E_b/N_0 = 10dB$, $D = L = 2$, $I = 7$ e (a) $NFR = 0dB$; (b) $NFR = 10dB$.

A figura 3.14 mostra resultados de simulação realizada para um sistema com suporte para taxas R , $2R$, $4R$, porém apenas para o s-LS-MUD. A BER_{med} é calculada separadamente para os usuários em serviços com taxas diferentes. Os parâmetros do sistema utilizados foram: $E_b/N_0 = 15dB$, $K_R = 8$, $K_{2R} = 4$, $K_{4R} = 2$, $N = 128$, $D = L = 2$ (PD-2), $I = 7$ e controle perfeito de potência.

Observe-se que a recepção do detector Rake para os usuários com taxas maiores apresenta um desempenho superior ao dos demais usuários. Esse efeito é provocado pela ortogonalidade entre os códigos W-H de um mesmo usuário, o que elimina a MAI entre seus canais paralelos. Já os usuários com taxas inferiores, não apresentam ou apresentam pouca ortogonalidade entre códigos.

O detector alternativo para uma redução da complexidade, baseado no algoritmo m-LS descrito anteriormente, é avaliado em comparação ao s-LS-MUD nas figuras 3.15 e 3.16, mostrando-se mais eficiente. Como informação adicional, é exposto ainda o desempenho obtido apenas com primeira iteração do m-LS-MUD, sendo denotado por c-LS-MUD.

Pelas figuras 3.15 e 3.16 observa-se que o detector c-LS-MUD apresenta desempenho inferior ao s-LS-MUD, enquanto que o detector m-LS-MUD possui o mesmo desempenho e ainda é capaz de convergir em um menor número de iterações.

Simulações adicionais (não exibidas aqui) mostraram que a realização de etapas consecutivas do

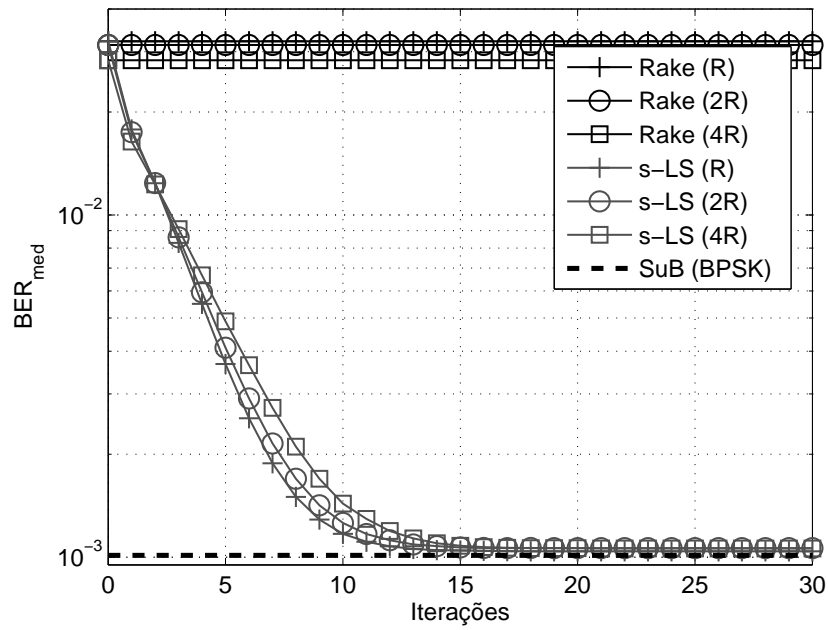


Figura 3.14: Simulação para sistemas multitaxa, com taxas de R , $2R$ e $4R$, $M = \frac{K}{N} = 0,75$ ($K_v = 24$), $E_b/N_0 = 10dB$, $D = L = 2$ e $I = 7$.

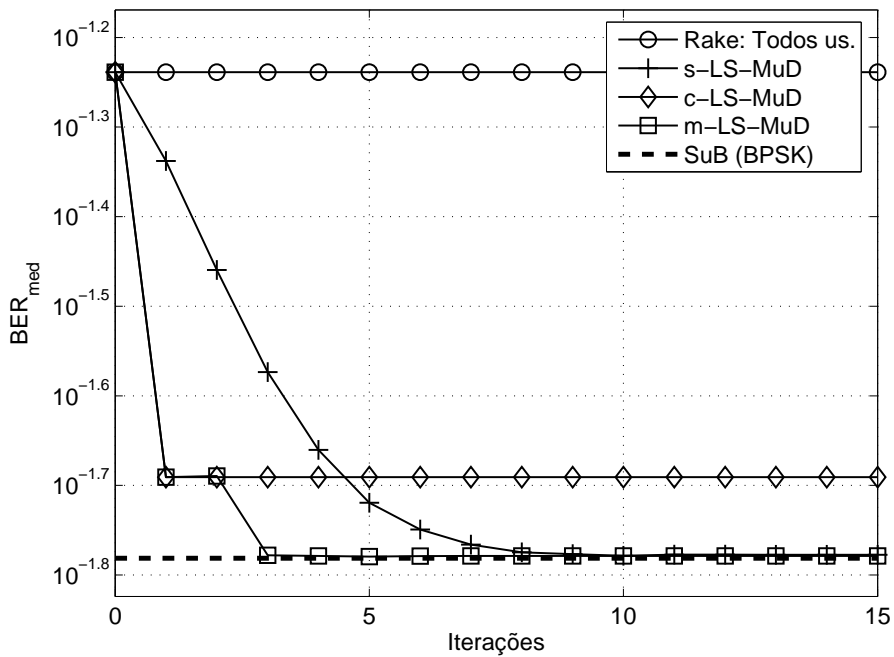


Figura 3.15: Desempenhos das variantes do detector s-LS-MUD, com $E_b/N_0 = 8dB$, $K = 10$, $N = 31$, $NFR = 0$, $D = L = 2$ e $I = 7$.

detector c-LS-MUD resultam em divergência na busca.

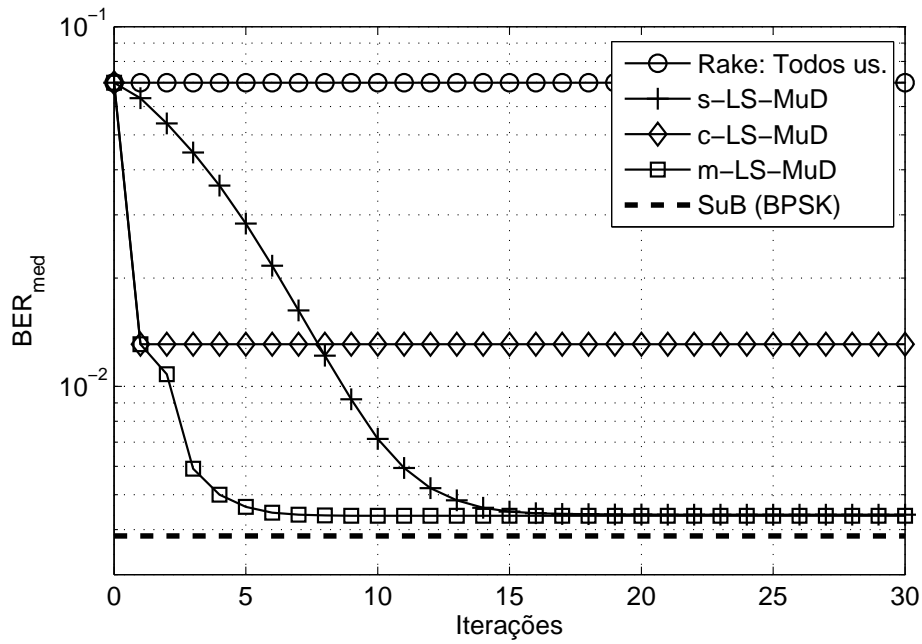


Figura 3.16: Desempenhos das variantes do detector s-LS-MuD, com $E_b/N_0 = 12dB$, $K = 16$, $N = 32$, $NFR = 0$, $D = L = 2$ e $I = 7$.

4 Problema de Alocação de Recursos

Este capítulo busca criar um cenário introdutório ao problema de controle de potência centralizado (ZANDER, 1992; GRANDHI et al., 1993) e distribuído (ULUKUS; YATES, 1998; FOSCHINI; MILJANIC, 1993; UYKAN; KOIVO, 2004; GROSS, 2005), avaliando-se em seguida a aplicação de técnicas heurísticas para o problema de alocação de recursos, que engloba o controle de potência e a alocação de banda de transmissão para todos os usuários móveis multimídia ativos em um sistema DS/CDMA.

4.1 Modelo para Alocação de Recursos

4.1.1 Controle Centralizado de Potência

Esta análise é realizada para o canal reverso (móvel-ERB). Considere um sistema multitaxa por múltiplos códigos MC-DS/CDMA com taxa básica R , compartilhado por K usuários com modulação BPSK. O i -ésimo bit de informação associado ao sinal recebido sujeito ao desvanecimento multipercurso e aos efeitos de perda de percurso e de sombreamento¹ pode ser expresso por:

$$r(t) = \sum_{k=1}^K \sum_{\ell=1}^L \sum_{\rho=1}^{m_k} \sqrt{p_k} \cdot \sqrt{h_{k,\ell}} \cdot b_{k,\rho}^{(i)} \cdot g_k(t - iT_b - \tau_{k,\ell}) g_{k,\rho}^{(c)}(t - iT_b - \tau_{k,\ell}) c_{k,\ell}^{(i)} + \eta(t), \quad (4.1)$$

onde $h_{k,\ell}$ é a atenuação de larga escala (perda de percurso) mais o sombreamento entre o k -ésimo usuário e a ERB de interesse para o ℓ -ésimo percurso e p_k é a potência transmitida pelo k -ésimo usuário. A figura 4.1 ilustra essa situação.

A recepção do sinal é realizada através do detector Rake. O sinal obtido para o canal paralelo ρ do k -ésimo usuário, em seu ℓ -ésimo percurso, é dado por:

$$\begin{aligned} y_{k,\rho,\ell}^{(i)} &= \int_{-\infty}^{+\infty} r(t) g_k(t - iT_b - \tau_{k,\ell}) g_{k,\rho}^{(c)}(t - iT_b - \tau_{k,\ell}) dt \\ &= \sqrt{p_k} \cdot \sqrt{h_{k,\ell}} \cdot T_b \cdot b_{k,\rho}^{(i)} \cdot c_{k,\ell}^{(i)} + SI_{k,\rho,\ell}^{(i)} + I_{k,\rho,\ell}^{(i)} + n_{k,\rho,\ell}^{(i)}. \end{aligned} \quad (4.2)$$

¹Para uma descrição desses efeitos, veja Anexo A.

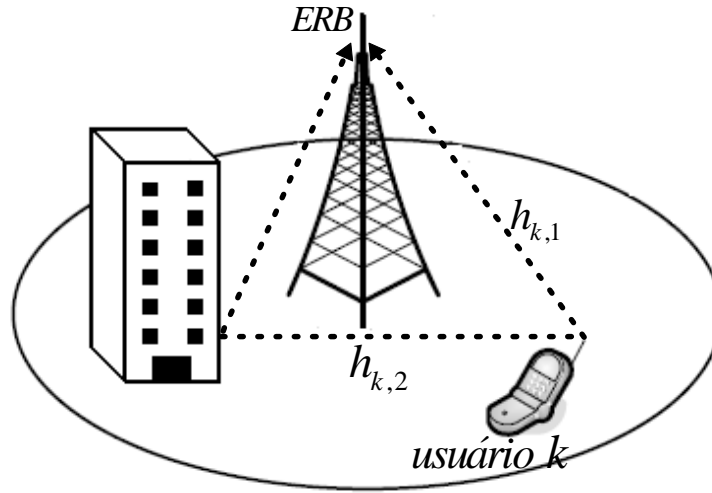


Figura 4.1: Canal de multipercursos para controle de potência.

A combinação dos D percursos suportados pelo Rake é então realizada através da estratégia MRC:

$$z_{k,\rho}^{(i)} = \sum_{\ell=1}^D \text{Re} \left\{ y_{k,\rho,\ell}^{(i)} \hat{\beta}_{k,\ell}^{(i)} e^{-j\hat{\phi}_{k,\ell}^{(i)}} \sqrt{h_{k,\ell}} \right\}, \quad (4.3)$$

A interferência entre os usuários é causada pela correlação cruzada entre os seus códigos de espalhamento, enquanto a auto-interferência é gerada pela autocorrelação fora de fase em cada código de espalhamento. Considerando um sistema DS/CDMA assíncrono multitaxa do tipo MC, pode-se definir três tipos de correlação cruzada parcial entre os usuários u e k , nos canais paralelos ρ e ϱ , percursos m e n respectivamente: $\bar{\Gamma}_{u,k}(\rho, \varrho, m, n)$, entre os bits i e $(i - 1)$, $\Gamma_{u,k}(\rho, \varrho, m, n)$, entre os bits i e i e $\tilde{\Gamma}_{u,k}(\rho, \varrho, m, n)$, para os bits i e $(i + 1)$. Considerando o atraso entre os percursos m e n dos usuários u e k , se $\tau_{u,m,k,n} \geq 0$ (caso dos usuários k e k' na figura 4.2), então

$$\begin{aligned} \bar{\Gamma}_{u,k}(\rho, \varrho, m, n) &= \int_0^{\tau_{u,m,k,n}} \underline{g}_{u,\rho}(t) \underline{g}_{k,\varrho}(T_b - \tau_{u,m,k,n} + t) dt \\ \Gamma_{u,k}(\rho, \varrho, m, n) &= \int_{\tau_{u,m,k,n}}^{T_b} \underline{g}_{u,\rho}(t) \underline{g}_{k,\varrho}(t - \tau_{u,m,k,n}) dt \\ \tilde{\Gamma}_{u,k}(\rho, \varrho, m, n) &= 0 \end{aligned} \quad (4.4)$$

e se $\tau_{u,m,k,n} < 0$ (caso dos usuários k e k'' na figura 4.2)

$$\begin{aligned} \bar{\Gamma}_{u,k}(\rho, \varrho, m, n) &= 0 \\ \Gamma_{u,k}(\rho, \varrho, m, n) &= \int_0^{T_b + \tau_{u,m,k,n}} \underline{g}_{u,\rho}(t) \underline{g}_{k,\varrho}(t - \tau_{u,m,k,n}) dt \\ \tilde{\Gamma}_{u,k}(\rho, \varrho, m, n) &= \int_{T_b + \tau_{u,m,k,n}}^{T_b} \underline{g}_{u,\rho}(t) \underline{g}_{k,\varrho}(t - T_b - \tau_{u,m,k,n}) dt \end{aligned} \quad (4.5)$$

Para o controle de potência considerou-se que todos os coeficientes complexos com desvanecimento

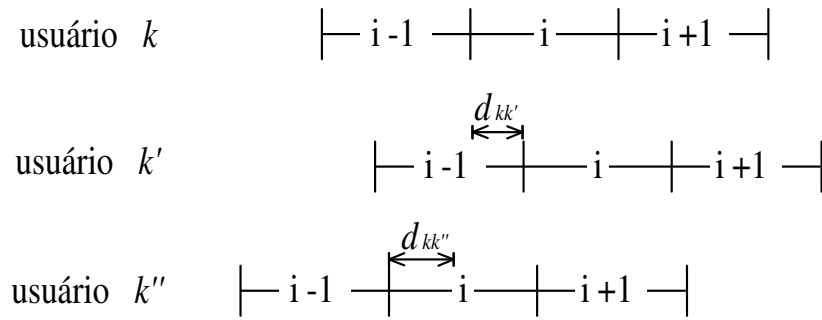


Figura 4.2: Modelo DS/CDMA assíncrono para controle de potência.

Rayleigh, $c_{k,\ell}^{(i)}$, possuem valor médio igual, sendo a potência média dos percursos diferenciada pelo termo da atenuação de larga escala $h_{k,\ell}$. Considerando as equações (4.1), (4.4) e (4.5) e realizando o controle de potência sobre um grande intervalo de tempo, de modo que os coeficientes complexos de pequena escala possam ser adotados como sendo o valor médio, a SINR para o k -ésimo usuário, canal paralelo ϱ , $\gamma_{k,\varrho}$, obtida na estação rádio-base (ERB) de interesse, considerando então apenas o efeito de $h_{k,\ell}$, pode ser definida por:

$$\gamma_{k,\varrho} = \frac{\sum_{\ell=1}^L p_k h_{k,\ell}}{\sum_{\ell=1}^L [(SI)_{k,\varrho,\ell} + (I)_{k,\varrho,\ell} + (IE)_{k,\varrho,\ell}] + \sigma^2}, \quad (4.6)$$

onde $(SI)_{k,\varrho,\ell}$ representa a auto-interferência para o ℓ -ésimo percurso:

$$(SI)_{k,\varrho,\ell} = \sum_{\rho=1}^{m_k} \sum_{m=1, m \neq \ell}^L p_k h_{k,m} \left(\bar{\Gamma}_{kk}^2(\rho, \varrho, m, \ell) + \Gamma_{kk}^2(\rho, \varrho, m, \ell) + \tilde{\Gamma}_{kk}^2(\rho, \varrho, m, \ell) \right) \quad (4.7)$$

e $(I)_{k,\varrho,\ell}$ representa a interferência proveniente de usuários ativos na ERB j que afetam o ℓ -ésimo percurso do usuário k , definida por:

$$(I)_{k,\varrho,\ell} = \sum_{u=1, u \neq k}^K \sum_{\rho=1}^{m_k} \sum_{m=1}^L p_u h_{u,m} \left(\bar{\Gamma}_{uk}^2(\rho, \varrho, m, \ell) + \Gamma_{uk}^2(\rho, \varrho, m, \ell) + \tilde{\Gamma}_{uk}^2(\rho, \varrho, m, \ell) \right), \quad (4.8)$$

enquanto $(IE)_{k_1}$ representa a interferência provocada pelos usuários ativos nas ERBs vizinhas, definido do mesmo modo que $(I)_{k,\varrho,\ell}$.

Considerando as expressões acima, o problema do controle de potência pode ser definido de forma simplificada através das seguintes especificações conjuntas:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min \sum_{k=1}^K p_k \quad \text{e} \\ \frac{\sum_{\ell=1}^L p_k h_{k,\ell}}{\sum_{\ell=1}^L [(SI)_{k,\varrho,\ell} + (I)_{k,\varrho,\ell} + (IE)_{k,\varrho,\ell}] + \sigma^2} \geq \gamma_{k,\varrho}^*, \quad \text{para } k = 1, \dots, K \text{ e } \varrho = 1, \dots, m_k \end{array} \right. \quad (4.9)$$

onde $\gamma_{k,\varrho}^*$ é a SINR alvo para o k -ésimo usuário, ϱ -ésimo canal paralelo. Ou seja, o problema consiste na minimização da potência de transmissão de todos os usuários, com a restrição da manutenção da SINR

alvo de todos eles.

Tendo em vista essas restrições, a solução do problema será o vetor de potências que transforma as K_v inequações em igualdades. Assim, o novo sistema de equações lineares a ser resolvido, na forma vetorial, é (GROSS, 2005):

$$(\mathbf{I} - \mathbf{H}')\mathbf{p} = \mathbf{n} \quad (4.10)$$

e o vetor solução para o problema, \mathbf{p}^* , é dado por

$$\mathbf{p}^* = (\mathbf{I} - \mathbf{H}')^{-1}\mathbf{n}, \quad (4.11)$$

onde o vetor de potências é descrito por $\mathbf{p} = [\mathbf{p}_1 \ \mathbf{p}_2 \ \dots \ \mathbf{p}_K]^T$, com $\mathbf{p}_k = \overbrace{[p_k \ \dots \ p_k]}^{m_k}$; $\mathbf{n} = [\mathbf{n}_1 \ \mathbf{n}_2 \ \dots \ \mathbf{n}_K]$,

com $\mathbf{n}_k = \overbrace{[(\gamma_k^* \sigma^2 / \sum_{m=1}^L h_{k,j,m}) \ \dots \ (\gamma_k^* \sigma^2 / \sum_{m=1}^L h_{k,j,m})]}^{m_k}$; e a matriz quadrada \mathbf{H}' de dimensão K_v , referente à interferência a ser superada, é definida por:

$$\mathbf{H}' = [\mathcal{H}'_{11} \ \mathcal{H}'_{12} \ \dots \ \mathcal{H}'_{1m_1} \ \mathcal{H}'_{21} \ \dots \ \mathcal{H}'_{2m_2} \ \dots \ \mathcal{H}'_{Km_k}]^T, \quad (4.12)$$

com

$$\mathcal{H}'_{k\rho} = [h'_{k\rho}(1, 1) \ \dots \ h'_{k\rho}(1, m_1) \ h'_{k\rho}(2, 1) \ \dots \ h'_{k\rho}(K, m_k)] \quad (4.13)$$

sendo cada elemento definido por:

$$h'_{k\rho}(u, \rho) = \begin{cases} \sum_{m=1}^L \sum_{n=1}^L \gamma_{k,\rho}^* h_{u,m} h_{k,n}^{-1} \left(\bar{\Gamma}_{uk}^2(\rho, \rho, m, n) + \Gamma_{uk}^2(\rho, \rho, m, n) + \tilde{\Gamma}_{uk}^2(\rho, \rho, m, n) \right) & k \neq u \\ \sum_{n=1}^L \sum_{m=1, m \neq n}^L \gamma_{k,\rho}^* h_{u,m} h_{k,n}^{-1} \left(\bar{\Gamma}_{uk}^2(\rho, \rho, m, n) + \Gamma_{uk}^2(\rho, \rho, m, n) + \tilde{\Gamma}_{uk}^2(\rho, \rho, m, n) \right), & k = u \end{cases} \quad (4.14)$$

Note-se, porém, que o vetor solução \mathbf{p}^* não necessariamente apresenta uma mesma potência para diferentes canais paralelos de um mesmo usuário. Essa deve ser uma restrição imposta ao problema de controle de potência DS/CDMA multitaxa MC.

Em uma primeira análise, o problema de controle de potência revela que para um dado usuário com uma SINR inferior à demandada por este, à primeira vista implicaria no aumento da sua potência de transmissão, obtendo-se assim um aumento na relação sinal-interferência mais ruído, devido ao aumento do numerador de (4.6), enquanto a interferência permaneceria constante. Porém, isso resulta no aumento da interferência para todos os outros móveis no sistema, reduzindo assim suas respectivas SINRs. Desta forma, faz-se necessário encontrar uma solução conjunta para este tipo de problema.

Um controle de potência envolvendo todos os usuários consiste em encontrar uma solução conjunta para a transmissão com mínima potência para todos os móveis do sistema. Porém, conforme pode ser inferido da equação (4.11), há a necessidade de inversão de matriz $(\mathbf{I} - \mathbf{H}')^{-1}$, o que resulta em elevado processamento para a metodologia centralizada. Por essa razão, esse método normalmente é

adotado apenas como uma referência para simulações envolvendo outros métodos de controle, definindo a solução ótima para o problema. As soluções de controle de potência distribuído e via heurística buscam resolver o problema da alta complexidade do CPC.

4.1.2 Controle Distribuído de Potência

Ao contrário do controle centralizado que é realizado na ERB, o controle distribuído é realizado nas unidades móveis, com uma simples realimentação através do canal direto (*downlink*) do valor da SINR atual do móvel.

Conforme pode ser encontrado na literatura (ULUKUS; YATES, 1998; UYKAN; KOIVO, 2004; GROSS, 2005), o controle distribuído para o k -ésimo usuário, discretizado para cada instante de controle², pode ser descrito a partir da seguinte equação:

$$p_k[n+1] = p_k[n] - \alpha_k z \left(\left(1 - \frac{\gamma_k^*}{\gamma_k[n]} \right) p_k[n] \right), \quad k = 1, \dots, K, \quad (4.15)$$

com $z(x)$ sendo uma função ímpar arbitrária que tem valor nulo apenas na origem e α_k é um parâmetro de controle. A SINR adotada para o controle de potência do k -ésimo usuário transmitindo a uma taxa m_k deve ser uma SINR média entre os seus m_k canais paralelos.

Em (FOSCHINI; MILJANIC, 1993), desenvolve-se um algoritmo de controle de potência distribuído (DPCA - *Distributed Power Control Algorithm*) com a adoção de uma taxa de variação da potência proporcional à distância em relação à SINR desejada, com $z(x) = x$. Assim, o equacionamento é:

$$p_k[n+1] = p_k[n] - \alpha_k \left(1 - \frac{\gamma_k^*}{\gamma_k[n]} \right) p_k[n], \quad k = 1, \dots, K, \quad (4.16)$$

Observe que o parâmetro α_k controla a velocidade de convergência do algoritmo. Adotando-se $\alpha_k = 1$, tem-se o menor número de iterações para convergência, uma vez que toda a diferença entre $\gamma_k^*[n]$ e $\gamma_k[n]$ é adicionada em uma única atualização. Valores de α_k superiores a 1 resultam em divergência, enquanto valores muito menores resultam em convergência lenta, porém com uma maior qualidade na solução do problema (granularidade maior).

Um outro DPCA é desenvolvido em (UYKAN; KOIVO, 2004), adotando-se $z(x) = \tanh(x/2)$. Esse algoritmo é denominado DPCA sigmoidal, e sua equação de atualização é dada por:

$$p_k[n+1] = p_k[n] - \alpha_k \tanh \left(\frac{1}{2} \left(1 - \frac{\gamma_k^*}{\gamma_k[n]} \right) p_k[n] \right), \quad k = 1, \dots, K, \quad (4.17)$$

Em (GROSS, 2005), foi apresentado um esquema de controle baseado no modelo populacional pro-

²No padrão DS/CDMA de segunda geração IS-95, o intervalo entre atualizações é fixado em 1,25ms; enquanto que no padrão 3G WCDMA, esse intervalo é de 625 μ s.

posto por P. F. Verhulst (VERHULST, 1838), dando origem a um novo DPCA:

$$\dot{p} = p \left(1 - \frac{p}{p^*} \right), \quad (4.18)$$

onde \dot{p} indica a variação populacional. Assim, aplicando-se (4.18) à equação (4.15), obtém-se a equação de atualização para o novo DPCA proposto por (GROSS, 2005):

$$p_k[n+1] = (1 + \alpha_k)p_k[n] - \alpha_k \left(\left(\frac{\gamma_k[n]}{\gamma_k^*} \right) p_k[n] \right), \quad k = 1, \dots, K, \quad (4.19)$$

A principal diferença é a localização da variável $\gamma_k[n]$, que para os DPCAs de (FOSCHINI; MILJANIC, 1993; UYKAN; KOIVO, 2004) encontra-se no denominador, enquanto que no DPCA desenvolvido em (GROSS, 2005), este parâmetro aparece no numerador. Isso torna a sensibilidade do algoritmo frente a erros nas estimativas independente do nível verdadeiro da SINR.

4.1.3 Controle de Potência Convencional

O controle de potência convencional, empregado nos padrões de comunicações móveis 2G e 3G DS/CDMA, consiste de dois mecanismos: controle de malha aberta e fechada. No controle de malha aberta, o móvel estima a sua potência de transmissão através de uma medição do sinal recebida a partir da ERB. No controle de malha fechada, a ERB mede a SINR recebida para um dado usuário k (γ_k), considerando um período de 1,25ms em sistemas 2G (0,625ms para 3G) e compara com a SINR alvo dele (γ_k^*), necessária para a manutenção de sua QoS. Se o $\gamma_k < \gamma_k^*$, um “0” é transmitido para a unidade móvel indicando a ela um aumento em sua potência; caso contrário, um “1” é gerado instruindo o móvel a diminuir sua potência de transmissão. A figura 4.3 mostra um desenho esquemático do controle de potência convencional.

4.1.4 Avaliação do Problema do Controle de Potência

Devido à natureza do problema, o vetor de potência solução (que minimiza as potências de transmissão, mantendo ainda uma SINR mínima) deve possuir apenas valores positivos, o que pode tornar o problema da equação (4.9) sem solução. Considera-se a seguir dois teoremas sobre autovalores de matrizes não negativas, atribuídos a Perron e Frobenius, que avaliam a existência de uma solução não negativa (SENETA, 1981):

Teorema 1: Se \mathbf{H}' é uma matriz quadrada não negativa, existe um autovalor $\rho_{H'}$, denominado autovalor de Perron-Frobenius, de forma que: 1) $\rho_{H'}$ é um valor real e não negativo; 2) $\rho_{H'} \geq |\varrho|$ para qualquer autovalor ϱ de \mathbf{H}' .

Teorema 2: Para uma matriz não negativa irreduzível \mathbf{H}' e um vetor \mathbf{p} estritamente positivo, $\mathbf{p} = \mathbf{H}'\mathbf{p} + \mathbf{n}$ possui solução \mathbf{b} não negativa se, e somente se, o autovalor $\rho_{H'}$ de Perron-Frobenius for menor

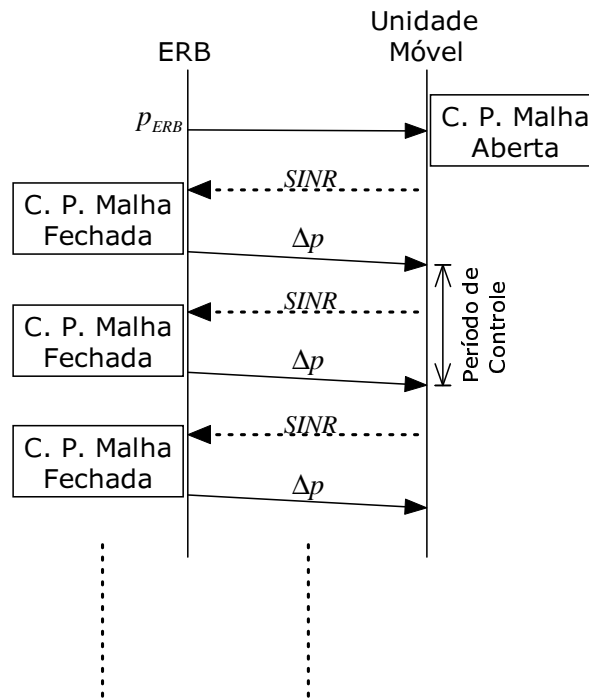


Figura 4.3: Controle de potência convencional.

que a unidade.

As provas dos dois teoremas podem ser encontradas em (SENETA, 1981).

Considerando esses dois teoremas, pode-se avaliar a capacidade de um sistema suportar os usuários que solicitam compartilhar o sistema. Caso os dois teoremas sejam satisfeitos, pode-se então aplicar o controle de potência, na sua versão centralizada ou distribuída.

Caso o sistema não suporte o carregamento atual, pode-se resolver o problema através da eliminação de alguns usuários (GRANDHI; ZANDER, 1994), pelo método denominado SMIRA (*Stepwise Maximum Interference Removal Algorithm*). Por esse algoritmo, caso o sistema não suporte o atual carregamento, realiza-se o cômputo do padrão de interferência, eliminando-os do sistema, um a um, os usuários geradores de maior interferência, até que os Teoremas 1 e 2 sejam satisfeitos.

4.1.5 Problema de Alocação de Recursos

As soluções apresentadas para o controle de potência não leva em conta a variação da taxa de transmissão dos usuários. Além da potência, pode ser realizado um controle mais abrangente considerando ainda a variação das taxas de dados de todos os usuários. Isso porque em sistemas DS/CDMA, a SINR, uma importante medida de QoS, depende tanto da potência como também da taxa de transmissão. O modelo apresentado para a alocação de recursos exposto a seguir difere do modelo de controle de potência pela maior generalização do processo, não sendo mais cada usuário caracterizado por correlações cruzadas determinadas em relação aos outros usuários, mas por um valor esperado para a correlação dependente do número de usuários do sistema. Nesse contexto, a SINR para um usuário pode

ser expressa por (LEE; MILLER, 1998):

$$\gamma_k = \frac{p_k h_k / r_k}{\left(\sum_{j \neq k}^M p_j h_j + \eta \right) / BW}, \quad (4.20)$$

onde r_k é a taxa de transmissão do k -ésimo usuário e BW é a largura de banda total do sistema DS/CDMA.

Conforme mencionado, esse equacionamento não detalha as correlações entre todos os usuários, mas adota um valor médio, de acordo com o ganho de processamento adotado. Assim, em (4.20) generaliza-se o efeito da interferência causada pelos usuários através da razão entre a potência recebida do usuário de interesse (= potência transmitida \times ganho de canal) pela soma das potências recebidas dos usuários interferentes e pela razão entre a banda total disponível no sistema e a taxa de transmissão do usuário de interesse.

Analisando a equação (4.20), nota-se que existem duas variáveis de sistema que um usuário pode alterar para controlar a sua SINR: a potência e a taxa de transmissão. Desta forma, ao invés de eliminar do sistema algum usuário com $\gamma_k < \gamma_k^*$, pode-se buscar a sua manutenção através de atuação conjunta na potência e na taxa de transmissão de todos os usuários ativos no sistema. Por outro lado, caso o sistema esteja operando abaixo de sua capacidade, pode-se disponibilizar incrementos na taxa de dados de transmissão aos usuários, melhorando assim o aproveitamento da capacidade do canal. Esse controle combinado de potência e taxa caracteriza o problema de alocação de recursos. As restrições dessa otimização consiste em limites pré-estabelecidos para a taxa de transmissão e a potência, de acordo com o serviço solicitado.

4.2 Alocação de Recursos via Heurística

Nesse novo contexto, distintas variantes podem ser exploradas para o controle conjunto de potência e taxa de transmissão. Busca-se então avaliar soluções híbridas baseadas em heurística, adotando-se como base os trabalhos de (MOUSTAFA; HABIB; NAGHSHINEH, 2000, 2001, 2004; THONGTIN; KANTAPANIT, 2003; ZHOU et al., 2002).

Em (ZHOU et al., 2002), adota-se um sistema de taxa única, com apenas uma relação sinal-interferência (SIR - *Signal to Interference Ratio*) a ser atingida. A função custo proposta busca apenas minimizar a disparidade de SIR entre os usuários, sendo definida da forma:

$$\Omega_z(t) = |\text{SIR}_{\text{opt}}^+(t) - \text{SIR}_{\text{opt}}^-(t)|, \quad (4.21)$$

onde $\text{SIR}_{\text{opt}}^+(t)$ é o maior e $\text{SIR}_{\text{opt}}^-(t)$ o menor valor de SIR entre os usuários ativos no sistema.

Em (MOUSTAFA; HABIB; NAGHSHINEH, 2000, 2001, 2004) foi desenvolvida uma função custo para o

problema de alocação de recursos, envolvendo não apenas a potência, mas também a taxa de transmissão:

$$F = \sum_{k=1}^K F_k^E + \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K F_k^E (\omega_p F_k^p + \omega_r F_k^r), \quad (4.22)$$

onde a variável F_k^E indica se o k -ésimo usuário possui suas exigências atendidas, definida por:

$$F_k^E = \begin{cases} 1 & \text{se } \gamma_k \geq \gamma_k^* \\ 0 & \text{c.c.} \end{cases} \quad (4.23)$$

e a segunda parcela da função custo indica a qualidade do serviço fornecido, considerando a potência e a taxa de transmissão. A variável F_k^p dá créditos aos usuários utilizando baixas potências e pune aqueles com elevadas potências médias de transmissão:

$$F_k^p = 1 - \frac{p_k}{p^{max}}, \quad (4.24)$$

onde p^{max} é a máxima potência de transmissão permitida para o móvel. A variável F_k^r dá prioridade a usuários que transmitem próximos à taxa de transmissão de dados média solicitada:

$$F_k^r = \begin{cases} r_k / r_k^a & \text{se } r_k \leq r_k^a \\ (r_k^C - r_k) / (r_k^C - r_k^a) & \text{se } r_k^a < r_k \leq r_k^C, \\ 0 & \text{c.c.} \end{cases} \quad (4.25)$$

sendo r_k^a a taxa média no período de bit anterior e r_k^C a taxa de contrato.

As variáveis ω_p e ω_r são ponderações de prioridade de potência e de taxa, respectivamente, obedecendo a $\omega_p + \omega_r = 1$.

As variáveis são ajustadas de modo que a parcela de qualidade da função custo seja sempre inferior à unidade. Isso indica que a prioridade é o maior número de usuários no sistema, e não a qualidade. Por exemplo, prioriza-se um sistema com K usuários com QoS atendida de forma mínima a um sistema com $K - 1$ usuários com QoS altas.

Esses dois trabalhos caracterizam-se principalmente pela elaboração de diferentes funções custo para aplicação das técnicas heurísticas, uma vez que não existe uma função de verossimilhança para esse problema. Devido à maior abrangência da função custo de (MOUSTAFA; HABIB; NAGHSHINEH, 2000, 2004), a análise desenvolvida aqui baseia-se na equação (4.22).

Neste contexto, o algoritmo proposto por (MOUSTAFA; HABIB; NAGHSHINEH, 2000, 2004), denominado GAME (*Genetic Algorithm for Mobiles Equilibrium*), é inserido no sistema DS/CDMA em paralelo ao controle de potência convencional. O GAME realiza o controle conjunto da potência (p) e da taxa de transmissão (r), de forma centralizada, sendo alimentado com a potência de saída do controle convencional e as taxas de transmissão atuais dos usuários, e fornecendo em sua saída os valores otimizados via algoritmo genético, p^* e r^* . O esquemático do GAME inserido paralelamente ao controle de potência

convencional em um sistema DS/CDMA é mostrado na figura 4.4.

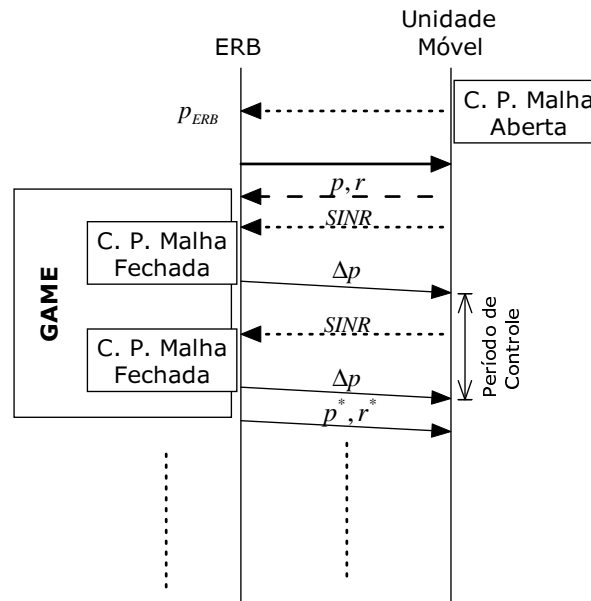


Figura 4.4: Alocação de recursos em sistemas DS/CDMA com o GAME.

4.2.1 GA para Alocação de Recursos

Assim como foi realizado para o problema MUD, o algoritmo genético deve ser adaptado ao problema de alocação de recursos. A codificação dos vetores-candidatos foi implementada em MatLab tanto na forma binária como na contínua, representando todos os usuários, com suas respectivas potências e taxas de transmissão. A vantagem de se empregar codificação contínua reside no menor tempo computacional quando se avalia o desempenho do algoritmo a partir de simuladores matemáticos. Por outro lado, a codificação binária é naturalmente mais vantajosa quando se considera implementações práticas em plataformas de DSP. A figura 4.5 mostra a representação de um único indivíduo do algoritmo GA aplicado ao problema de alocação de recursos.

A potência de cada usuário em dBm é codificada para binário através de N_{cod} bits, sendo adotado $N_{cod} = 12$, e o universo de busca para a potência do k -ésimo usuário é $[0, 1 \cdot p_k, 10 \cdot p_k]$. A criação dessa faixa de potência foi adotada por considerar que a potência inicial do GA, proveniente do controle de potência convencional de malha fechada, já está próxima da potência ótima, logo não serão necessárias grandes alterações nesse controle.

A representação da taxa de transmissão também é feita com $N_{cod} = 12$ bits, e seu universo de busca é o intervalo limitado pelas taxas mínima e máxima de transmissão, que varia de acordo com o serviço solicitado/contratado pelo usuário.

De forma análoga ao problema MUD, o valor da população P no problema de alocação de recursos, representando o número de indivíduos que coexistem em cada geração, foi definido de acordo com (AHN; RAMAKRISHNA, 2002). A partir da expressão geral apresentada para a população de um problema

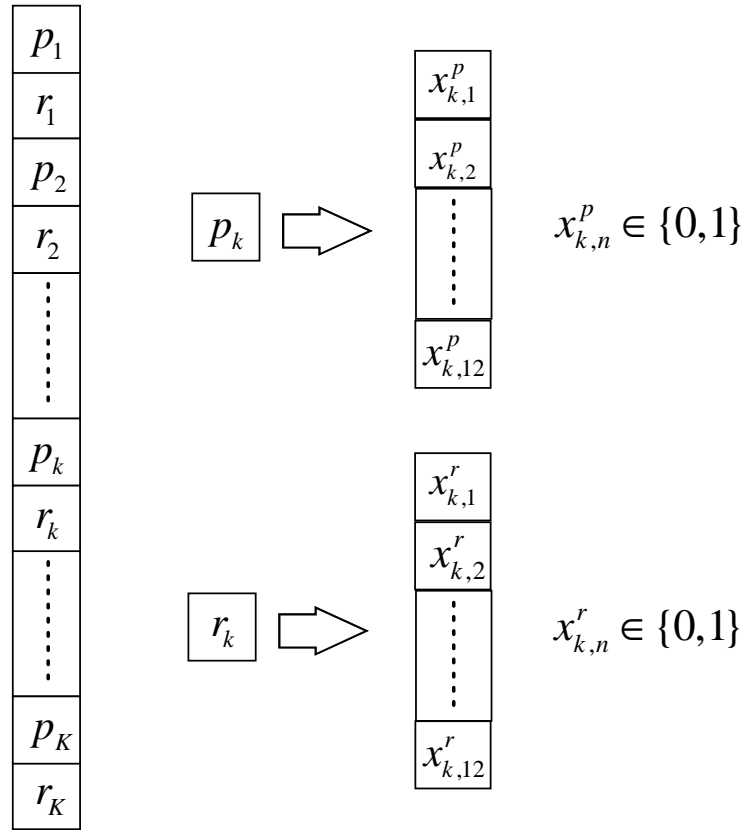


Figura 4.5: Representação de um indivíduo do GA para o problema de alocação de recursos, considerando codificação binária de 12 bits, tanto para potência quanto para taxa de informação.

genérico, equação (2.1), e assumindo: tamanho do indivíduo para o problema dado por $\ell = 2 \cdot K \cdot N_{cod}$; utilização do alfabeto binário, que resulta em $\chi = 2$; ordem do bloco de construção unitária que implica em $k = 1$; e ainda uma probabilidade de falha $\alpha = 0,1\%$, a população pode ser obtida de forma direta através da expressão:

$$P = 6,908 \left(0,5\sqrt{\pi(2KN_{cod} - 1)} + 1 \right). \quad (4.26)$$

Em conformidade com o procedimento adotado para o problema MUD, aqui também se adota valores de P inteiros e múltiplos de 10. Assim a população P para o problema de alocação de recursos é dada por:

$$P = 10 \cdot \left\lfloor 0,6908 \left(0,5\sqrt{\pi(2KN_{cod} - 1)} + 1 \right) \right\rfloor, \quad (4.27)$$

onde $\lfloor \cdot \rfloor$ retorna o maior valor inteiro menor ou igual ao argumento.

Os critérios de seleção e de reposição e os operadores *crossover* e mutação são semelhantes aos utilizados para o problema MUD. Um pseudo-código para o GAME é descrito no Algoritmo 10.

Algoritmo 10 GAME

1. Definição dos parâmetros de entrada.
 2. Geração da população inicial com P partículas, a partir do controle convencional de potência e taxas de contrato.
 3. Para $t = 1, 2, \dots, G_{GA}$ faça:
 - 3.1. Avalia-se cada indivíduo $\mathcal{X}_j[t]$ através da função custo, equação (4.22).
 - 3.2. Seleção dos T melhores indivíduos.
 - 3.3. A partir dos T selecionados, cria-se P novos indivíduos através de *crossover* e *mutação*.
 - 3.4. Ordena-se os $2P$ indivíduos na forma decrescente e seleciona-se os P primeiros para avançar à próxima geração.
- fim
4. A saída é $\mathcal{X}_1[G_{GA}]$.

4.3 Resultados para a Alocação de Recursos

4.3.1 Resultados para Controle de Potência

As simulações apresentadas a seguir consideram variações na resposta do canal e as respostas dos controles centralizado e distribuído, de modo a manter uma SINR desejada e minimizar a potência transmitida, prolongando assim a autonomia dos terminais móveis.

O primeiro sistema utilizado considera um número de usuários igual a 32, distribuídos uniformemente em duas ERBs com formato quadrangular e aresta igual a 1km. A SINR desejada é igual a 5dB para todos os usuários. O controle é realizado a cada bloco de bits, porém utilizando-se para o cálculo da SINR apenas o valor instantâneo da potência recebida. Os valores medidos para a SINR são isentos de erros. A potência de transmissão de todos os usuários é limitada em $p^{max} = 0,2W$, e a variância do AWGN é adotada $\sigma^2 = 10^{-13}W$. A figura 4.6 mostra a distribuição espacial dos usuários para uma realização aleatória nas condições pré-estabelecidas.

Na figura 4.7 é exibido o controle centralizado para um usuário aleatório sobre sua potência de transmissão. Observe-se que a potência adotada pelo usuário é muito inferior à máxima admitida, $p^{max} = 0,2W$, e que as variações do canal são compensadas perfeitamente pelo controle.

Para a mesma realização da figura 4.7, foram simulados os DPCAs de Foschini e sigmoidal, ambos com o parâmetro $\alpha_k = 0,8$. As figuras 4.8 e 4.9 mostram os resultados atingidos pelos DPCAs. Observa-se que, dado uma estimativa perfeita da SINR e um sistema com capacidade para todos os usuários, os dois DPCAs foram capazes de minimizar a potência transmitida, da mesma forma que fora realizada pelo CPC.

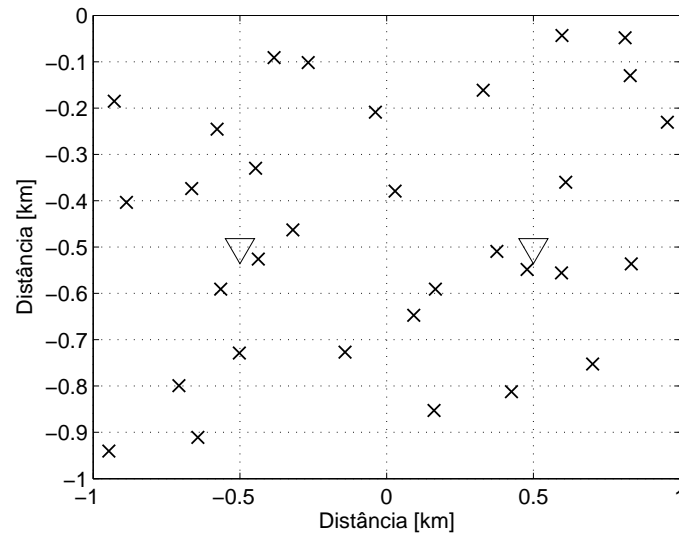


Figura 4.6: Distribuição aleatória dos usuários para o problema de controle de potência, onde o símbolo \times representa os usuários e ∇ representa as ERBs.

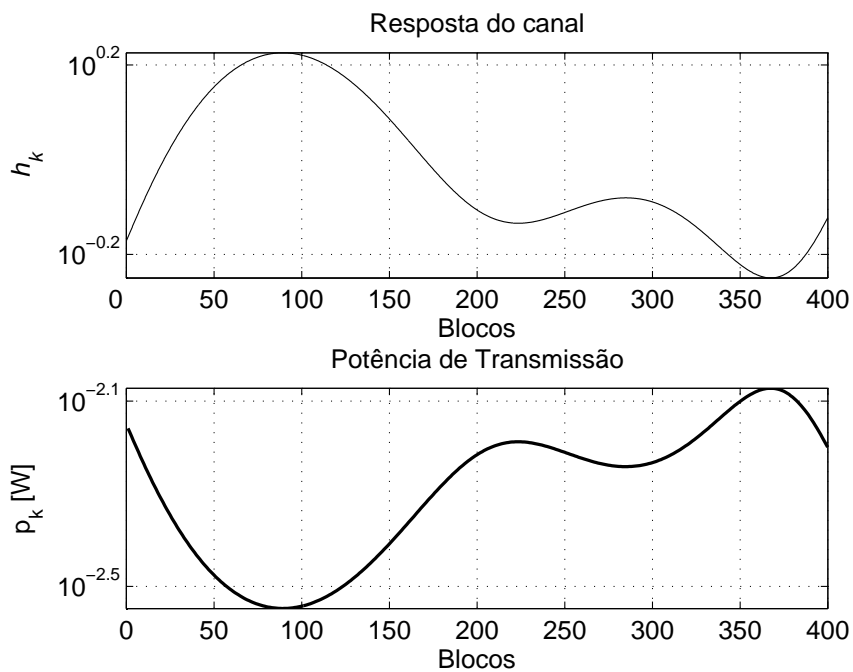


Figura 4.7: Resposta do controle centralizado para variações na resposta do canal, para um usuário arbitrário.

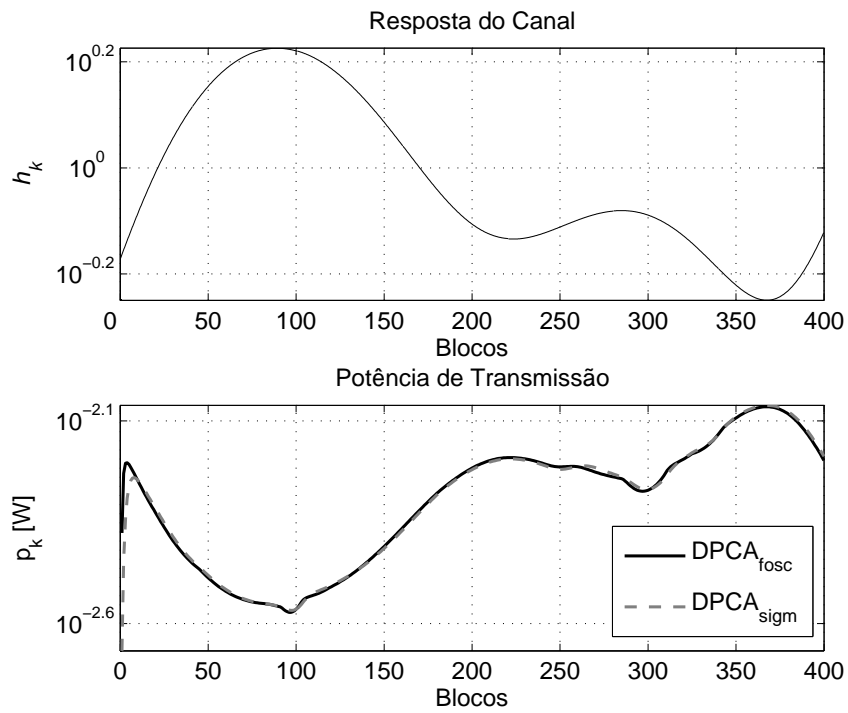


Figura 4.8: Potência transmitida com aplicação de DPCA.

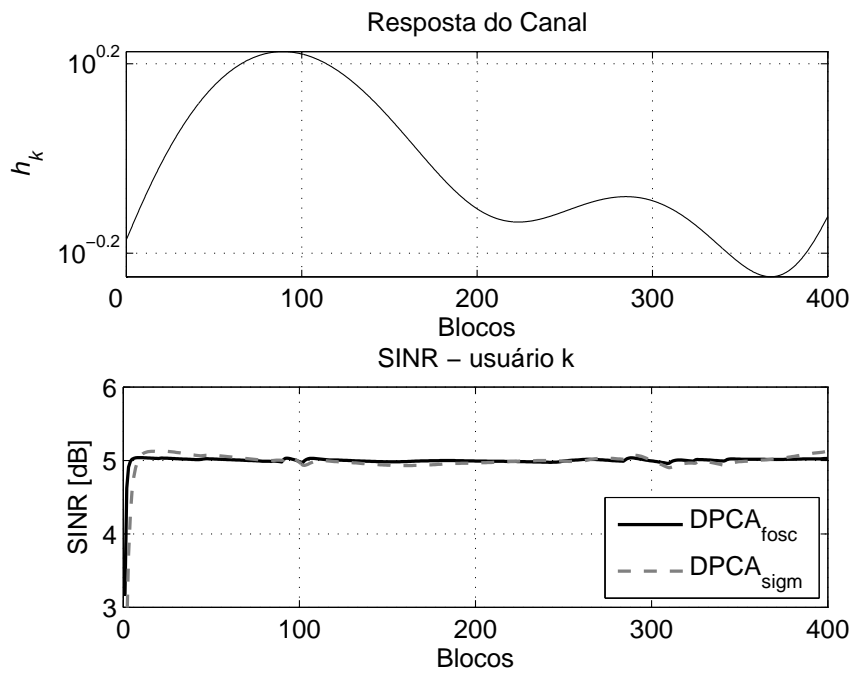


Figura 4.9: SINR atingida com a aplicação de controle distribuído de potência.

Como contextualização para sistemas com diferentes serviços, a figura 4.10 mostra a SINR atingida com a aplicação de um DPCA para um usuário arbitrário com SINR alvo de 10dB, em um sistema com possibilidade de serviços com SINR iguais a 5dB ou 10dB.

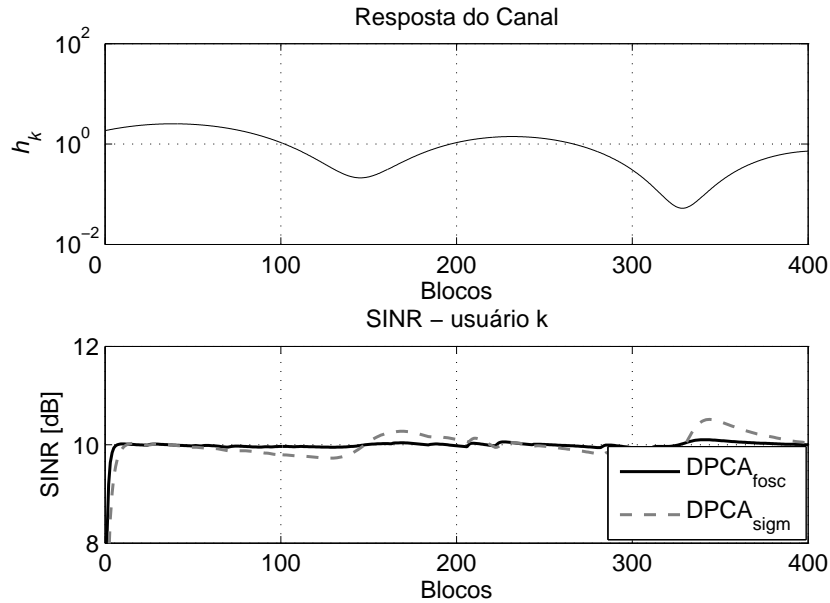


Figura 4.10: SINR para usuário com a SINR alvo igual 10dB.

4.3.2 Resultados para a Alocação de Recursos via Heurística

A figura 4.11 mostra o ganho na otimização da alocação da potência transmitida com a utilização da heurística genética em relação ao sistema DS/CDMA com potência fixa em função do aumento do número de usuários interferentes.

A figura 4.12 apresenta resultados ilustrativos para o problema de otimização conjunta potência/taxa de informação via GA em um sistema DS/CDMA multimídia. São apresentados os resultados de taxa e potência otimizadas apenas para os usuários atendidos (mínimo QoS). Os parâmetros adotados na simulação MCS são apresentados na tabela 4.1.

Tabela 4.1: Parâmetros adotados para o problema de otimização conjunta potência/taxa de informação em um sistema DS/CDMA multimídia do tipo macrocélula.

Serviço	Taxa [kbps]		Potência [dBm]		No. us.	$\gamma^* _{\min}$ [dB]
	r^G	r^P	max	min		
Voz	8	9,6	30	-120	[10; 300]	3,7
Vídeo	108	1125	30	-120	[0; 15]	5,0
Dados	50	144	30	-120	[0; 25]	4,2

O processo de otimização de alocação de recursos através do GA busca garantir um maior número de usuários multimídia atendidos com o mínimo QoS, isto é, taxa nominal acima da taxa contratada e $SINR \geq \gamma^*$. Verifica-se uma redução da potência transmitida (através da redução da potência recebida)

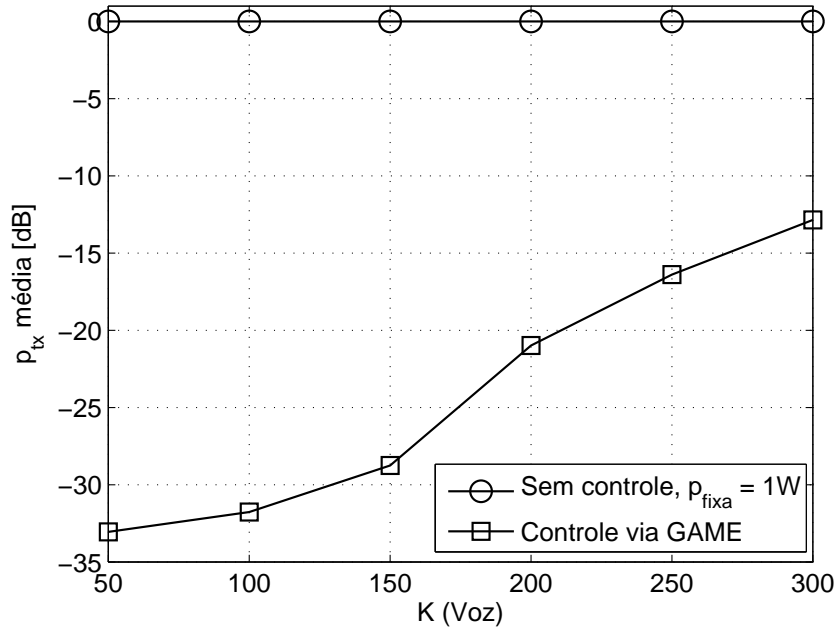


Figura 4.11: Alocação da potência transmitida via GAME em função do número de usuários ativos no sistema.

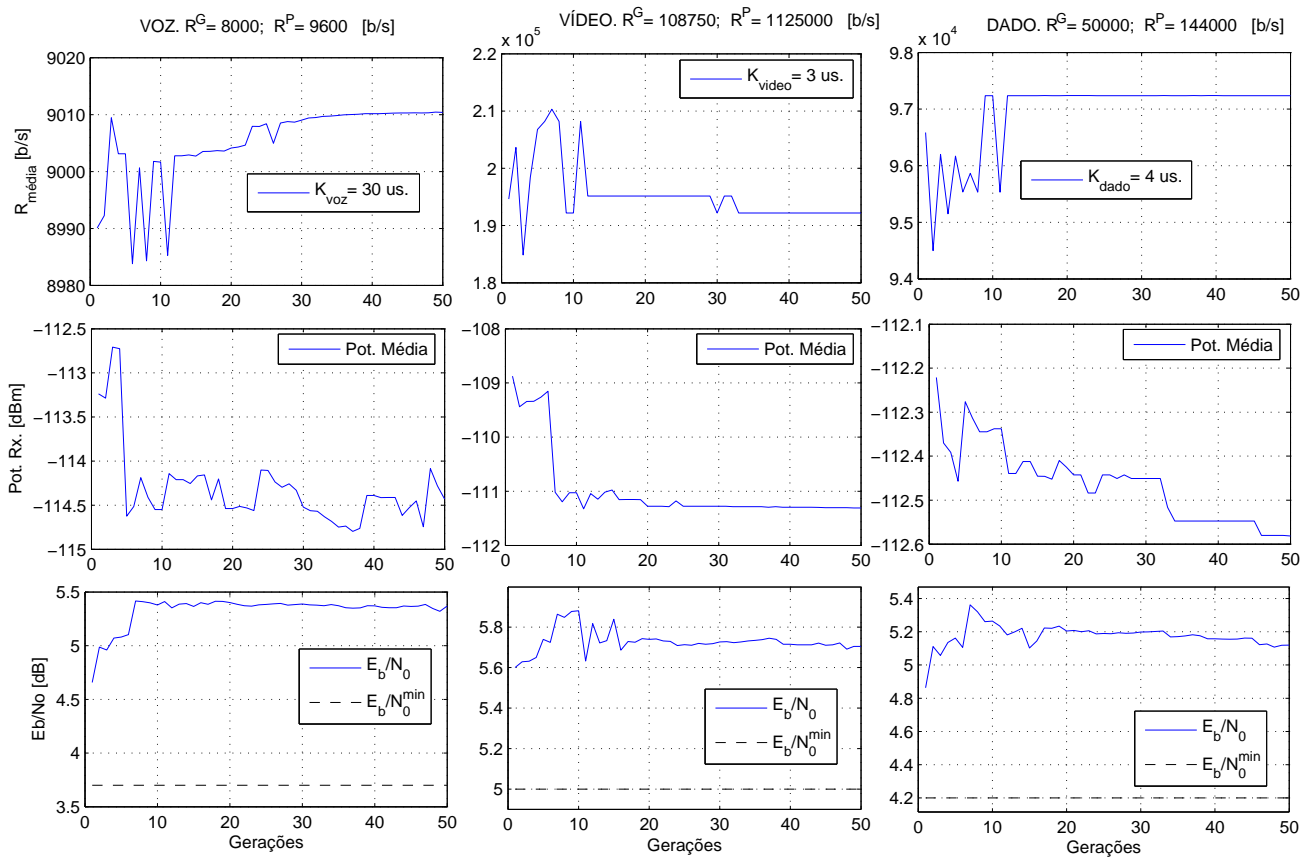


Figura 4.12: Otimização de potência e taxa de informação (valores médios) em sistema DS/CDMA multimídia no canal reverso.

para os usuários dos três tipos de serviço à medida que o processo de otimização evolui. Simultaneamente ocorre a otimização da taxa de informação alocada nas três diferentes classes de usuários.

5 Problema de Filtragem Adaptativa IIR Através de Algoritmos Heurísticos

A filtragem adaptativa para sistemas com resposta do tipo impulsiva e infinita (IIR) se caracteriza por apresentar universo de busca multimodal em relação aos coeficientes do filtro. Esse é o principal obstáculo a ser superado quando se propõe a utilização de filtragem adaptativa IIR em relação aos filtros com resposta impulsiva finita (FIR), uma vez que os algoritmos do tipo gradiente (HAYKIN, 2002), comumente utilizados para o problema FIR, podem não ser eficientes para aplicações de filtragem IIR, pois não garantem o encontro do mínimo global, podendo o algoritmo ficar “preso” em algum mínimo local da superfície de erro, como é o caso do algoritmo LMS (*Least Mean Square*).

Surge como alternativa para solucionar esse problema a aplicação de algoritmos heurísticos, os quais têm sido utilizados e se mostrado muito eficazes para solucionar problemas multimodais. A aplicação de alguns desses algoritmos para o problema de filtragem IIR pode ser encontrada na literatura, mostrando que as técnicas heurísticas superam o desempenho dos métodos de gradiente (NG et al., 1996; WHITE; FLOCKTON, 1997; KRUSIENSKI, 2001). No presente trabalho adota-se uma abordagem de desempenho \times complexidade para avaliar os métodos heurísticos aplicados à filtragem adaptativa IIR, criando um cenário mais amplo e efetivo da viabilidade das técnicas heurísticas aplicadas ao problema da identificação de sistema.

5.1 Filtragem Adaptativa IIR

A filtragem IIR caracteriza-se por uma saída dependente dos valores presentes e passados das amostras dos sinais de entrada, bem como das amostras passadas dos sinais de saída. O equacionamento de um filtro IIR digital é descrito em (HAYKIN, 2002):

$$y'(n) = \sum_{i=0}^{M_f} q_i(n)u(n-i) + \sum_{i=1}^{N_f} q'_i(n)y'(n-i), \quad (5.1)$$

onde $q_i(n)$ e $q'_i(n)$ são os coeficientes ajustáveis do modelo, $u(n)$ e $y'(n)$ são a entrada e a saída do processo para a amostra n , respectivamente. Dada a equação (5.1), a função de transferência de um filtro IIR, no domínio z , é simplesmente:

$$H_p(z) = \frac{\mathbf{Q}(z)}{1 - \mathbf{Q}'(z)}, \quad (5.2)$$

onde $\mathbf{Q}(z) = \sum_{i=0}^{M_f} q_i z^{-i}$ e $\mathbf{Q}'(z) = \sum_{i=0}^{N_f} q'_i z^{-i}$.

Para o problema de reconhecimento de sistemas com filtragem adaptativa, tem-se um sistema IIR desconhecido que deve ser reproduzido através de um filtro adaptativo, devendo resultar em respostas temporal e espectral semelhantes às respectivas respostas do sistema a ser identificado. Dois métodos podem ser adotados para a estimativa dos coeficientes do filtro adaptativo que irá representar o sistema desconhecido: o método do erro de saída (OEM – *Output Error Method*) ou o método da equação de erro (EEM – *Equation Error Method*).

5.1.1 Método do Erro de Saída (OEM)

Esse método consiste na aplicação simultânea do sinal de entrada $u(n)$ no sistema desconhecido e no filtro adaptativo, produzindo o sinal desejado $d(n)$ e o sinal de saída do filtro $y'(n)$, respectivamente. Assumindo sinais reais, o ajuste dos coeficientes é realizado através da minimização da função custo, definida por:

$$J(n) = \frac{1}{2} e^2(n), \quad (5.3)$$

onde o sinal de erro é dado por

$$e(n) = d(n) - y'(n), \quad (5.4)$$

sendo a diferença entre o sinal desejado e o sinal obtido com o filtro atual. A figura 5.1 mostra o diagrama de blocos para esse método.

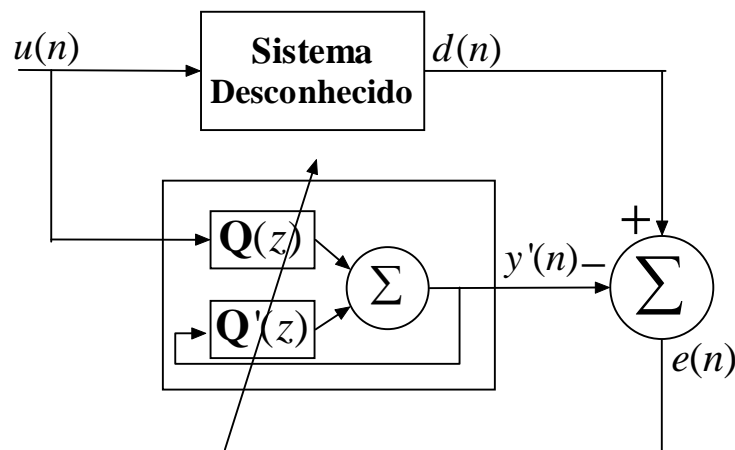


Figura 5.1: Diagrama de blocos para a identificação de sistema através do método do erro de saída.

Dois problemas são inerentes a esse método e causam limitações práticas: a) a superfície de erro se torna multimodal, introduzindo dificuldade adicional na convergência dos algoritmos heurísticos; b) não há garantia de que os pólos se encontrem no interior do círculo unitário, o que gera a possibilidade de filtros instáveis.

5.1.2 Método da Equação de Erro (EEM)

Neste método alternativo, as amostras de saída realimentadas do filtro adaptativo são substituídas pelas próprias amostras do sinal de saída, conforme descrito na equação abaixo e esquematizado na figura 5.2.

$$y'(n) = \sum_{i=0}^{M_f} q_i(n)u(n-i) + \sum_{i=1}^{N_f} q'_i(n)d(n-i) \quad (5.5)$$

e de forma semelhante ao método de equação de erro, o erro é dado por:

$$e(n) = d(n) - y'(n). \quad (5.6)$$

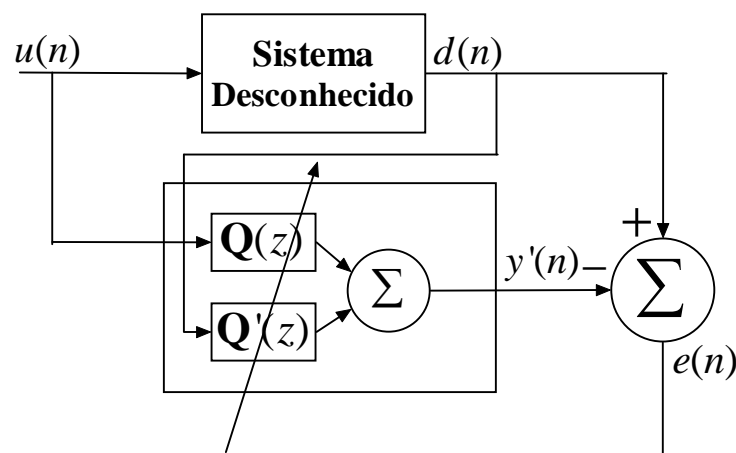


Figura 5.2: Diagrama de blocos para a identificação de sistemas através do método da equação de erro;

Devido ao erro nesse método ser linear em relação aos coeficientes, o numerador e o denominador da equação (5.2) podem ser tratados como dois filtros FIR, eliminando instabilidades e criando superfícies de erro unimodais. Todavia, filtros de ordem reduzida em relação ao do sistema desconhecido e ruídos de medição do sistema podem gerar uma solução que está deslocada em relação à solução ótima.

5.2 Algoritmos Heurísticos para o Problema do Reconhecimento de Sistemas

Algoritmos heurísticos são métodos de otimização baseados na aproximação progressiva, que visam a utilização de informação já obtida para direcionar a busca em regiões do universo que sejam mais propensas a conterem a solução para o problema. Os métodos heurísticos se diferenciam basicamente pelo modo como os indivíduos são modificados para as gerações futuras e a utilização da informação já adquirida durante a busca (GOLDBARG; LUNA, 2000).

Cada indivíduo/partícula é um vetor-candidato contendo os coeficientes, pertencente ao universo de possíveis soluções para o problema. O j -ésimo indivíduo/partícula, representando uma possível solução

para o problema deve ser da forma:

$$\mathcal{X}_j[t] = \left[\hat{q}_{j0}[t] \ \hat{q}_{j1}[t] \ \dots \ \hat{q}_{jM_f}[t] \ \hat{q}'_{j1}[t] \ \dots \ \hat{q}'_{jN_f}[t] \right]^T. \quad (5.7)$$

A função objetivo/custo utilizada para avaliar o desempenho de cada vetor candidato. Nos exemplos simulados, utilizou-se uma janela contendo $L_w = 50$ ou $L_w = 100$ amostras, e a função custo foi definida como sendo o erro quadrático médio (MSE – *Mean Squared Error*) sobre essa janela.

$$MSE = \frac{1}{L_w} \sum_{n=1}^{L_w} [d(n) - y'(n)]^2. \quad (5.8)$$

5.2.1 PSO-IIR

Para filtragem adaptativa utilizou-se o PSO em sua versão contínua. Uma população contendo P partículas é gerada no início da busca e mantida até o seu fim. Esse valor é escolhido de forma empírica de acordo com (KRUSIENSKI, 2001), variando de acordo com a ordem do sistema a ser identificado e mantendo-se um valor inteiro e de multiplicidade 10. Cada partícula possui dimensão $\mathcal{D}_h = M_f + N_f + 1$, ou seja, \mathcal{D}_h posições, sendo a j -ésima partícula definida da forma:

$$\mathcal{X}_j[t] = [x_{j1}[t] \ x_{j2}[t] \ \dots \ x_{j\mathcal{D}_h}[t]]^T, \quad (5.9)$$

onde $x_{jd}[t]$ é a posição da j -ésima partícula na d -ésima dimensão, com $x_{jd}[t] \in \mathbb{R}$. A inicialização dessas partículas é realizada de forma aleatória em um intervalo simétrico em relação à origem.

O seu desempenho é avaliado através da função custo, equação (5.8), quantificando de forma relativa o quão perto da solução a partícula se encontra. Como a função custo representa a curva de erro, quanto menor for o valor da função custo obtido por uma partícula, mais próximo da solução ótima ela se encontra.

O cálculo da velocidade e a atualização da posição são realizados de forma direta através das equações (2.4) e (2.2).

Para a otimização dos parâmetros, foram realizadas inúmeras simulações, de modo a otimizar-se um parâmetro por vez, mantendo-se os outros fixos. Isso foi realizado consecutivas vezes, de modo a se obter todos os parâmetros otimizados, com os seguintes valores: $\omega = 0,5$ e decrescente, $\mu_1 = 1,2$ e $\mu_2 = 1,2$. Para essa implementação do algoritmo PSO não há limite de velocidade.

O Algoritmo 11 exibe um pseudo-código para o PSO-IIR.

Algoritmo 11 PSO - IIR

1. Definição dos parâmetros de entrada.
2. Geração da população inicial com P partículas distribuídas aleatoriamente no espaço de dimensão $M_f + N_f + 1$.
3. Para $t = 1, 2, \dots, G_{PSO}$ faça:
 - 3.1. Avalia-se cada partícula $\mathcal{X}_j[t]$ através da função custo, equação (5.8).
 - 3.2. Caso exista melhoria de desempenho, atualiza-se $\mathcal{X}_g^{best}[t]$ e/ou $\mathcal{X}_j^{best}[t]$.
 - 3.3. Calcula-se a velocidade de cada partícula através da equação (2.4).
 - 3.4. Atualiza-se a posição de cada partícula através da equação (2.2).
- fim
4. A saída é o vetor $\mathcal{X}_g^{best}[G_{PSO}]$.

5.2.2 MPSO-IIR

Conforme descrito no capítulo 2, o algoritmo MPSO (*Modified PSO*) desenvolvido por (KRUSIENSKI, 2001) acrescenta três novos conceitos ao algoritmo PSO convencional, sendo eles a mutação, a reorganização ao redor de $\mathcal{X}_g^{best}[t]$ e o coeficiente de inércia adaptativo.

Para o problema de filtragem IIR, a mutação do MPSO é realizada separadamente para cada posição de cada partícula através de uma probabilidade de mutação (λ_m). Essa mutação é gerada através de uma variável aleatória com distribuição Gaussiana $\mathcal{N}(0, \sigma_m^2)$, com variância decrescente no decorrer da busca. Os valores adotados após uma otimização não exaustiva, foram $\lambda_m = 0,125$ e $\sigma_m^2 = 0,1$.

A reorganização ao redor de $\mathcal{X}_g^{best}[t]$ é realizada toda vez que é encontrada uma nova melhor posição global, havendo uma probabilidade $\lambda_r = 0,05$ de que cada partícula seja deslocada para a vizinhança de $\mathcal{X}_g^{best}[t]$. A nova posição de uma partícula deslocada será a própria posição da melhor posição global deslocada em cada posição por uma variável aleatória com distribuição Gaussiana ($\mathcal{N}(0, \sigma_r^2)$), sendo adotada uma variância $\sigma_r^2 = 0,1$.

O coeficiente de inércia adaptativo para a j -ésima partícula é definido por (KRUSIENSKI, 2001):

$$\omega_j[t] = \frac{1}{1 + e^{\frac{-\Delta J_j[t]}{S}}}, \quad (5.10)$$

onde $\Delta J_j[t]$ é a diferença entre o valor corrente e o valor passado da função custo, sendo adotado ainda $S = 1$.

Os outros parâmetros são foram adotados de acordo com a otimização realizada para o PSO: $\omega = 0,5$ e decrescente, $\mu_1 = 1,2$ e $\mu_2 = 1,2$.

Os passos para o algoritmo MPSO adotado para a filtragem IIR são mostrados no Algoritmo 12.

Algoritmo 12 MPSO - IIR

1. Definição dos parâmetros de entrada.
 2. Geração da população inicial com P partículas distribuídas aleatoriamente no espaço de dimensão $M_f + N_f + 1$.
 3. Para $t = 1, 2, \dots, G_{MPSO}$ faça:
 - 3.1. Avalia-se cada partícula $\mathcal{X}_j[t]$ através da função custo, equação (5.8).
 - 3.2. Caso exista melhoria de desempenho, atualiza-se $\mathcal{X}_g^{best}[t]$ e $\mathcal{X}_j^{best}[t]$. Calcula-se o peso de inércia adaptativo.
 - 3.3. Caso tenha sido encontrado um novo $\mathcal{X}_g^{best}[t]$, desloca-se algumas partículas para a nova vizinhança.
 - 3.4. Calcula-se a velocidade de cada partícula através da equação (2.4) e atualiza-se cada posição através da equação (2.2).
 - 3.5. Insere-se a mutação nas partículas.
- fim
4. A saída é o vetor $\mathcal{X}_g^{best}[G_{MPSO}]$.

5.2.3 CLPSO-IIR

A descrição apresentada no capítulo 2 destaca como variação em relação ao PSO do cômputo da velocidade. Como há apenas uma parcela direcionando as partículas para melhores posições, a sua ponderação deve possuir um valor maior.

O coeficiente de aceleração adotado foi $\mu_c = 1,8$ e probabilidade de troca da melhor posição individual no cálculo da velocidade igual a 0,8.

Os passos para implementação do algoritmo CLPSO para o problema de filtragem IIR são indicados no Algoritmo 13.

5.2.4 GA-IIR

Para o problema de filtragem, adotou-se um modelo de GA real (contínuo), possuindo os operadores mutação, seleção e *crossover*. É adotada a estratégia de elitismo, através da seleção apenas dos T melhores indivíduos para reprodução. Assim como na genética, o operador *crossover* é responsável por criar indivíduos com características mescladas entre os seus predecessores. O *crossover* é realizado através de uma ponderação entre os coeficientes de dois indivíduos selecionados para gerar o descendente:

$$\mathcal{X}_j[t + 1] = \mathbf{U}_j \cdot \mathcal{X}_{j_1}[t] + (\mathbf{I} - \mathbf{U}_j) \cdot \mathcal{X}_{j_2}[t], \quad j = 1, 2, \dots, P, \quad (5.11)$$

Algoritmo 13 CLPSO - IIR

1. Definição dos parâmetros de entrada.
 2. Geração da população inicial com P partículas distribuídas aleatoriamente no espaço de dimensão $M_f + N_f + 1$.
 3. Para $t = 1, 2, \dots, G_{CLPSO}$ faça
 - 3.1. Avalia-se cada partícula $\mathcal{X}_j[t]$ através da função custo, equação (5.8).
 - 3.2. Caso exista melhoria de desempenho para a j -ésima partícula, armazena-se a posição atual em $\mathcal{X}_j^{best}[t]$.
 - 3.3. Calcula-se a velocidade de cada partícula através da equação (2.7).
 - 3.4. Atualiza-se a posição de cada partícula através da equação (2.2).
- fim
4. A saída é o vetor $\mathcal{X}_g^{best}[G_{CLPSO}]$.

onde \mathbf{U} é uma matriz diagonal, sendo seus elementos números aleatórios com distribuição uniforme $\mathcal{U}(0, 1)$ gerados para cada indivíduo; $\mathcal{X}_{j_1}[t]$ e $\mathcal{X}_{j_2}[t]$ são indivíduos selecionados arbitrariamente entre os T selecionados.

A mutação é inserida aleatoriamente nos novos indivíduos através de uma distribuição $\mathcal{N}(0, \sigma_m^2)$, cuja variância σ_m^2 decresce a cada nova geração, tendo em vista a convergência ao final da busca.

Os parâmetros adotados no problema foram: $\sigma_m = 0.5$, $\lambda_m = 1$ e $T = 6$.

Os passos para o GA estão indicados no Algoritmo 14.

Algoritmo 14 GA - IIR

1. Definição dos parâmetros de entrada.
 2. Geração da população inicial com P indivíduos distribuídos aleatoriamente no espaço de dimensão $M_f + N_f + 1$.
 3. Para $t = 1, 2, \dots, G_{GA}$ faça
 - 3.1. Avalia-se cada indivíduo $\mathcal{X}_j[t]$ através da função custo, equação (5.8).
 - 3.2. Seleção dos T melhores indivíduos para o poço de seleção.
 - 3.3. Aplicação do operador *crossover* para obtenção de P novos indivíduos e em seguida insere-se a mutação.
 - 3.4. Ordena-se os $2P$ indivíduos na forma decrescente e seleciona-se os P primeiros para avançar à próxima geração.
- fim
4. A saída é o vetor $\mathcal{X}_1[G_{GA}]$.

5.3 Resultados

Foram analisados vários sistemas IIR apresentando diferentes características em relação à curva de erro, ao número de coeficientes a serem estimados e à presença de ruído no sinal desejado.

Os quatro algoritmos se mostraram muito sensíveis aos seus parâmetros de entrada e ao sistema IIR avaliado. Foram adotados parâmetros fixos, obtidos através do desempenho médio entre os diferentes sistemas.

PSO-IIR: $\omega = 0,5$ e decrescente, $\mu_1 = 1,2$ e $\mu_2 = 1,2$;

MPSO-IIR: $\omega = 0,5$ e decrescente, $\mu_1 = 1,2$, $\mu_2 = 1,2$, probabilidade de um coeficiente sofrer mutação igual a $0,125$, com variância decrescente; e $\lambda_r = 0,05$;

CLPSO-IIR: $\omega = 0,5$ e decrescente, $\mu_c = 1,8$ e probabilidade de troca de $\mathcal{X}_j^{best}[t]$ igual a $0,8$.

GA-IIR: 6 indivíduos são selecionados para geração dos descendentes, sendo cada novo indivíduo gerado a partir do *crossover* entre dois indivíduos escolhidos aleatoriamente no grupo selecionado, mutação decrescente no decorrer da busca.

Os parâmetros de entrada acima foram otimizados por tentativa e erro, de forma não exaustiva, porém considerando um conjunto de valores relativamente amplo.

Os resultados apresentados a seguir são relativos a um número mínimo de 100 realizações. Os gráficos de MSE são representativos para as realizações em que o algoritmo convergiu para o mínimo global; esta seção também analisa a percentagem das realizações em que os algoritmos não convergiram. Em todos os algoritmos analisados, adotou-se inicialização aleatória para as partículas, com distribuição $\mathcal{U}(-2, 2)_{M_f+N_f+1}$.

5.3.1 Sistema I: Filtro Unimodal, $SNR = \infty$

O primeiro sistema avaliado é um filtro unimodal e sem ruído, retirado de (FAN; JENKINS, 1986). Trata-se do caso mais simples, sendo a entrada um ruído Gaussiano branco (WGN – *White Gaussian Noise*) e o filtro adaptativo de baixa ordem. A função de transferência para o sistema desconhecido, $H_p(z)$, e para o filtro adaptativo, $H_a(z)$ são dados por:

$$H_p(z) = \frac{1}{1 - 1,2z^{-1} + 0,6z^{-2}} \quad (5.12)$$

$$H_a(z) = \frac{q_0}{1 + q_1'z^{-1} + q_2'z^{-2}}. \quad (5.13)$$

A superfície de erro não possui mínimos locais, conforme indicado na figura 5.3. Utilizando entrada $\mathcal{N}(0, 1)$, o mínimo global possui erro quadrático médio igual a zero. Por se tratar de um filtro unimodal, o algoritmo LMS seria suficiente para solucionar o problema. No caso dos algoritmos heurísticos, a sua avaliação mostra a capacidade de intensificação de busca do algoritmo e o ajuste fino dos coeficientes do filtro.

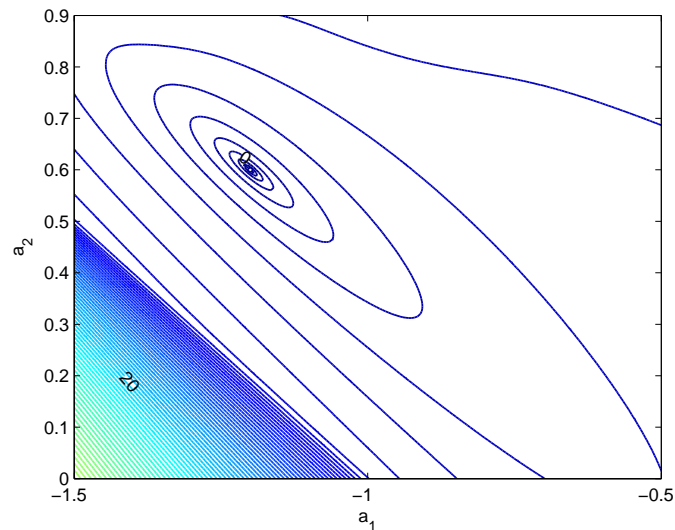


Figura 5.3: Superfície de erro unimodal para o Sistema I.

Verifique-se que mesmo para uma população igual a 20, a figura 5.4 mostra que os algoritmos ainda convergem para o provável fundo de escala, com exceção do PSO-IIR que converge previamente para um patamar de $\approx -30\text{dB}$.

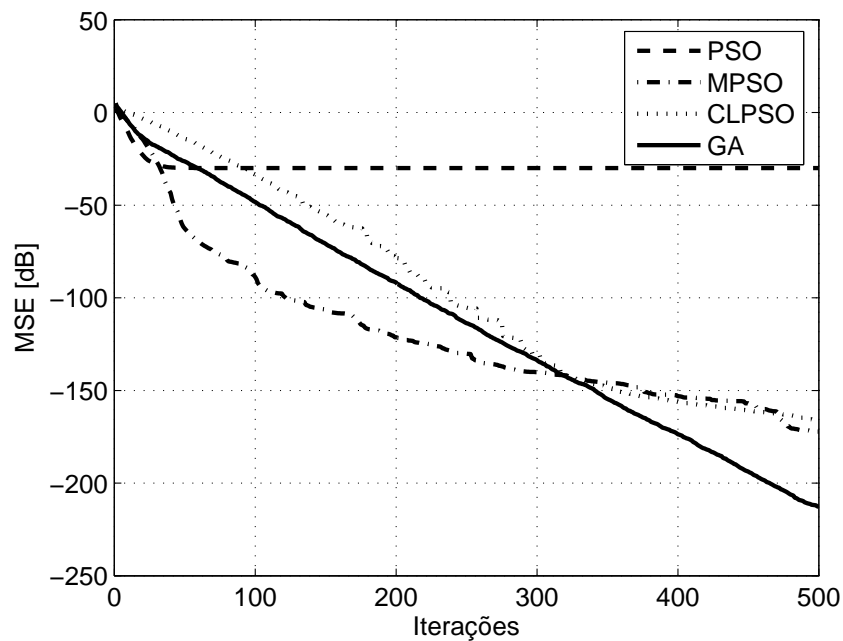


Figura 5.4: Curva de convergência dos algoritmos heurísticos para o sistema com superfície de erro unimodal, Sistema I, para $P = 20$.

5.3.2 Sistema II: Filtro Multimodal, $SNR = \infty$

Este sistema é um filtro multimodal e sem ruído, também retirado de (FAN; JENKINS, 1986). Trata-se de um caso mais complexo que o anterior, sendo o filtro adaptativo de ordem reduzida em relação ao

sistema desconhecido. A função de transferência do sistema a ser identificado é:

$$H_p(z) = \frac{1}{(1 - 0,6z^{-1})^3}. \quad (5.14)$$

A função do filtro adaptativo é dada por:

$$H_a(z) = \frac{q_0}{1 + q'_1 z^{-1} + q'_2 z^{-2}}, \quad (5.15)$$

sendo a entrada um ruído colorido obtido através da filtragem do WGN pelo filtro FIR com função de transferência:

$$H_c(z) = (1 - 0,6z^{-1})^2 (1 + 0,6z^{-1})^2. \quad (5.16)$$

A superfície de erro apresenta mínimo local. A utilização desse filtro visa a avaliação do desempenho dos algoritmos perante um sistema multimodal, considerando o desempenho obtido e ainda a capacidade de se atingir o mínimo global. A figura 5.5 mostra as curvas de convergência dos algoritmos para as realizações em que o algoritmos convergiram para o mínimo global, considerando uma população $P = 50$. Observe que os algoritmos convergem para o mesmo ponto, com o PSO-IIR sendo mais rápido, seguido pelo GA-IIR, MPSO-IIR e CLPSO-IIR.

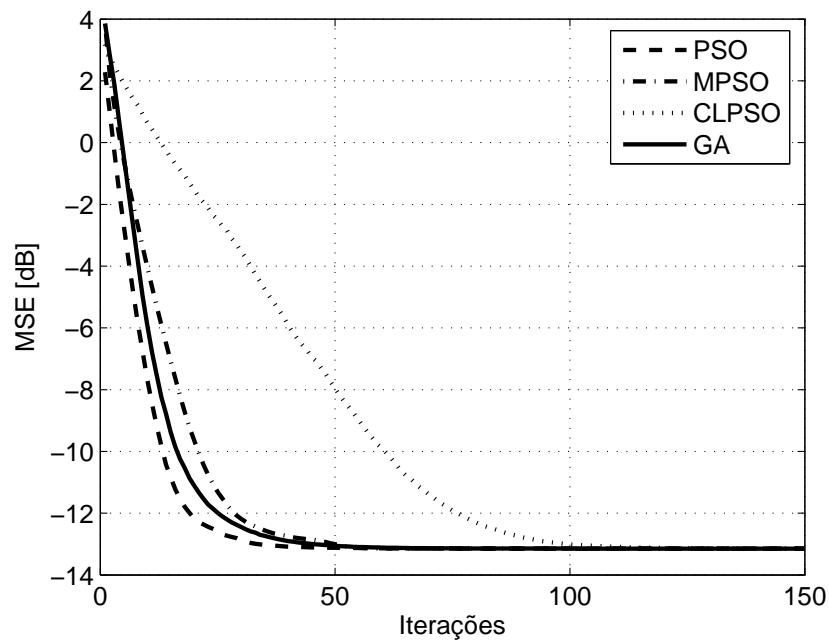


Figura 5.5: Curva de convergência dos algoritmos do Sistema II, considerando $P = 50$ e apenas as realizações em que os algoritmos convergiram para o mínimo global.

No entanto, a capacidade de encontrar o mínimo global da superfície de erro não é idêntica para todos os algoritmos. A figura 5.6 mostra a curva de convergência considerando todas as realizações e mesma população. Observe que o algoritmo CLPSO-IIR é o único a convergir para o mínimo MSE.

A figura 5.7 explica o melhor desempenho global do algoritmo CLPSO-IIR, através da porcentagem de realizações em que os algoritmos não convergiram, em função da população utilizada na busca. Clara-

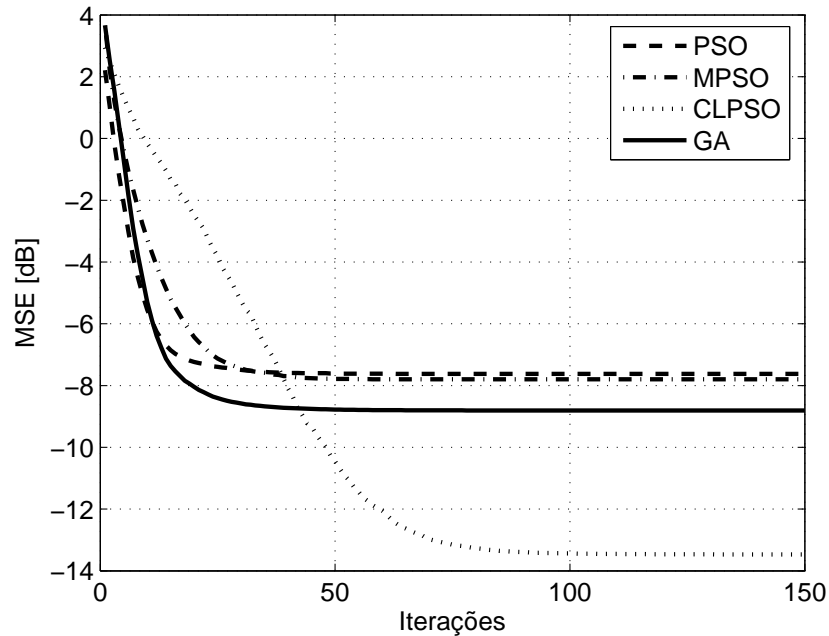


Figura 5.6: Curva de convergência dos algoritmos do Sistema II, adotando $P = 50$ e todas as realizações.

mente, o método CLPSO-IIR se mostrou mais eficiente e robusto quanto à variação desse parâmetro.

5.3.3 Sistema III: Filtro Multimodal, $SNR = 20dB$

Este sistema é um filtro de baixa ordem, multimodal e $SNR = 20dB$, também retirado de (FAN; JENKINS, 1986). Trata-se de um caso mais simples que o anterior, sendo o filtro adaptativo de mesma ordem em relação ao sistema desconhecido. A função de transferência do sistema desconhecido é:

$$H_p(z) = \frac{1}{(1 - 0,7z^{-1})^2}. \quad (5.17)$$

A função escolhida para o filtro adaptativo é dada por:

$$H_a(z) = \frac{q_0}{1 + q_1'z^{-1} + q_2'z^{-2}}, \quad (5.18)$$

sendo a entrada um ruído colorido obtido através da filtragem do ruído Gaussiano branco pelo filtro FIR a seguir:

$$H_c(z) = (1 - 0,7z^{-1})^2 (1 + 0,7z^{-1})^2. \quad (5.19)$$

A superfície de erro novamente apresenta mínimo local. Há porém a presença de ruído no sinal desejado, o que irá limitar o MSE em $-20dB$, avaliando a robustez dos algoritmos face aos ruídos de medição.

As figuras 5.8 e 5.9 mostram os resultados obtidos pelos algoritmos para população de 20 partículas, primeiramente considerando apenas as realizações em que o algoritmo convergiu para o mínimo global,

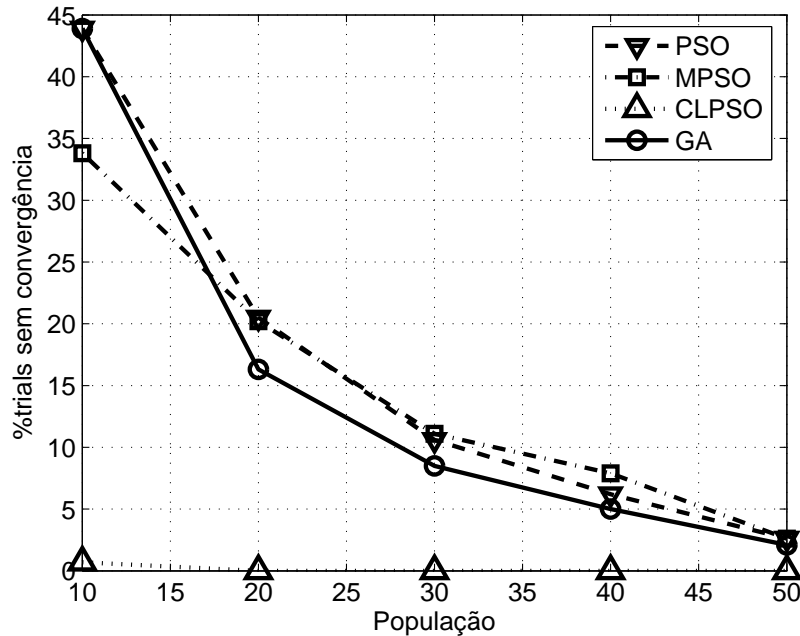


Figura 5.7: Percentagem de realizações em que os algoritmos não atingiram o mínimo global para o sistema da eq. (5.14).

e depois todas as realizações. Observa-se novamente que o algoritmo CLPSO-IIR repetiu sua eficácia em atingir o mínimo global.

A tabela 5.1 mostra a percentagem de realizações em que os algoritmos não convergiram para o mínimo global. Novamente ressalte-se a robustez do algoritmo CLPSO-IIR que convergiu em 100% das realizações, para ambas as populações avaliadas.

Tabela 5.1: Percentual de realizações em que os algoritmos adaptados à filtragem adaptativa não convergiram para o mínimo global para as simulações realizadas com o sistema III.

Algoritmo	$P = 20$	$P = 50$
PSO-IIR	11,0%	1,2%
MPSO-IIR	9,4%	2,0%
CLPSO-IIR	0,0%	0,0%
GA-IIR	6,4%	0,8%

5.3.4 Sistema IV: Filtro Unimodal, $SNR = 80\text{dB}$

O próximo sistema a ser avaliado é um filtro unimodal e com ruído (KRUSIENSKI, 2001). A entrada é um WGN e o filtro adaptativo escolhido para identificar o sistema possui ordem suficiente. A função de transferência para o sistema desconhecido, $H_p(z)$, e para o filtro adaptativo, $H_a(z)$ são, respectivamente:

$$H_p(z) = \frac{1,25z^{-1} - 0,25z^{-2}}{1 - 0,3z^{-1} + 0,4z^{-2}} \quad (5.20)$$

$$H_a(z) = \frac{q_0 + q_1z^{-1} + q_2z^{-2}}{1 + q'_1z^{-1} + q'_2z^{-2}}. \quad (5.21)$$

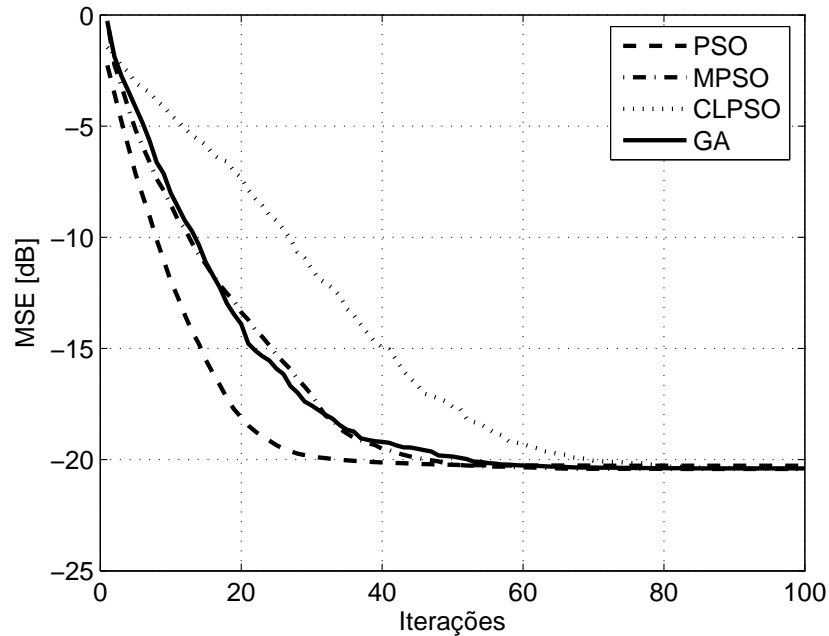


Figura 5.8: Convergência dos algoritmos do Sistema III, para $P = 20$, considerando apenas as realizações em que o algoritmo convergiu para o mínimo global.

Trata-se de um problema onde o número de coeficientes a serem estimados é cinco ($q_1, q_2, q'_0, q'_1, q'_2$). A superfície de erro não possui mínimos locais. Utilizando entrada $\mathcal{N}(0, 1)$, o mínimo global é limitado em -80dB devido ao ruído. A utilização desse filtro tem o objetivo de verificar o efeito do aumento do número de coeficientes sobre a capacidade de busca fina dos algoritmos.

A figura 5.10 mostra que apenas o PSO-IIR não foi capaz de atingir a convergência em -80dB , demonstrando novamente problemas de intensificação e estagnação.

5.3.5 Complexidade Computacional

A complexidade computacional necessária para a convergência do algoritmo heurístico é representada aqui através do número de operações, dentre elas comparações, multiplicações e gerações de número aleatórios. Neste trabalho adota-se a simplificação de que todas as operações possuam o mesmo custo computacional.

O número de operações dos algoritmos heurísticos é função das seguintes variáveis: número de amostras (L_w), número de coeficientes a se estimar ($M_f + N_f + 1$), população do algoritmo heurístico (P), número de iterações (G) necessárias à convergência do algoritmo, percentual de partículas que são deslocadas sobre a melhor posição global (λ_r) no algoritmo MPSO-IIR e o número de indivíduos selecionados (T) no GA-IIR.

Para a avaliação de um único vetor-candidato, o cálculo da função custo envolve o cômputo de $L_w \cdot (M_f + N_f + 1) + 1$ operações, sendo semelhante a todos os algoritmos. A tabela 5.2 expressa o número de operações computacionais que cada algoritmo deve realizar para atingir a convergência.

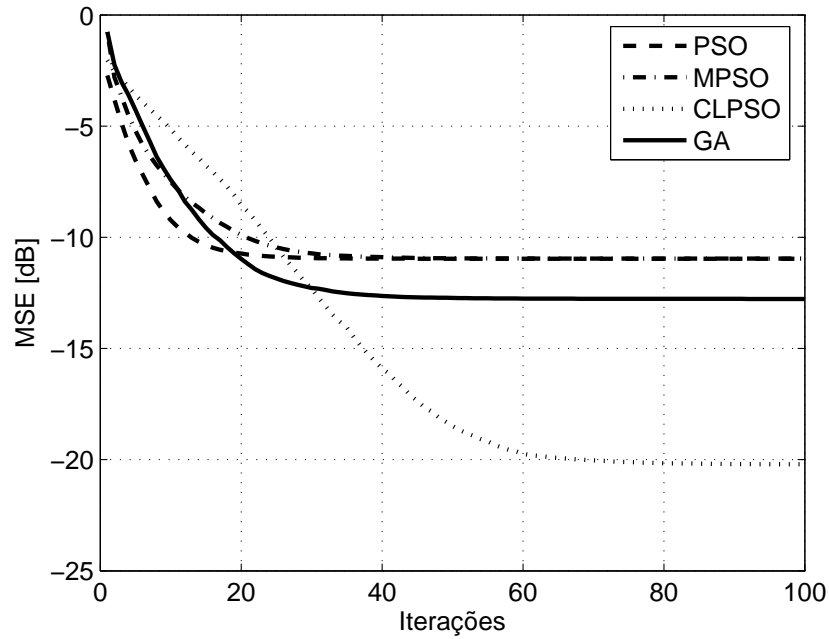


Figura 5.9: Convergência para o Sistema III, para $P = 20$, considerando todas as realizações.

Note-se que a primeira parcela das respectivas expressões para a complexidade corresponde ao maior número de operações do problema, referente principalmente ao cálculo da função custo.

Tabela 5.2: Complexidade dos Algoritmos Heurísticos Aplicados à Filtragem Adaptativa IIR.

Algoritmo	Número de Operações
PSO-IIR	$G [P (M_f + N_f + 1) (L_w + 5) + P (L_w + 3) + 1] + 1$
MPSO-IIR	$G [P (M_f + N_f + 1) (L_w + 8 + \lambda_r) + P (L_w + 6 + \lambda_r) + 6]$
CLPSO-IIR	$G [P (M_f + N_f + 1) (L_w + 3) + (L_w + 7) + 1] + 1$
GA-IIR	$G \{P [(M_f + N_f + 1) (L_w + 6) (L_w + 2) + 6] + 6\}$

Realizou-se uma rápida análise para a verificação do efeito da janela de amostras utilizada no cálculo da função custo (5.8) sobre o desempenho dos algoritmos, buscando uma minimização de L_w , mantendo-se as características necessárias à identificação do sistema. Constatou-se que para valores de $L_w > 50$, a entrada do sistema é suficiente para a obtenção da resposta do sistema desconhecido. Valores inferiores não garantem a convergência dos algoritmos, pois para os casos analisados não representam as características espectrais necessárias à representação do sistema.

Assim, a partir da tabela 5.2 avaliou-se o desempenho dos algoritmos em função do número de operações para três sistemas discutidos anteriormente. A tabela 5.3 indica o número de operações necessárias para que os algoritmos atinjam o MSE mínimo. Adotou-se uma população específica para cada algoritmo tal que fosse garantido uma probabilidade de sucesso na convergência superior a 95% das buscas.

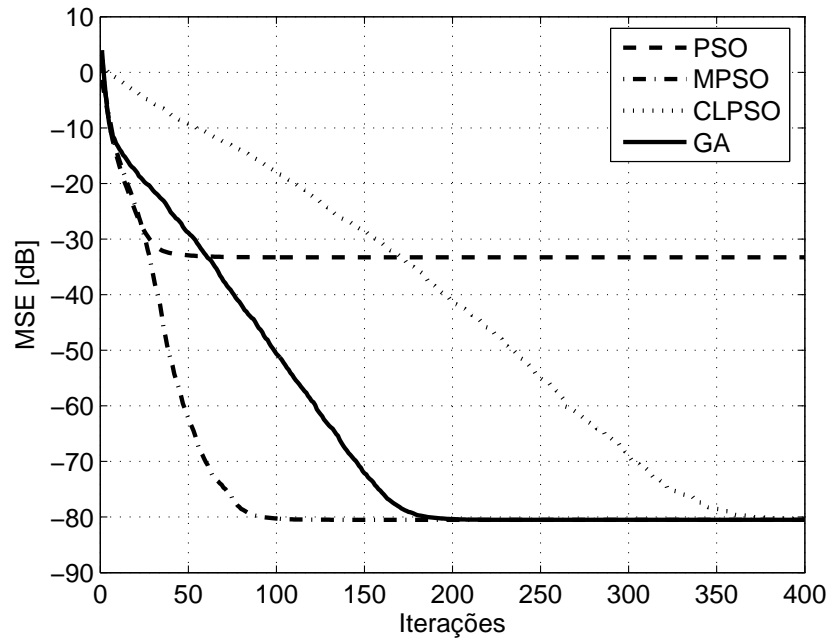


Figura 5.10: Curva de convergência dos algoritmos para o Sistema IV, adotando $P = 40$.

Tabela 5.3: Número de operações realizadas pelos algoritmos heurísticos para atingirem a convergência em 95% das buscas.

Algoritmo	Sistema II	Sistema. III	Sistema IV
PSO-IIR	$4,4 \cdot 10^5$	$1,6 \cdot 10^5$	$9,8 \cdot 10^5$
MPSO-IIR	$5,7 \cdot 10^5$	$2,0 \cdot 10^5$	$8,8 \cdot 10^5$
CLPSO-IIR	$3,0 \cdot 10^5$	$1,5 \cdot 10^5$	$1,7 \cdot 10^6$
GA-IIR	$5,6 \cdot 10^5$	$3,8 \cdot 10^5$	$1,3 \cdot 10^6$

6 Conclusões e Perspectivas

Com o aumento da demanda de serviços de alta taxa de transmissão nos sistemas de telefonia móvel 3G, a exploração das técnicas, entre outras, de diversidade, dos conceitos de detecção multiusuário, controle de potência e alocação de taxa em função das condições de operação do sistema e do canal, tornam-se cruciais para atender à diversificação crescente das demandas e manter a qualidade dos serviços de comunicação sem fio. O desenvolvimento dos temas propostos neste trabalho tem apontado na direção do aumento da capacidade dos sistemas DS/CDMA (uni-)multitaxas e os resultados obtidos com a utilização dos algoritmos heurísticos têm demonstrado ótimos compromissos complexidade×desempenho para as classes de problemas analisadas.

A proposta de aplicação de heurística ao problema MUD mostrou-se uma solução viável. Entre os três métodos heurísticos comparados, o desempenho foi semelhante e a complexidade computacional mostrou-se o principal diferencial, com redução substancial de complexidade obtida com o LS-MUD. Com as simplificações introduzidas na função custo foram obtidas duas versões mais eficientes do detector LS-MUD, resultando em detectores HEUR-MUD com desempenho muito próximo ao OMuD e complexidade extremamente reduzida, criando uma solução factível de implementação atualmente no canal reverso (ERB).

A investigação conduzida aqui sobre o emprego de técnicas heurísticas na otimização de dois importantes recursos do sistema DS/CDMA, a saber, potência transmitida pelas unidades móveis e alocação de taxa de informação em aplicações multimídia, indicou o potencial ganho de capacidade do sistema em comparação ao método convencional que considera apenas o controle de potência incremental de malha fechada.

Para o problema de filtragem adaptativa, o algoritmo CLPSO-IIR foi o mais eficiente em sistemas multimodais, necessitando de uma menor população e apresentando ainda uma maior probabilidade de convergência para o mínimo global em relação às outras técnicas. O algoritmo MPSO-IIR foi superior para buscas em superfícies unimodais. O GA-IIR apresentou bom desempenho em ambos os sistemas, porém com uma maior complexidade. O algoritmo PSO também apresentou bons resultados, porém sendo muito sensível ao tamanho da população. A análise da complexidade mostrou que os algoritmos possuem número de operações por iteração muito próximos, com os algoritmos relacionados em função da complexidade da seguinte forma $CLPSO < PSO < GA < MPSO$, uma vez que o cálculo da função custo é a parcela mais onerosa. Um número de amostras para a janela de cálculo da função custo igual a 50 foi

suficiente para garantir uma representação fiel dos quatro sistemas analisados neste trabalho. Quanto à robustez em relação ao tamanho da população, o algoritmo CLPSO é o método mais robusto, enquanto o PSO é o mais sensível.

Como perspectiva para a trabalhos futuros, para os três assuntos abordados nessa dissertação, pretende-se:

- implementar um sistema multiusuário em DSP possível de ser implementado nos sistemas de comunicações móveis 3G e 4G;
- demonstrar a eficácia das técnicas heurísticas na solução do problema conjunto de alocação de recursos e obter um modelo possível de ser implantado em DSP nos sistemas DS/CDMA atuais;
- estudar e propor técnicas heurísticas que apresentem melhor compromisso complexidade \times desempenho para o problema de filtragem adaptativa IIR.

7 Anexos

7.1 Anexo A - Canal de Multipercurso

Um canal para comunicação móvel pode ser modelado através da atenuação de larga escala (perda de percurso e sombreamento) e do desvanecimento de pequena escala (Rayleigh) (SKLAR, 1997).

O desvanecimento de larga escala caracteriza-se pela potência média atenuada ou perda de percurso (*path loss*), modelado através de uma atenuação proporcional à n -ésima ordem da distância d , e o sombreamento, representado através de uma VA com distribuição log-normal agindo sobre essa média. Considerando uma distância de referência igual a 1 metro, a atenuação de larga escala pode ser expressa por:

$$L_p(d) = (d)^{-n} \cdot Z, \quad (7.1)$$

onde d é a distância entre o usuário e a ERB e Z denota uma VA com distribuição log-normal, média zero e desvio padrão σ_s .

O valor de n é dependente da frequência, tamanho da antena e meio de propagação. Ambientes urbanos caracterizam-se por um maior valor de n e conseqüentemente uma maior atenuação. Vários modelos de canal estão disponíveis na literatura e visam representar de forma mais realista os sistemas de comunicação de acordo com a aplicação. Entre eles pode-se citar os modelos analíticos para o espaço livre ($n = 2$) e para dois raios ($n = 4$) e os modelos empíricos de Hata e Lee-Simplificado.

O desvanecimento de pequena escala se refere a mudanças drásticas na resposta do canal devido à pequenas alterações físicas entre transmissor e receptor. Consiste basicamente de dois mecanismos: espalhamento temporal do sinal (dispersão do sinal) e comportamento variante no tempo do canal. Para o caso de ausência de linha de visada (NLOS - *No Line-of-sight*), os coeficientes de canal podem ser modelados através de um módulo com distribuição Rayleigh e uma fase por distribuição uniforme $\mathcal{U}(0, 2\pi)$. A distribuição Rayleigh pode ser obtida como a pdf de $x = \sqrt{x_1^2 + x_2^2}$, onde $x_1 \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ e $x_2 \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$, com x_1 e x_2 independentes (KAY, 1998; PAPOULIS, 1991). Sua pdf é

$$p(x) = \begin{cases} \frac{x}{\sigma^2} \exp\left[-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right], & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}, \quad (7.2)$$

onde x é a amplitude do sinal recebido e $2\sigma^2$ é a potência média pré-detectada do sinal multipercurso.

Em um canal de multipercurso, a transmissão de um impulso resulta na recepção de L cópias desse impulso, provenientes de diferentes percursos possíveis no canal, cada um apresentando atenuação de grande e pequena escala independentes. Considerando a resposta impulsiva de um canal, podem ser realizadas uma análise em função do tempo de observação t e uma em função do atraso τ . O atraso temporal ocorre devido a manifestações de espalhamento temporal resultantes da resposta impulsiva não ótima do canal com desvanecimento. O tempo de transmissão, porém, é relacionado ao movimento da antena ou mudanças espaciais, que refletem no comportamento variante no tempo do canal.

Define-se o tempo de coerência do canal (PROAKIS, 1995), $(\Delta t)_c$, como o intervalo de tempo em que a resposta impulsiva do canal não sofre alterações, ou seja, o canal é invariante. Considerando o período de bit T_b de um sistema, o canal será considerado rápido se $T_b > (\Delta t)_c$ e será lento se $T_b < (\Delta t)_c$. O desvanecimento rápido caracteriza-se por um sistema em que, durante um intervalo de símbolo, a resposta temporal é muito variante (ou seja, pouco correlacionada), podendo causar problemas de sincronização e também na adequação do filtro casado. Em um canal lento, durante um período de símbolo não ocorrem variações bruscas no canal, resultando em um pulso com poucas distorções.

Analogamente ao tempo de coerência do canal, pode-se definir como banda de coerência do canal (PROAKIS, 1995), $(\Delta f)_c$, como a banda de frequência em que o canal possui resposta com amplitude plana (flat) e fase linear. Admitindo-se a banda de transmissão do sistema sendo BW , o canal será seletivo em frequência quando $BW > (\Delta f)_c$ e não seletivo quando $BW < (\Delta f)_c$. No caso de canal seletivo em frequência, percursos de um símbolo se estendem além do período de símbolo de interesse, resultando em interferência inter-simbólica (ISI - *Intersymbol Interference*). Para canal não seletivo em frequência (*flat*), todos os percursos chegam dentro do mesmo intervalo de símbolo.

O canal de multipercurso adotado nas simulações é seletivo em frequência (multipercurso) e lento, uma vez que o coeficiente de canal é assumido constante durante um intervalo de bit.

7.2 Anexo B - Códigos de Espalhamento

Um sistema DS/CDMA possui desempenho limitado pela MAI, e a caracterização dessa interferência ocorre através das propriedades de correlação cruzada entre os códigos dos usuários. Apresenta-se aqui a definição das famílias de seqüências de espalhamento adotadas no trabalho, PN e W-H, detalhando as características próprias de cada uma.

7.2.1 Seqüências de Máximo Comprimento (SMC)

As seqüências de máximo comprimento são obtidas a partir de um polinômio de geração cujos valores estão restritos aos valores 0 e 1, sendo implementado através de Registrados de Deslocamento com Realimentação Linear (LFSR - *Linear Feedback Shift Register*), baseado na teoria de Corpo Finito

(Galois, 1811-1832). As operações realizadas são do tipo EX-OR (ou exclusivo) entre um certo conjunto de bits da saída. Um gerador de seqüências PN gera $2^n - 1$ estados, exceto o estado tudo zero. Uma seqüência de espalhamento que apresente $2^n - 1$ é denominada seqüência de máximo comprimento.

O polinômio binário de grau n , gerador de uma SMC é definido por:

$$P(x) = a_n x^n + a_{n-1} x^{n-1} + a_{n-2} x^{n-2} + \dots + a_0, \quad (7.3)$$

onde onde $a_n = a_0 = 1$. Uma seqüência $\{g_i\}$ qualquer qualquer é dita gerada pelo polinômio $P(x)$ se tomado qualquer segmento de tamanho n de $\{g_i\}$ e substituído em $P(x)$ resultar em zero. A figura 7.1 mostra como é a geração da SMC.

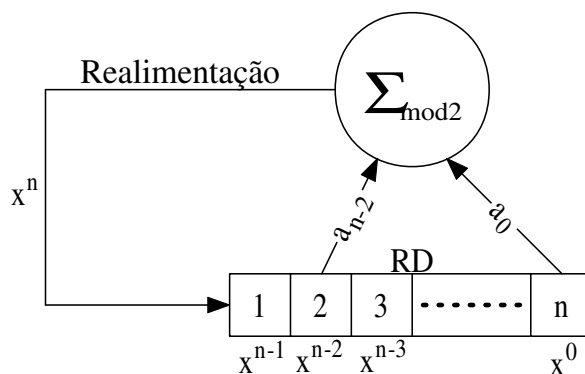


Figura 7.1: Representação do registrador de deslocamento para a geração de uma SMC.

Apesar da grande facilidade para a geração de seqüências de máximo comprimento, há a desvantagem de existirem poucos polinômios primitivos de grau n .

As principais propriedades de uma SMC são:

- no comprimento total da seqüência, o número de 1's excede o número de 0's em uma unidade;
- a soma módulo 2 (ou exclusivo) de qualquer SMC com sua versão atrasada de n chips produz outra versão atrasada da mesma seqüência SMC;
- a função de autocorrelação para as SMC é dada por:

$$R(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} g(i)g(i + \tau) = \begin{cases} 1 & k = \varrho \cdot N \\ -\frac{1}{N} & k \neq \varrho \cdot N \end{cases}, \text{ com } \varrho \in \mathbb{Z}; \quad (7.4)$$

- correlação cruzada desconhecida.

7.2.2 Seqüências de Walsh-Hadamard

Caracteriza-se pela ortogonalidade dos códigos quando em fase preferencial e pela facilidade de geração, obtidos através da matriz de Hadamard. O comprimento dos códigos e o número de códigos

são dados pelas linhas e colunas da matriz, iguais a $N = m = 2^n$.

A obtenção da matriz da Hadamard para cada grau n é realizada de forma recursiva, conforme é descrito no equacionamento:

$$\mathbf{H}_{m+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_m & \mathbf{H}_m \\ \mathbf{H}_m & -\mathbf{H}_m \end{bmatrix} \quad (7.5)$$

onde $\mathbf{H}_1 \in \{\pm\mathbf{D}_1, \pm\mathbf{D}_2, \pm\mathbf{D}_3, \pm\mathbf{D}_4\}$ e

$$\mathbf{D}_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}, \mathbf{D}_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{D}_3 = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{D}_4 = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

com cada linha da matriz gerada sendo um código W-H.

A desvantagem da família W-H são os elevados valores de autocorrelação e correlação cruzada fora da fase preferencial.

7.3 Anexo C - Problema NP-Completo

Um problema de decisão¹ é dito do tipo NP (*non-deterministic polynomial time*) (NIST, 2007) se não pode ser verificado por uma máquina de Turing determinística em um tempo polinomial. A máquina de Turing é um modelo de computação consistindo de um controlador de máquina de estados finita, um canal de leitura/escrita e uma fita seqüencial ilimitada. Dependendo do estado presente e do símbolo lido, a máquina pode mudar de estado.

Uma definição mais formal descreve que um problema é do tipo NP-completo se for da classe NP e também for NP-*hard*, ou seja, todo outro problema NP é reduzível a ele. Isso quer dizer que para todo problema \mathcal{L} , existe um algoritmo determinístico que transforma os elementos $\ell \in \mathcal{L}$ em elementos $c \in C$ (sendo C do tipo NP-completo), de modo que a resposta para c será *sim* se e apenas se a resposta para ℓ for *sim*. Para se provar que um problema é do tipo NP é completo, é suficiente mostrar que um problema NP-completo já conhecido se reduz a ele.

Essa classe de problema se caracteriza por apresentar uma verificação rápida de uma possível solução, porém não há métodos para se encontrar rapidamente a solução. Os problemas do tipo NP-completo são os problemas mais difíceis da classe NP. A razão é que se conseguisse encontrar uma maneira de resolver qualquer problema NP-completo rapidamente (em tempo polinomial), então poderia ser utilizado algoritmos para resolver todos problemas NP rapidamente.

¹Sistema formal com resposta do tipo sim/não

7.4 Anexo D - Método de Simulação Monte Carlo

O método de simulação de Monte Carlo é uma técnica que adota variáveis aleatórias e probabilidade para solucionar problemas. Ou seja, o método consiste de uma avaliação iterativa de um modelo determinístico (normalmente complexo ou não linear) através do uso de conjuntos de variáveis aleatórias como parâmetros de entrada.

7.4.1 Aplicação à MUD

Para o caso MUD, o modelo do sistema DS/CDMA consiste de um canal de comunicação com características estocásticas, apresentando variáveis com distribuição Gaussiana (AWGN), log-normal (sombreamento), Rayleigh e uniforme (atenuação de pequena escala) e entrada de dados aleatória. São realizadas várias transmissões de bits de informação e então é calculado a taxa de erro de bit estimada, \hat{BER} , sendo definida por:

$$\hat{BER} = \frac{n_{erros}}{TRIALS}, \quad (7.6)$$

onde $TRIALS$ é o número de realizações (transmissões) independentes Monte Carlo e n_{erros} é o número de erros em bits detectados obtidos nessas realizações. O diagrama das simulações realizadas encontra-se na figura 7.2.

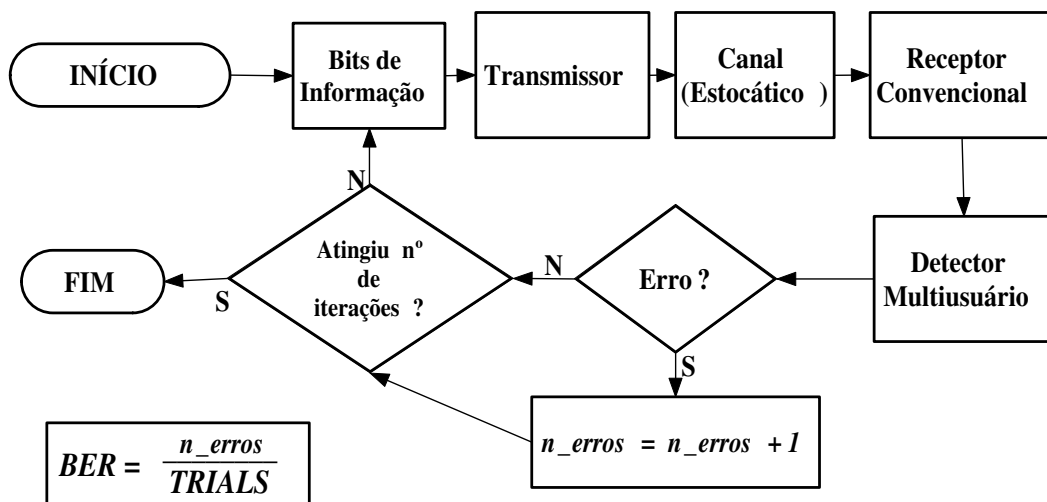


Figura 7.2: Método de simulação de Monte Carlo adotado para a análise da detecção multiusuário

Pela lei do grandes números, a taxa de erro de bit estimada \hat{BER} será igual à BER quando $TRIALS \rightarrow \infty$. Devido à necessidade de diminuição da complexidade computacional, adota-se um valor coerente de $TRIALS$ de modo a satisfazer a seguinte inequação:

$$TRIALS > 100 \cdot \frac{n_{erros}}{BER}. \quad (7.7)$$

Desse modo, admitindo um intervalo de confiança de 95%, tem-se a banda máxima de confiança

para a \hat{BER} entre os valores de $[0, 823; 1, 215]$ BER .

7.4.2 Aplicação à Alocação de Recursos

Para a alocação de recursos, adotou-se o um modelo um pouco diferenciado, desejando-se obter a SINR para os usuários (equivalente à BER). O canal foi adotado como possuindo perda de percurso e sombreamento. O desvanecimento de pequena escala não é incluso nesse modelo pois a proposta de controle de alocação de recursos não considera esse efeito, o qual deve ser combatido com o embaralhamento e códigos corretores de erros.

A figura 7.3 mostra o modelo para alocação de recursos com os métodos heurísticos GA e PSO.

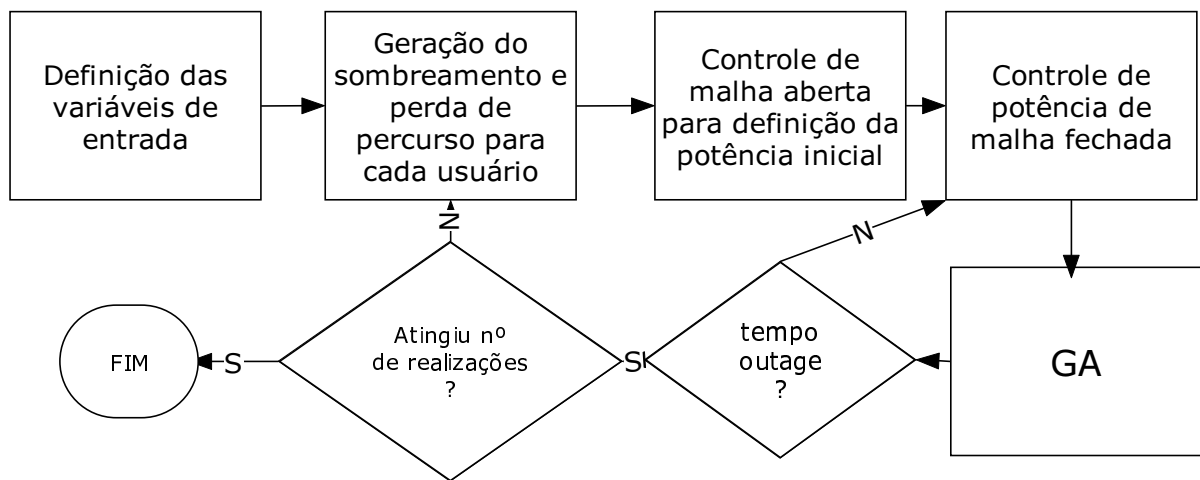


Figura 7.3: Modelo de Simulação de Monte Carlo para alocação de recursos via heurística.

7.5 Anexo E - Heurística Aplicada à Estimativa dos Coeficientes de Canal

A estimativa dos coeficientes do canal é necessária e essencial para a correta detecção do sinal. Um receptor Rake baseado na técnica de combinação de máxima razão (MRC - *Maximum Ratio Combining*) utiliza as estimativas dos coeficientes de canal para ponderar os diferentes percursos recebidos de um mesmo sinal, aplicando a cada ramo um peso proporcional ao módulo do coeficiente do canal.

Também para a detecção multiusuário é necessário a estimativa dos coeficientes do canal, sendo que uma estimativa imperfeita dos coeficientes causa deterioração de desempenho atingido pelo MUD. No controle de potência, especialmente no centralizado, as estimativas dos coeficientes são essenciais para a minimização das potências.

No trabalho pode-se analisar a aplicação dos algoritmos GA e PSO, com suas variantes, nas versões contínuas e codificadas, na maximização da função de verossimilhança. A intenção é obter um algoritmo

com baixa complexidade computacional e capaz de atingir erros aceitáveis na estimativa dos coeficientes, possibilitando um bom funcionamento dos detectores HEUR-MUD.

A estimativa multiusuário dos coeficientes de canal em um sistema DS/CDMA é baseada na função de verossimilhança, conforme é apresentado em (BHASHYAM; AAZHANG, 2002). Em (CIRIACO, 2006) é desenvolvido um estimador de canal baseado no trabalho de (BHASHYAM; AAZHANG, 2002) com a aplicação do algoritmo genético com codificação binária para buscar a diminuição da complexidade computacional. O vetor discretizado do sinal recebido utilizado para o modelo, considerando uma taxa de amostragem de $(1/T_c)$, é dado por

$$\mathbf{r}_i = \mathcal{U}\mathbf{Z}\mathbf{b}_i + \mathbf{n}_i, \quad (7.8)$$

onde \mathbf{r}_i é o vetor de observação $N \times 1$, \mathcal{U}_i é a matriz de espalhamento $N \times 2K_v(N+1)$, \mathbf{Z} é a matriz de resposta do canal, de dimensão $2K_v(N+1) \times 2K_v$, \mathbf{b}_i é o vetor de bits $2K_v \times 1$ e \mathbf{n}_i é um vetor $N \times 1$ com elementos independentes modelados através de variáveis aleatórias Gaussianas $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$.

Particularmente, a matriz \mathcal{U}_i é formada utilizando versões deslocadas dos códigos de espalhamento com versões deslocadas dos códigos de espalhamento correspondentes ao i -ésimo e $(i+1)$ -ésimo bits de cada usuário na janela de observação. Portanto, \mathcal{U}_i é da forma $[\mathcal{U}_{1,i}^R \ \mathcal{U}_{1,i+1}^L \ \mathcal{U}_{2,i}^R \ \mathcal{U}_{2,i+1}^L \ \dots \ \mathcal{U}_{K_v,i}^R \ \mathcal{U}_{K_v,i+1}^L]$, onde

$$\mathcal{U}_{k,i}^R = \begin{bmatrix} g_k[1]g_k^{(c)}[1] & g_k[2]g_k^{(c)}[2] & \dots & g_k[N]g_k^{(c)}[N] \\ g_k[2]g_k^{(c)}[2] & g_k[3]g_k^{(c)}[3] & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ g_k[N-1]g_k^{(c)}[N-1] & g_k[N]g_k^{(c)}[N] & \dots & 0 \\ g_k[N]g_k^{(c)}[N] & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (7.9)$$

é construído com a parte direita do código de espalhamento do usuário k correspondente ao bit i e

$$\mathcal{U}_{k,i+1}^L = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & g_k[1]g_k^{(c)}[1] \\ 0 & 0 & 0 & \dots & g_k[2]g_k^{(c)}[2] \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & g_k[1]g_k^{(c)}[1] & \dots & g_k[N-2]g_k^{(c)}[N-2] \\ 0 & g_k[1]g_k^{(c)}[1] & g_k[2]g_k^{(c)}[2] & \dots & g_k[N-1]g_k^{(c)}[N-1] \end{bmatrix} \quad (7.10)$$

A matriz \mathbf{Z} é da forma $\text{diag}(\mathbf{z}_1 \ \mathbf{z}_1 \ \mathbf{z}_2 \ \mathbf{z}_2 \ \dots \ \mathbf{z}_{K_v} \ \mathbf{z}_{K_v})$, onde \mathbf{z}_k é o vetor de resposta do canal para o k -ésimo usuário. Por exemplo, caso o sinal do k -ésimo usuário apresente dois percursos, um em $T_c = 3$ e o outro em $T_c = 5$, o vetor \mathbf{z}_k de dimensão $N \times 1$ será dado por:

$$\mathbf{z}_k = [0 \ 0 \ 0 \ z_{k,1} \ 0 \ z_{k,2} \ \dots]^T, \quad (7.11)$$

com $z_{k,\ell}$ representando a atenuação do canal (larga e pequena escala), referente ao atraso localizado no

ℓ -ésimo Tc. O vetor de bits é definido da forma

$$\mathbf{b} = [b_{1,i} \ b_{1,i+1} \ b_{2,i} \ b_{2,i+1} \ \dots \ b_{K_v,i} \ b_{K_v,i+1}]. \quad (7.12)$$

Visando uma redução de complexidade, o vetor de dados recebidos, equação (7.8), pode ser reescrito como

$$\mathbf{r}_i = \mathcal{U}_i \mathbf{B}_i \mathbf{z} + \mathbf{n}_i, \quad (7.13)$$

onde $\mathbf{z} = [\mathbf{z}_1^T \ \mathbf{z}_1^T \ \dots \ \mathbf{z}_{K_v}^T]^T$ é um vetor de resposta do canal de dimensão $(N+1)K_v \times 1$ e \mathbf{B}_i é uma matriz de dimensão $2K_v(N+1) \times (N+1)K_v$, da forma:

$$\mathbf{B}_i = \begin{bmatrix} b_{1,i} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ b_{1,i+1} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & b_{2,i} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & b_{2,i+1} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & b_{K_v,i} \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & b_{K_v,i+1} \end{bmatrix} \quad (7.14)$$

A estimativa dos coeficientes via função de verossimilhança é obtida através da maximização de:

$$p(\mathbf{r}_i | \mathcal{U}_i, \mathbf{B}_i, \mathbf{z}) = \frac{1}{(\pi\sigma^2)^N} \exp - \left\{ \frac{1}{\sigma^2} (\mathbf{r}_i - \mathcal{U}_i \mathbf{B}_i \mathbf{z})^H (\mathbf{r}_i - \mathcal{U}_i \mathbf{B}_i \mathbf{z}) \right\}. \quad (7.15)$$

Para um estimador ótimo, deve-se avaliar todas as possibilidades para maximizar a equação (7.15). Porém, assim como no caso MUD, o número de possibilidades a serem avaliadas inviabilizam o funcionamento em tempo real de tal estimador, o que abre caminho para a aplicação de métodos heurísticos para minimização da complexidade computacional.

Referências

- AARTS, E. H. L.; LENSTRA, J. K. *Local Search in Combinatorial Optimization*. [S.l.]: Chichester: John Wiley, 1996.
- ABRÃO, T. *Canceladores de Interferência Multiusuário Aplicados a Sistemas DS/CDMA de Múltipla Taxa*. Tese (Doutorado) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Brasil, 2001.
- ABRÃO, T.; CIRIACO, F.; JESZENSKY, P. J. E. *Evolutionary Programming with Cloning and Adaptive Cost Function Applied To Multi-User DS-CDMA Systems*. August 2004. IEEE International Symposium on Spread Spectrum Techniques and Applications (ISSSTA 04).
- AHN, C. W.; RAMAKRISHNA, R. A genetic algorithm for shortest path routing problem and the sizing of populations. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 6(6), p. 566–578, 2002.
- BHASHYAM, S.; AAZHANG, B. Multiuser channel estimation and tracking for long-code cdma systems. *IEEE Transactions on Communications*, v. 50, n. 7, p. 1081–90, July 2002.
- BUEHRER K. STAVROS, S. S. R. M.; WOERNER, B. D. Analysis of ds/cdma parallel interference cancellation with phase and timing errors. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, v. 14, n. 8, p. 1522–34, October 1996.
- CIRIACO, F. *Detecção Multiusuário e Estimativa de Parâmetros em Sistemas DS/CDMA Utilizando Algoritmos Genéticos*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual de Londrina, Outubro 2006.
- CIRIACO, F.; ABRÃO, T.; JESZENSKY, P. J. E. *Algoritmos Heurísticos Evolucionários Aplicados à Detecção Multiusuário DS-CDMA*. September 2004. XXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, SBT2004.
- CIRIACO, F.; ABRÃO, T.; JESZENSKY, P. J. E. Ds/cdma multiuser detection with evolutionary algorithms. *Journal Of Universal Computer Science Online, USA*, v. 12, n. 4, p. 450–80, 2006.
- CIRIACO, F.; ABRÃO, T.; JESZENSKY, P. J. E. *Multirate Multiuser DS/CDMA with Genetic Algorithm Detection in Multipath Channels*. August 2006. ISSSTA'06 - IEEE International Symposium on Spread Spectrum Techniques and Applications.
- CORREAL, N. S. *Efficient Interference Cancellation Techniques for Advanced DS/CDMA Receivers*. Tese (Doutorado) — Virginia Polytechnic Institute and State University, July 1999.
- FAN, H.; JENKINS, W. K. A new adaptive iir filter. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, p. 939–47, Outubro 1986.
- FOSCHINI, G. J.; MILJANIC, Z. A simple distributed autonomous power control algorithm and its convergence. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 42, n. 4, p. 641–646, November 1993.
- GOLDBARG, M. C.; LUNA, H. P. L. *Otimização Combinatória e Programação Linear*. [S.l.]: Rio de Janeiro, Campus, 2000.
- GOLDBERG, D. E. *Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning*. [S.l.]: AddisonWesley, 1989.

- GRANDHI, S. A.; VIJAYAN, R.; GOODMAN, D. J.; ZANDER, J. Centralized power control in cellular radio systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 42, n. 4, p. 466–468, November 1993.
- GRANDHI, S. A.; ZANDER, J. *Constrained power control in cellular radio systems*. June 1994. 44rd IEEE Veh. Tech. Conf.
- GROSS, T. J. *Análise do Controle de Potência Aplicado ao Canal Reverso de Sistemas DS-CDMA*. Dissertação (Mestrado) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Brasil, 2005.
- HARIK, G.; CANTÚ-PAZ, E.; GOLDBERG, D. E.; MILLER, B. L. The gambler's ruin problem, genetic algorithms, and the size of populations. *Evolutionary Computations*, v. 7, n. 3, p. 231–253, 1999.
- HAUPT, R. L.; HAUPT, S. E. *Practical Genetic Algorithms*. second edition. [S.l.]: John Wiley & Sohns, 2004.
- HAYKIN, S. *Adaptive Filter Theory*. 4th. ed. [S.l.]: Prentice Hall, 2002.
- HOLLAND, J. H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. second edition, 1992. [S.l.]: MIT Press, 1975.
- HUI, A. L. C.; LETAIEF, K. B. Successive interference cancellation for multiuser asynchronous ds/cdma detectors in multipath fading links. *IEEE Transactions on Communications*, v. 46, n. 3, p. 384–91, March 1998.
- KAY, S. M. *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Detection Theory*. [S.l.]: Prentice-hall, 1998.
- KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle swarm optimization. In: *IEEE International Conference on Neural Networks*. [S.l.: s.n.], 1995. p. 1942–1948.
- KENNEDY, J.; EBERHART, R. *A Discrete Binary Version of the Particle Swarm Algorithm*. 1997. IEEE international conference on Systems. P. 4104-08.
- KRUSIENSKI, D. J. *Enhanced Structured Stochastic Global Optimization Algorithms for IIR and Nonlinear Adaptive Filtering*. Tese (Doutorado) — Pennsylvania State University, United States, 2001.
- KURAMOTO, A. S. R. *Metodologias de Seleção de Seqüências de Espalhamento para Sistemas DS/CDMA Quase Síncronos*. Dissertação (Mestrado) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2005.
- LEE, J.; MILLER, L. *CDMA Systems Engineering Handbook*. [S.l.]: Norwood, MA: Artech House, 1998.
- LIANG, J. J.; QIN, A. K.; SUGANTHAN, P. N.; BASKAR, S. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 10, n. 3, p. 281–95, June 2006.
- LIM, H. S.; VENKATESH, B. An efficient local search heuristics for asynchronous multiuser detection. *IEEE Communication Letters*, v. 7, n. 6, p. 299–301, June 2003.
- LU, Z.; YAN, S. *Multiuser Detector Based on Particle Swarm Algorithm*. May 2004. IEEE 6th Symp. on Emerging Technologies: Mobile and Wireless Comm.
- MITCHELL, M. *An Introduction to Genetic Algorithms*. [S.l.]: MIT Press, 1998.

- MOUSTAFA, M.; HABIB, I.; NAGHSHINEH, M. *Genetic Algorithm for Mobiles Equilibrium*. October 2000. MILCOM 2000. 21st Century Military Communications Conference Proceedings.
- MOUSTAFA, M.; HABIB, I.; NAGHSHINEH, M. *Wireless resource management using genetic algorithm for mobiles equilibrium*. July 2001. Sixth IEEE Symposium on Computers and Communications. Proceedings.
- MOUSTAFA, M.; HABIB, I.; NAGHSHINEH, M. Efficient radio resource control in wireless networks. *IEEE Trans. on Wireless Communications*, v. 3, n. 6, p. 2385–2395, November 2004.
- NG, S. G.; LEUNG, S. H.; CHUNG, C. Y.; LUK, A.; LAU, W. H. The genetic search approach - a new learning algorithm for adaptive iir filter. *IEEE Signal Processing Magazine*, p. 38–46, 1996.
- NIST. *NP-Complete*. Abril 2007. [Http://www.nist.gov/dads/HTML/npcomplete.html](http://www.nist.gov/dads/HTML/npcomplete.html).
- OLIVEIRA, L. D. de; ; ABRÃO, T.; JESZENSKY, P. J. J. *Simplified Local Search Algorithm for Multiuser Detection in Multipath Rayleigh Channels*. julho 2007. IST Mobile & Wireless Communications Summit 2007, Budapest, Hungary.
- OLIVEIRA, L. D. de; CIRIACO, F.; ABRÃO, T.; JESZENSKY, P. J. E. *Particle Swarm and Quantum Particle Swarm Optimization Applied to DS/CDMA Multiuser Detection in Flat Rayleigh Channels*. August 2006. ISSSTA'06 - IEEE International Symposium on Spread Spectrum Techniques and Applications.
- OTTOSSON, T.; SVENSSON, A. *Multi-Rate Performance in DS/CDMA Systems*. Göteborg, Sweden, March 1995.
- PAPOULIS, A. *Probability, Random Variables and Stochastic Processes*. third edition. [S.l.]: McGraw-Hill, 1991.
- PROAKIS, J. G. *Digital Communications*. third edition. [S.l.]: McGraw-Hill, 1995.
- SCHULZE, H.; LÜDERS, C. *Theory and Applications of OFDM and CDMA*. first edition. [S.l.]: John Wiley & Sohns, Ltd, 2005.
- SENETA, E. *Non-Negative Matrices and Markov Chains*. 2nd. ed. [S.l.]: New York: Springer-Verlag, 1981.
- SILVA, V. A. *Modelagem Computacional de Canais de Comunicação Móvel*. Dissertação (Mestrado) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Brasil, 2004.
- SKLAR, B. Rayleigh fading channels in mobile digital communications systems, part i: Characterization. *IEEE Communications Magazine*, July 1997.
- STANCANELLI, E. M. G. *Receptores Rake em Canais com Desvanecimentos Rápidos e Seletivos em Freqüência para Sistemas DS-CDMA*. Dissertação (Mestrado) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Brasil, 2004.
- TASHIKAWA, K. *W-CDMA Mobile Communications System*. first edition. [S.l.]: John Wiley & Sohns, Ltd, 2002.
- THONGTIN, G.; KANTAPANIT, K. Fga power control for ds/cdma reverse link cellular system. In: *Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Robotics, Intelligent Systems and Signal Processing*. [S.l.: s.n.], 2003. v. 2, p. 748–51.
- ULUKUS, S.; YATES, R. D. Stochastic power control for cellular radio systems. *IEEE Transactions on Communications*, v. 46, n. 6, p. 784–98, June 1998.

- UYKAN, Z.; KOIVO, H. N. Sigmoid-basis nonlinear power-control algorithm for mobile radio systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 53, n. 1, p. 265–270, January 2004.
- VERDÚ, S. *Optimum Multiuser Signal Detection*. Tese (Doutorado) — University of Illinois at Urbana, Champaign, United States, 1984.
- VERDÚ, S. Computational complexity of optimum multiuser detection. *Algorithmica*, v. 4, p. 303–12, 1989.
- VERDÚ, S. *Multiuser Detection*. [S.l.]: Cambridge Univ. Press, 1998.
- VERHULST, P. F. *Notice sur la loi que la population poursuit dans son accroissement*. 1838. *Corresp. Math. Phys.*, 10:113-21.
- WHITE, M. S.; FLOCKTON, S. J. *Chapter in Evolutionary Algorithms in Engineering Applications*. [S.l.]: Springer Verlag, 1997. Editors: D. Dasgupta and Z. Michalewicz.
- YEN, K.; HANZO, L. Genetic-algorithm-assisted multiuser detection in asynchronous cdma communications. *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, v. 53, n. 5, p. 1413–22, September 2004.
- ZANDER, J. Performance of optimum transmitter power control in cellular radio systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 41, n. 1, p. 57–62, February 1992.
- ZHAO, Y.; ZENG, J. *Particle Swarm Optimization Algorithm in Signal Detection and Blind Extraction*. 2004. 7th International Symposium on Parallel Architectures, Algorithms and Networks (ISPAN'04).
- ZHOU, J.; CHEN, J.; KIKUSHI, H.; SASAKI, S.; MURAMATSU, S. Convergence rate evaluation of a ds-cdma cellular system with centralized power control by genetic algorithms. *IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, v. 1, p. 177–82, 2002.