



UNIVERSIDADE
ESTADUAL DE LONDRINA

ISAQUE SUZUKI

**DETECCÃO QUASE-ÓTIMA E DIVERSIDADE EM
SISTEMAS DE COMUNICAÇÃO MÓVEIS**

Londrina
2009

ISAQUE SUZUKI

**DETECÇÃO QUASE-ÓTIMA E DIVERSIDADE EM
SISTEMAS DE COMUNICAÇÃO MÓVEIS**

Dissertação apresentada ao programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Estadual de Londrina como parte dos requisitos a obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Taufik Abrão.

Londrina
2009

**Catálogo elaborado pela Divisão de Processos Técnicos da Biblioteca Central da
Universidade Estadual de Londrina.**

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)

S968d Suzuki, Isaque.

Detecção quase-ótima e diversidade em sistemas de comunicação
móveis / Isaque Suzuki. - Londrina, 2009.
91 f. : il.

Orientador: Taufik Abrão.

Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade
Estadual de Londrina, Centro de Tecnologia e Urbanismo, Programa de
Pós-Graduação de Engenharia Elétrica.

Inclui bibliografia.

1. Sistema de comunicação sem fio. 2. Detecção ML quase-ótima. 3.
Processamento de sinais. I. Abrão, Taufik. II. Universidade Estadual de
Londrina. Centro de Tecnologia e Urbanismo. Programa de Pós-
Graduação em Engenharia Elétrica. III. Título.

CDU 621.391

ISAQUE SUZUKI

**DETECÇÃO QUASE-ÓTIMA E DIVERSIDADE EM SISTEMAS DE
COMUNICAÇÃO MÓVEIS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Estadual de Londrina como parte dos requisitos a obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

BANCA EXAMINADORA

Orientador: Prof. Dr. Taufik Abrão
Universidade Estadual de Londrina – UEL

Prof. Dr. Fábio Renan Durand
Universidade Norte do Paraná – UNOPAR

Prof. Dr. José Carlos Pizolato Junior
Universidade Estadual de Londrina – UEL

Londrina, 21 de maio de 2009.

“... ao Deus único e sábio seja dada glória, por meio de Jesus Cristo, pelos séculos dos séculos. Amém!” Rm 16:27

Agradecimentos

Ao Deus Todo Poderoso, criador dos céus e da Terra, detentor de toda a sabedoria e conhecimento; a Jesus Cristo salvador de toda a humanidade que morreu na cruz por mim; a meus pais e irmãos que me dão amor e suporte incondicional em todos os momentos; ao meu orientador, Taufik Abrão, pelo direcionamento correto, pelas horas de trabalho árduo e pela perseverança nos momentos difíceis; e a todos os amigos que me acompanharam e torceram por mim durante esta difícil caminhada; a eles os meus cordiais agradecimentos.

Suzuki, Isaque. **Detecção quase-ótima e diversidade em sistemas de comunicação móveis**. 2009. 91 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Estadual de Londrina, Londrina, 2009.

Resumo

Este trabalho de investigação tem por objetivo analisar, quantificar e comparar o desempenho e a complexidade de detectores codificados e não-codificados quase-ótimos em sistemas de comunicação sem fio de múltiplas entradas e múltiplas saídas (MIMO - Multiple-Input Multiple-Output). Um esquema de detecção MIMO de mesmo desempenho do detector de máxima verossimilhança (ML-Maximum Likelihood), porém de menor complexidade baseado na identificação de padrões, denominado clusters, constitui uma das contribuições deste trabalho, tendo sido analisado teoricamente e caracterizado extensivamente por meio de resultados de simulação Monte Carlo. Adicionalmente, o trabalho investiga esquemas de detecção MIMO quase - ótimos adequados para canais MIMO determinados e indeterminados. Agregando-se a técnica de formação de sub-arranjos de antenas, combinada à codificação espaço-temporal quase ortogonal, foram especificadas estruturas de detecção MIMO cuja figura de mérito consistiu no compromisso desempenho - complexidade. Tais análises foram conduzidas levando-se em conta tanto canais de comunicação sem fio derivados de variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas (i.i.d. - independent and identically-distributed), quanto canais descritos por meio do modelo de Jakes modificado com estimativas perfeitas e imperfeitas de canal.

Palavras-chave: Sistema de comunicação sem fio. Detecção ML quase-ótima. Processamento de sinais.

Suzuki, Isaque. **Detecção quase-ótima e diversidade em sistemas de comunicação móveis**. 2009. 91 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Estadual de Londrina, Londrina, 2009.

Abstract

This work aims to analyze, quantify and compare the performance and complexity of coded and non-coded near-optimal detectors in wireless communication systems with multiple inputs and multiple outputs (MIMO). The main contribution of this work is a new MIMO detection scheme with ML-performance and lower complexity. It is based on repeating patterns called clusters and have been theoretically analyzed and extensively characterized by Monte Carlo simulation results. Additionally, it investigates near-optimal MIMO detection schemes suitable for determined and indetermined MIMO channels. MIMO detection structures were specified by adding antenna subarray formation and space-time coding allowing us to balance between performance and complexity. All simulation were conducted using i.i.d. channel and modified Jakes channel model with both perfect and imperfect estimation.

Key words: Wireless communication systems. MIMO - Multiple - Input multiple - output.

Lista de Figuras

Figura 1.1:	Modelo geral para o sistema MIMO proposto, combinando-se vários princípios: modulação de elevada ordem, algoritmo ML baseado na busca em clusters, ASF, LDPC e STBC	25
Figura 2.1:	Gráfico de Tanner representando a matriz de checagem de paridade A	28
Figura 2.2:	Estrutura do algoritmo BP.....	29
Figura 3.1:	Estimativa perceptual da energia de ruído em função do coeficiente de correlação de potência	35
Figura 3.2:	Amostras da realização de $ h_{kj} $ e $ \hat{h}_{kj} $ para vários p's. Os instantes t_1 , t_2 e t_3 correspondem a situações típicas em que os coeficientes de canal exercem atenuação sobre sinal recebido, $ h_{kj} < 1$, manutenção $ h_{kj} = 1$, ou ganho $ h_{kj} > 1$, respectivamente	36
Figura 3.3:	Função densidade de probabilidade do módulo do canal sem fio gerado a partir da composição das amostras de duas distribuições estatísticas Gaussianas	36
Figura 3.4:	Função densidade de probabilidade da fase do canal sem fio gerado a partir da composição das amostras de distribuições estatísticas Gaussianas	37
Figura 4.1:	Universo de busca para os decodificadores MIMO ML e RCS-ML: a) Sistema MIMO na ausência de codificação espaço-temporal; b) Sistema MIMO STBC ($n_T = 2$) e QOSTBC ($n_T = 4$)	39
Figura 4.2:	Capacidade ergódica para $n_T = 4$ e $n_R = 1$ ou $n_R = 4$ antenas, assumindo estimativas perfeitas de canal.....	44
Figura 4.3:	Topologias para sistemas MIMO adotadas. $n_T = 4$ antenas de transmissão e $n_R = 1, \dots, 12$ antenas de recepção. a) Estrutura <u>Não-Codificada</u> : modulação BPSK (inphase) e detector sub-ótimo PSO ou LS, tendo como estimativas de símbolo iniciais as saídas do V-	

	BLAST. b) Estrutura <u>Codificada</u> : LDPC(204,102) paralelos seguido de mapeamento de bit codificado QPSK (In-phase & Quadrature) e combinado ao desacoplador LMMSE (KIM; CHUGG, 2007b) com BP no receptor. Decodificador BP com um máximo de 20 iterações.....	48
Figura 4.4:	a) Topologia MIMO M-QAM combinada à formação em sub-array de antenas receptoras (SS-ASF, $n_N < n_R$), seguida pela decodificação RCS-ML. b) Detalhes da estrutura SS-ASF mostrando os ganhos complexos p_1, p_2, \dots, p_{n_R} da matriz \mathbf{P}	49
Figura 4.5:	Impacto na capacidade do sistema MIMO para três configurações de antenas receptoras empregando-se o algoritmo SS-ASF. Em todos os três casos, $n_T = 4$ e apenas $N = 4$ ramos de RF são empregados	52
Figura 5.1:	Três situações típicas de distorção introduzidas pelo canal MIMO (módulo e fase de h_{kj}) sobre o símbolo recebido (estrela hachurada) e constelação 16-QAM (estrelas escuras)	56
Figura 5.2:	Dois possíveis mapeamentos para uma constelação quadrada M-QAM com $M = 16$	56
Figura 5.3:	Padrões no gráfico da função custo baseada na distância Euclidiana em um sistema SISO/SIMO com modulação M-QAM quadrada.....	58
Figura 5.4:	Valores típicos para a função custo f_{14} , considerando o par de símbolos (s_1, s_4) em uma modulação 16-QAM: a) Todos os possíveis valores de (s_1, s_4) ; b) valores da função custo para o primeiro cluster mostrando um mínimo local; c) valores da função custo para o conjunto de pontos selecionados na segunda etapa do algoritmo mostrando a ocorrência do mínimo global.....	59
Figura 5.5:	Exemplo hipotético do processo de decodificação MIMO RCS-ML para modulação 16-QAM: a) divisão do espaço de busca em clusters; b) primeiro cluster a ser explorado; c) cálculo da função custo para os pares (s_1, s_4) que estão dentro do primeiro cluster ;	

	d) obtenção dos pares de cada cluster com respectivos valores de suas funções custo	61
Figura 6.1:	Desempenho de sistemas MIMO não-codificados com desacoplador LMMSE e modulação QPSK e V-BLAST ("VB") para $n_T = 4$ e $n_R = 1, 2, 3, 4, 6,$ e 8 antenas.....	65
Figura 6.2:	Desempenho para sistema MIMO não-codificado empregando modulação BPSK com detectores heurísticos LS e PSO para $n_T = 4$ e $n_R = 4, 6, 8$ e 12 . Estimativa inicial: saídas V-BLAST ("VB")	65
Figura 6.3:	Desempenho para sistema MIMO não-codificado empregando modulação BPSK com detectores heurísticos LS e PSO para $n_T = 4$ e $n_R = 1, 2, 3$ e 4 . Estimativa de bit inicial obtida da saída V-BLAST	66
Figura 6.4:	Comparação do desempenho dos detectores MIMO LDPC-LMMSE (codificado) e VB-PSO (não-codificado) MIMO para $n_T = 4,$ $n_R = 1, 2, 3, 4, 6,$ e 8 . Desacoplador LMMSE, LDPC(204, 102) curto e decodificador BP com 20 iterações.....	67
Figura 6.5:	Complexidade relativa dos detectores MIMO heurísticos considerando SNR baixa, média e alta e $n_T = n_R = 4$ antenas.....	68
Figura 6.6:	Comparação de desempenho do algoritmo de detecção ML e RCS-ML para o sistema MIMO QO-STBC com modulação QAM de vários tamanhos de constelação, $n_T = 4 \times n_R = 1$ antenas, na ausência de codificação LDPC.....	69
Figura 6.7:	Comparação de desempenho do algoritmo de detecção ML e RCS-ML para o sistema MIMO QO-STBC com LDPC(204,102) curto e $n_T = 4 \times n_R = 1$ antenas. As retas verticais indicam a SNR necessária para atingir a capacidade outage com probabilidade de 1%.....	70
Figura 6.8:	Comparação de desempenho do algoritmo de detecção ML e RCS-ML para o sistema MIMO QO-STBC com LDPC(204,102) curto e $n_T = 4 \times n_R = 4$ antenas	71
Figura 6.9:	Comparação de desempenho do algoritmo de detecção ML e RCS-ML para o sistema MIMO QO-STBC com LDPC(64800,32400) e n_T	

= $4 \times n_R = 1$ antenas. As retas verticais indicam a SNR necessária para atingir a capacidade outage com probabilidade de 1% 72

- Figura 6.10:** Degradação do desempenho em termos de BER para sistema MIMO ML e RCS-ML **não-codificado** 4×1 com diferentes ordens de modulação quando $p = 1, 0.98$ e 0.95 . O *throughput* é de 1, 2, 3 e 4 bits/período de símbolo 73
- Figura 6.11:** Degradação do desempenho em termos de BER para sistema MIMO ML e RCS-ML **codificado** 4×4 com diferentes ordens de modulação quando $p = 1, 0.98$ e 0.95 . O *throughput* é de 1, 2, 3 e 4 bits/período de símbolo 73
- Figura 6.12:** Degradação do desempenho em termos de BER para sistemas MIMO ML e RCS-ML **codificado** 4×1 com canal Jakes Mod., $p = 1$ e $0, 95$ 74
- Figura 6.13:** Degradação do desempenho em termos de BER para sistemas MIMO ML e RCS-ML **codificado** 4×4 com canal Jakes Mod. e $p = 1, 0.95$ 75
- Figura 6.14:** Comparação de desempenho em termos de BER para sistemas MIMO ML e RCSML **codificado** 4×1 com canal Jakes Modificado para várias taxas de símbolo 75
- Figura 6.15:** Degradação do desempenho em termos de BER para sistemas MIMO RCS-ML **codificados** 4×8 e 4 sub-arranjos com canal iid e $p = 1$ e $0, 98$ 76
- Figura 6.16:** Degradação do desempenho em termos de BER para sistemas MIMO RCS-ML **codificados** 4×12 e 4 sub-arranjos com canal iid e $p = 1$ e 0.98 77
- Figura 6.17:** Degradação do desempenho em termos de BER para sistemas MIMO RCS-ML **codificados** 4×1 com canal iid e $p = 1, 0.98$ 78

Lista de Tabelas

Tabela 4.1:	Complexidade do universo de busca para os decodificadores MIMO de máxima verossimilhança e RCS-ML.....	39
Tabela 4.2:	Codificação do esquema de Alamouti.....	41
Tabela 4.3:	QO-STBC de taxa 1	42
Tabela 4.4:	Codificação Matrix A	45
Tabela 4.5:	Codificação Matrix B	45
Tabela 6.1:	Parâmetros de sistema, de algoritmo e de canal	64
Tabela 6.2:	Parâmetros de canal e do sistema MIMO com decodificação RCS-ML.....	69
Tabela 6.3:	Número de multiplicações/somas reais por antena de recepção por par de símbolos necessários para a decodificação QO-STBC, $n_T = 4 \times n_R = 1$	78
Tabela A.1:	Esquemas de modulação e codificação definidas no WiMAX.....	81

Lista de Siglas e Abreviaturas

1G	Sistemas de Comunicação de Primeira Geração
4G	Sistemas de Comunicação de Quarta Geração
AAS	<i>Advanced Antenna System</i> - Sistema de Antenas Avançadas
ARQ	<i>Automatic Repeat Request</i> - Requisição Automática de Repetição
ASF	<i>Antenna Subarray Formation</i> - Formação de Sub-arranjos de Antenas
ASIC	<i>Application Specific Integrated Circuit</i> - Circuito Integrado de Aplicação Específica
ASK	<i>Amplitude Shift Keying</i> - Modulação por Chaveamento de Amplitude
AWGN	<i>Additive White Gaussian Noise</i> - Ruído Branco Aditivo Gaussiano
BER	<i>Bit Error Rate</i> - Taxa de erro de bit
BLAST	<i>Bell Laboratories Layered Space-Time</i> - Código Espaço-Temporal em Camadas da Bell Laboratories
BP	<i>Belief Propagation</i> - Propagação de Mensagens
BPSK	<i>Binary Phase Shift Keying</i> - Chaveamento por Deslocamento de Fase Binário
BWA	<i>Broadband Wireless Access</i> - Acesso Banda Larga Sem Fio
CC	<i>Convolutional Code</i> - Código Convolutacional
CDMA	<i>Code Division Multiple Access</i> - Acesso Múltiplo por Divisão de Código
CLS	<i>Constant SNR Switching Level</i> - Nível de Chaveamento de SNR Constante
CP	<i>Cyclic Prefix</i> - Prefixo Cíclico
CPS	<i>Common Part Sublayer</i> - Sub-camada em Comum
CS	<i>Convergence Sublayer</i> - Sub-camada de Convergência
DAC	<i>Digital-to-Analog Converter</i> - Conversor Digital para Analógico
DC	<i>Direct Current</i> - Corrente Direta
DFE	<i>Decision Feedback Equalizer</i> - Equalizador com decisão realimentada
DSP	<i>Digital Signal Processing</i> - Processamento Digital de Sinais
EGC	<i>Equal Gain Combining</i> - Combinação com Ganho Igual
EM	Estação Móvel
ERB	Estação Rádio-base
FDD	<i>Frequency Division Duplex</i> - Multiplexação por Divisão de Frequências
FEC	<i>Forward Error Correction</i> - Correção de Erros Direta
FPGA	<i>Field Programmable Gate Arrays</i> - Portas Lógicas Programáveis em Campo
GA	<i>Genetic Algorithm</i> - Algoritmo Genético
HIPERMAN	<i>High Performance Radio Metropolitan Area Network</i> - Rede a Rádio de Área

Metropolitana de Alto Desempenho

IC	<i>Interference Cancellation</i> - Cancelamento de Interferência
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i> - Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos
IFFT	<i>Inverse Fast Fourier Transform</i> - Transformada Rápida de Fourier Inversa
ISI	<i>Inter Symbol Intererence</i> - Interferência Intersimbólica
LAN	<i>Local Area Networks</i> - Redes de Área Local
LDPC	<i>Low Density Parity Check</i> - Checagem de Paridade de Baixa Densidade
LLR	<i>Log Likelihood Ratio</i> - Razão de Verossimilhança Logarítmica
LMS	<i>Least Mean Square</i> - Mínimos quadrados médios
MAC	<i>Media Access Control</i> - Controle de Acesso de Meios de Comunicação
MAN	<i>Metropolitan Area Networks</i> - Redes de Área Metropolitana
MEC	<i>Modified Capacity Estimation</i> - Estimação de Capacidade Modificada
MCS	<i>Monte Carlo Simulation</i> - Simulação Monte Carlo
MIMO	<i>Multiple-Input Multiple-Output</i> - Múltiplas Entradas e Múltiplas Saídas
MISO	<i>Multiple-Input Single-Output</i> - Múltiplas Entradas e Saída Simples
ML	<i>Maximum Likelihood Estimator</i> - Estimador de Máxima Verossimilhança
MLSE	<i>Maximum Likelihood Sequence Estimator</i> - Estimador de Sequência de Máxima Verossimilhança
MMSE	<i>Minimum Mean Square Error</i> - Estimador baseado no Mínimo Erro
MRC	<i>Maximum Ratio Combine</i> - Combinação de Máxima Razão
MSE	<i>Mean Square Error</i> - Medida do erro quadrático médio
OFDM	<i>Orthogonal Frequency Division Multiplexing</i> - Multiplexação por Divisão de frequências Ortogonais
OFDMA	<i>Orthogonal Frequency Division Multiple Access</i> - Múltiplo Acesso por Divisão de frequências Ortogonais
PHY	<i>Physical (layer)</i> - Camada Física
PIC	<i>Parallel Interference Cancelation</i> - Cancelamento de Interferência Paralelo
PS	<i>Physical Slot</i> - Físico
PSK	<i>Phase Shift Keying</i> - Chaveamento por Deslocamento de Fase
QAM	<i>Quadrature Amplitude Modulation</i> - Modulação por Amplitude de Quadratura
QoS	<i>Quality of Service</i> - Qualidade de Serviço
QO-STBC	<i>Quasi-Orthogonal Space-Time Block Code</i> - Código Espaço-Temporal em Bloco Quase-Ortogonal
RCS	<i>Reduced Cluster Search</i> - Busca Reduzida em Clusters
RCS-ML	<i>Reduced Cluster Search - Maximum Likelihood</i> - Estimador de Máxima Verossimilhança Baseado em Busca Reduzida em Clusters
RF	<i>Radio Frequency</i> - Rádio frequência

RS	<i>Reed-Solomon</i>
SINR	<i>Signal to Interference plus Noise Ratio</i> - Razão Sinal - Interferência mais Ruído
SISO	<i>Single-Input Single-Output</i> - Entrada Simples e Saída Simples
SNR	<i>Signal Noise Ratio</i> - Relação Sinal Ruído
SS-ASF	<i>Strictly Structured Antenna Subarray Formation</i> - Formação de Sub-arranjos de Antenas Restritamente Estruturadas
STBC	<i>Space-Time Block Code</i> - Código Espaço-Temporal em Bloco
SVD	<i>Singular Value Decomposition</i> - Decomposição em Valores Singulares
TDD	<i>Time Division Duplex</i> - Multiplexação por Divisão de Tempo
UIUC	<i>Uplink Interval Usage Code</i> - Código de Uso de Intervalos no Link Reverso
WAN	<i>Wide Area Networks</i> - Redes de Longo Alcance
WIMAX	<i>Worldwide Interoperability for Microwave Access</i> - Interoperabilidade Mundial para Acesso de Microondas
WLAN	<i>Wireless Local Area Networks</i> - Redes sem Fio de Área Local
WMAN	<i>Wireless Metropolitan Area Networks</i> - Redes sem Fio de Área Metropolitana

Notações

A	Matriz
a	Vetor
$\{\cdot\}^T$	Operador matriz transposta
$\{\cdot\}^H$	Operador hermitiano transposto
$\{\cdot\}^*$	Conjugado complexo
$\{\cdot\}^{-1}$	Operador matriz inversa
$\ \cdot\ $	Operador norma
$\angle\cdot$	Operador fase
$\Im\{\cdot\}$	Operador parte imaginária
$Re\{\cdot\}$	Operador parte real
$\mathbb{E}\{\cdot\}$	Operador esperança estatística
$\min\{\cdot\}$	Valor mínimo assumido pelo argumento
$\det\{\cdot\}$	Determinante do argumento
$\log\{\cdot\}$	Logaritmo na base 10 do argumento
$\ln\{\cdot\}$	Logaritmo natural do argumento
$\sin\{\cdot\}$	Seno do argumento
$\cos\{\cdot\}$	Cosseno do argumento
$\tanh\{\cdot\}$	Tangente hiperbólico do argumento
\forall	Para todo
\in	Pertence ao conjunto
$\text{mod}2(\cdot)$	Operador módulo 2
$Pr\{\cdot\}$	Probabilidade do argumento

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

Lista de Símbolos

A	Distância mínima entre dois símbolos de uma constelação quadrada M-QAM
$\mathbf{A}_{M \times N}$	Matriz de M linhas e N colunas
a_{ij}	Elemento da matriz \mathbf{A} localizado na i-ésima linha e j-ésima coluna
b_i	i-ésimo nó de bit de um gráfico de Tanner
\mathcal{B}_i	Conjunto de todos os nós de bit i
BW	Largura de banda
c_0	Velocidade da luz
C	Capacidade ergódica do canal
\underline{C}	Capacidade <i>outage</i> do canal
CR	Fator de redução de complexidade
C_{RCS}	Complexidade do algoritmo RCS
C_{ML}	Complexidade do algoritmo ML
c_j	j-ésimo nó de checagem de um gráfico de Tanner
d_H	Distância de Hamming
$d_{r,m}$	Distância entre o símbolo recebido e a equação r_m
E_T	Energia total transmitida
f	Função custo usada para a decodificação ML do QOSTBC
f_{Dpl}	Máxima frequência Doppler
f_c	Frequência da portadora
f_{nulos}	Frequência de nulos
\mathbf{G}	Matriz geradora de uma matriz de paridade
γ	SNR média por antena
\mathbf{H}	Matriz de coeficientes de canal MIMO
h_{kj}	Coefficiente localizado na k-ésima linha e na j-ésima coluna da matriz \mathbf{H}
\hat{h}	Estimativa do coeficiente de canal h
\mathbf{I}	Matriz identidade
It	Número de iterações
K	Constante usada no decodificador LDPC
L	Tamanho em bits do bloco de dados de entrada do codificador LDPC
L_{ldpc}	Tamanho em bits do bloco de dados de saída do codificador LDPC
LLR_n^0	Razão de verossimilhança logarítmica entre a probabilidade do bit n ser 0 e ser 1
LLR_{ch}	Razão de verossimilhança logarítmica proveniente do demodulador

Λ	Matriz diagonal
λ	Comprimento de onda da portadora
λ_k	k-ésimo autovalor da matriz Λ
m	Ordem de modulação
M	Número de símbolos de uma constelação quadrada QAM
n	Ordem do código de repetição
n	Vetor de ruído
n_T	Número de antenas transmissoras
n_R	Número de antenas receptoras
N	Número de ramos RF no sistema ASF
N_0	Potência de ruído
ω	Peso inercial
p	Número de vetores candidatos
P	Matriz de transformação linear (ASF)
P	Potência total transmitida pelo sistema
ϕ_1	Peso do vetor velocidade da melhor solução local
ϕ_2	Peso do vetor velocidade da melhor solução global
q_{ij}	Mensagem do nó de bit i para o nó de checagem j
r_{ji}	Mensagem do nó de checagem j para o nó de bit i
R_{ldpc}	Taxa do código LDPC
R_{HH}	Matriz de autocorrelação da matriz H
ρ	Coeficiente de correlação de potência
SNR_{th}	Relação sinal/ruído limiar
s	Vetor de sinal transmitido
s_j	Vetor posição da j-ésima partícula
s_{ini}	Posição inicial das partículas
s_{best}	Melhor posição das partículas
s_g^{best}	Vetor com a melhor posição global das partículas
s_j^{best}	Vetor com a melhor posição local das partículas
$\hat{\mathbf{s}}_i$	Vetor candidato
s_i	Vetor candidato avaliado a cada iteração
S	Conjunto n_T -dimensional de todas as combinações possíveis dos pontos de uma constelação
σ	Desvio padrão
t	Vetor de dados codificados por LDPC
T	Tempo de símbolo
t_{nulos}	Intervalo de tempo entre ocorrência de nulos
U_{j1}	Matriz diagonal com elementos pertencentes a uma distribuição uniforme

\mathbf{U}_{j2}	Matriz diagonal com elementos pertencentes a uma distribuição uniforme
\mathbf{U}	Matriz unitária
u_k	k-ésima coluna da matriz \mathbf{U}
V	Número de linhas da matriz geradora \mathbf{G}
\mathbf{v}_j	Vetor velocidade da j-ésima partícula
v_{max}	Velocidade máxima dos móveis
w_c	Número de colunas de uma matriz de paridade
w_l	Número de linhas de uma matriz de paridade
ξ	Variável aleatória de média zero e variância $\frac{1}{2}$ por dimensão
x_r	Coordenada x do símbolo recebido
\check{x}_r	Coordenada x do símbolo recebido rotacionado
x_m	Coordenada x de um ponto pertencente a reta r_m
y_i	i-ésimo bit do vetor recebido \mathbf{y}
y_r	Coordenada y do símbolo recebido
\check{y}_r	Coordenada y do símbolo recebido rotacionado
y_m	Coordenada y de um ponto pertencente a reta r_m
\mathbf{y}	Vetor do sinal recebido
y_{kt}	Coefficiente localizado na k-ésima linha e na t-ésima coluna do vetor \mathbf{y}
\mathbf{z}	Vetor do sinal recebido
z_k	Sinal recebido pela k-ésima antena receptora

Sumário

1	Introdução	22
1.1	Motivação	23
1.2	Proposta	24
1.3	Descrição do Conteúdo	24
1.4	Publicações	26
2	Códigos Corretores de Erros	27
2.1	Códigos Corretores de Erros Diretos	27
2.1.1	Código de Repetição	27
2.1.2	LDPCs	28
3	O canal MIMO	32
3.1	Estrutura Espacial de Canais MIMO	32
3.1.1	Modelo de Sinais	32
3.1.2	Estatísticas de Segunda Ordem	33
3.2	Modelo para Estimativas Imperfeitas de Canal	34
4	Sistemas com Múltiplas Antenas	38
4.1	O Problema da Complexidade de Decodificação ML	38
4.2	Diversidade	39
4.2.1	Métodos de combinação	40
4.2.2	STBC	41
4.2.3	QO-STBC	41
4.3	Análise de Capacidade	43
4.3.1	Capacidade Ergódica	43
4.3.2	Capacidade Outage	43
4.4	Multiplexação Espacial	44

4.4.1 Multiplexação Espacial e Diversidade em sistemas MIMO	46
4.5 Decodificação/Detecção Sub-ótima para Sistemas MIMO (In) Determinados	47
4.6 Formação de Arranjos de Sub-Antenas (ASF)	49
4.6.1 Estruturas ASF.....	50
4.7 Técnicas Heurísticas.....	51
4.7.1 Busca Local.....	51
4.7.2 Otimização por Nuvem de Partículas	53
5 Decodificação ML Eficiente Baseada em Clusters	56
5.1 Existência de Padrões na Decodificação ML	56
5.2 Extensão para sistemas MIMO.....	58
5.3 Decodificação ML baseada na Busca Reduzida por Clusters (RCS-ML)	59
5.4 Exemplo Ilustrativo de Decodificação MIMO 16-QAM empregando Algoritmo RCSML.....	60
5.5 Implicações de se utilizar codificação com RCS-ML.....	62
6 Resultados Numéricos	63
6.1 Detectores MIMO Sub-ótimos: Busca Local versus Heurísticos.....	63
6.1.1 Desempenho de sistemas MIMO não-codificados	63
6.1.2 Desempenho em Sistemas MIMO Codificados	65
6.1.3 Análise de Complexidade	65
6.2 RCS-ML: Desempenho e Complexidade	68
6.2.1 Degradação do Desempenho com Estimatição Imperfeita de Canal	71
6.2.2 Desempenho do RCS-ML com Formação de Sub-Arranjos de Antenas.....	74
6.2.3 Desempenho do RCS-ML considerando Perda da Condição de Quase-Ortogonalidade.....	77

6.3 Análise de Complexidade do Algoritmo RCS-ML	77
7 Conclusões	79
7.1 Conclusões	79
7.2 Trabalhos Futuros.....	79
Anexo A - Padrão 802.16 e Camada Física WiMAX	80
A.1 Aspectos Gerais do Padrão IEEE 802.16 e WiMAX	80
A.1.1 Modulação Adaptativa e Codificação	80
A.1.2 Interface Física: OFDM e OFDMA.....	81
A.1.3 Controle de Potência	83
A.1.4 Múltiplo Acesso no Padrão IEEE 802.16.....	83
A.2 Padrão 802.16	84
A.2.1 Convergence Sublayer (CS).....	84
A.2.2 Medium Access Control Common Part Sublayer (MAC CPS).....	85
A.2.3 Security Sublayer.....	85
A.3 Características da Camada Física do Padrão WiMAX	85
A.3.1 Codificação de Canal	85
Referências.....	88

1 Introdução

Dada a crescente demanda por serviços de dados, voz e vídeo por parte de usuários de dispositivos fixos e móveis, sistemas de comunicação eficientes e com altas taxas de transmissão são cada vez mais necessárias nos modelos de negócios atuais. Uma das tecnologias promissoras que está recebendo atenção especial é o WiMAX (*Worldwide Interoperability for Microwave Access*) baseado no padrão IEEE 802.16 (IEEE802.16-2004, 2004). A aplicação do WiMAX está a princípio focalizada na estruturação de WMANs (*Wireless Metropolitan Area Network*) e WANs (*Wide Area Network*) conforme (NUAYMI, 2007). Porém, as bandas de frequência disponíveis estão diminuindo, exigindo dos novos padrões tecnologias de comunicação com alta eficiência espectral. Uma das maneiras de se conseguir melhoria em eficiência é o uso de múltiplas antenas na transmissão e recepção. Geralmente, as técnicas para sistemas MIMO (*Multiple-Input Multiple-Output*) compreendem diversidade e multiplexação espaciais, formatação de feixe ou ainda cancelamento de interferência (BIGLIERI et al., 2007). Porém, a grande desvantagem de se usar várias antenas está na decodificação dos sinais transmitidos pois sua complexidade aumenta exponencialmente com o número de antenas de transmissão e recepção.

Nos últimos anos tem aumentado consideravelmente a capacidade de processamento de DSPs (*Digital Signal Processors*), FPGAs (*Field Programmable Gate Arrays*) e ASICs (*Application Specific Integrated Circuits*) possibilitando o uso de tecnologias mais complexas com menor gasto de potência e menor espaço. Este fato possibilitou a inclusão de mais antenas nos terminais móveis e em estações rádio-base criando uma grande demanda por algoritmos que exploram a característica multi-canal desses sistemas, o aumento da diversidade em um sistema (ALAMOUTI, 1998) e a possibilidade de se transmitir mais dados por canal (FOSCHINI, 1996). Foschini propôs uma arquitetura de multiplexação espacial onde é possível transmitir vários fluxos de dados por meio de múltiplas antenas. No campo da Teoria da Informação houve um interesse crescente pelo estudo da capacidade desses sistemas. Unindo resultados derivados da Teoria da Informação com a aplicação de transformação linear ao sistema de antenas receptoras, (KARAMALIS; SKENTOS; KANATAS, 2006) desenvolveram a técnica de formação de arranjos de sub-antenas aproveitando os sinais advindos de várias antenas para maximizar a capacidade do sistema. Na área de codificação os códigos corretores de erros baseados em matrizes de checagem de paridade, ou códigos LDPCs (*Low Density Parity Check*) (GALLAGER, 1962), que antes eram demasiadamente complexos, voltaram a ser estudados novamente (MACKAY, 1999) e aplicados em sistemas comerciais como o

WiMAX.

Adicionalmente, para a avaliação e proposta de novas e mais eficientes técnicas será necessário o estudo das diversas técnicas citadas anteriormente em cenários indeterminados, com desvanecimento correlacionado, com modelos de canal mais realistas e em ambientes multiusuário fornecendo perspectivas importantes para o rápido desenvolvimento do campo de comunicações sem fio.

1.1 Motivação

Para analisar os métodos de detecção ótima será necessário também abordar métodos exatos como o detector de máxima verossimilhança (BOLCSKEI et al., 2006). Como será visto na Seção 4.1, o grande problema deste detector é o aumento exponencial de sua complexidade em função do número de antenas transmissoras. A fim de se analisar uma estrutura de comunicação sem fio de baixa complexidade que se aproxime da capacidade do canal MIMO com taxa de erro de bit compatível com as exigências de qualidade de serviço para a comunicação de dados, algumas das técnicas apresentadas na introdução foram escolhidas para serem avaliadas em conjunto.

A começar pelo LDPC (GALLAGER, 1962), que apesar de não ser recente, seu uso é promissor pois sua implementação tem se tornado viável por meio do rápido desenvolvimento da tecnologia de circuitos integrados com densidades cada vez maiores. Em conjunto com o BMCM (*Bit Mapped Coded Modulation*), o processo de codificação de canal LDPC pode apresentar menor complexidade de implementação associado ao menor tempo de latência de decodificação ao se usar vários codificadores LDPC curtos em paralelo (PAU; TAYLOR; MARTIN, 2008). Seu princípio de funcionamento está baseado em matrizes de paridade.

O uso de STCs (*Space Time Codes*) também tem sido amplamente aceito como uma forma eficiente de se explorar a diversidade de um canal MIMO (BOLCSKEI et al., 2006). Especificamente em (JAFARKHANI, 2001), foi proposto uma codificação espaço-temporal quase ortogonal (QO-STBC), adequado para sistemas com 4 antenas receptoras apresentando taxa igual a 1 e, apesar de não ser completamente ortogonal, reduz bastante a complexidade da decodificação conforme será visto na Seção 4.2.3.

Outra técnica bastante promissora e nova, focada na maximização da capacidade, é o pré-processamento de sinais baseado na formação de sub-arrays (ASF - *Antenna Subarray Formation*), proposto em (KARAMALIS; SKENTOS; KANATAS, 2006). Basicamente, utiliza uma matriz de transformação linear aplicada ao vetor de sinais recebidos formando sub-arranjos de antenas. Cada peso é determinado por um algoritmo heurístico que maximiza a função custo (capacidade de Shannon). Esta técnica reduz substancialmente o *hardware* necessário para processar o sinal de rádio-frequência de cada antena receptora.

Por fim, métodos de busca em árvore de baixa complexidade como os de busca local, ou

métodos de otimização heurísticos, como aqueles baseados na otimização por nuvem de partículas são aplicados em conjunção a técnicas de multiplexação espacial (FOSCHINI, 1996) e (WOLNIANSKY et al., 1998), tendo em vista a detecção/decodificação com desempenhos quase-ótimos em sistemas MIMO ou MISO (*Multiple-Input Single-Output*) de simples ou múltiplo acesso.

Em resumo, QO-STBC permite reduzir o número de variáveis a ser decodificado conjuntamente, o LDPC possibilita melhoria substancial na correção de erros, o uso do pré-processamento ASF permite incrementar a capacidade do sistema MIMO, associado à redução de hardware necessário; finalmente, com o emprego de simples desacopladores lineares, como o MMSE no receptor MIMO, é possível reduzir a taxa de erro de bit por meio da redução da interferência *inter-stream*. Portanto, o recente uso dos LDPCs em sistemas MIMO, a manutenção da taxa do aumento da densidade de integração dos ICs e o aparecimento de técnicas específicas para sistemas MIMO, tais como STBCs, ASF e V-BLAST (*Vertical Bell Laboratories Layered Space-Time*), motivaram o autor a buscar soluções menos complexas para a decodificação quase-ótima em sistemas MIMO utilizando as técnicas e princípios mencionados acima, dada a crescente demanda por serviços de altas taxas de transmissão associadas à mobilidade e à necessidade de uso eficiente do espectro, combinados ao baixo consumo de potência e longevidade das baterias nos terminais móveis.

1.2 Proposta

Partindo-se do critério de compromisso desempenho \times complexidade em detectores MIMO ótimos ou quase-ótimos, propôs-se neste trabalho um método de decodificação/detecção MIMO cujos desempenhos são praticamente iguais (quase-ótimos) aos atingidos pelo detector ML, porém, que utiliza um universo de busca reduzido àquele associado ao algoritmo ML. Assim, dado um sistema MIMO com modulação M -QAM (*Quadrature Amplitude Modulation*), com codificação STBC (ou na ausência de) e considerando canais realistas, o método proposto é analisado e caracterizado combinado às seguintes técnicas e princípios: ASF, LDPC e STBC, conforme esboçado na Figura 1.1. O objetivo é a obtenção de estruturas de decodificação ML eficientes na busca de soluções com melhores compromissos desempenho \times complexidade e facilidade de implementação. A descrição detalhada e a análise do método proposto são realizadas no Capítulo 5.

1.3 Descrição do Conteúdo

Esta dissertação de mestrado contém, além do presente capítulo, de caráter introdutório, mais 6 capítulos, assim divididos:

- **Capítulo 2** - Apresenta-se os códigos corretores de erros diretos tendo em vista a construção de uma base teórica necessária ao entendimento dos códigos corretores de erro utilizados neste trabalho.

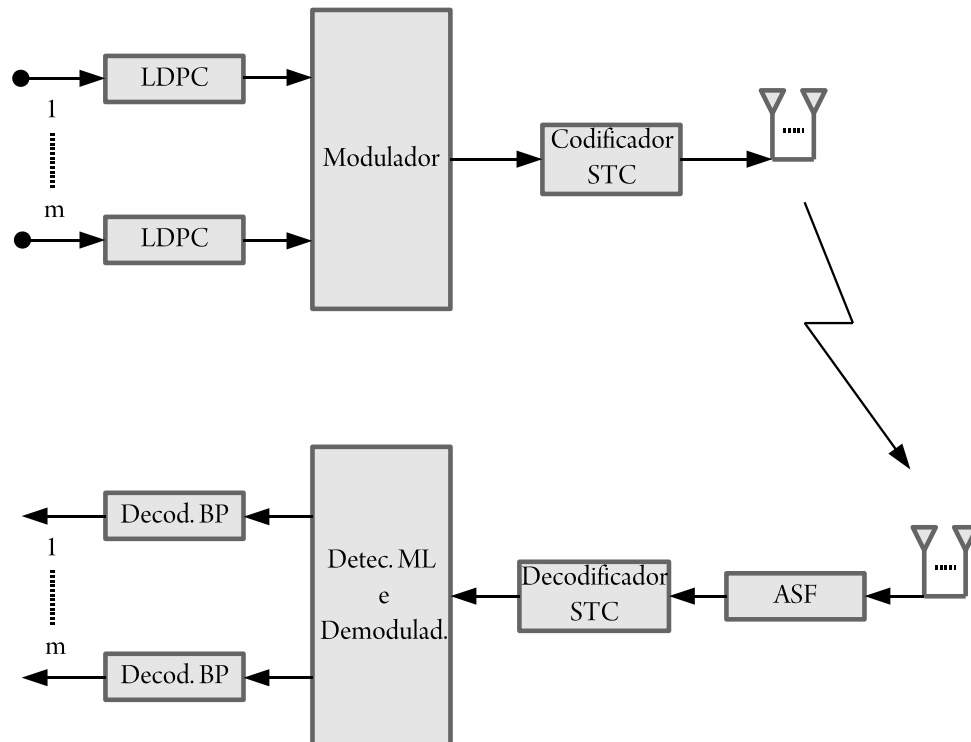


Figura 1.1: Modelo geral para o sistema MIMO proposto, combinando-se vários princípios: modulação de elevada ordem, algoritmo ML baseado na busca em *clusters*, ASF, LDPC e STBC.

- **Capítulo 3** - Neste capítulo são descritos o modelo MIMO, bem como propriedades fundamentais para a correta exploração da diversidade e capacidade do canal. Também descreve-se o modelo adotado para as estimativas imperfeitas de canal, a fim de simular/reproduzir condições de canal mais realistas.
- **Capítulo 4** - Importantes técnicas de diversidade, multiplexação espacial e formação de arranjos de sub-antenas (ASF), recentemente proposta, são abordadas neste capítulo, tendo como motivação a utilização de tais conceitos e técnicas na detecção MIMO proposta, bem como na exploração eficiente do canal MIMO.
- **Capítulo 5** - Neste capítulo o método de decodificação ML de reduzida complexidade proposto é discutido e justificado. Além de sugestões para melhorias futuras, o capítulo analisa sistematicamente o efeito de padrões na função custo.
- **Capítulo 6** - Os resultados de simulação Monte-Carlo dos sistemas de detecção MIMO propostos são discutidos neste capítulo. A figura de mérito utilizada será a taxa de erro de bit (BER - *Bit Error Rate*).
- **Capítulo 7** - Finalmente, as conclusões e sugestões para melhorias futuras são apresentadas neste capítulo.

1.4 Publicações

Os resultados dos estudos realizados até o momento são apresentados a seguir na forma de publicações, submissões ou artigos em processo de submissão para congressos e/ou revistas específicas da área.

1. L. D. Oliveira, I. Suzuki, T. Abrão, P. J. E. Jeszensky. *Filtragem Adaptativa IIR Através do Algoritmo de Otimização Swarm de Aprendizado Compreensivo*. In: Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, 2007, Recife. XXV Simpósio Brasileiro de Telecomunicações (SBrT'07), 2007.
2. I. Suzuki, F. Ciriaco, T. Abrão, L. D. Oliveira. *Reduced Tree-Search, Heuristic and Linear Decoupler Low-Complexity Receivers for MIMO Systems*. Fourth IEEE Conference on Wireless Communication and Sensor Networks, WCSN-2008, 25-27 Dec., India.
3. I. Suzuki, T. Abrão, F. Ciriaco, B. A. Angélico, P. J. Jeszensky, F. Casadevall. *Reduced Cluster Search ML Decoding for QO-STBC Systems*. Paper aceito para publicação em 31 de Março – *The First International Conference on Advances in Satellite and Space Communications*, July 20-25, 2009 - Colmar, France.
4. I. Suzuki, T. Abrão, F. Ciriaco, B. A. Angélico, Paul J. E. Jeszensky. *Reduced Cluster Search ML Decoding for QO-STBC M-QAM MIMO Systems*. *Full paper* submetido. Trata-se da tentativa de fundamentação do método proposto.

2 Códigos Corretores de Erros

Desde o desenvolvimento da Teoria da Informação (SHANNON, 1948), muitos códigos foram propostos para alcançar o limite da capacidade de um canal de comunicação sem fio. Os últimos anos têm sido marcados pela crescente demanda por serviços de áudio e vídeo com confiabilidade e em tempo real. Gallager introduziu os códigos de checagem de paridade de baixa densidade (LDPC) (GALLAGER, 1962) mostrando a possibilidade de alcançar os limites de capacidade de um canal por meio de codificação da mensagem a ser transmitida usando códigos longos, permitindo um balanço entre complexidade e desempenho. Naquela época não havia possibilidade de implementação dos decodificadores LDPC, e, permaneceram esquecidos até 1997, quando Mackay os redescobriu, trazendo-os de volta ao cenário científico (MACKAY; NEAL, 1997). Com o avanço da tecnologia de processadores digitais, circuitos integrados de aplicação específica (ASIC - *Application Specific Integrated Circuits*) e arranjo de portas lógicas programáveis em campo (FPGA - *Field Programmable Gate Array*) a implementação dos codificadores e decodificadores LDPC se tornou viável.

2.1 Códigos Corretores de Erros Diretos

Os LDPCs pertencem a uma classe de códigos corretores de erros denominada de códigos corretores de erros diretos (FEC - *Forward Error Correction*), ou seja, não necessitam de um canal reverso para que seja feita a detecção e correção de erros, diferentemente dos sistemas com requisição de repetição automática (ARQ - *Automatic Repeat Request*).

2.1.1 Código de Repetição

Um dos códigos mais simples de correção de erro é o código de repetição. Basicamente o codificador transmite n vezes cada bit recebido, onde n é a ordem do código, ou seja, se uma palavra de 4 bits “0100” é enviada para um codificador de ordem 3, então a saída do codificador será “000111000000”. No receptor o decodificador irá decidir qual bit foi transmitido baseado no maior número de ocorrências daquele bit. Se durante a transmissão do terceiro bit da palavra ocorrer um erro, por exemplo, “000111010000” o decodificador verificará que para o terceiro bit transmitido existem 2 “0” e 1 “1”, decidindo pelo bit “0” por conter mais ocorrências. Claramente

a grande desvantagem deste código é o aumento da quantidade de dados a ser transmitida em n vezes.

2.1.2 LDPCs

Os LDPCs são códigos em bloco lineares compostos de matrizes de checagem de paridade de baixa densidade, ou seja, existem muito mais elementos “0” do que elementos “1”. Dada uma matriz de checagem de paridade $\mathbf{A}_{M \times N}$, seja w_c o número de “1”s em cada coluna e w_l o número de “1”s em cada linha, o código LDPC será *regular* se w_c e w_l forem constantes e iguais a $w_l = w_c \cdot (M/N)$, e *irregular* caso contrário. A matriz de checagem de paridade \mathbf{A} não possui baixa densidade mas ilustra um LDPC regular (8,4) com $w_l = 4$ e $w_c = 2$. A densidade é dada por Mackay em (MACKAY, 1999) e consiste na razão entre o número de “1”s e o número total de elementos ($M \times N$).

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

A matriz de checagem de paridade também pode ser representada por meio de um gráfico de Tanner. Os gráficos de Tanner possuem dois tipos de nós: nós de checagem (c_j) e nós de bit (b_i), onde i é o i -ésimo nó de bit e j é o j -ésimo nó de checagem. A Figura 2.1 ilustra o gráfico de Tanner da matriz \mathbf{A} dada por (2.1). Cada “1” na matriz \mathbf{A} representa uma ligação no gráfico de Tanner. As colunas de \mathbf{A} representam os nós de checagem e as linhas, os nós de bit. Assim, o elemento (2,3) da matriz de checagem de paridade liga o nó de bit b_3 ao bit de checagem c_2 .

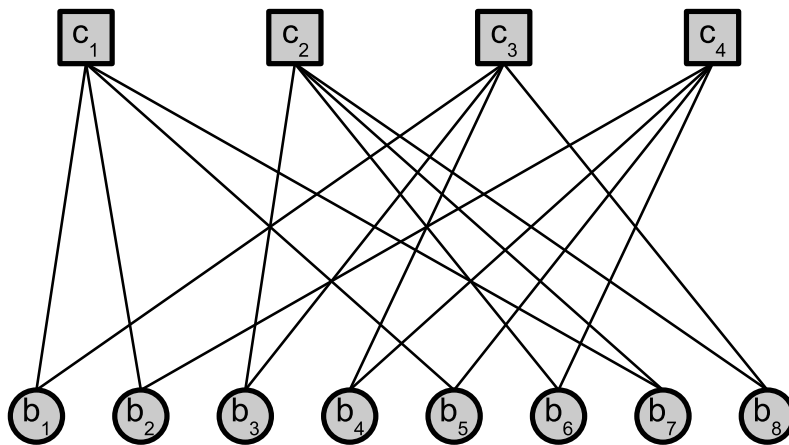


Figura 2.1: Gráfico de Tanner representando a matriz de checagem de paridade \mathbf{A} .

2.1.2.1 Codificação LDPC

O processo de codificação é feito por meio da matriz geradora \mathbf{G} . Usando eliminação de Gauss é possível reescrever a matriz de checagem de paridade na forma $\mathbf{A} = [\mathbf{P}^T | \mathbf{I}_K]$. Dessa forma a matriz geradora pode ser escrita como $\mathbf{G}_{V \times N} = [\mathbf{I}_V | \mathbf{P}]$, onde $\mathbf{I}_{V \times V}$ é a matriz identidade de dimensão $V = M - N$. Dado que $\mathbf{s}_{1 \times V}$ é o vetor de entrada a ser codificado, o vetor de dados codificado é dado por:

$$\mathbf{t} = \text{mod2}(\mathbf{s}\mathbf{G}) \quad (2.2)$$

sendo $\text{mod2}(\cdot)$ o operador módulo 2 de um número. Como a matriz $\mathbf{P}_{V \times (N-V)}$ é uma matriz geralmente não-esparsa, ou seja, densa, implica em alta complexidade de codificação para códigos longos.

2.1.2.2 Decodificação LDPC

Um dos algoritmos mais usados para a decodificação dos códigos LDPC é de propagação de credibilidade (BP – *Belief Propagation*), também conhecido como *message passing* (MACKAY, 1999). Os passos a seguir são válidos para todo i e j que satisfizer a condição $a_{ij} = 1$, onde a_{ij} é o elemento da matrix \mathbf{A} que se encontra na i -ésima linha e na j -ésima coluna. As relações entre as variáveis envolvidas no processo de decodificação LDPC baseada na estrutura BP é mostrada na Figura 2.2.

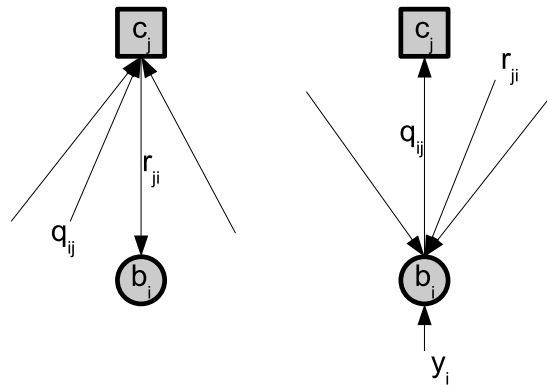


Figura 2.2: Estrutura do algoritmo BP.

O primeiro passo para a decodificação de um bloco de dados codificado recebido é inicializar o algoritmo com as estimativas (probabilidades) de cada bit do bloco codificado recebido. Cada nó de bit envia para os nós de checagem as probabilidades do bit recebido ser “0” e “1”. A probabilidade do bit ser “1” é dada por:

$$p_i = Pr(b_i = 1 | y_i) \quad (2.3)$$

Assim, chamamos de mensagem as probabilidades trocadas entre os nós. As mensagens dos nós

de bit i para os nós de checagem j são dadas por:

$$q_{ij}(1) = p_i \quad (2.4)$$

$$q_{ij}(0) = 1 - p_i \quad (2.5)$$

O segundo passo compreende o cálculo das mensagens (probabilidades) que serão retornadas aos nós de bit. Cada nó de checagem, com base nas outras mensagens recebidas de outros nós de bit, responde a cada nó de bit com a probabilidade de este ser “0” e “1”. As mensagens dos nós de checagem j para os nós de bit i são dadas por:

$$r_{ji}(0) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \prod_{i' \in \mathcal{B}_i; i' \neq i} (1 - 2q_{i'j}(1)) \quad (2.6)$$

$$r_{ji}(1) = 1 - r_{ji}(0) \quad (2.7)$$

O terceiro passo compreende o cálculo das mensagens (probabilidades) que serão retornadas aos nós de checagem. Cada nó de bit, com base nas outras mensagens recebidas de outros nós de checagem, responde a cada nó de checagem com a probabilidade de este ser “0” e “1”. As mensagens dos nós de bit i para os nós de checagem j são dadas por:

$$q_{ij}(0) = K_{ij}(1 - p_i) \prod_{j' \in \mathcal{C}_i; j' \neq j} r_{j'i}(0) \quad (2.8)$$

$$q_{ij}(1) = K_{ij}p_i \prod_{j' \in \mathcal{C}_i; j' \neq j} r_{j'i}(1) \quad (2.9)$$

O conjunto \mathcal{C}_i compreende todos os nós de checagem. As constantes K_{ij} são usadas para que $q_{ij}(0) + q_{ij}(1) = 1$. Depois, cada nó de bit atualiza sua estimativa por meio das equações abaixo:

$$Q_i(0) = K_i(1 - p_i) \prod_{j \in \mathcal{C}_i} r_{ji}(0) \quad (2.10)$$

$$Q_i(1) = K_i p_i \prod_{j \in \mathcal{C}_i} r_{ji}(1) \quad (2.11)$$

Note que nesta etapa a informação de todos os nós de checagem é usada. Para estimar o valor de cada bit usa-se as condições abaixo:

$$\hat{b}_i = \begin{cases} 1 & \text{se } Q_i(1) > Q_i(0), \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.12)$$

O vetor de dados recebido é então checado com a matriz de paridade, e, se for satisfeita então o algoritmo termina, caso contrário mais iterações serão realizadas no passo 2.

Como os decodificadores BP necessitam de estimativas suaves dos símbolos recebidos, as razões

de verossimilhança logarítmicas de bit de cada símbolo \hat{x} são calculadas da seguinte forma:

$$\text{LLR}_n^0 = \ln \frac{\text{Pr}(b_n = 0|y_i)}{\text{Pr}(b_n = 1|y_i)} \quad (2.13)$$

onde $n \in \{1, \dots, m\}$ é a n -ésima posição do bit no símbolo, m é a ordem de modulação. Estas estimativas são usadas pelos decodificadores BP para calcular as razões de verossimilhança logarítmicas (LLRs) que serão transmitidas dos nós de bit para os nós de checagem. LLRs são usados ao invés de probabilidades por causa da sua maior estabilidade numérica (LECHNER, 2007). Assumindo que todos os símbolos tenham probabilidade igual de serem transmitidos a métrica pode ser dada por:

$$\text{LLR}_n^0 = \ln \left(\frac{\sum_{s \in S_0^n} e^{-\frac{\|y_i - s\|^2}{\sigma^2}}}{\sum_{s \in S_1^n} e^{-\frac{\|y_i - s\|^2}{\sigma^2}}} \right) \quad (2.14)$$

onde S_0^n é o conjunto de todos os símbolos da constelação com um “zero” na n -ésima posição e S_1^n é o conjunto de todos os símbolos da constelação com um “um” na n -ésima posição.

Viterbi derivou o cálculo aproximado do logaritmo da razão de probabilidades (VITERBI, 1998):

$$\text{LLR}_n^0 = -\frac{1}{\sigma^2} \left(\min_{s \in S_0^n} \|\hat{x}(i) - s\|^2 - \min_{s \in S_1^n} \|\hat{x}(i) - s\|^2 \right) \quad (2.15)$$

Logo, o decodificador BP (MACKAY, 1999) da Figura 2.1, e detalhado na Figura 2.2, consiste de um algoritmo que transmite mensagens (LLR values) entre nós de bit e nós de checagem. Mensagens de nós de bit para nós de checagem são escritos por $L_{bc,j}$ e mensagens de nós de checagem para nós de bit $L_{cb,j}$, onde j se refere a j -ésima ponta, e são formulados da seguinte maneira (LECHNER, 2007):

$$L(r_{ji}) = 2 \tanh^{-1} \left(\prod_{i' \in \mathcal{B}_i; i' \neq i} \tanh \frac{L(q_{i'j})}{2} \right) \quad (2.16)$$

$$L(q_{ij}) = L_{ch} + \sum_{j' \in \mathcal{C}_i; j' \neq j} L(r_{j'i}) \quad (2.17)$$

$$L(Q_i) = L_{ch} + \sum_{i \in \mathcal{B}_i} L(r_{ji}) \quad (2.18)$$

onde L_{ch} é a métrica de bit LLR que vem do demodulador. Se a matriz de checagem de paridade for satisfeita ou o algoritmo exceder o número máximo de iterações, o algoritmo executa uma decisão bruta do bit, onde, um valor positivo de LLR é considerado um bit “um” e um valor negativo, bit “zero”.

3 O canal MIMO

Neste capítulo é derivado o modelo do sistema MIMO, evidenciadas as propriedades fundamentais para a correta exploração da diversidade e capacidade do canal, bem como é explorado um modelo capaz de descrever as estimativas imperfeitas para os coeficientes a fim de descrever e simular condições mais realistas de canal.

3.1 Estrutura Espacial de Canais MIMO

3.1.1 Modelo de Sinais

Assumindo um canal de desvanecimento plano, o sinal recebido por n_R antenas e transmitido por n_T antenas pode ser definido como:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{H}(t)\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (3.1)$$

onde \mathbf{H} é a matriz $n_R \times n_T$ de coeficientes de canal com desvanecimento plano, \mathbf{s} é vetor $n_T \times 1$ de símbolos transmitidos, \mathbf{y} é o vetor $n_R \times 1$ de símbolos recebidos, \mathbf{n} é o vetor $n_R \times 1$ de ruído branco aditivo gaussiano (*AWGN - Additive White Gaussian Noise*) no receptor e t indica indexação temporal. A matriz de canal é expressa por:

$$\mathbf{H}(t) = \begin{bmatrix} h_{1,1}(t) & h_{1,2}(t) & \cdots & h_{1,n_T}(t) \\ h_{2,1}(t) & h_{2,2}(t) & \cdots & h_{2,n_T}(t) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{n_R,1}(t) & h_{n_R,2}(t) & \cdots & h_{n_R,n_T}(t) \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

sendo $h_{kj}(t)$ o kj -ésimo coeficiente de canal associado à realização de \mathbf{H} no instante t .

Para o caso de sistemas com algum tipo de STBC, com duração de bloco pT , com $T =$ período de símbolo e p um inteiro positivo, $p \geq 2$, e admitindo que o canal seja caracterizado por desvanecimento plano, com coeficientes assumidos constantes ao longo de cada bloco¹, i.e., $h_{kj}(1) = h_{kj}(2) = \dots = h_{kj}(p)$, $\forall kj$, o sinal recebido por n_R antenas e transmitido por n_T antenas

¹Confira seções 4.2.2 e 4.2.3.

em (3.1) pode ser reescrito para cada bloco temporal de duração pT , simplesmente como:

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n}, \quad (3.3)$$

sendo, neste caso, y_{kt} o elemento correspondente à k -ésima linha, t -ésima coluna de \mathbf{y} , dimensão $n_R \times p$; s_{kt} o elemento correspondente à k -ésima linha, t -ésima coluna de \mathbf{s} , dimensão $n_T \times p$; n_{kt} é a k -ésima linha, t -ésima coluna de \mathbf{n} , dimensão $n_R \times p$. Verifique-se que uma vez admitido $\mathbf{H}(t)$ constante $\forall t$ ao longo de pT segundos, o índice t em (3.3) foi omitido.

3.1.2 Estatísticas de Segunda Ordem

Para descrever a estrutura espacial do canal sua matriz de autocorrelação \mathbf{R}_{HH} é definida como:

$$\mathbf{R}_{HH} = \mathbb{E}_H \{ \mathbf{H}\mathbf{H}^H \} \quad (3.4)$$

A matriz de correlação do canal reflete as propriedades espaciais do canal. Se, por exemplo, vários componentes de multipercurso chegarem de todos os ângulos possíveis no arranjo de antenas a matriz de correlação se tornará a matriz identidade. Este tipo de canal é chamado de canal espacialmente branco e todas as correlações cruzadas são zero (WEICHSELBERGER, 2003).

Uma ferramenta útil para quantificar as propriedades da matriz de correlação espacial é a decomposição em valores singulares (WEICHSELBERGER, 2003). Uma matriz Hermitiana pode ser decomposta num produto de três matrizes:

$$\mathbf{R}_{HH} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^H \quad (3.5)$$

onde $\mathbf{\Lambda}$ é uma matriz diagonal real e \mathbf{U} é unitária, ou seja, $\mathbf{U}^H\mathbf{U} = \mathbf{I}$. As colunas da matriz \mathbf{U} são:

$$\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1 \quad \mathbf{u}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{u}_{n_R}] \quad (3.6)$$

e são chamadas de autovetores da matriz de correlação \mathbf{R}_{HH} . Os elementos da diagonal principal da matriz

$$\mathbf{\Lambda} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_{n_R} \end{bmatrix}$$

são chamados de autovalores de \mathbf{R}_{HH} . Assim, para cada autovalor há um autovetor associado a ele. Ordenando os autovalores e os autovetores correspondentes em ordem decrescente pode-se escrever a equação (3.5) assim:

$$\mathbf{R}_{HH} = \sum_{k=1}^{n_R} \lambda_k \cdot \mathbf{u}_k \mathbf{u}_k^H \quad (3.7)$$

Multiplicando ambos os lados por u_k pela direita e depois por u_k^H a esquerda podemos escrever:

$$\lambda_k = \mathbf{u}_k^H \mathbf{R}_{HH} \mathbf{u}_k \quad (3.8)$$

e substituindo a equação (3.4) em (3.8) temos:

$$\lambda_k = \mathbb{E}_H \{ \mathbf{u}_k^H \mathbf{H} \mathbf{H}^H \mathbf{u}_k \} = \mathbb{E}_H \left\{ \left\| \mathbf{u}_k^H \mathbf{H} \right\|^2 \right\} \quad (3.9)$$

A interpretação física da equação (3.9) é que o autovalor λ_k é a energia média do sinal recebido quando se aplica o autovetor \mathbf{u}_k como um filtro espacial (WEICHSELBERGER, 2003). Adicionalmente, o autovetor correspondente ao maior autovalor forma um filtro espacial que maximiza a energia média do sinal recebido.

O *rank* da matriz de correlação \mathbf{R}_{HH} é definido como o número de autovalores diferentes de zero e também define a dimensionalidade do espaço do sinal, ou seja, quantos processos de desvanecimento descorrelacionados contribuem com o canal. Assim, o canal pode ser decomposto em K multipercursos virtuais, onde K é o número de autovalores diferentes de zero. Os pesos e a potência média são dados pelos autovalores e autovetores, respectivamente. O fato dos autovetores serem ortogonais entre si mostra a diversidade espacial disponível no canal. Se o canal possuir apenas um percurso e for totalmente diretivo a matriz de correlação apresentará apenas um autovalor, porém, quanto mais percursos com diferentes ângulos de chegada e espalhamentos angulares, mais autovalores de mesma potência a matriz de correlação apresentará e os coeficientes de canal tenderão a ter uma distribuição gaussiana favorecendo a exploração de diversidade espacial.

3.2 Modelo para Estimativas Imperfeitas de Canal

Apesar de muitos estudos adotarem a hipótese de estimação perfeita para os coeficientes de canal, esta suposição, embora válida na obtenção de resultados gerais ou iniciais, não é realista. Nesta seção os efeitos da estimação imperfeita de canal no desempenho dos sistemas propostos serão analisados. A estimativa imperfeita dos coeficientes de canal será modelada adotando-se as seguintes equações (PAU; TAYLOR; MARTIN, 2008):

$$\begin{aligned} \hat{h}_{kj} &= \rho h_{kj} + \xi \sqrt{1 - \rho^2}, & 0 \leq \rho \leq 1, \\ \forall k \in \{1, 2, \dots, n_R\}, \forall j \in \{1, 2, \dots, n_T\} \end{aligned} \quad (3.10)$$

onde \hat{h}_{kj} é a estimativa de h_{kj} , ρ é o coeficiente de correlação de potência (GRANT; CAVERS, 2001) entre h_{kj}^2 e \hat{h}_{kj}^2 , e ξ é uma variável aleatória independente de média zero e variância $\frac{1}{2}$ por dimensão. Neste trabalho adotou-se distribuição Gaussiana na descrição das amostras ξ .

Neste modelo, a estimativa de canal (\hat{h}_{kj}) tem a mesma variância que os coeficientes do canal

real (h_{kj}), e a estimativa perceptual da energia de ruído em relação à energia dos coeficientes de canal é dada por:

$$\varepsilon = \frac{1 - \rho^2}{\rho^2} \times 100 \text{ [%]}.$$

Observe que para $\rho = 1$, tem-se estimativa perfeita de canal no receptor: $\hat{h}_{kj} = h_{kj}$. A Figura 3.1 ilustra o comportamento da estimativa perceptual da energia de ruído ε em função do coeficiente de correlação de potência ρ . A Figura 3.2 exemplifica o desvio para o módulo dos coeficientes de canal estimados em relação aos valores verdadeiros, considerando $\rho = [1, 00; 0, 98; 0, 95; 0, 92]$. À medida que $\rho \rightarrow 0$, maior será o erro entre h_{kj} e \hat{h}_{kj} , tanto em termos do módulo quanto da fase. A Figura 3.3 mostra a função densidade de probabilidade do módulo dos coeficientes de canal e a Figura 3.4 o da fase dos coeficientes, obtida via simulação computacional, empregando-se duas variáveis aleatórias Gaussianas de média zero e variância 1. Foram geradas 500000 amostras. Como pode ser observado, o modelo usado para gerar os coeficientes de canal com desvanecimento Rayleigh corresponde à distribuição desejada.

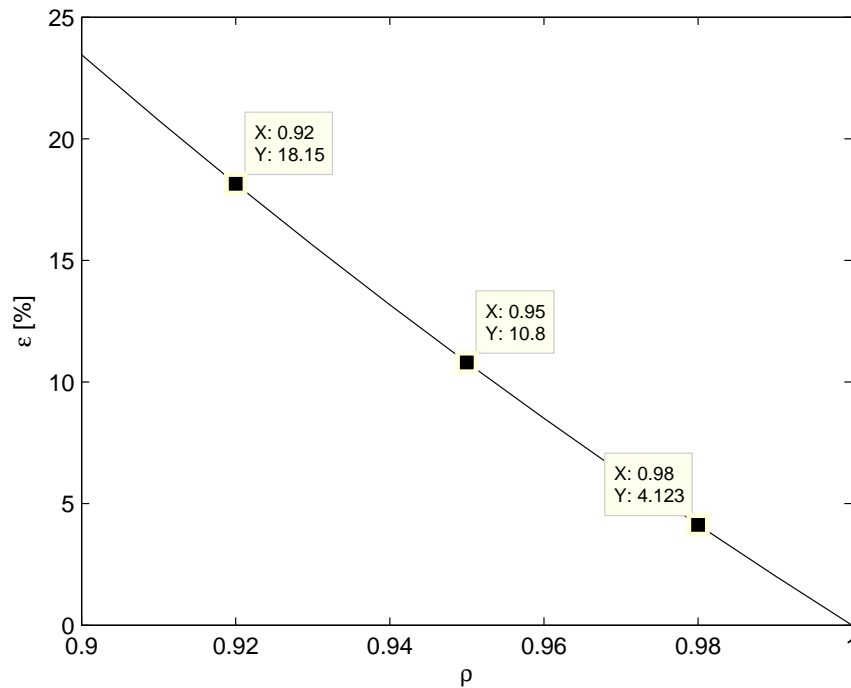


Figura 3.1: Estimativa perceptual da energia de ruído em função do coeficiente de correlação de potência.

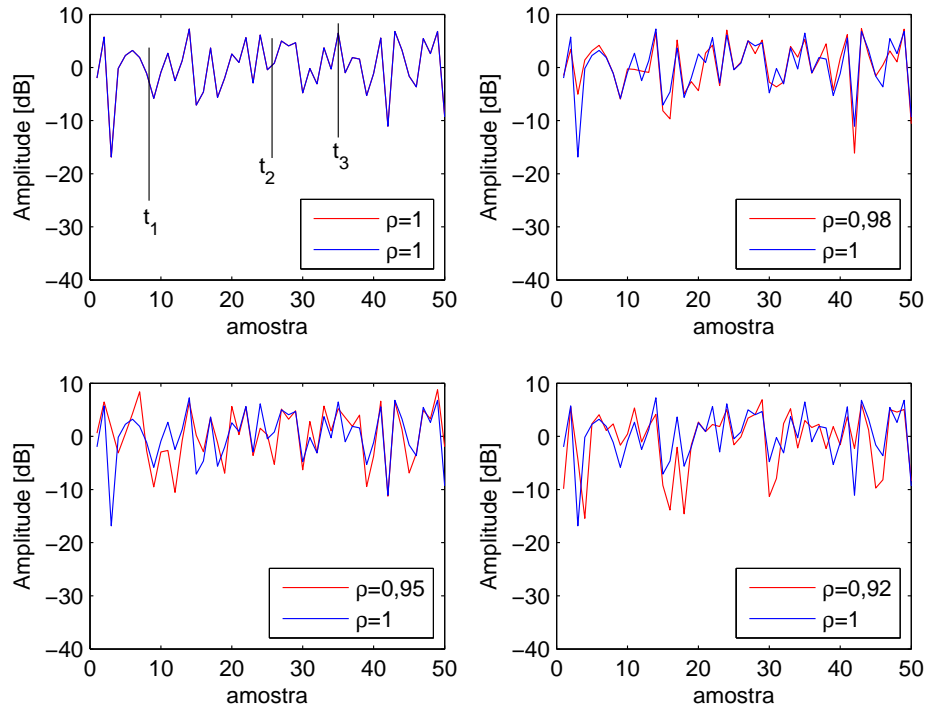


Figura 3.2: Amostras da realização de $|h_{kj}|$ e $|\hat{h}_{kj}|$ para vários ρ 's. Os instantes t_1, t_2 e t_3 correspondem a situações típicas em que os coeficientes de canal exercem atenuação sobre sinal recebido, $|h_{kj}| < 1$, manutenção $|h_{kj}| = 1$, ou ganho $|h_{kj}| > 1$, respectivamente.

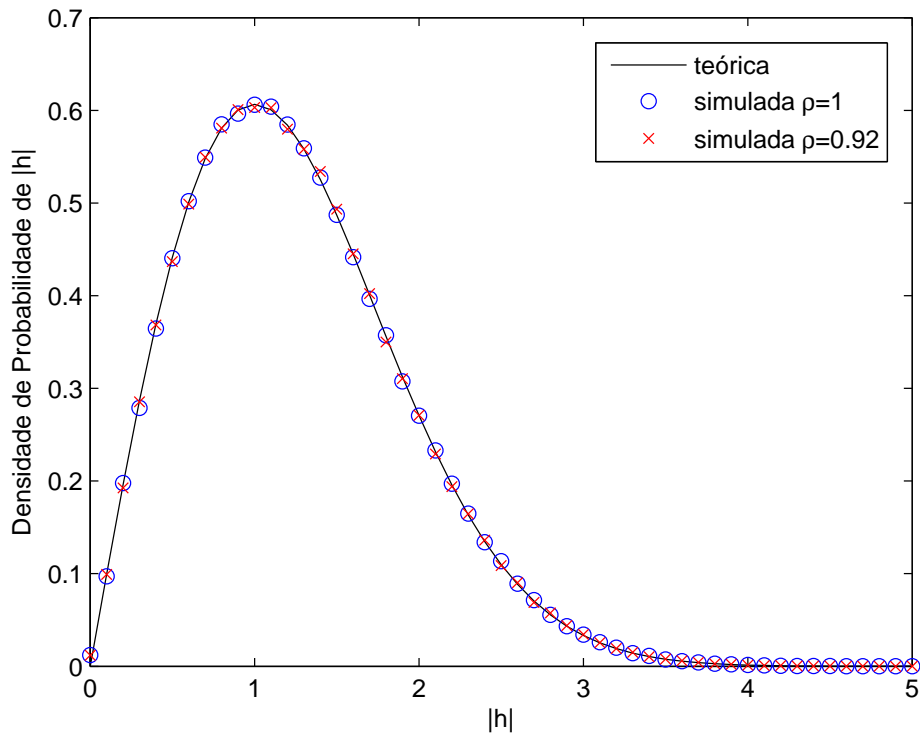


Figura 3.3: Função densidade de probabilidade do módulo do canal sem fio gerado a partir da composição das amostras de duas distribuições estatísticas Gaussianas.

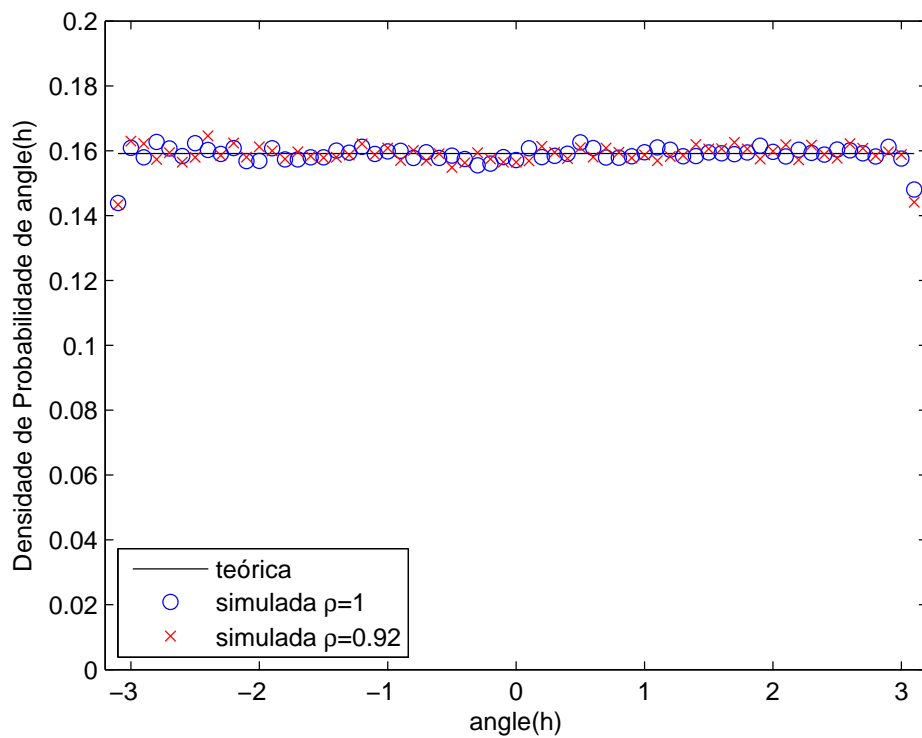


Figura 3.4: Função densidade de probabilidade da fase do canal sem fio gerado a partir da composição das amostras de distribuições estatísticas Gaussianas.

4 Sistemas com Múltiplas Antenas

Neste capítulo serão analisadas importantes técnicas aplicáveis aos sistemas que possuem múltiplas antenas no receptor, no transmissor ou em ambos. Estas técnicas exploram os graus de liberdade oferecidos pelas múltiplas antenas para aumentar o alcance de sinal, suprimir interferência, reduzir os efeitos de desvanecimento e aumentar a capacidade do sistema.

Importantes técnicas de diversidade espacial, multiplexação espacial e formação de arranjos de sub-arrays de antenas (ASF) recentemente propostas na literatura são abordadas neste capítulo para a exploração eficiente do canal MIMO, tendo como base o sistema de decodificação quase-ótimo proposto. Adicionalmente, uma descrição para detectores e decodificadores MIMO sub-ótimos é desenvolvida, cujo principal objetivo é a obtenção de estruturas de baixíssima complexidade. Tais estruturas são baseadas em conceitos heurísticos de otimização ou ainda em espaço de busca reduzido do tipo busca local (indicados para a detecção em sistemas MIMO não-codificados com modulação de baixa ordem), bem como exploram-se estruturas que empregam simples desacopladores espaciais do tipo MMSE (*Minimum Mean Square Error*), adequados para sistemas MIMO com codificação de canal.

4.1 O Problema da Complexidade de Decodificação ML

Dado um sistema de comunicação sem fio com n_R antenas receptoras e n_T antenas transmissoras, o detector ótimo minimizará a probabilidade de erro média, ou seja, $P(\mathbf{y} \neq \mathbf{s})$. O detector que satisfaz essa condição é o detector ML que executa a seguinte otimização:

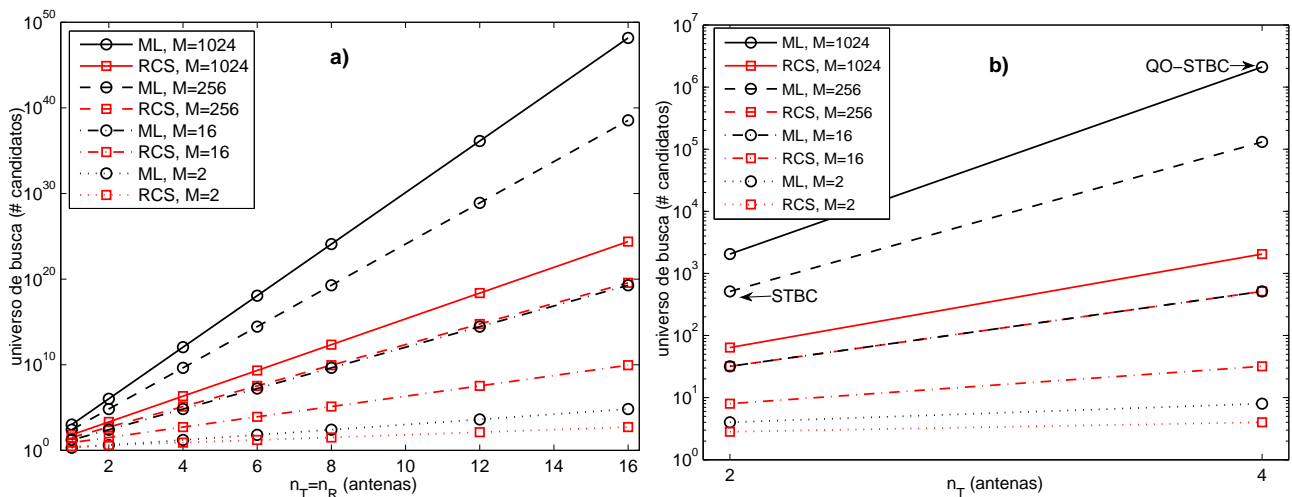
$$\min_{\mathbf{s} \in \mathcal{S}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2 \quad (4.1)$$

onde \mathcal{S} é o conjunto de todas as combinações possíveis de $(s_1, s_2, \dots, s_{n_T})$ pertencentes a uma constelação M -QAM. Este problema é exponencialmente complexo (GROTSCHER; LOVÁSZ; SCHRIEVER, 1993; AJTAI, 1998). Para o caso de $n_T = 4$ e $M = 16$ -QAM, o conjunto \mathcal{S} teria $M^{n_T} = 65536$ possibilidades a serem testadas. Para $M = 256$ -QAM seriam $256^4 = 4294967296$ possibilidades, ou seja, computacionalmente intratável para constelações de elevada ordem. Na seção 5.3 será mostrado que a técnica RCS-ML proposta aqui diminui o número de possibilidades de M^{n_T} para $(2\sqrt{M})^{n_T}$.

Tabela 4.1: Complexidade do universo de busca para os decodificadores MIMO de máxima verossimilhança e RCS-ML

Sistema MIMO	ML	RCS-ML
$n_T \times n_R$	M^{n_T}	$2M^{\frac{n_T}{2}}$
STBC, $n_T = 2$	$2M$	$2\sqrt{M}$
QO-STBC, $n_T = 4$	$2M^2$	$2M$

Para o caso de sistemas com algum tipo de STBC, a decodificação se torna menos complexa. Para o caso do STBC de Alamouti, onde $n_T = 2$, e, assumindo modulação 16-QAM ter-se-ia $n_T M = 32$ possibilidades, pois, o código é ortogonal e após a combinação, os símbolos não interferem entre si. No caso do QO-STBC utilizado neste trabalho, onde $n_T = 4$, ter-se-ia $2M^{n_T/2} = 512$ possibilidades. O algoritmo RCS-ML proposto possibilita a redução desse número para $2(\sqrt{M})^{n_T/2} = 32$. A Tabela 4.1 e a Figura 4.1 comparam a complexidade do universo de busca para os dois decodificadores ML MIMO.

**Figura 4.1:** Universo de busca para os decodificadores MIMO ML e RCS-ML: a) Sistema MIMO na ausência de codificação espaço-temporal; b) Sistema MIMO STBC ($n_T = 2$) e QOSTBC ($n_T = 4$).

4.2 Diversidade

O principal problema de um canal de comunicação sem fio são suas mudanças rápidas e lentas que ocorrem no tempo, na frequência e no espaço. Basicamente as técnicas de diversidade têm por objetivo obter réplicas independentes do sinal enviado de forma que quanto maior o número de réplicas menor será a probabilidade de que todas elas se encontrem num desvanecimento profundo.

O canal de comunicação móvel sem fio geralmente possui seletividade nos três aspectos: tempo, frequência e espaço. A diversidade obtida pelo receptor depende da codificação, do tamanho da palavra de código, do número de antenas transmissoras, da modulação, da banda e do tempo de coerência do canal, do número de antenas receptoras e do receptor.

Esquemas de diversidade temporal exploram a natureza de variância no tempo dos canais de comunicação móvel sem fio. Esses esquemas se baseiam em codificação e embaralhamento. A codificação mais simples consiste em repetir os dados que depois são entregues ao embaralhador de modo que dois símbolos consecutivos estejam separados por mais de um tempo de coerência do canal e experimentem desvanecimentos independentes.

Esquemas de diversidade em frequência por sua vez exploram a variância em frequência do canal de comunicação móvel sem fio. Porém, para que haja seletividade em frequência o canal não pode ser plano na banda de transmissão, ou seja, a duração de um símbolo deve ser menor que o espalhamento temporal do canal. O resultado desse fato é a ocorrência de interferência intersimbólica (ISI).

Para diminuir o efeito da ISI algumas técnicas foram desenvolvidas. Para sistemas de uma portadora pode-se utilizar equalizadores lineares de erro quadrático médio mínimo ou MMSE, que podem ter o desempenho melhorado com os equalizadores de *feedback* de decisão ou DFE e também com a estimativa de seqüência de máxima verossimilhança ou MLSE.

4.2.1 Métodos de combinação

Os métodos apresentados abaixo são métodos que combinam as diversas réplicas dos sinais obtidas no receptor que neste caso foram recebidas por meio de múltiplas antenas, ou seja, por meio de diversidade espacial.

Seleção Simples: consiste em selecionar as melhores réplicas de acordo com uma métrica de decisão descartando as restantes otimizando os custos computacionais. Porém, para obter essas métricas cada antena deve ter um estimador que as compute numa taxa maior que a taxa de desvanecimento.

Chaveamento Simples: baseado no nível das réplicas recebidas este método seleciona outra réplica se seu nível for menor que um limiar pré-estabelecido que pode ser fixo ou variável.

EGC (Equal Gain Combining): neste método apenas as fases das réplicas são compensadas e posteriormente somadas, por isso, este método não é apropriado para modulações do tipo chaveamento de amplitude (ASK - *Amplitude Shift Keying*) e QAM.

MRC (Maximal Ratio Combining): o método que obtém o máximo SNR na saída do receptor multiplicando cada réplica recebida pelo complexo conjugado dos respectivos coeficientes de canal. A desvantagem desse método é que ele necessita do valor de todos os coeficientes de canal de cada réplica e é sensível aos erros de estimação.

MMSE (Minimum Mean Squared Error): este método escolhe os pesos de cada réplica de forma a minimizar o erro médio quadrático entre os símbolos transmitidos e a saída do combinador.

Se o ruído em cada antena é decorrelacionado então os pesos são os mesmos do MRC a menos de um escalar. Necessita de uma referência com as mesmas características do sinal enviado.

4.2.2 STBC

Alamouti propôs (ALAMOUTI, 1998) uma técnica simples de diversidade de transmissão para canais planos. O método consiste em codificar a seqüência de transmissão, combinar as seqüências recebidas no receptor e aplicar a regra de decisão de máxima verossimilhança. A codificação é feita no espaço e no tempo a cada dois símbolos consecutivos e pode ser feita também no espaço e na frequência. A codificação é feita de acordo com a Tabela 4.2 onde T é o tempo de um símbolo. O esquema de combinação no receptor é dada pela equação (4.2) e os símbolos transmitidos detectados pela equação (4.3).

Tabela 4.2: Codificação do esquema de Alamouti

tempo	antena 1	antena 2
t	s_{11}	s_{21}
$t + T$	$-s_{21}^*$	s_{11}^*

$$\begin{aligned}\tilde{s}_{11} &= h_{k1}^* y_{11} + h_{k2} y_{12}^* \\ \tilde{s}_{21} &= h_{k2}^* y_{11} - h_{k1} y_{12}^*\end{aligned}\tag{4.2}$$

$$\begin{aligned}\tilde{s}_{11} &= (|h_{k1}|^2 + |h_{k2}|^2) s_{11} + h_{k1}^* n_{11} + h_{k2}^* n_{21} \\ \tilde{s}_{21} &= (|h_{k1}|^2 + |h_{k2}|^2) s_{21} - h_{k1}^* n_{21} + h_{k2}^* n_{11}\end{aligned}\tag{4.3}$$

O método de Alamouti foi estendido para o caso de canais seletivos em (AL-DAHIR, 2001) e (LINDSKOG; PAULRAJ, 2000).

Em geral, é usual na análise dos sistemas MIMO admitir que os coeficientes de canal h_{kj} permaneçam estáticos pelo período de um bloco de símbolos transmitido, caracterizando-se canais lentamente variáveis no tempo. Esta hipótese será adotada parcialmente no esquema de simulação Monte-Carlo descrita no Capítulo 6.

4.2.3 QO-STBC

Em 2001, Jafarkhani propôs em (JAFARKHANI, 2001) estruturas de transmissão utilizando códigos STBC quase-ortogonais (QO-STBC), possibilitando um aumento na taxa de transmissão de dados às custas de maior complexidade no decodificador. A codificação é feita de acordo com a Tabela 4.3 onde T é o tempo de um símbolo. O esquema de combinação no receptor é dado pelas equações (4.4).

Tabela 4.3: QO-STBC de taxa 1

tempo	antena 1	antena 2	antena 3	antena 4
t	s_{11}	s_{21}	s_{31}	s_{41}
$t + 1T$	$-s_{21}^*$	s_{11}^*	$-s_{41}^*$	s_{31}^*
$t + 2T$	$-s_{31}^*$	$-s_{41}^*$	s_{11}^*	s_{21}^*
$t + 3T$	s_{41}	$-s_{31}$	$-s_{21}$	s_{11}

$$\begin{aligned}
\hat{s}_{11} &= \sum_{k=1}^{n_R} h_{k1}^* y_{k1} + h_{k2} y_{k2} + h_{k3} y_{k3} + h_{k4}^* y_{k4} \\
\hat{s}_{21} &= \sum_{k=1}^{n_R} h_{k2}^* y_{k1} - h_{k1} y_{k2} + h_{k4} y_{k3} - h_{k3}^* y_{k4} \\
\hat{s}_{31} &= \sum_{k=1}^{n_R} h_{k3}^* y_{k1} + h_{k4} y_{k2} - h_{k1} y_{k3} - h_{k2}^* y_{k4} \\
\hat{s}_{41} &= \sum_{k=1}^{n_R} h_{k4}^* y_{k1} - h_{k3} y_{k2} - h_{k2} y_{k3} + h_{k1}^* y_{k4}
\end{aligned} \tag{4.4}$$

A métrica de decisão ML é obtida minimizando a soma de dois termos (JAFARKHANI, 2001):

$$(\hat{s}_{11}, \hat{s}_{21}, \hat{s}_{31}, \hat{s}_{41}) = \arg \min_{s_{11}, s_{41} \in \mathcal{S}} f_{1,4}(s_{11}, s_{41}), \arg \min_{s_{21}, s_{31} \in \mathcal{S}} f_{2,3}(s_{21}, s_{31}), \tag{4.5}$$

onde \mathcal{S} representa o conjunto de todos os símbolos da constelação utilizada. Esta função custo pode ser minimizada independentemente utilizando as equações (4.6) e (4.7).

$$\begin{aligned}
f_{1,4}(s_{11}, s_{41}) &= \sum_{k=1}^{n_R} \left[\left(\sum_{j=1}^{n_T=4} |h_{jk}|^2 \right) (|s_{11}|^2 + |s_{41}|^2) + 2\Re \{ (-h_{1k} y_{k1}^* - h_{2k}^* y_{k2} - h_{3k}^* y_{k3} - h_{4k} y_{k4}^*) s_{11} \right. \\
&\quad + (-h_{4k} y_{k1}^* + h_{3k}^* y_{k2} + h_{2k}^* y_{k3} - h_{1k} y_{k4}^*) s_{41} \\
&\quad \left. + (h_{1k} h_{4k}^* - h_{2k}^* h_{3k} - h_{2k} h_{3k}^* + h_{1k}^* h_{4k}) s_{11} s_{41}^* \right]
\end{aligned} \tag{4.6}$$

$$\begin{aligned}
f_{2,3}(s_{21}, s_{31}) &= \sum_{k=1}^{n_R} \left[\left(\sum_{j=1}^{n_T=4} |h_{jk}|^2 \right) (|s_{21}|^2 + |s_{31}|^2) + 2\Re \{ (-h_{2k} y_{k1}^* + h_{1k}^* y_{k2} - h_{4k}^* y_{k3} + h_{3k} y_{k4}^*) s_{21} \right. \\
&\quad + (-h_{3k} y_{k1}^* - h_{4k}^* y_{k2} + h_{1k}^* y_{k3} - h_{2k} y_{k4}^*) s_{31} \\
&\quad \left. + (h_{2k} h_{3k}^* - h_{1k}^* h_{4k} - h_{1k} h_{4k}^* + h_{2k}^* h_{3k}) s_{21} s_{31}^* \right]
\end{aligned} \tag{4.7}$$

Assim, para sistemas MIMO com baixa ordem de modulação, é computacionalmente viável avaliar, independentemente, todas os possíveis valores dos pares (s_{11}, s_{41}) e (s_{21}, s_{31}) , utilizando as duas funções custo acima, e obter diretamente a estimativa ML. No entanto, uma vez que a complexidade para o cômputo de todas as combinações de (s_{11}, s_{41}) e (s_{21}, s_{31}) cresce exponencial-

mente com m , quando a dimensão da constelação cresce, digamos 2^4 , torna-se computacionalmente ineficiente avaliar todas as combinações. Portanto, para constelações elevadas, torna-se atrativo empregar métodos sub-ótimos para avaliar (4.6) e (4.7). O capítulo 5 descreve um método de baixa complexidade alternativo para calcular as equações (4.6) e (4.7) adequadas para sistemas MIMO com QO-STBC ($n_T = 4$), com alta ou elevadíssima ordem de modulação e qualquer número de antenas receptoras. Uma das contribuições desse trabalho constitui na decodificação ML eficiente (baseada na busca por *clusters*) empregando (4.6) e (4.7), conforme descrito no Capítulo. 5.

4.3 Análise de Capacidade

Nesta seção, será quantificada a capacidade teórica de sistemas MIMO (TELATAR, 1999; BIGLIERI; PROAKIS; SHAMAI, 1998), bem como a capacidade *outage*. As capacidades ergódica (\mathbf{C}) e *outage* ($\underline{\mathbf{C}}$) serão calculadas considerando um sistema MIMO 4×4 e 4×8 por meio de 150.000 realizações de canal para uma dada SNR média por antena receptora.

Estes resultados então poderão ser empregados no Capítulo 6, quando da análise de desempenho do decodificador ML baseado em *clusters*, denominado decodificador ML baseado na busca reduzida por *clusters* (RCS-ML – *reduced cluster search ML*), quantificando assim o quão distante está o desempenho do RCS-ML da capacidade MIMO teórica. Ainda no Capítulo 6 será comparada a capacidade *outage* do RCS-ML em relação à obtida com desacopladores MIMO MMSE linear (ONGGOSANUSI et al., 2002), seguindo a discussão desenvolvida em (KIM; CHUGG, 2007a).

4.3.1 Capacidade Ergódica

Para um sistema MIMO $4 \times n_R$ com estimativa perfeita de canal no receptor, a capacidade ergódica é dada por (TELATAR, 1999; BIGLIERI; PROAKIS; SHAMAI, 1998):

$$\mathbf{C} = \mathbb{E} \left[\log \det \left(\mathbf{I}_{n_R} + \frac{\gamma}{4} \mathbf{H} \mathbf{H}^H \right) \right] \quad [\text{bits/s/Hz}] \quad (4.8)$$

onde \mathbf{I}_{n_R} é a matriz identidade $n_R \times n_R$ e γ é a SNR média por antena receptora. A capacidade ergódica em (4.8) em função da SNR é mostrada na Figura 4.2.

4.3.2 Capacidade *Outage*

A capacidade *outage* (BIGLIERI; PROAKIS; SHAMAI, 1998) é obtida coletando uma grande quantidade de realizações de canal, dada uma SNR específica, γ . Logo, define-se a capacidade *outage* com 1% de probabilidade de (*outage*) se a capacidade de 99% das realizações de canal forem maiores que o valor mostrado no eixo-y da Figura 4.2.

A capacidade do desacoplador linear MMSE é derivada em (ONGGOSANUSI et al., 2002). A

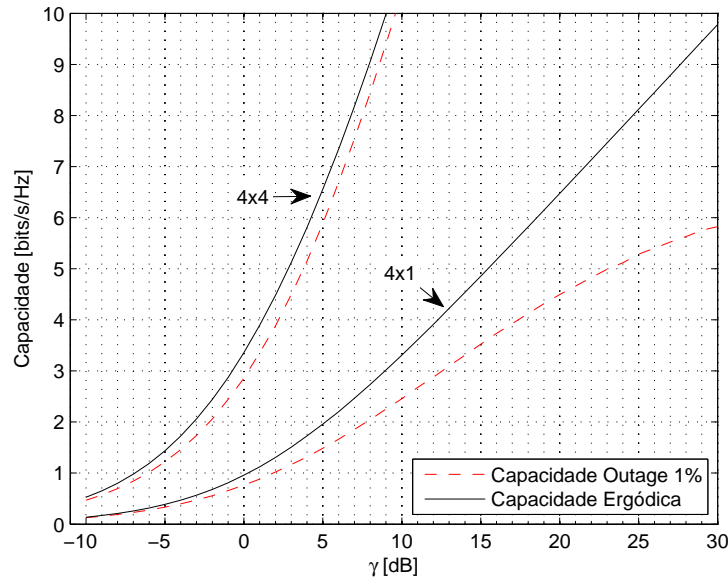


Figura 4.2: Capacidade ergódica para $n_T = 4$ e $n_R = 1$ ou $n_R = 4$ antenas, assumindo estimativas perfeitas de canal.

razão sinal/interferência + ruído (SINR) de cada sub-canal é calculada e a capacidade de cada canal MIMO é derivada. As capacidades dos sub-canais são somadas para produzir a capacidade MIMO resultando em:

$$\underline{C}^{\text{LMMSE}} = \sum_{i=1}^{n_T} \log \left[1 + \mathbf{h}_i^H \left(\sum_{j \neq i} |\mathbf{h}_j \mathbf{h}_j^H|^2 + \frac{n_T}{\gamma} \mathbf{I}_{n_T} \right)^{-1} \mathbf{h}_i \right] \quad [\text{bits/s/Hz}] \quad (4.9)$$

onde \mathbf{h}_i é a i -ésima coluna da matriz de canal \mathbf{H} .

O desacoplador MIMO LMMSE foi escolhido para comparação uma vez que apresenta vantagens sobre os desacopladores sub-ótimos para sistemas não-codificados. Logo, para sistemas MIMO com modulação de alta ordem e com códigos corretores de erro eficazes, o desacoplador LMMSE atinge um desempenho melhor entre os desacopladores sem desacoplamento/decodificação conjunto, apesar de ser sabido que os equalizadores de decisão retroativa¹ são melhores que o LMMSE em sistemas não-codificados (KIM; CHUGG, 2007a).

4.4 Multiplexação Espacial

Sistemas MIMO se referem aos sistemas que usam múltiplas antenas na recepção e transmissão em um mesmo canal. Esse tipo de sistema explora a diversidade no tempo e no espaço conseguindo um aumento na capacidade de canal e na sensibilidade de recepção. Os dados são codificados e enviados por meio de n_T antenas e são recebidos por n_R antenas sendo posteriormente decodificados.

¹por exemplo, receptor BLAST

Nos sistemas MIMO que exploram a diversidade espacial ocorre a transmissão da mesma informação no espaço e no tempo e o ganho de diversidade teórico é o produto $n_T \times n_R$. Existem também os sistemas MIMO chamados de multiplexação espacial que transmitem informações diferentes em paralelo nas diferentes antenas. O ganho teórico é o valor mínimo entre n_T e n_R .

Um dos requisitos para se conseguir um bom desempenho com sistemas MIMO é ter baixa correlação entre os canais de recepção e transmissão. Diversidade espacial em sistemas de comunicação é atingida com reduzida (ou eventualmente nula) correlação. Uma forma de se obter baixa correlação é separar as antenas da ERB em pelo menos 10λ e da EM de no mínimo $\frac{\lambda}{2}$ (MOLISCH, 2005; YACOUB, 1993).

O padrão IEEE 802.16e dá amplo suporte para MIMO porém não é obrigatório. O WiMAX-móvel estabelece dois esquemas obrigatórios para o *link* direto que foram chamados de matrix-A e matrix-B no padrão IEEE 802.16e. Ambos os esquemas utilizam duas antenas na ERB e na EM. No *link* reverso o esquema adotado pelo WiMAX-móvel é a Multiplexação Espacial Colaborativa onde duas EMs, com um transmissor cada, enviam ao mesmo tempo e no mesmo canal, informações diferentes. As EMs são identificadas por meio dos sinais pilotos que são transmitidos em número igual por cada EM (metade dos sinais pilotos disponíveis). Para dar suporte ao sistema MIMO, o padrão define zonas MIMO nas mensagens DL-MAP de forma a ter num mesmo quadro usuários MIMO e usuários normais.

Tabela 4.4: Codificação Matrix A

tempo	antena 1	antena 2
t	s_{11}	s_{21}
$t + T$	$-s_{21}^*$	s_{11}^*

Tabela 4.5: Codificação Matrix B

tempo	antena 1	antena 2
t	s_{11}	s_{21}

Uma nova arquitetura foi proposta por G. J. Foschini (FOSCHINI, 1996) que explora a natureza multipercurso do canal utilizando múltiplas antenas em conjunto com técnicas de processamento de sinais no receptor e codificação diagonal no transmissor. Esta arquitetura espaço-temporal, se usada com um mesmo número de antenas transmissoras e receptoras num ambiente com espalhamento Rayleigh independente, permite que as taxas de transmissão cresçam linearmente com o número de antenas, podendo chegar a 90% da capacidade do canal dada por Shannon. Essa arquitetura é chamada de D-BLAST (*Diagonal Bell Laboratories Layered Space-Time*) e sua implementação é considerada complexa, por isso, simplificações foram feitas em (WOLNIANSKY et al., 1998) originando o V-BLAST (*Vertical Bell Laboratories Layered Space-Time*).

Nesse sistema o sinal de entrada é multiplexado em n_T sinais de potência P/n_T , depois são

independentemente modulados e transmitidos por meio de n_T antenas. A matriz de canal \mathbf{H} é quase-estacionária, permanecendo constante durante a transmissão de um bloco de dados. A equação do sinal recebido \mathbf{y} é dada por:

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (4.10)$$

sendo $\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_{n_T})^T$ o vetor de símbolos transmitidos e \mathbf{n} um vetor ruído composto de um processo estacionário de sentido amplo i.i.d. (*independent and identically-distributed*) com variância σ^2 . Seja \mathbf{h}_i a i -ésima coluna de \mathbf{H} , então a equação (4.10) fica:

$$\mathbf{y} = s_1\mathbf{h}_1 + s_2\mathbf{h}_2 + \dots + s_{n_T}\mathbf{h}_{n_T} + \mathbf{n} \quad (4.11)$$

A detecção do sinal enviado pode ser feito por meio de técnicas convencionais de arranjo de antenas adaptativas. Para cada *substream* é feito o cancelamento dos outros *substreams*, que são considerados interferências, por meio de um filtro linear cujos pesos são definidos por meio de *zero-forcing* (ZF) ou erro médio quadrático mínimo (MMSE - *Minimum Mean Squared Error*).

Para o caso do ZF, o vetor de pesos \mathbf{w}_i , $i = 1, 2, \dots, n_T$, deve satisfazer a seguinte relação:

$$\mathbf{w}_i^T \mathbf{h}_j = \begin{cases} 0 & \text{para } i \neq j \\ 1 & \text{para } i = j \end{cases} \quad (4.12)$$

Desta forma, a estimativa do símbolo transmitido \hat{s}_i por meio da i -ésima antena pode ser escrita como:

$$\begin{aligned} \hat{s}_i &= Q(\mathbf{w}_i^T \mathbf{y}) \\ &= Q(s_1 \mathbf{w}_i^T \mathbf{h}_1 + s_2 \mathbf{w}_i^T \mathbf{h}_2 + \dots + s_i \mathbf{w}_i^T \mathbf{h}_i + \dots + s_{n_T} \mathbf{w}_i^T \mathbf{h}_{n_T} + \mathbf{w}_i^T \mathbf{n}) \\ &= Q(0 + 0 + \dots + s_i + 0 + \hat{n}_i) \end{aligned} \quad (4.13)$$

onde $Q(\cdot)$ é uma função de decisão.

A detecção dos símbolos pode ser feita em conjunto com técnicas não-lineares como o cancelamento sucessivo de interferência (SIC - *Successive Interference Cancellation*) que subtrai do sinal recebido os sinais detectados e o SIC ordenado (OSIC) onde a ordem dos símbolos a serem detectados são escolhidos de forma a minimizar a SNR do pior símbolo recebido.

4.4.1 Multiplexação Espacial e Diversidade em sistemas MIMO

Como foi visto nas seções anteriores a utilização de múltiplas antenas traz muitos benefícios. O padrão WiMAX se utiliza de técnicas MIMO, como a multiplexação espacial, com a finalidade de obter altas taxas de transmissão (BIGLIERI et al., 2007).

Em (ZHENG; TSE, 2003) os autores exploram o compromisso entre a multiplexação espacial e

a diversidade espacial em um sistema MIMO. É mostrado que com n_T antenas no transmissor e n_R antenas no receptor é possível transmitir $\min(n_R, n_T)$ streams de dados independentes se os desvanecimentos de canal forem independentes. Por outro lado, por meio de diversidade espacial é possível diminuir os efeitos do desvanecimento e conseguir ganhos de diversidade de até $n_R n_T$ usando MRC se os ganhos de canal forem i.i.d. com desvanecimento Rayleigh. Porém, ambos os ganhos não podem ser obtidos simultaneamente. Se uma parte das antenas é usada para multiplexação não poderá ser utilizada na obtenção de diversidade espacial e vice-versa.

4.5 Decodificação/Deteção Sub-Ótima para Sistemas MIMO (In) Determinados

A otimalidade de uma técnica deve considerar tanto seu desempenho quanto sua complexidade. O risco de se considerar apenas o desempenho é o surgimento de técnicas altamente complexas e quase impossíveis de serem implementadas na prática. Logo, métodos de deteção/decodificação quase-ótimos são desejados num cenário que necessita de mais dados num intervalo menor de tempo e com confiabilidade. Este *trade-off* pode ser conseguido por meio da inclusão de uma estrutura de modulação codificada mapeada por bit (BMCM - *Bit-Mapped Coded Modulation*). O artigo (PAU; TAYLOR; MARTIN, 2008) mostra o resultado do agrupamento de BMCM com LDPCs curtos, QO-STBC (JAFARKHANI, 2005) e detectores iterativos suaves de cancelamento de interferência paralelos (PIC). Em (MICHALKE; ZIMMERMANN; FETTWEIS, 2006) é mostrado que detectores sub-ótimos lineares e aqueles baseados na busca reduzida por ramos (*tree-search*) são adequados para codificação de alta taxa, alta ordem de modulação e canais MIMO com pouca diversidade. É sugerido que detectores MMSE simples aliam bons desempenhos, baixo custo computacional e deteção não iterativa (*single-shot*). No entanto, para sistemas MIMO que exigem excelente desempenho, são necessários detectores/decodificadores mais complexos que o MMSE, tais como aqueles baseados em *tree-search*, método de decodificação esférica (*sphere decoding*) e técnicas sofisticadas de otimização, tais como otimização convexa e relaxação semi-definida (*convex optimization* e *semi-definite relaxation*). Grosseiramente, a complexidade é cerca de 10 vezes maior que a do MMSE.

Esses detectores operam em conjunto aos codificadores de canal LDPCs curtos, V-BLAST com cancelamento sucessivo de interferência ordenado (WOLNIANSKY et al., 1998) e BMCM. Assim, para abordagem não-codificada de deteção em sistemas MIMO, este trabalho propôs o acoplamento de detectores de busca local com distância de Hamming igual a $d_H = 1$ ou 2, resultando em baixíssima complexidade, conforme esboçado na Figura 4.3.a; enquanto que para a abordagem heurística, foi explorado o princípio de inteligência de nuvens de partículas e versões híbridas de busca local (bloco detector "1-Sfh-2-LS" na Figura 4.3.a). Esses detectores tomam como estimativa inicial a saída do detector V-BLAST.

Já para a versão codificada em sistemas MIMO, conforme mostrado na Figura 4.3.b, este trabalho utiliza os símbolos inicialmente codificados usando LDPC curtos e paralelos no transmissor (aproveitando o princípio BMCM, extensível para qualquer ordem de modulação) para que sejam desacoplados a partir de cada camada MIMO empregando-se um simples desacoplador espacial LMMSE (LMMSE – *linear minimum mean squared error*), conforme sugerido em (KIM; CHUGG, 2007b). Após a detecção QPSK, a decodificação de baixa complexidade baseada no LDPC curtos e paralelos é realizada empregando-se $m = \log_2 M$ decodificadores BP.

Como demonstrado por (KIM; CHUGG, 2007b), o desacoplador LMMSE obtém a maior capacidade dentre outros equalizadores, como por exemplo o desacoplador ZF (*Zero Forcing*), BLAST e esquemas SIC/PIC para receptores MIMO sub-ótimos em sistemas codificados. Por outro lado, é amplamente conhecido na literatura que desacopladores que utilizam o princípio da decisão realimentada, como por exemplo o V-BLAST, atingem melhores desempenhos em relação ao detector LMMSE em sistemas não-codificados. Logo, a estimativa inicial dos detectores heurísticos é tomada do bloco V-BLAST.

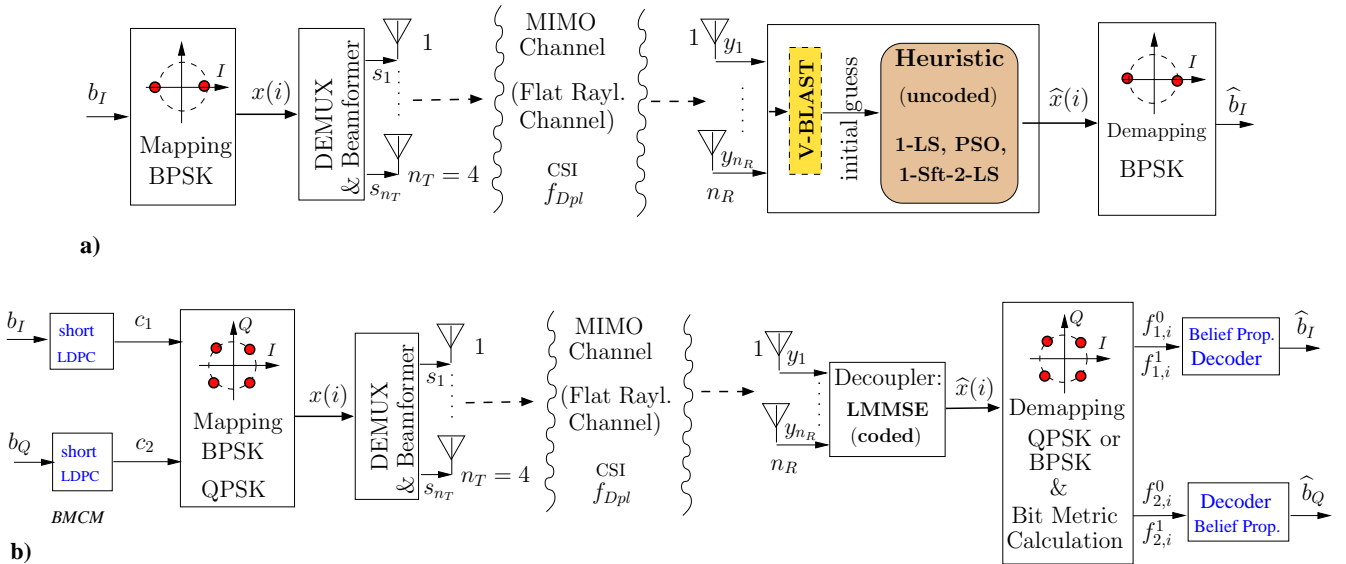


Figura 4.3: Topologias para sistemas MIMO adotadas. $n_T = 4$ antenas de transmissão e $n_R = 1, \dots, 12$ antenas de recepção. **a)** Estrutura Não-Codificada: modulação BPSK (*in-phase*) e detector sub-ótimo PSO ou LS, tendo como estimativas de símbolo iniciais as saídas do V-BLAST. **b)** Estrutura Codificada: LDPC(204,102) paralelos seguido de mapeamento de bit codificado QPSK (*In-phase & Quadrature*) e combinado ao desacoplador LMMSE (KIM; CHUGG, 2007b) com BP no receptor. Decodificador BP com um máximo de 20 iterações.

Na Seção 6.1 é discutido e analisado a partir de resultados de simulação Monte-Carlo o compromisso desempenho \times complexidade de detectores sub-ótimos baseados em busca por ramos reduzida e heurísticos tanto para sistemas MIMO determinados quanto para indeterminados, comparando-o aos obtidos com o desacoplador LMMSE com codificação LDPC curtos.

4.6 Formação de Arranjos de Sub-Antenas (ASF)

A técnica de formação de arranjos de sub-antenas foi proposta recentemente em (KARAMALIS; SKENTOS; KANATAS, 2006). O objetivo da técnica é reduzir a complexidade de *hardware* e maximizar a capacidade do sistema. Dado um sistema de comunicação sem fio convencional com n_T antenas transmissoras e n_R antenas receptoras, para cada antena receptora haverá um hardware associado responsável por processar o sinal RF proveniente da antena. Assim, quanto mais antenas receptoras, mais *hardware* dedicado será necessário, aumentando o gasto de recursos importantes como espaço e energia. Dependendo do canal, quanto mais antenas receptoras maior será a capacidade do sistema de comunicação.

Para resolver a questão do aumento da complexidade de *hardware* com o aumento do número de antenas receptoras (KARAMALIS; SKENTOS; KANATAS, 2006) propuseram que os sinais de várias antenas receptoras fossem combinadas antes de serem processadas pelo receptor RF, assim, ao invés de ter apenas um sinal por receptor RF ter-se-ia um ou mais sinais combinados para cada receptor RF. Claramente essa combinação deverá ser feita por algum *hardware*, porém, é suficiente utilizar amplificadores de ganho variável de baixo ruído e deslocadores de fase programáveis para cada antena receptora. Desta maneira o número de *downconverters* e conversores A/D pode ser reduzido. Veja o exemplo na Figura 4.4.a.

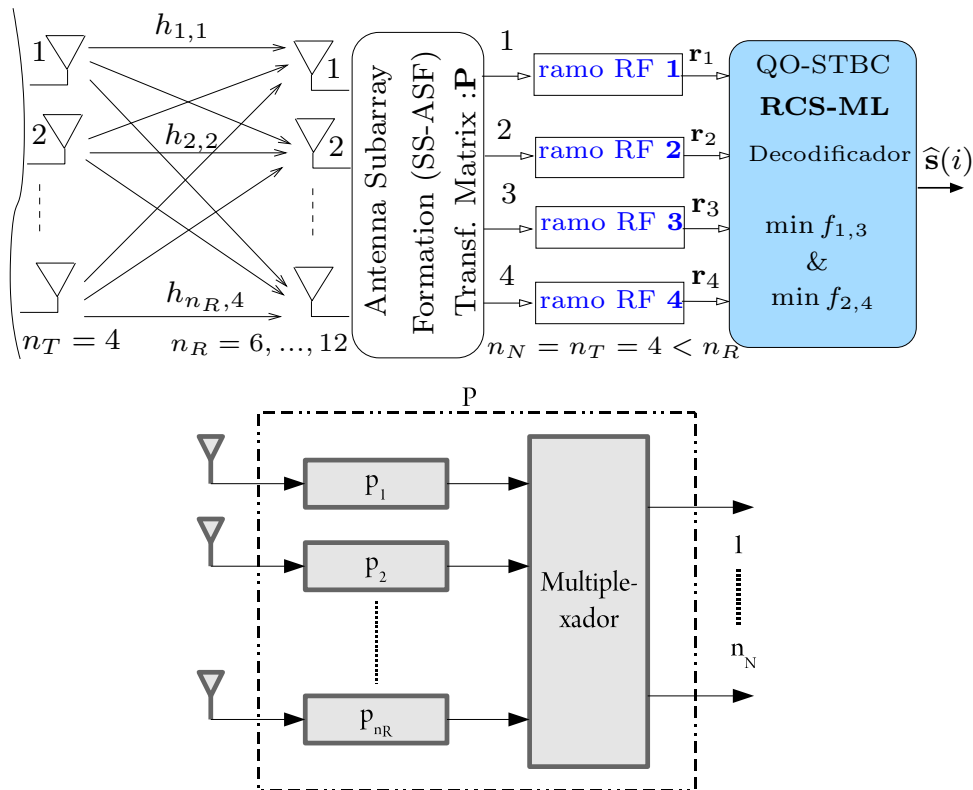


Figura 4.4: a) Topologia MIMO M -QAM combinada à formação em sub-array de antenas receptoras (SS-ASF, $n_N < n_R$), seguida pela decodificação RCS-ML. b) Detalhes da estrutura SS-ASF mostrando os ganhos complexos p_1, p_2, \dots, p_{n_R} da matriz \mathbf{P} .

O modo como os sinais provenientes de cada antena receptora são combinados resolve o segundo problema. Para aumentar a capacidade do sistema em (KARAMALIS; SKENTOS; KANATAS, 2006) a otimização é obtida via algoritmo evolucionário que escolhe quais sinais devem ser combinados, com ganho e fase específicos para cada um. O algoritmo utilizado é baseado no algoritmo genético (GA) e tem como função custo a capacidade do canal. Os ganhos são atualizados periodicamente, em função das características do canal MIMO.

Os ganhos e fases de cada antena receptora são denotados por meio de uma matriz de transformação linear \mathbf{P} de dimensão $n_R \times n_N$, onde n_N é o número de arranjos de antenas, ou seja, o número efetivo de receptores RF, conforme o esquema do ASF esboçado na Figura 4.4.b. Assim, dada a matriz de canal \mathbf{H} de dimensão $n_R \times n_T$, a matriz de canal resultante do sub-arranjo de antenas será $\tilde{\mathbf{H}} = \mathbf{P}^H \mathbf{H}$ e o sinal resultante será:

$$\tilde{\mathbf{y}} = \mathbf{P}^H \mathbf{y} \quad (4.14)$$

e a saída do j -ésimo sub-arranjo será:

$$\tilde{y}_j = \mathbf{p}_j^H \mathbf{y} = \sum_{k=1}^{n_R} p_{kj}^* y_k \quad (4.15)$$

4.6.1 Estruturas ASF

Motivados pelas restrições quanto ao uso de amplificadores de ganho variável de baixo ruído e deslocadores de fase programáveis, recentemente os autores (THEOFILAKOS; KANATAS, 2007) propuseram algumas variações para a estrutura básica ASF:

1. *ASF com Estrutura Restrita (SS-ASF)*: o sinal referente a cada antena receptora estará presente em apenas um sub-arranjo de antenas, ou seja, cada linha da matrix \mathbf{P} poderá conter apenas um elemento diferente de zero. Esta será a variante será empregada neste trabalho.
2. *ASF com Estrutura Liberada (RS-ASF)*: a matriz \mathbf{P} deve conter um número fixo de elementos diferentes de zero, os quais podem ser alocados em qualquer coordenada da matriz.
3. *ASF com Hardware Reduzido (RHC-ASF)*: a matriz \mathbf{P} possui apenas elementos de deslocamento de fase, mantendo-se os ganhos constantes e portanto reduzindo ainda mais a complexidade em relação a versão que opera a partir da combinação do módulo e fase dos sinais provenientes das antenas receptoras.

A Figura 4.5 ilustra alguns resultados para o algoritmo SS-ASF implementado a partir de (THEOFILAKOS; KANATAS, 2006), considerando $n_T = 4$; $n_R = 16, 32$, and 64 . Em todas os três configurações MIMO, a formação de sub-array de antenas é constituída por $N = 4$ ramos de RF,

ou seja, obtendo-se uma redução de processamento de RF de $\frac{1}{4}$, $\frac{1}{8}$ e $\frac{1}{16}$, respectivamente, sem o comprometer demasiadamente a capacidade MIMO. Observe-se que os gráficos central e à direita, em cada uma das configurações representam uma configuração instantânea obtida pelo algoritmo SS-ASF.

4.7 Técnicas Heurísticas

Técnicas heurísticas de otimização são incapazes de atingir a solução exata (ou ótima) em 100% dos casos, porém elegem convenientemente sub-espacos de busca com elevadas probabilidades de conterem a solução exata ou ótima. Por outro lado, um exemplo de algoritmo exato é o decodificador de máxima verossimilhança (ML) que executa a uma busca exaustiva da solução de acordo com a equação (4.1). Já o decodificador esférico (POHST, 1981; FINCKE; POHST, 1985) pode ser classificado ainda como um algoritmo exato, porém realiza o processo de busca de forma muito mais eficiente que o ML, resultando em reduzida complexidade em relação ao ML para a maior parte das regiões de SNR. Apenas para baixa relação sinal-ruído, o decodificador esférico resulta em complexidade proibitiva e equivalente ao ML.

Neste trabalho serão utilizadas técnicas heurísticas que se utilizam de uma função custo para avaliar o quão próxima da solução ótima estará cada vetor-candidato pertencente a um conjunto de soluções possíveis previamente selecionado (sub-espaco de busca). No contexto MIMO, a função custo empregada neste trabalho é descrita por:

$$f(\mathbf{s}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2 \quad (4.16)$$

A seguir, são descritas duas técnicas heurísticas relevantes no contexto da detecção e decodificação de sinais em canais MIMO.

4.7.1 Busca Local

O algoritmo de busca local ou k -opt LS (*Local Search*) (AARTS; LENSTRA, 2003), é um algoritmo bastante simples se comparado com outras técnicas heurísticas. Seu funcionamento básico se resume em gerar todos os vetores solução a partir de um vetor inicial. Este processo é feito mudando apenas k bits do vetor inicial, ou seja, gerando todos os vetores possíveis com distância de Hamming igual a k . Depois a função custo é calculada para cada vetor solução, também chamado de vetor candidato. Na próxima iteração o vetor inicial será aquele que obteve o menor valor de função custo.

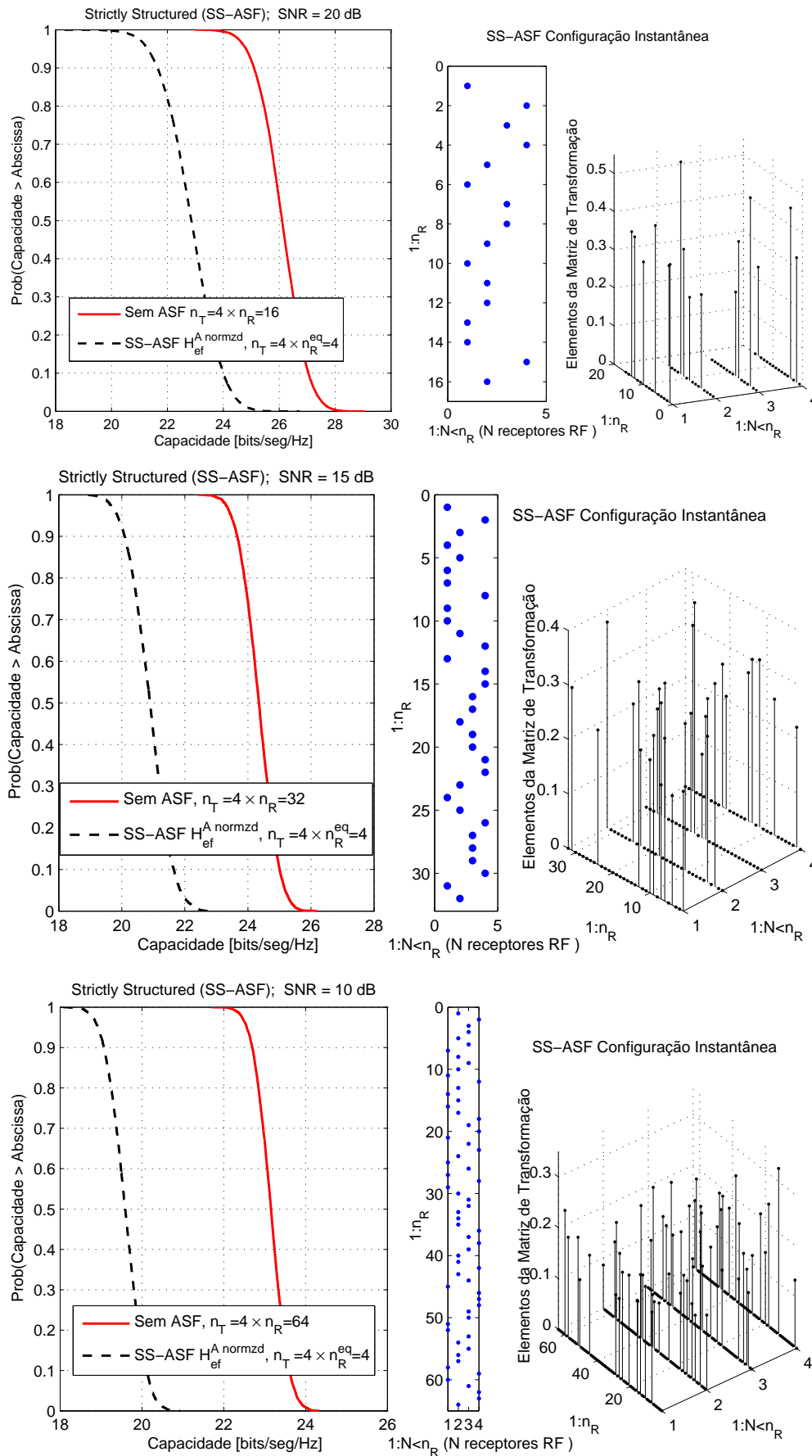


Figura 4.5: Impacto na capacidade do sistema MIMO para três configurações de antenas receptoras empregando-se o algoritmo SS-ASF. Em todos os três casos, $n_T = 4$ e apenas $N = 4$ ramos de RF são empregados.

Algorithm 1 k-opt LS**Entrada:** $\mathbf{s}_{ini}, \hat{\mathbf{H}}$; **Saída:** \mathbf{s}_{best}

- **passo 1:** inicializar $t = 1$
 $\mathbf{s}_{best} = \mathbf{s}_{ini}$;
- **passo 2:** para $t = 1, 2, \dots$
 - a. gerar vetores candidatos $\hat{\mathbf{s}}_i(t)$ a partir de \mathbf{s}_{best} com distância de Hamming igual a k ;
 - b. calcular a função custo (4.16) para todos os vetores candidatos;
 - c. se $\min(f(\hat{\mathbf{s}}_i(t))) < f(\mathbf{s}_{best})$
 $\mathbf{s}_{best} = \mathbf{s}_i(t)$
senão pule para o passo 3
- **passo 3:** fim

4.7.2 Otimização por Nuvem de Partículas

O algoritmo de otimização por nuvem de partículas ou PSO (*Particle Swarm Optimization*) é um algoritmo heurístico baseado em um fenômeno natural. Proposto em (KENNEDY; EBERHART, 1995) o PSO se baseia no movimento de um bando de pássaros em revoada procurando por alimento. Neste caso, a posição de cada pássaro é análoga a uma possível solução do problema. A velocidade e direção de cada pássaro influenciam a velocidade e direção do bando. Assim, quando um pássaro encontra uma posição com alimento, esta informação é compartilhada com o bando e todos tendem para a mesma posição. Claramente, quanto mais pássaros e quanto maior a velocidade de cada um, maior será a área varrida pelo bando e maior a chance de encontrar a solução global do problema. Por causa dessa característica, o PSO é adequado para funções custo com vários mínimos locais. Em contrapartida, apresenta complexidade elevada se comparado com o LS. Sua aplicação na detecção multi-usuário e na alocação de recursos em sistemas CDMA foi estudada em (OLIVEIRA, 2007). Basicamente, o PSO é regido por duas equações (equação de posição e de velocidade):

$$\mathbf{s}_j(t) = \mathbf{s}_j(t-1) + \mathbf{v}_j(t-1) \quad (4.17)$$

sendo \mathbf{s}_j o vetor posição da j -ésima partícula (ou solução), e \mathbf{v}_j o vetor velocidade sendo dado pela soma de três vetores:

$$\mathbf{v}_j(t+1) = \omega \mathbf{v}_j(t) + \phi_1 \mathbf{U}_{j1} (\mathbf{s}_j^{best}(t) - \mathbf{s}_j(t)) + \phi_2 \mathbf{U}_{j2} (\mathbf{s}_g^{best}(t) - \mathbf{s}_j(t)) \quad (4.18)$$

sendo ω o peso inercial, \mathbf{U}_{j1} e \mathbf{U}_{j2} matrizes diagonais de mesma dimensão que os vetores candidatos com elementos distribuídos uniformemente pertencentes ao intervalo $[0, 1]$. \mathbf{s}_j^{best} é a melhor posição obtida pela j -ésima partícula e \mathbf{s}_g^{best} é a melhor posição global, ou seja, a melhor posição obtida dentre todas as partículas até a presente iteração. ϕ_1 e ϕ_2 representam pesos para balancear a influência de cada componente (solução individual *versus* solução global) sobre o vetor velocidade.

Basicamente os passos do PSO estão descritos no Algoritmo 2. O algoritmo continua exe-

cutando várias iterações até que o critério de parada seja satisfeito. Este critério pode ser um determinado valor da função custo como também um número máximo de iterações.

Algorithm 2 PSO

Entrada: \mathbf{s}_{ini} , $\widehat{\mathbf{H}}$, $\phi_1, \phi_2, \omega, p$; **Saída:** \mathbf{s}_g^{best}

- **passo 1:** gerar população inicial com p partículas
 - **passo 2:** para $t = 1, 2, \dots$ faça
 - a. calcular a função custo (4.16) para todas as partícula
 - b. atualizar \mathbf{s}_j^{best} e \mathbf{s}_g^{best} , calcular o peso de inércia
 - c. calcular a velocidade \mathbf{v}_j de cada partícula de acordo com (4.18)
 - d. atualizar a posição de cada partícula de acordo com (4.17)
 - **passo 3:** fim
-

5 Decodificação ML Eficiente Baseada em *Clusters*

Neste capítulo, o método de decodificação ML proposto com complexidade reduzida é apresentado e justificado. Analisa-se ainda o aparecimento de padrões na função custo, o que motivou a proposição do método de decodificação/deteção ML baseado em *clusters*, bem como sugestões para melhorias futuras. Primeiramente será mostrado a existência desses padrões no cálculo das distâncias entre os pontos da constelação e o símbolo recebido, no caso de sistemas SISO, estendendo-se então a análise para sistemas MIMO. Em seguida, será descrito de que modo o algoritmo proposto explora esses padrões para reduzir o universo de busca, seguido de um exemplo para ilustrar seu funcionamento. Finalmente, algumas considerações em relação ao acoplamento de codificação do tipo LDPC ao sistema serão feitas.

5.1 Existência de Padrões na Decodificação ML

Em linhas gerais, o detector ML avalia a distância de cada ponto da constelação distorcida pelo canal ao símbolo recebido e escolhe o ponto da constelação mais próximo. Como exemplo, a Figura 5.1 mostra o símbolo recebido e a respectiva constelação de 16 símbolos (16-QAM) em três situações típicas de distorção introduzida pelo canal: para $t = t_1$ tem-se $|h| < 1$ e $\angle h < 0$, para $t = t_2$ tem-se $|h| = 1$ e $\angle h > 0$ e finalmente para $t = t_3$ tem-se $|h| > 1$ e $\angle h < 0$. Os três instantes de tempo, t_1 , t_2 e t_3 podem ser vistos na Figura 3.2. Neste caso, o símbolo 2 da constelação resulta em menor distância em relação ao símbolo recebido, sendo, portanto, a solução ML. A seguir, um descrição analítica para o cômputo das distâncias entre o símbolo recebido e os da constelação permitirá a identificação dos *clusters* no processo de decodificação.

Dado um sistema que utiliza uma modulação M-QAM quadrada e considerando que a separação entre os símbolos seja A conforme mostrado na Figura 5.2, pode-se equacionar as r_m retas verticais como:

$$r_m : \quad x + 0 \cdot y = \frac{-[(\log_2 M - 1) + 2(m - 1)]}{2} A \quad m = 1, \dots, \sqrt{M} \quad (5.1)$$

Ao passar pelo canal, os símbolos referentes à constelação serão escalonados pelo módulo do coeficiente de canal h e rotacionados pela respectiva fase. Porém, para simplificar a análise

aplicaremos o efeito inverso do canal ao símbolo recebido, sem prejuízo aos cálculos de distância pois as distâncias relativas continuarão as mesmas. Assim, o símbolo recebido $(\check{x}_r, \check{y}_r)$ será:

$$\check{x}_r = \frac{1}{\|h\|} [\cos(-\angle h)x_r - \sin(-\angle h)y_r] \quad (5.2)$$

$$\check{y}_r = \frac{1}{\|h\|} [\sin(-\angle h)x_r + \cos(-\angle h)y_r] \quad (5.3)$$

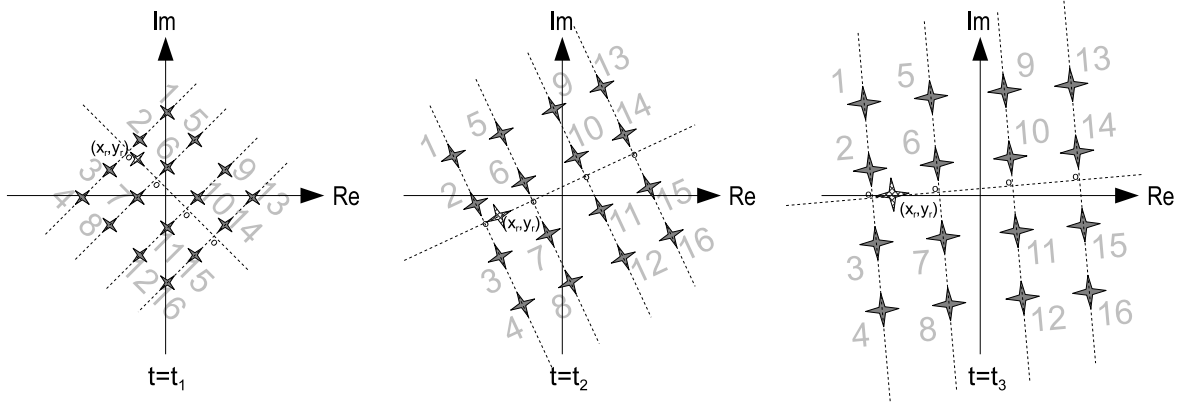


Figura 5.1: Três situações típicas de distorção introduzidas pelo canal MIMO (módulo e fase de h_{kj}) sobre o símbolo recebido (estrela hachurada) e constelação 16-QAM (estrelas escuras).

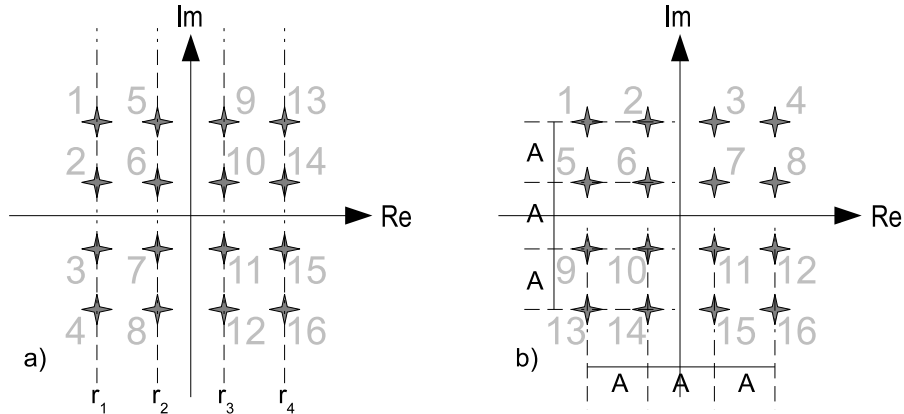


Figura 5.2: Dois possíveis mapeamentos para uma constelação quadrada M -QAM com $M = 16$.

Tomando como base um ponto (x_m, y_m) pertencente à reta r_m e o símbolo recebido representado pela coordenada $(\check{x}_r, \check{y}_r)$, tem-se que a distância entre o ponto recebido e o ponto (x_m, y_m) será:

$$d_{r,m} = \sqrt{(\check{x}_r - x_m)^2 + (\check{y}_r - y_m)^2}. \quad (5.4)$$

Uma vez que a equação da reta r_m é:

$$x + 0 \cdot y = \frac{-[(\log_2 M - 1) + 2(m - 1)]}{2} A \quad (5.5)$$

então,

$$d_{r,m} = \sqrt{\left(\check{x}_r - \frac{-[(\log_2 M - 1) + 2(m - 1)]}{2} A\right)^2 + (\check{y}_r - y_m)^2} \quad (5.6)$$

e substituindo as equações (5.2) e (5.3) e elevando ao quadrado ambos os lados, tem-se:

$$d_{r,m}^2 = \left(\frac{1}{\|h\|} [\cos(-\angle h)x_r - \sin(-\angle h)y_r] - \frac{-(\log_2 M - 1) + 2(m - 1)}{2} A \right)^2 + \left[\frac{1}{\|h\|} [\sin(-\angle h)x_r + \cos(-\angle h)y_r] - y_m \right]^2. \quad (5.7)$$

Considerando que os parâmetros M, h e A são constantes durante um período de símbolo, pode-se fazer as seguintes substituições:

$$C(m) = \left(\frac{1}{\|h\|} [\cos(-\angle h)x_r - \sin(-\angle h)y_r] - \frac{-(\log_2 M - 1) + 2(m - 1)}{2} A \right)^2 \quad (5.8)$$

$$K = \frac{1}{\|h\|} [\sin(-\angle h)x_r + \cos(-\angle h)y_r] \quad (5.9)$$

$$d_{r,m}^2 = C(m) + (K - y_m)^2 \quad (5.10)$$

Analisando a equação (5.8) pode-se concluir que $C(m)$ varia apenas com m e avaliando a equação (5.9) observa-se que K é uma constante durante um período de símbolo. Na equação (5.10) a distância $d_{r,m}$ entre o ponto recebido e a reta r_m será a componente $(K - y_m)^2$, mais uma componente que será constante para m fixo, $C(m)$. Observando a Figura 5.2.b, nota-se que as coordenadas imaginárias dos pontos $\{1, 2, 3, 4\}$ da constelação serão as mesmas que as coordenadas imaginárias dos pontos $\{5, 6, 7, 8\}$, e assim por diante, ou seja, $y_1 = y_2 = y_3 = y_4$. Essa hipótese é válida para qualquer outra constelação quadrada QAM. Logo, a única diferença entre as distâncias de uma reta a outra será um deslocamento constante conforme pode ser observado em cada gráfico da Figura 5.3, e particularmente anotado na Figura 5.3.b. A componente $(K - y_m)^2$ é o padrão que se repete no cálculo da distância do ponto recebido a cada reta. Este padrão também pode ser facilmente verificado na Figura 5.3.

Assim, conclui-se que, dada uma constelação quadrada M-QAM, com símbolos equiprováveis, o gráfico da distância de um símbolo recebido a todos os pontos da constelação apresentará padrões que se repetem a cada \sqrt{M} símbolos, a menos de uma constante.

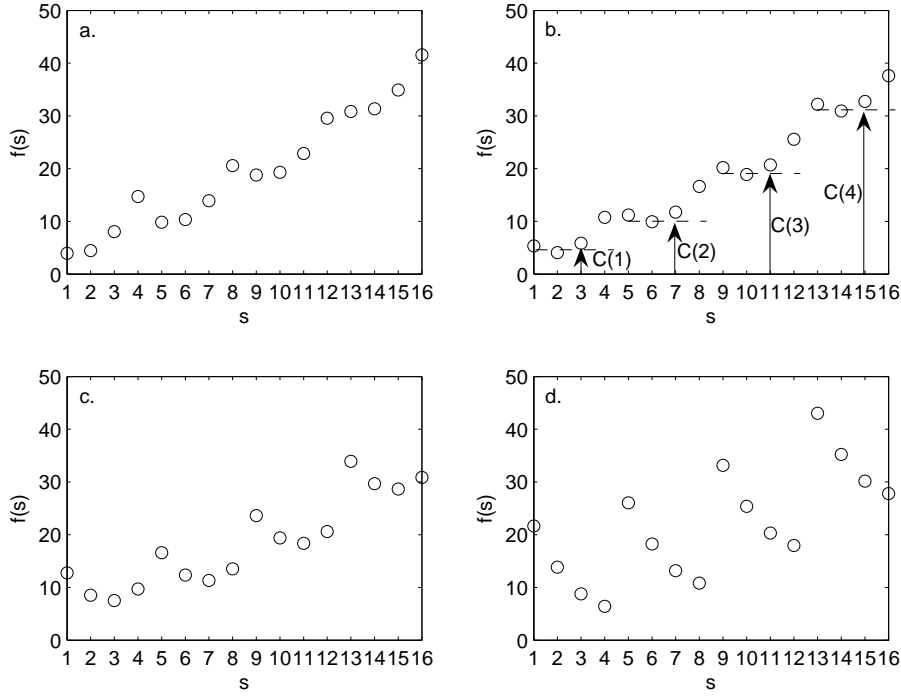


Figura 5.3: Padrões no gráfico da função custo baseada na distância Euclidiana em um sistema SISO/SIMO com modulação M -QAM quadrada.

5.2 Extensão para sistemas MIMO

Podemos reescrever a equação (4.1) da seguinte forma:

$$\min_{\mathbf{s} \in \mathcal{S}} \|\mathbf{z} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2 \quad (5.11)$$

$$\min_{\mathbf{s} \in \mathcal{S}} \sum_{k=1}^{n_R} (z_k - \mathbf{h}_k \mathbf{s})^2 \quad (5.12)$$

$$\min_{\mathbf{s} \in \mathcal{S}} \sum_{k=1}^{n_R} \left[z_k - \sum_{j=1}^{n_T} h_{kj} s_j \right]^2 \quad (5.13)$$

$$\min_{\mathbf{s} \in \mathcal{S}} \sum_{k=1}^{n_R} [z_k - (h_{k1}s_1 + h_{k2}s_2 + \dots + h_{kn_T}s_{n_T})]^2 \quad (5.14)$$

sendo \mathbf{h}_k o vetor associado à k -ésima linha da matriz do canal \mathbf{H} e \mathbf{z} o vetor sinal recebido.

Considerando a equação (5.14) para o caso de $n_R = 1$, se variarmos apenas s_1 e mantivermos s_2, \dots, s_{n_T} constantes, a equação (5.14) recairá no problema da seção anterior, ou seja, a distância de um ponto a um conjunto de retas. Assim, notaremos o aparecimento de padrões a cada \sqrt{M} símbolos, conforme visto na seção anterior. O mesmo será válido se variarmos s_2 e mantivermos as outras variáveis constantes, e assim por diante. Logo, podemos concluir que para o caso MIMO haverá padrões n_T -dimensionais em cada hipercubo de \sqrt{M} símbolos. Para o caso de $n_R > 1$ vemos que a função custo total será uma soma de funções custo que apresentam um padrão. Logo, a função custo total também apresentará padrões que se repetem.

5.3 Decodificação ML baseada na Busca Reduzida por Clusters (RCS-ML)

A idéia da decodificação ML considerando espaço de busca reduzido baseado em *clusters*, denominado aqui *reduced cluster search ML decoding* (RCS-ML), surgiu da observação do comportamento da função custo, equações (4.6) e (4.7), em função dos possíveis símbolos-candidatos $\mathbf{s} \in \mathcal{S}$ em (4.1).

Para casos de sistemas com múltiplas entradas e uma única saída (MISO – *multiple inputs-single-output*) ou MIMO, a detecção conjunta ML apresentará funções-custo dependentes de mais de uma variável. Por meio da equação (4.1) pode-se mostrar que os padrões n -dimensionais são partes de parabolóides limitados pela dimensão da constelação empregada na modulação, tendo como medida a distância Euclidiana. Assim, como é necessário procurar dentro de um *cluster* pelo vetor que minimiza a função custo, essa procura em *cluster* não precisa ser necessariamente uma procura exaustiva ML, visto que a função é bem comportada dentro de um *cluster* e não apresenta mínimos locais¹.

Como pode ser visto na Figura 5.4 a) existem padrões que se repetem ao longo dos eixos s_1 e s_4 . Esses padrões se repetem a cada $2^{\frac{m}{2}}$ símbolos para a equação (4.6), onde $m = \log_2 M$ é a ordem de modulação, e cada conjunto de $2^{\frac{m}{2}}$ valores para cada dimensão do par (s_1, s_4) constitui um *cluster*. Observe que a Figura 5.4 foi obtida para modulação 16-QAM, ou seja $\mathbf{s} = [s_1, s_2, s_3, s_4]$. 4×4 *clusters* são facilmente identificáveis, no qual cada cluster é constituído por 16 valores para o par (s_1, s_4) ; idem para o par (s_2, s_3) .

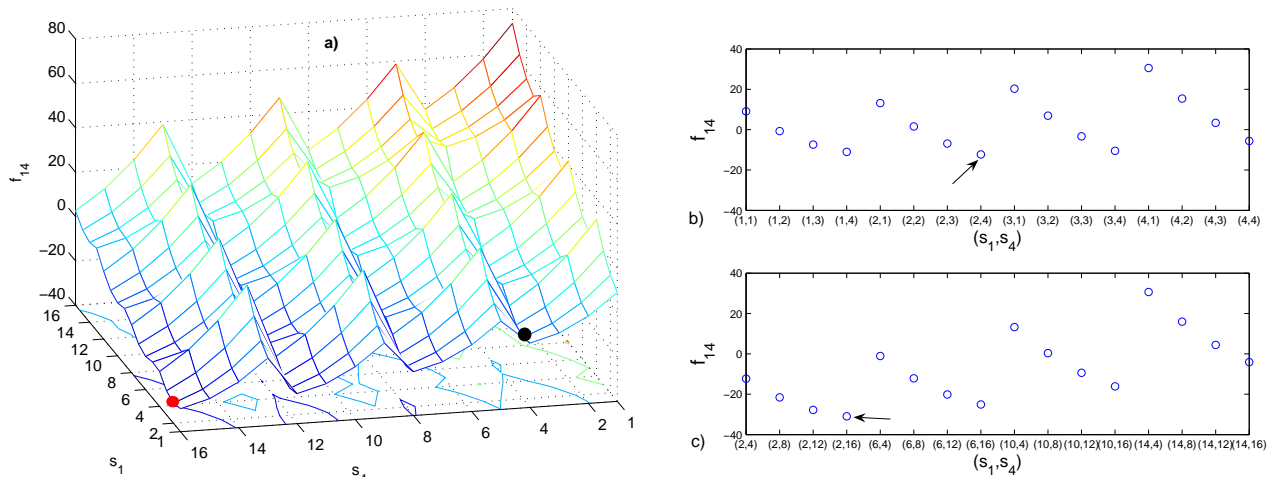


Figura 5.4: Valores típicos para a função custo f_{14} , considerando o par de símbolos (s_1, s_4) em uma modulação 16-QAM: a) Todos os possíveis valores de (s_1, s_4) ; b) valores da função custo para o primeiro cluster mostrando um mínimo local; c) valores da função custo para o conjunto de pontos selecionados na segunda etapa do algoritmo mostrando a ocorrência do mínimo global.

¹Em cada *cluster*, a função custo apresentará um único mínimo (ou vale).

Tendo em vista evitar redundâncias na exposição a seguir, o método será descrito considerando apenas a função custo (4.6), embora também seja válido para a equação (4.7). A idéia é executar uma procura ML apenas dentro de um *cluster*, definir as coordenadas do par de símbolos que minimiza (4.6) e escolher um par de símbolo em cada *cluster* com as mesmas coordenadas do símbolo do primeiro *cluster* que minimizou a função custo. Note-se que no exemplo hipotético da Figura 5.4.b. foram escolhidos apenas os pares (s_1, s_4) que estão no primeiro *cluster*, conforme indicado na Figura 5.5.b. Assim, para cada *cluster* ter-se-á um único par de símbolos. Finalmente, uma nova busca ML é feita, porém considerando apenas os pares selecionados. A Figura 5.4.c mostra o gráfico de $f_{1,4}$ com o mínimo global em $s_1 = \underline{2}$ e $s_4 = \underline{16}$.

Para implementar a decodificação do QO-STBC RCS-ML, três passos são executados, conforme descrito no Algoritmo 3. Obviamente esses mesmos passos devem ser executados para os par (s_2, s_3) , completando assim o processo de decodificação RCS-ML.

Algorithm 3 RCS-ML

Entrada: $\mathbf{y}, \hat{\mathbf{h}}$; **Saída:** (\hat{s}_1, \hat{s}_4)

- **passo 1:** executar uma procura ML dentro do primeiro *cluster* em relação ao par (s_1, s_4) a partir da equação (4.6), no qual os símbolos da constelação M -QAM são hipoteticamente mapeados como $s_1, s_4 \in \{\underline{1}, \underline{2}, \dots, \sqrt{2^m}\}$.
- **passo 2:** armazenar as coordenadas do par $(\check{s}_1, \check{s}_4)$ que minimiza a equação (4.6).
- **passo 3:** gerar o conjunto de pares

$$\mathcal{S}_i^{\text{clst}} = \{\check{s}_i + k\sqrt{2^m} \mid k = 0, 1, \dots, \sqrt{2^m} - 1\}, \quad i = 1, 4.$$

Executar uma procura ML em relação aos pares (s_1, s_4) usando a equação (4.6), com $s_1 \in \mathcal{S}_1^{\text{clst}}$ e $s_4 \in \mathcal{S}_4^{\text{clst}}$.

5.4 Exemplo Ilustrativo de Decodificação MIMO 16-QAM empregando Algoritmo RCS-ML

Tomando-se por base ainda a estrutura do exemplo hipotético anterior, a Figura 5.5 esquematiza o método RCS-ML para modulação 16-QAM. Neste caso, a ordem de modulação é $m = 4$, e como $\sqrt{2^m} = 4$, logo existem 4×4 *clusters*. Pode-se observar na Figura 5.5.b. o primeiro *cluster* indicado pela área mais clara, compreendendo 16 pares (s_1, s_4) , onde $s_1, s_4 \in \{\underline{1}, \underline{2}, \underline{3}, \underline{4}\}$. Na Figura 5.5.c. a busca ML é realizada encontrando o par (s_1, s_4) que minimiza a função custo (4.6), e na Figura 5.5.d. o conjunto de pares selecionados no passo 3 é mostrado com o custo de cada um. O algoritmo neste caso escolhe o par de menor custo $(s_1, s_4) = (7, 8)$. O processo se repete considerando o par (s_2, s_3) .

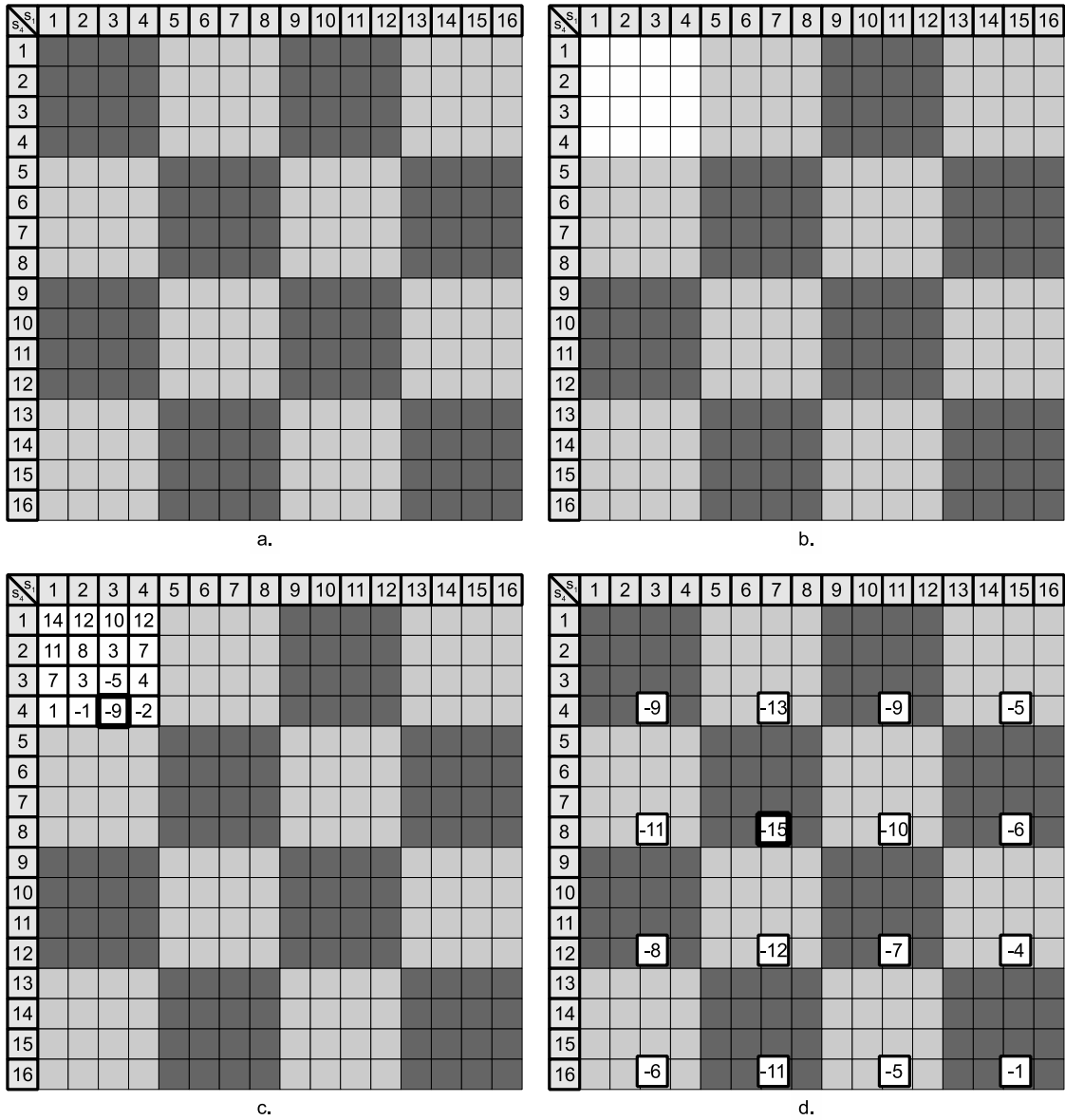


Figura 5.5: Exemplo hipotético do processo de decodificação MIMO RCS-ML para modulação 16-QAM: a) divisão do espaço de busca em *clusters*; b) primeiro *cluster* a ser explorado; c) cálculo da função custo para os pares (s_1, s_4) que estão dentro do primeiro *cluster*; d) obtenção dos pares de cada *cluster* com respectivos valores de suas funções custo.

5.5 Implicações de se utilizar codificação com RCS-ML

Considerando o sistema proposto pela Figura 1.1, vemos que o primeiro bloco no fluxo de dados a serem transmitidos é o bloco LDPC. Neste caso, para cada um dos m ramos de dados existe um bloco LDPC. Assim, considerando apenas um ramo, dado um bloco de bits de entrada de tamanho L e um LDPC de taxa R_{ldpc} , o tamanho do bloco de dados de saída será:

$$L_{ldpc} = \frac{L}{R_{ldpc}} \quad (5.15)$$

A consequência de se adicionar um bloco LDPC ao sistema, do ponto de vista do decodificador RCS será apenas o aumento do tamanho dos blocos de dados, ou seja, o modo de funcionamento do algoritmo RCS não será alterado. O mesmo é válido para os outros tipos de codificação, como por exemplo, convolucionais, Turbo, Reed-Solomon e outros.

Neste trabalho, utilizamos a codificação espaço-temporal quase ortogonal. Este tipo de codificação transmite quatro símbolos em quatro períodos de símbolo alcançando taxa 1. Como é um código quase ortogonal, é possível decodificar os símbolos recebidos dois a dois, ou seja, existe o desacoplamento de um grupo de dois símbolos do outro grupo de dois símbolos diminuindo o universo de busca do algoritmo ML e consequentemente do RCS-ML.

Logo, as implicações serão mínimas ao se utilizar codificação LDPC, ao passo que haverá redução substancial da complexidade de decodificação dependendo do código espaço-temporal utilizado.

6 Resultados Numéricos

Neste capítulo, resultados numéricos obtidos via simulação computacional Monte-Carlo (MCS) oferecerão suporte e justificativa tanto para o método de decodificação MIMO RCS-ML proposto e discutido nos Capítulo 5 quanto para a análise e justificativa de uso dos detectores/decodificadores de baixa complexidade do tipo LS e PSO em sistemas MIMO sob certas restrições e cenários particulares. Também será avaliado o desempenho do método RCS-ML agregando-se a técnica de formação de arranjo de sub-antenas (ASF), introduzida na Seção 4.6.

6.1 Detectores MIMO Sub-Ótimos: Busca Local versus Heurísticos

Os parâmetros adotados para esses resultados incluem conhecimento perfeito do canal, codificação binária Gray, canais Rayleigh planos constantes durante um período de símbolo. Todos os parâmetros estão listados na Tabela 6.1.

6.1.1 Desempenho de sistemas MIMO não-codificados

A Figura 6.1 confirma que os sistemas V-BLAST com cancelamento sucessivo de interferência ordenado possuem melhor desempenho se comparado com o detector MIMO LMMSE quando $n_R \geq n_T$, e que possuem aproximadamente o mesmo desempenho caso contrário. Como o V-BLAST com cancelamento sucessivo de interferência ordenado cancela a interferência dos sinais com menor erro quadrático médio primeiro, este resultado mostra que o desempenho do V-BLAST supera o LMMSE, porém, as custas de um aumento na complexidade no receptor. Para as curvas com $n_R < n_T$ o sistema se torna indeterminado, ou seja, o número de sinais disponíveis no receptor é menor que o número de variáveis transmitidas. Neste caso o desempenho é praticamente o mesmo para ambas as técnicas.

A Figura 6.2 mostra que para canais onde $n_R \geq 2n_T$ o detector 1-LS MIMO desenvolvido por (OLIVEIRA et al., 2008) atinge um desempenho bem próximo ao do detector ML (desempenho não mostrado para simplificar o gráfico). Note que para todos os detectores heurísticos e *tree-search* um estágio de pré-processamento é feito pelo V-BLAST com cancelamento de interferência sucessivo ordenado (“VB” na legenda).

Tabela 6.1: Parâmetros de sistema, de algoritmo e de canal.

Parâmetro	Valores Adotados
<i>Sistema MIMO</i>	
# de antenas Tx	$n_T = 4$
# de antenas Rx	$n_R = 1, 2, 3, 4, 6, 8, \text{ e } 12$
SNR recebido	SNR $\in [0; 24]$ dB
Modulação	BPSK (não-codif.); QPSK (codif.)
<i>Parâmetros PSO:</i>	
Tamanho pop.	$p = 30$ candidatos-vetores
# iterações	8
Velocidade lim.	$V_{\max} = 4$
Peso da velocidade	$\omega = 1$
Peso das partículas	$\phi_1 = 2; \phi_2 = 10$
<i>Parâmetros do 1-LS e 1-Sft-2-LS:</i>	
busca determinística	distância de Hamming, $d_H = 1 \ \& \ 2$
# iterações	nenhuma
<i>Parâmetros de Codificação</i>	
LDPC	LDPC(204, 102) curto paralelo
decodificadores BP	máximo de 20 iterações
σ^2	constante, \forall SNR
<i>Canal Rayleigh</i>	
Seletividade	lento e plano
Estimativa de canal (CSI)	perfeitamente conhecido no Rx

Adicionalmente, note que existe uma melhora no desempenho dos detectores heurísticos e *tree-search* em relação ao detector V-BLAST quando n_R se aproxima de n_T . Por outro lado, quando $n_R \gg n_T$, a melhora é marginal.

Assim, para o caso $n_R < 2n_T$, indo em direção à condição de indeterminação, ou seja, $n_R < n_T$, serão necessários detectores mais elaborados. Neste caso os detectores de busca local 1-shift-2 (1-Sft-2-LS) desenvolvido por (OLIVEIRA et al., 2008; ABRÃO et al., 2007) e PSO poderão ser usados atingindo desempenho próximo ao do detector ML com baixa complexidade. A Figura 6.2 indica que para $n_T = 4$, o detector heurístico PSO possui desempenho próximo ao do detector ML para qualquer n_R , enquanto que o detector MIMO sub-ótimo *tree-search* 1-Sft-2-LS alcança desempenho próximo ao do detector ML apenas para $n_R \geq 1.5n_T$. Isto se deve principalmente a forma de funcionamento de cada algoritmo. O LS é um algoritmo bastante simples e de fácil implementação, porém, não conta com características de procura inteligente como os encontrados no PSO, necessários em sistemas indeterminados.

Para a configuração $n_R \leq n_T$, a Figura 6.3 ilustra a perda de desempenho dos detectores heurísticos (a curva para $n_R = 4$ foi incluída apenas para comparação). Comparando o PSO e os detectores de busca local percebe-se que o PSO é melhor que os algoritmos de busca local principalmente no regime de alto SNR. Os detectores 1-LS e V-BLAST se mostraram bastante inferiores em relação ao PSO e não atingem desempenho próximo ao do ML como mostrado na

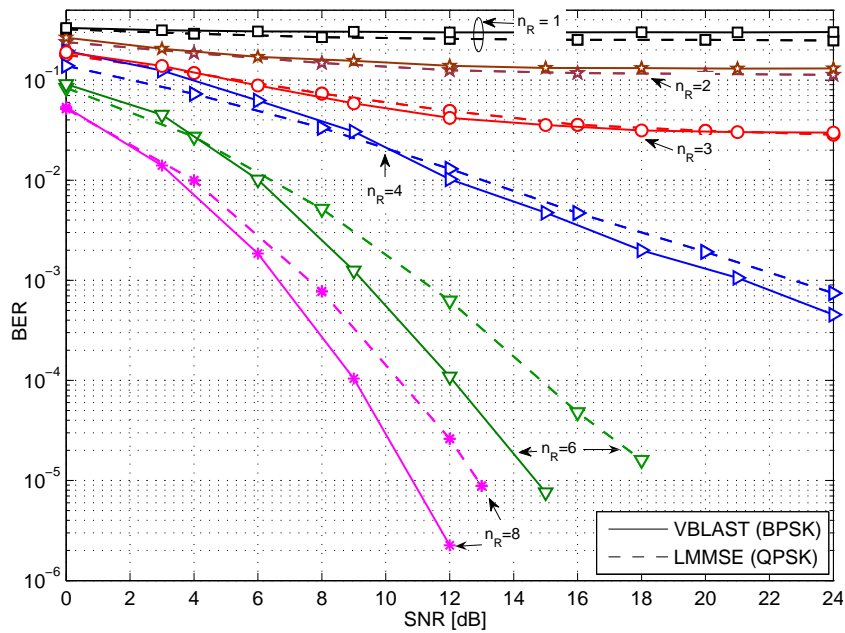


Figura 6.1: Desempenho de sistemas MIMO não-codificados com desacoplador LMMSE e modulação QPSK e V-BLAST ("VB") para $n_T = 4$ e $n_R = 1, 2, 3, 4, 6,$ e 8 antenas.

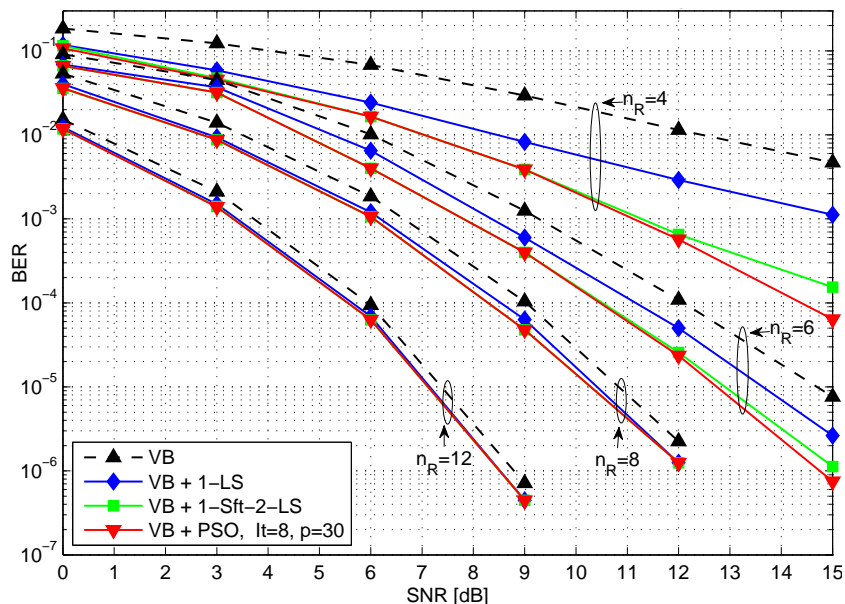


Figura 6.2: Desempenho para sistema MIMO não-codificado empregando modulação BPSK com detectores heurísticos LS e PSO para $n_T = 4$ e $n_R = 4, 6, 8$ e 12 . Estimativa inicial: saídas V-BLAST ("VB").

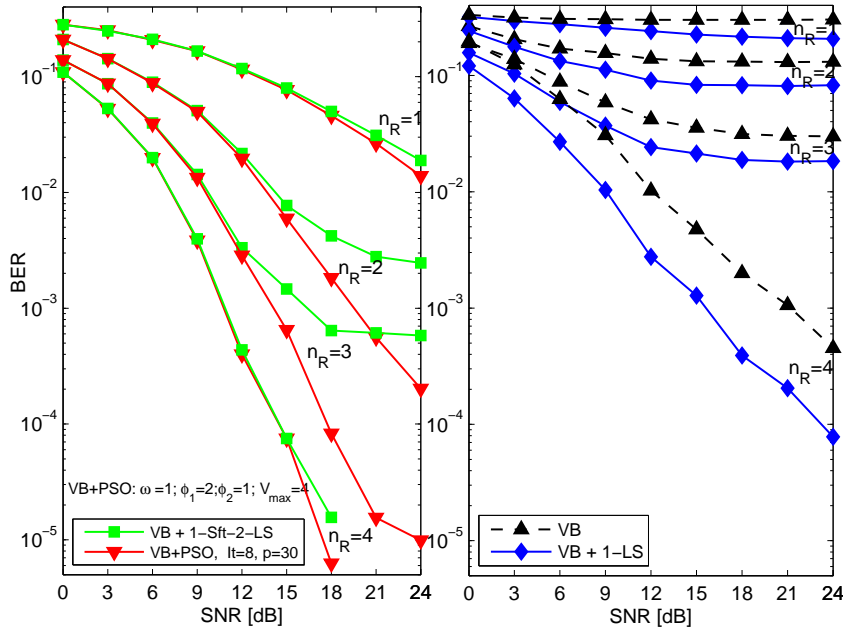


Figura 6.3: Desempenho para sistema MIMO não-codificado empregando modulação BPSK com detectores heurísticos LS e PSO para $n_T = 4$ e $n_R = 1, 2, 3$ e 4 . Estimativa de bit inicial obtida da saída V-BLAST.

Figura 6.3.b. Este fato também se deve à robustez do algoritmo PSO.

6.1.2 Desempenho em Sistemas MIMO Codificados

Os resultados da Figura 6.4 (curvas de linha cheia), para o mesmo *throughput*, mostram que quando $n_R < n_T$ há uma considerável degradação do desempenho de sistemas MIMO codificados em conjunto com desacoplador MMSE. Neste caso, soluções heurísticas simples como o PSO + V-BLAST sem codificação (linhas tracejadas) são capazes de obter bom desempenho com baixa complexidade confirmando a robustez do algoritmo PSO em sistemas indeterminados. Apenas quando $n_T \leq n_R$ é que a topologia BMCM com LDPC curto resulta em desempenho razoável para $\text{SNR} > \text{SNR}_{\text{th}}$, onde SNR_{th} decresce quando n_R cresce, como mostrado na Figura 6.4:

Rx. antennas, n_R	4	6	8
SNR_{th} [dB]	9	4	2

6.1.3 Análise de Complexidade

A complexidade computacional do detector V-BLAST com cancelamento de interferência sucessivo está concentrada no cálculo da pseudo-inversa demandando 59.3% do tempo total estimado por meio do tempo de execução no Matlab. Como a saída do V-BLAST é usada como entrada nos detectores heurísticos de *tree-search*, a complexidade computacional dos detectores MIMO é:

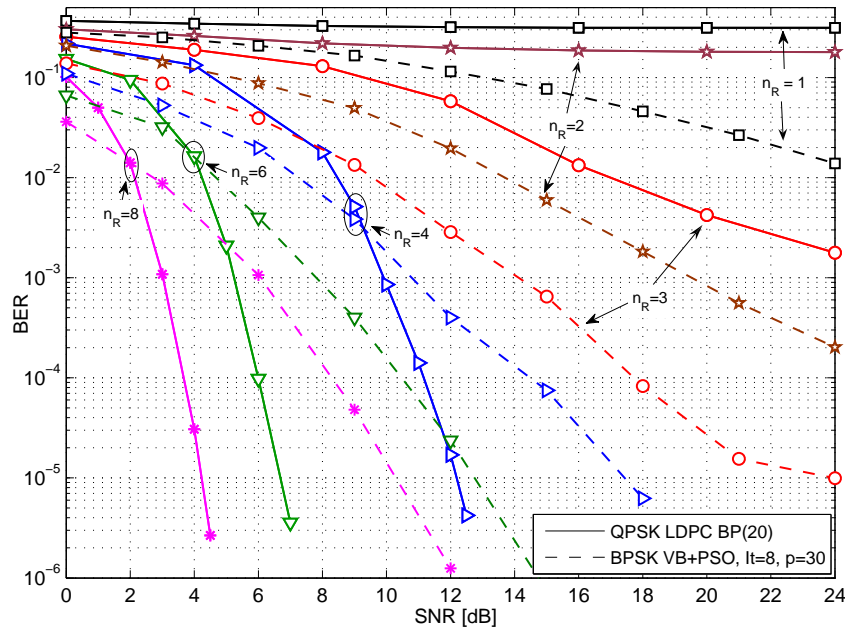


Figura 6.4: Comparação do desempenho dos detectores MIMO LDPC-LMMSE (codificado) e VB-PSO (não-codificado) MIMO para $n_T = 4$, $n_R = 1, 2, 3, 4, 6$, e 8 . Desacoplador LMMSE, LDPC(204, 102) curto e decodificador BP com 20 iterações.

- PSO: neste algoritmo, o cálculo da função custo demanda 56.47%, limitação de velocidade 16.19%, atualização da melhor posição 10.49%, cálculo da velocidade 9.43%, e discretização da velocidade e geração das próximas posições 7.42% do tempo total.
- LS: o cálculo da função custo leva 53.47%, a geração de novos candidatos 36.11% e atualização das melhores posições 10.42% do tempo.
- 1-Sft-2-LS: 71.93% do tempo no cálculo da função custo, 23.71% na geração de novos candidatos e 4.36% em comparações e atualização da melhor solução.
- LMMSE-LDPC: o processamento do bloco MMSE leva 6.75% do tempo total, enquanto que a decodificação LDPC com $It = 20$ iterações gasta 93.25% do tempo total.

A Figura 6.5 mostra a complexidade relativa dos algoritmos heurísticos em função do tempo gasto pelo MATLAB para rodar os algoritmos. O número de bits transmitidos é igual para todos os detectores MIMO. A baixa complexidade do LS é devido ao pequeno número de iterações e à ausência de cálculos de estratégia de diversidade por ser determinístico; a complexidade do 1-Sft-2-LS é maior que o do LS pois a procura 2-opt necessita de mais cálculos da função custo. A complexidade do detector PSO (V-BLAST + PSO com $It = 8$ iterações e $p = 30$ vetores candidatos) é aproximadamente da mesma ordem da complexidade do desacoplador LMMSE seguido pelo decodificador LDPC curto (BP) com número fixo de iterações $It = 20$, Figura 6.4.

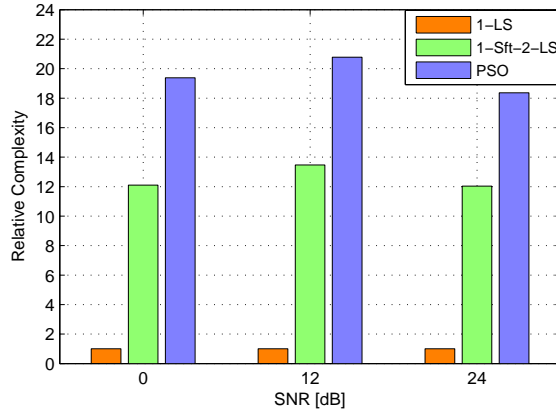


Figura 6.5: Complexidade relativa dos detectores MIMO heurísticos considerando SNR baixa, média e alta e $n_T = n_R = 4$ antenas.

6.2 RCS-ML: Desempenho e Complexidade

Para rápida visualização, os parâmetros do sistema MIMO avaliado, bem como do canal empregado nas simulações estão descritos na Tabela 6.2. Em todos os resultados numéricos apresentados nesta Seção, foram considerados sistemas MIMO QO-STBC com LDPC(204,102) curto, com exceção da Figura 6.9 na qual foi empregado um código LDPC longo (64800,32400). Para simplificar a carga computacional nas simulações MCS, assumiu-se estimativas perfeita do canal disponíveis no receptor, exceto na Subseção 6.2.1, na qual a degradação do desempenho do sistema MIMO com do RCS-ML é caracterizada sob a perspectiva das estimativas imperfeitas do canal.

De acordo com os modelos de canal mais comuns na literatura (JAFARKHANI, 2001; ALAMOUTI, 1998), aqui consideramos um modelo de canal variante no tempo quase estático: os coeficientes permanecem constantes durante cada bloco QO-STBC (cada *slots* temporal $T = 4T_s$) e variam independentemente de bloco para bloco (desvanecimento quase estático). Posteriormente, para examinar o desempenho do algoritmo RCS-ML em um modelo de canal mais realista, adotou-se o modelo de canal de Jakes modificado (JAKES, 1974) (DENT; BOTTOMLEY; CROFT, 1993) com os seguintes parâmetros: velocidade máxima, $v_{\max} = 120$ Km/h, frequência da portadora, $f_c = 5$ GHz, número de osciladores igual a 24, e máxima frequência Doppler, $f_{\text{Dpl}} = \frac{v_{\max}}{c_0} f_c = 555,56$ Hz, sendo $c_0 = 3 \cdot 10^8$ m/s a velocidade da luz no vácuo. Tipicamente, em aplicações de comunicações móveis, $f_{\text{Dpl}} \in [1; 1000]$ Hz (MOLISCH, 2005). Finalmente, considerou-se a energia transmitida normalizada em cada antena (igual a 1). Assim, a energia total transmitida é dada por:

$$E_T = n_T \quad (6.1)$$

como a relação sinal-ruído, em cada antena receptora, dada por:

$$\text{SNR} = \frac{E_T}{N_0} \quad (6.2)$$

$$N_0 = \frac{n_T}{\text{SNR}} \quad (6.3)$$

onde N_0 é a potência do ruído complexo gaussiano em cada antena receptora. A Tabela 6.2 resume os valores adotados para principais parâmetros dos sistemas MIMO simulados.

Tabela 6.2: Parâmetros de canal e do sistema MIMO com decodificação RCS-ML.

Parâmetro	Valores Adotados
<i>Sistema MIMO QO-STBC</i>	
# antenas Tx	$n_T = 4$
# antenas Rx	$n_R = 1$ ou 4
Modulação	quadrada M -QAM: $M = 4, 16, 64, 256$
código QO-STBC	Taxa 1, $R_{\text{stbc}} = 1$ (JAFARKHANI, 2001)
SNR por antena	$SNR \in [-2.5; 30]$ dB
Throughput	$\Theta = 1.0, 2.0, 3.0, 4.0$ [bits/periodo simb.]
<i>códigos LDPC</i>	
Número e tamanho	m LDPCs curtos (MACKAY, 2003, 1999)
Taxa	LDPC(204, 102), $\Rightarrow R_{\text{stbc}} = \frac{1}{2}$
Decodificador BP	$It_{BP} \leq 20$ iterações
<i>Canal Rayleigh</i>	
desvanecimento de sub-canal	plano
tipo de canal	quase-estático (lento), $L = 4$
Conhecimento de canal	perfeito/imperfeito no Rx, eq. (3.10)
<i>Decodificação RCS-ML</i>	
tamanho do cluster	$\sqrt{2^m} \times \sqrt{2^m}$

Inicialmente, considera-se na Figura 6.6 sistemas MISO QO-STBC para diferentes ordem de modulação, porém na ausência de codificação LDPC. Este resultado mostra que mesmo para um sistema indeterminado o algoritmo RCS-ML atinge desempenho muito próximo ao do ML. Isto se deve principalmente à adoção da estratégia do emprego de padrões na função custo, permitindo a redução do universo de busca e ainda assim efetuando uma busca ML exaustiva.

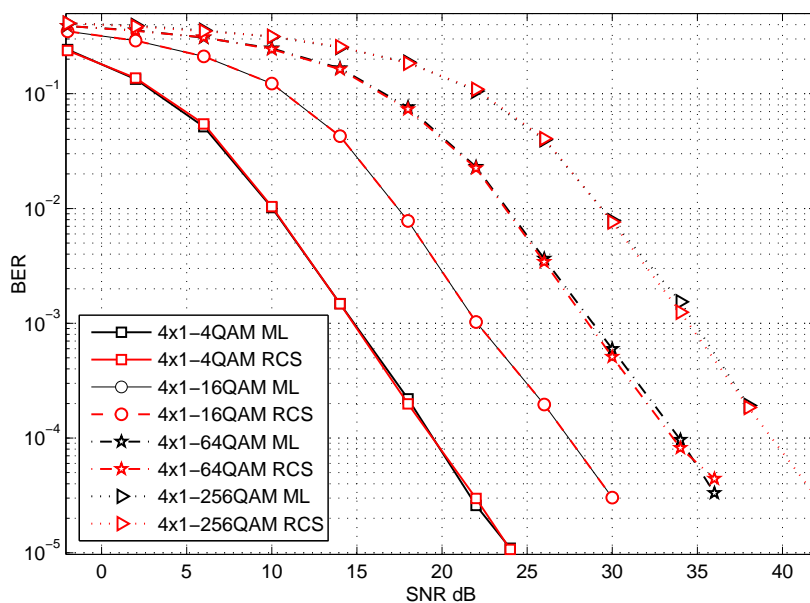


Figura 6.6: Comparação de desempenho do algoritmo de detecção ML e RCS-ML para o sistema MIMO QO-STBC com modulação QAM de vários tamanhos de constelação, $n_T = 4 \times n_R = 1$ antenas, na ausência de codificação LDPC.

A Figura 6.7 mostra o comportamento do sistema MIMO com codificação LDPC(204,102) e QO-STBC curto com $n_T = 4 \times n_R = 1$ antenas empregando ML e RCS-ML; enquanto que a Figura 6.8 compara o desempenho de ambos os decodificadores MIMO, porém, considerando $n_R = 4$ antenas receptoras. Evidentemente, nota-se melhoria substancial de desempenho à medida que mais codificação de fonte é introduzida, indicando que a região de desempenho quase livre de erros é atingida com SNR cada vez menores, à medida que há incremento na diversidade de antenas (nas figuras analisadas, quando $n_R = 1 \rightarrow n_R = 4$), e/ou quando a ordem de modulação é reduzida (neste caso, quando $m = 8 \rightarrow 6 \rightarrow 4 \rightarrow 2$). Estes resultados mostram que apesar da inclusão de codificação de fonte, praticamente não há perda de desempenho em relação ao decodificador ML. Do ponto de vista do algoritmo RCS, esta inclusão apenas aumenta a quantidade de dados a ser transmitida.

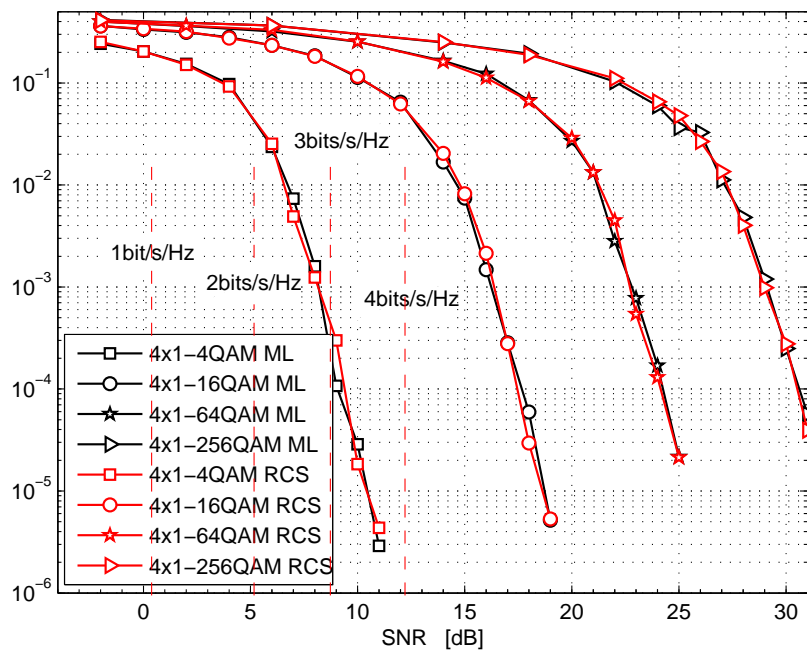


Figura 6.7: Comparação de desempenho do algoritmo de detecção ML e RCS-ML para o sistema MIMO QO-STBC com LDPC(204,102) curto e $n_T = 4 \times n_R = 1$ antenas. As retas verticais indicam a SNR necessária para atingir a capacidade *outage* com probabilidade de 1%.

É imediato notar a partir da Figura 6.6, 6.7 e 6.8 que o desempenho atingido pelos diferentes sistemas MIMO com o decodificador RCS-ML é praticamente indistinguível do decodificador de máxima verossimilhança, porém com a vantagem da menor complexidade de decodificação, ganho este que aumenta rapidamente com o aumento da ordem de modulação, conforme exposto na Seção 4.1 e reinterpretado por meio do fator de redução de complexidade (CR) na Seção 6.3.

A partir dos resultados teóricos para capacidade *outage* da Seção 4.3, a Figura 6.7 mostra a BER do detector RCS-ML proposto para um sistema MIMO 4×1 com $M = 4, 16, 64$ e 256 e LDPC curto de taxa $1/2$ (eficiência espectral = 1, 2, 3 e 4 bits/s/Hz). A partir da curva de capacidade de *outage* de 1% na Figura 4.2, os SNR mínimos requeridos para que sejam atingidas eficiências espectrais de 1, 2, 3 e 4 bits/s/Hz são aproximadamente 2, 9, 16 e 22 dB, respectivamente, para a configuração 4×4 antenas e LDPC curto da Figura 6.8. Obviamente, a adição de mais

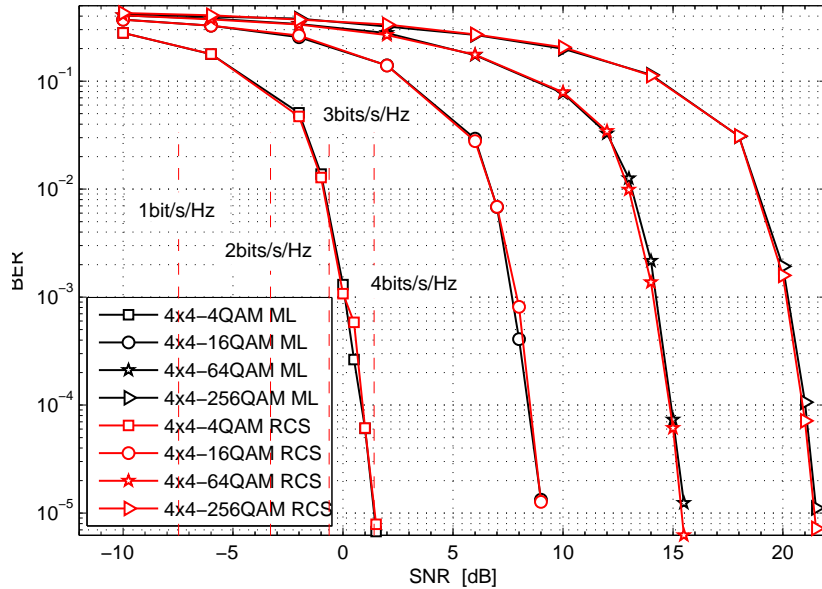


Figura 6.8: Comparação de desempenho do algoritmo de detecção ML e RCS-ML para o sistema MIMO QO-STBC com LDPC(204,102) curto e $n_T = 4 \times n_R = 4$ antenas.

antenas receptoras no sistema resulta em redução no SNR mínimo requerido para se atingir as mesmas capacidades de *outage* ou ergódica. Adicionalmente, aumentar o número de antenas receptoras associado ao uso de técnicas que permitam a transmissão eficiente de mais de um símbolo simultaneamente possibilita o aumento da capacidade do canal.

A fim de se verificar a melhora de desempenho do algoritmo RCS-ML com um código LDPC mais complexo, simulou-se o mesmo cenário da Figura 6.7, porém, utilizando um código irregular LDPC(64800,32400) conforme mostrado na Figura 6.9. Comparando o desempenho obtido com o da Figura 6.6 claramente percebe-se uma melhoria na inclinação das curvas de BER (mais abruptas, região de *waterfall*), assim como uma redução da SNR necessária para se atingir a capacidade do canal. Em relação à capacidade, constata-se que o SNR mínimo requerido para se atingir as eficiências espectrais de 1, 2, 3 e 4 bits/s/Hz são de aproximadamente 5, 14, 21 e 27 dB, respectivamente. Novamente comparando com o desempenho do sistema com LDPC curto da Figura 6.7 percebe-se que a SNR necessária para se alcançar a capacidade *outage* diminui drasticamente às custas de uma maior complexidade e atraso de decodificação.

6.2.1 Degradação do Desempenho com Estimativa Imperfeita de Canal

Nos seguintes resultados de simulação MCS, os quais incluem erros nas estimativas dos coeficientes de canal da Seção 3.2, manteve-se ainda a adoção da geração dos coeficientes de canal constante a cada bloco QO-STBC, i.e., modificam-se apenas a cada bloco QO-SBTC, $4T$, conforme uma distribuição estatística de Rayleigh para o módulo e Uniforme para a fase. No entanto, nas simulações que utilizam o modelo de canal de Jakes modificado os coeficientes de canal foram atualizados a cada período de símbolo, T , tendo em vista avaliar a influência de um canal

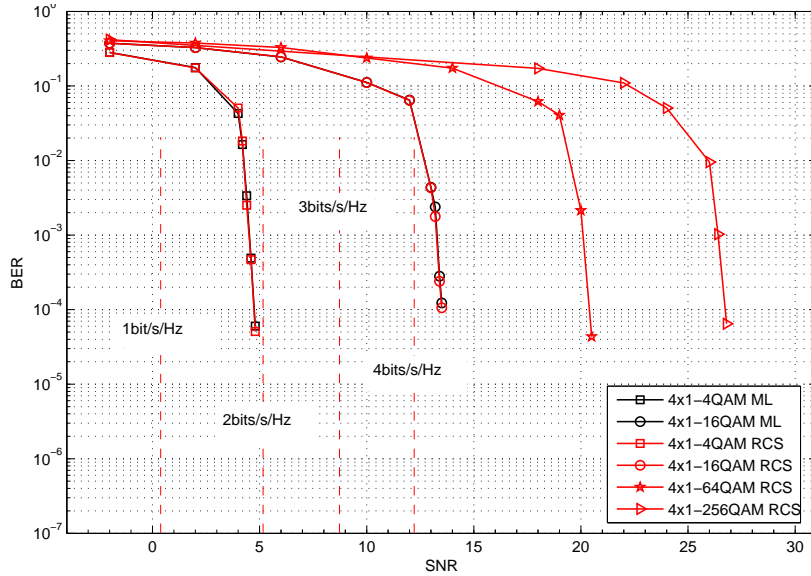


Figura 6.9: Comparação de desempenho do algoritmo de detecção ML e RCS-ML para o sistema MIMO QO-STBC com LDPC(64800,32400) e $n_T = 4 \times n_R = 1$ antenas. As retas verticais indicam a SNR necessária para atingir a capacidade *outage* com probabilidade de 1%.

relativamente rápido (em termos de período de bloco codificado) no desempenho do sistema. Adicionalmente, assumiu-se distribuição Gaussiana para o coeficiente de correlação de potência ξ em (3.10). Como os resultados de desempenho indicarão a seguir, a hipótese de coeficientes de canal estimado constante a cada bloco é essencial para que a quase-ortogonalidade do STBC possa ser mantida.

As Figuras 6.10 e 6.11 mostram o impacto dos erros de estimativa no desempenho do algoritmo RCS-ML para as modulações 4, 16, 64 e 256-QAM. Comparando com os casos de estimativa perfeita de canal ($\rho = 1$) para sistemas MIMO não-codificados 4×1 da Figura 6.6, a perda de desempenho do sistema RCS-ML MIMO não-codificado para $\text{BER} = 10^{-3}$ é $\approx 2\text{dB}$ para $\rho = 0,995^1$, considerando modulação 4-QAM. No entanto, para ordens de modulação mais elevadas ($M > 4$) e $\rho \leq 0,98^2$, os sistemas MIMO não-codificados atingem piso de BER irreduzível com ambos decodificadores ML, conforme indicado na Figura 6.10, evidenciando a necessidade da introdução de codificação e/ou aumento de diversidade espacial no receptor, como sugerido a seguir, no intuito de combater o efeito das estimativas imperfeitas dos coeficientes de canal. De qualquer maneira, o desempenho do RCS-ML permanece praticamente o mesmo em relação ao do ML, demonstrando que o algoritmo RCS-ML desempenha uma busca ML eficiente nas mais diversas condições de operação de sistema e canal.

Um impacto mais controlável na degradação do desempenho sob estimativas imperfeitas de canal é obtido quando se acrescenta codificação LDPC(204,102) e incrementa-se a diversidade de antenas no receptor, de $n_R = 1$ para $n_R = 4$. Desta forma, comparado aos casos com estimativa

¹Ou estimativa perceptual de energia de erro $\varepsilon = \frac{1-\rho^2}{\rho^2} \times 100 \approx 1,01[\%]$, Note-se que $\text{SNR} \rightarrow \infty$, ρ tende a 1 (GRANT; CAVERS, 2001); logo, usando $\rho < 1$ fixo nos dá o desempenho de pior caso.

²Para $\rho = 0,98$, a estimativa perceptual de energia de erro resulta $\varepsilon \approx 4,1\%$; já para $\rho = 0,95$, $\varepsilon \approx 10,8\%$.

perfeita de canal ($\rho = 1$) para sistemas MIMO codificados 4×4 da Figura 6.8, verifica-se que a perda de desempenho dos sistemas RCS-ML MIMO da Figura 6.11 para $\text{BER} = 10^{-3}$ e $\rho = 0,98$ é praticamente desprezível para 4-QAM, e de $\approx 1,2\text{dB}$ para 16-QAM. Para 64- e 256-QAM ainda há a ocorrência de piso irreduzível de BER para o valor de $\varepsilon \approx 4,1\%$, o qual pode ainda ser combatido incrementando-se a codificação LDPC.

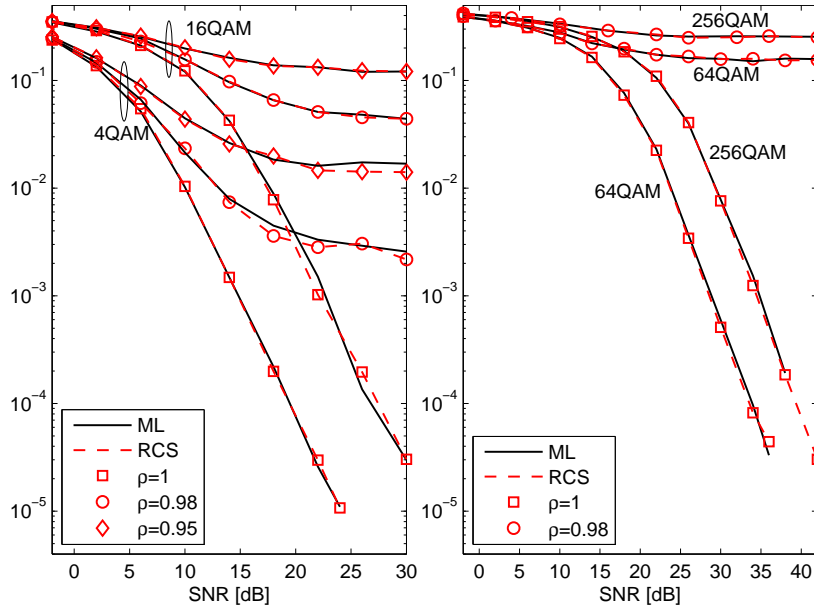


Figura 6.10: Degradação do desempenho em termos de BER para sistema MIMO ML e RCS-ML não-codificado 4×1 com diferentes ordens de modulação quando $\rho = 1, 0.98$ e 0.95 . O *throughput* é de 1, 2, 3 e 4 bits/período de símbolo.

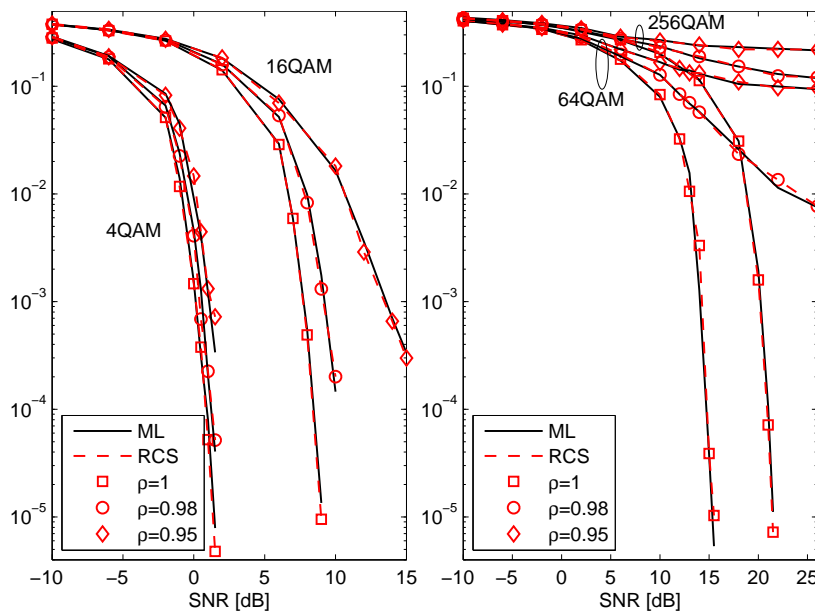


Figura 6.11: Degradação do desempenho em termos de BER para sistema MIMO ML e RCS-ML codificado 4×4 com diferentes ordens de modulação quando $\rho = 1, 0.98$ e 0.95 . O *throughput* é de 1, 2, 3 e 4 bits/período de símbolo

As Figuras 6.12 e 6.13 exploram o desempenho dos decodificadores ML e RCS-ML empregando-se canal Jakes modificado lentamente variável no tempo com estimativas (im)perfeitas de canal *versus* canal i.i.d. com estimativas perfeitas. Comparado ao desempenho do decodificador ML,

o decodificador RCS-ML apresenta resultados equivalentes. Adicionalmente, observe-se que a degradação de desempenho na região de alto SNR devido à mobilidade do receptor³ afeta igualmente ambos os decodificadores quando se compara o efeito do canal de Jakes com o i.i.d, ambos com $\rho = 1$.

Nas curvas de desempenho associadas ao canais de Jakes das Figuras 6.12 e 6.13 adotou-se taxa de símbolos igual a 4Ms/s, resultando em uma taxa de ocorrência de nulos:

$$f_{\text{nulos}} \approx 2f_{\text{Dpl}} = 1111,12\text{Hz}, \quad (6.4)$$

intervalo de tempo entre ocorrências de nulos:

$$t_{\text{nulos}} = \frac{1}{f_{\text{nulos}}} = 8,99 \cdot 10^{-4}\text{s} \quad (6.5)$$

e portanto, dividindo-se pelo tempo de cada símbolo tem-se em média a transmissão de:

$$\frac{t_{\text{nulos}}}{1/4\text{Ms/s}} = \frac{8,99 \cdot 10^{-4}}{0,25 \cdot 10^{-6}} = 3600 \text{ símbolos} \quad (6.6)$$

a cada intervalo entre nulos.

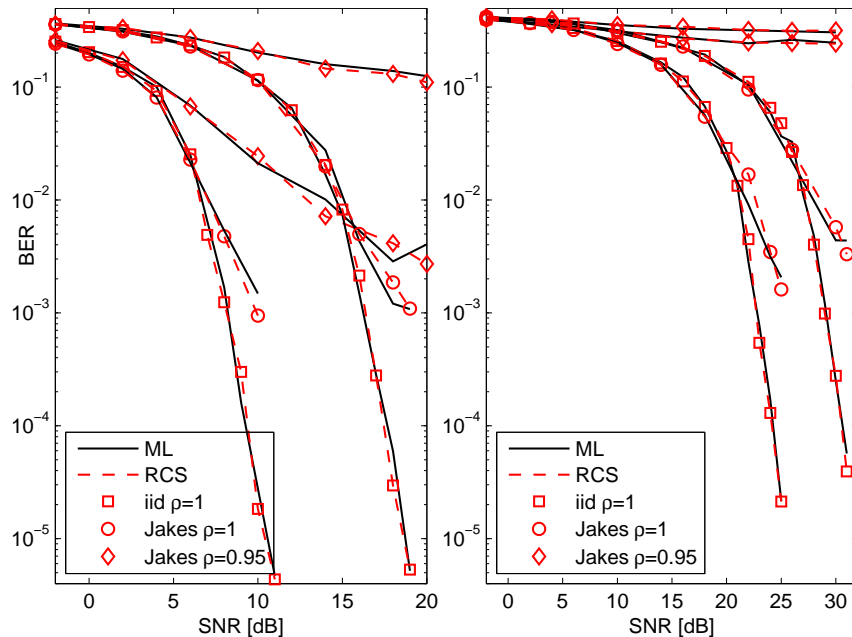


Figura 6.12: Degradação do desempenho em termos de BER para sistemas MIMO ML e RCS-ML codificado 4×1 com canal Jakes Mod., $\rho = 1$ e $0,95$.

6.2.2 Desempenho do RCS-ML com Formação de Sub-Arranjos de Antenas

Nesta seção o desempenho do algoritmo RCS-ML com um número fixo de antenas de transmissão e recepção ($n_T = 4$, $n_R = 6, 8, 10$ ou 12) é analisada agregando-se o pré-processamento de

³freqüência Doppler relativamente elevada ($f_{\text{Dpl}} = 555\text{Hz}$).

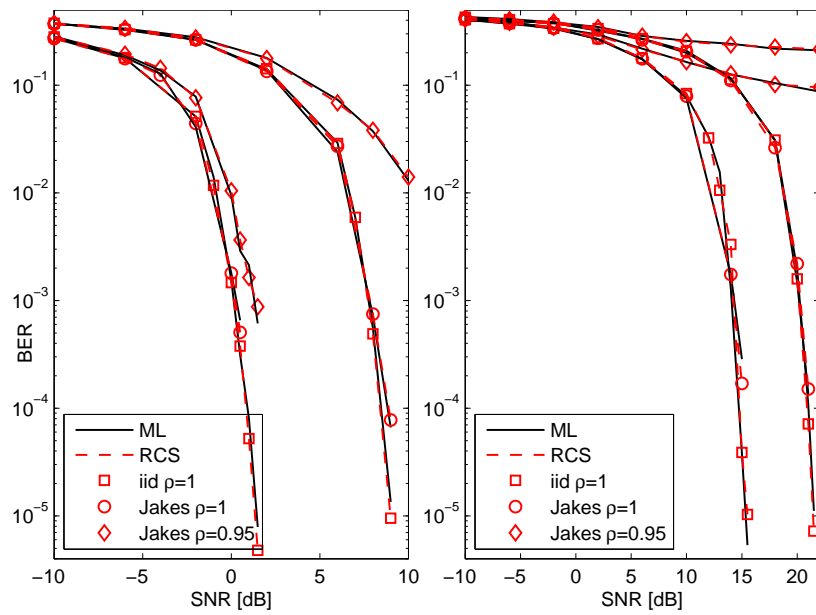


Figura 6.13: Degradação do desempenho em termos de BER para sistemas MIMO ML e RCS-ML **codificado** 4×4 com canal Jakes Mod. e $\rho = 1, 0.95$.

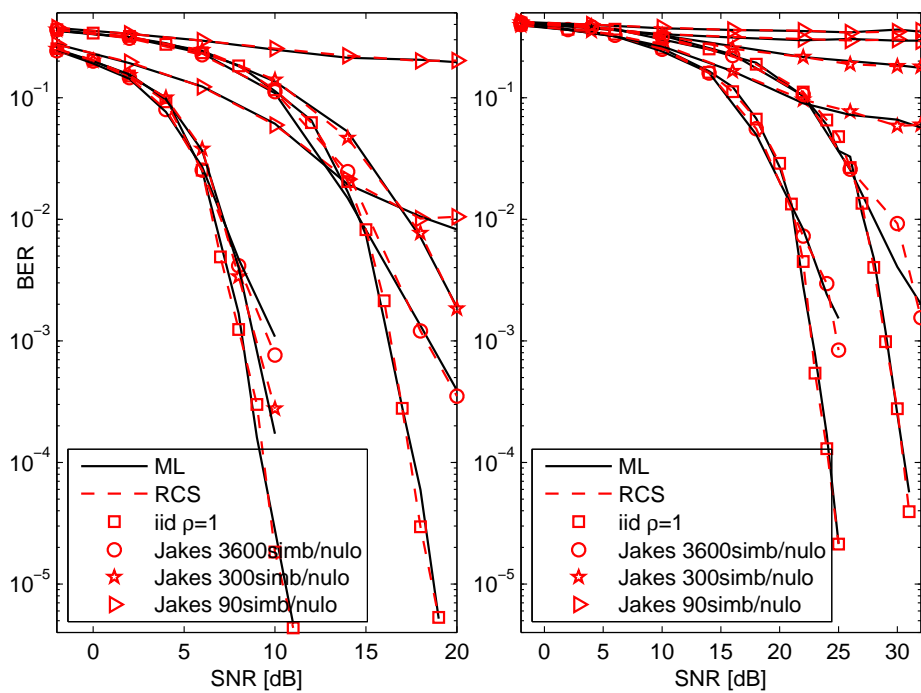


Figura 6.14: Comparação de desempenho em termos de BER para sistemas MIMO ML e RCS-ML **codificado** 4×1 com canal Jakes Modificado para várias taxas de símbolo

formação de sub-arranjos de antenas estritamente estruturadas (SS-ASF), introduzido em (THEOFILAKOS; KANATAS, 2006; KANATAS, 2007) e discutido na Seção 4.6. Estimativas perfeitas e imperfeitas de canal foram consideradas.

De fato, conectando o bloco SS-ASF antes do decodificador RCS-ML conforme indicado na Figura 4.4 é possível reduzir o patamar de BER que aparece quando há erros nas estimativas dos coeficientes de canal, por exemplo, Figura 6.11 ou 6.13, simplesmente combinando os sinais de um número maior de antenas receptoras, processando e decodificando apenas $N = 4 < n_R$ *chains*. A técnica de formação de sub-arranjos é baseada numa transformação linear de n_R sinais recebidos (THEOFILAKOS; KANATAS, 2006). Esta técnica reduz substancialmente a complexidade do receptor, que ao invés de processar os sinais de todas as n_R antenas, processa apenas $N < n_R$ *RF chains*. Os resultados conseguidos em (THEOFILAKOS; KANATAS, 2006; KANATAS, 2007) mostram que uma matrix de transformação simples \mathbf{P} obtida por meio de uma decomposição em valores singulares (SVD) da matriz de canal é suficiente para reduzir a complexidade sem comprometer o desempenho. Em todos os casos discutidos aqui, serão usados $N = n_T = 4$ ramos de RF no bloco ASF.

As Figuras 6.15 e 6.16 comparam a redução do patamar de BER em relação aos desempenhos obtidos nas Figuras 6.11 e 6.13 quando o pré-processamento SS-ASF é introduzido antes do bloco RCS-ML. Naquelas condições, o ganho de desempenho do SS-ASF sobre os sistemas MIMO $n_T = 4 \times n_R = 4$ são bastante expressivos, eliminando o aparecimento de patamares de BER para 4-, 16-, e 64-QAM ao custo de um pequeno aumento na complexidade devido ao pré-processamento do sinal proveniente de $n_R = 8$ antenas.

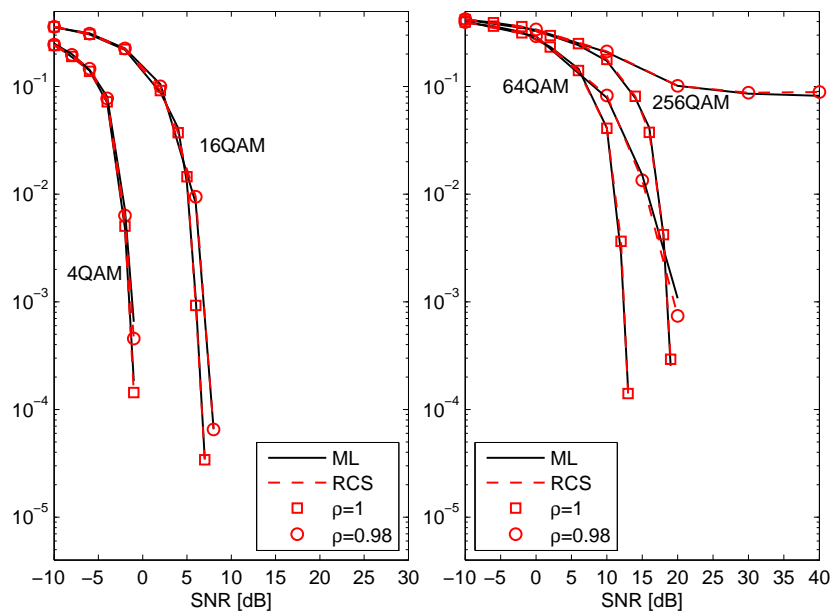


Figura 6.15: Degradação do desempenho em termos de BER para sistemas MIMO RCS-ML codificados 4×8 e 4 sub-arranjos com canal iid e $\rho = 1$ e 0,98.

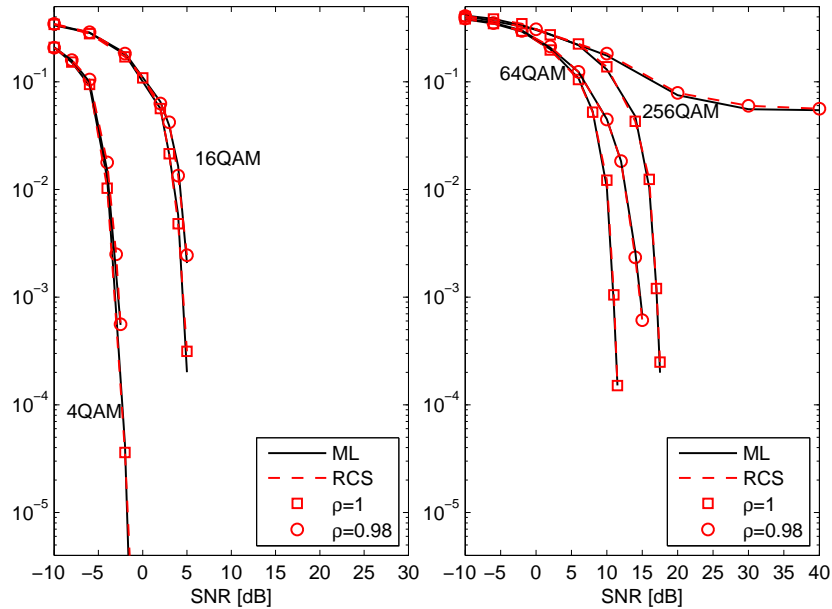


Figura 6.16: Degradação do desempenho em termos de BER para sistemas MIMO RCS-ML codificados 4×12 e 4×4 sub-arranjos com canal iid e $\rho = 1$ e 0.98 .

6.2.3 Desempenho do RCS-ML considerando Perda da Condição de Quase-Ortogonalidade.

Para os resultados de simulações MCS da Figura 6.17, os coeficientes de canal h_{kj} alteram-se a cada período de símbolo, T_s , conforme uma distribuição estatística de Rayleigh para o módulo e Uniforme para a fase. Esta condição de canal destrói parcialmente a condição de quase-ortogonalidade do esquema QO-STBC, impactando no desempenho. Tal degradação no desempenho será ainda maior na condição adicional de erros nas estimativas de canal.

Sob essas condições, conforme pode-se ver na Figura 6.17, a degradação do desempenho é significativa. Conclui-se que se o canal variar durante o tempo de cada bloco de símbolos e adicionalmente houver erros nas estimativas de canal, os desempenhos RCS-ML e ML serão forte e igualmente afetados. Na tentativa de reduzir essa degradação pode-se lançar mão do incremento do número de antenas receptoras (diversidade espacial), e/ou da redução da ordem de modulação no transmissor e/ou buscar estimadores para os coeficientes de canal no receptor mais eficientes.

6.3 Análise de Complexidade do Algoritmo RCS-ML

Para analisar a complexidade com algoritmo RCS-ML será considerado para o cálculo as operações de multiplicação e soma. Analisando as equações (4.6) e (4.7) e considerando cada multiplicação complexa igual a quatro multiplicações reais e cada soma complexa a 2 somas reais, ter-se-á 90 multiplicações reais e 27 somas reais para cada cálculo de f_{14} ou f_{23} . Como o algoritmo RCS-ML necessita calcular apenas 2^m vezes a função custo (ML) no passo 1 e 2^m no passo 2, logo, o número total de cálculos da função custo é de 2^{m+1} para efetuar a decodificação ML do símbolo

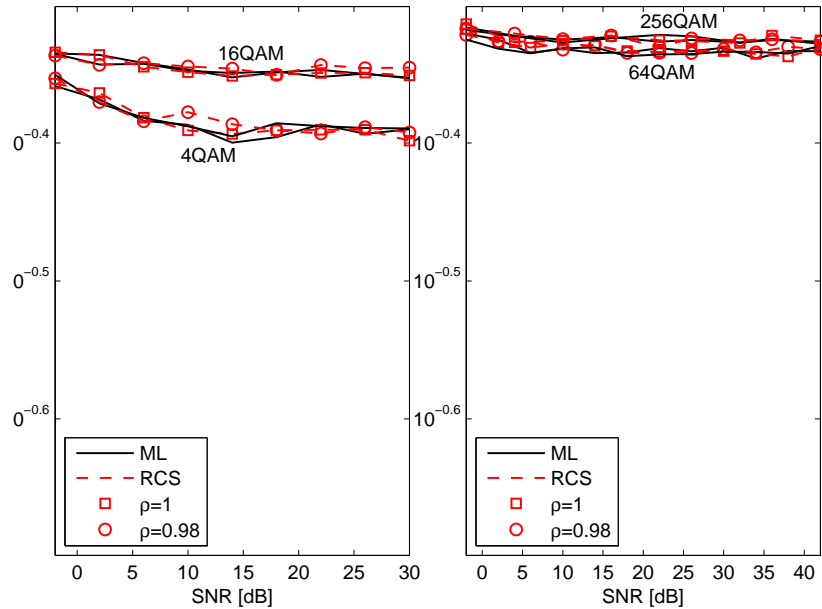


Figura 6.17: Degradação do desempenho em termos de BER para sistemas MIMO RCS-ML codificados 4×1 com canal iid e $\rho = 1, 0.98$.

STBC. A Tabela 6.3 compara a complexidade do algoritmo QO-STBC RCS-ML com o QO-STBC ML. As complexidades em termos de multiplicações e somas reais podem ser comparadas por meio do fator de redução de complexidade, expresso por:

$$CR = \frac{C_{RCS}}{C_{ML}} \times 100 \quad [\%].$$

Para todas as constelações analisadas e número de antenas receptoras, a razão de redução de complexidade é dada por:

$$CR = 2^{1-m} \times 100 \quad [\%].$$

Confirma-se mais uma vez que a estrutura de decodificação RCS-ML proposta torna-se mais e mais eficiente, melhorando o compromisso desempenho \times complexidade de decodificação à medida que a ordem de modulação m cresce.

Tabela 6.3: Número de multiplicações/somas reais por antena de recepção por par de símbolos necessários para a decodificação QO-STBC, $n_T = 4 \times n_R = 1$.

Decodificador	4-QAM	16-QAM	64-QAM	256-QAM
RCS-ML	720/216	2880/864	11520/3456	46080/13824
ML	1440/432	23040/6912	368640/110592	5898240/1769472
CR_{RCS}	50%	12.5%	3.125%	0.781%

7 Conclusões

7.1 Conclusões

Apesar dos métodos quase-ótimos usados neste trabalho apresentarem resultados satisfatórios para cenários específicos, o algoritmo RCS-ML foi o único capaz de atingir praticamente o mesmo desempenho da decodificação ML em todos eles. Porém, a grande vantagem do método é conseguir aquele desempenho com redução considerável de complexidade para sistemas que utilizam ordem de modulação maiores acima de 16-QAM. Isto se deve à identificação de padrões na função custo e à correta exploração dos mesmos apresentando um bom compromisso entre desempenho \times complexidade.

Assim, o esquema de decodificação ML de complexidade reduzida baseada em procura em *clusters* é adequado tanto para sistemas com codificação de canal quanto para sistemas não-codificados, com e na ausência de codificação espaço-temporal, igualmente aplicável tanto em sistemas MISO quanto em MIMO com pré-processamento de antenas em sub-arrays pois os resultados mostram que a adição destas técnicas ao sistema em nada afetou o desempenho do RCS-ML. Como exemplo, a complexidade do RCS-ML é de $\approx 12,5\%$ da complexidade do ML para 16-QAM e $< 1\%$ para 256-QAM.

7.2 Trabalhos Futuros

Uma próxima etapa a ser considerada na continuidade deste trabalho seria o desenvolvimento da complexidade computacional do algoritmo RCS para a adequada comparação com outras técnicas exatas propostas na literatura como o decodificador esférico. A avaliação correta da complexidade permitirá também uma melhor visão do algoritmo evidenciando possíveis pontos de melhora para otimização. Também o desenvolvimento de uma técnica heurística simples acoplada aos dois estágios do algoritmo permitiria uma redução drástica do universo de busca permitindo sua aplicação em sistemas MIMO, dado que a função custo dentro de um *cluster* não possui mínimos locais.

Anexo A – Padrão 802.16 e Camada Física WiMAX

A.1 Aspectos Gerais do Padrão IEEE 802.16 e WiMAX

O padrão IEEE 802.16 está sendo desenvolvido pelo grupo de trabalho do IEEE (*Institute of Electrical and Electronic Engineers*) 802. Este grupo de trabalho tem como tarefa definir os padrões para LANs e MANs. O IEEE 802.16 é o grupo de trabalho do IEEE 802 dedicado ao BWA (*Broadband Wireless Access*) que está dividido em IEEE 802.16-2004 para acesso fixo e IEEE 802.16e para acesso móvel.

O fórum WiMAX (*Worldwide Interoperability for Microwave Access*) é uma organização formada por empresas que se uniram para definir perfis que possibilitem a interoperabilidade dos produtos desenvolvidos por eles baseados no padrão IEEE 802.16. Esses perfis são parâmetros como frequência de operação, tipos de modulação, entre outros (NUAYMI, 2007).

A cadeia de transmissão e recepção do padrão IEEE 802.16 é composta de blocos de codificação de canal, do bloco de modulação digital seguido do bloco de interface física. A principal tarefa da codificação de canal é prevenir e corrigir erros introduzidos pelas características do canal de comunicação. No padrão 802.16 esta tarefa é dividida em três etapas: *randomiser*, *Forward Error Correction* (FEC) e *interleaving*. São aplicadas nesta ordem na transmissão e na ordem inversa durante a recepção. Uma descrição geral do padrão 802.16 e WiMAX é fornecida no Anexo A.

A.1.1 Modulação Adaptativa e Codificação

Como todas as tecnologias de comunicação recentes, o padrão 802.16 utiliza modulação digital. A informação a ser transmitida é codificada em um sinal digital que por sua vez modula um sinal analógico a ser transmitido pelo meio físico. A modulação é feita modificando a fase, amplitude, frequência (ou uma combinação dessas) de uma portadora senoidal. Os tipos de modulação suportados pelo padrão 802.16 são: Chaveamento Binário por Deslocamento de Fase (BPSK), Chaveamento em Quadratura por Deslocamento de Fase (QPSK), Modulação por Amplitude de Quadratura de 16 níveis (16QAM) e Modulação por Amplitude de Quadratura de 64 níveis (64QAM).

O padrão IEEE 802.16–2004 especifica sete esquemas de modulação e taxas de codificação para códigos Reed-Solomon (RS) e Convolutional Coding (CC) conforme visto na Tabela A.1. Por ter várias modulações disponíveis é possível utilizar aquela que mais se adequa ao SNR (*Signal Noise Ratio*) em um dado momento, o que é chamado de modulação adaptativa. O padrão, porém, não especifica como o processo adaptativo deve proceder. Um dos artigos publicados em 2005 por Aziminejad (AZIMINEJAD; ALIHEMMATI; ARAZM, 2005) aponta resultados de simulações utilizando três tipos de algoritmos: *Constant SNR Switching Level* (CSL), *BER Estimation e Modified Capacity Estimation* (MEC).

Em se tratando de codificação, os trabalhos em (ROBERTS et al., 2004) e (ZHAN et al., 2006) analisam o efeito dos blocos entrelaçadores (*interleavers*) e codificação Turbo (*Turbo codes*) sobre o desempenho global do sistema. Em (ROBERTS et al., 2004) é analisado o desempenho de vários *interleavers* para um sistema de acesso sem fio de banda larga baseado em OFDM (*Orthogonal Frequency Division Multiplexing*) para HIPERMAN e 802.16a. Em (ZHAN et al., 2006) é proposto um decodificador eficiente para códigos Turbo binários duplamente circulares, diretamente aplicáveis ao padrão 802.16, apesar de serem opcionais no padrão WiMAX.

No WiMAX o *scheduler* é responsável por alocar recursos do sistema, como unidades lógicas dentro de quadros ODFMA (*Orthogonal Frequency Division Multiple Access*), a diferentes serviços. Cada unidade lógica compreende um espaço contínuo de tempo e frequência. Um esquema modular composto de um *scheduler* e um alocador de recursos integrados é proposto em (BADIA et al., 2007). Nesse esquema o *scheduler* é responsável por alocar parte da banda disponível aos serviços baseado em um sistema de créditos e o alocador de recursos lida com os parâmetros da camada física de modo a otimizar a eficiência de potência e capacidade.

Tabela A.1: Esquemas de modulação e codificação definidas no WiMAX

Modulação	Tam. de bloco	Tam. de bloco	Taxa de codif.	Código RS	Taxa de codif.
	não-codificado	codificado	Total		CC
BPSK	12	24	1/2	(12,12,0)	1/2
QPSK	24	48	1/2	(32,24,4)	2/3
QPSK	36	48	3/4	(40,36,2)	5/6
16QAM	48	96	1/2	(64,48,8)	2/3
16QAM	72	96	3/4	(80,72,4)	5/6
64QAM	96	144	2/3	(108,96,6)	3/4
64QAM	108	144	3/4	(120,108,6)	5/6

A.1.2 Interface Física: OFDM e OFDMA

O padrão IEEE 802.16-2004 especifica quatro esquemas de transmissão, todas empregando um ou mais dos formatos de modulação digital descrito na Tabela A.1:

1. WirelessMAN-SC: frequências entre 10 e 66GHz, portadora única (SC – *single carrier*) com

- linha de visada.
2. WirelessMAN-SCa: frequências abaixo de 11GHz, portadora única (SC – *single carrier*) sem linha de visada.
 3. WirelessMAN-OFDM: frequências abaixo de 11GHz, multiportadora do tipo OFDM, sem linha de visada.
 4. WirelessMAN-OFDMA: frequências abaixo de 11GHz, multiportadora do tipo OFDM e múltiplo acesso, sem linha de visada.

Dos quatro tipos de modulação especificados no padrão IEEE802.16-2004 apenas os baseados em OFDM e OFDMA são previstos no WiMAX.

O princípio básico da modulação OFDM é o operador IFFT (*Inverse Fast Fourier Transform*). Usando a IFFT obtém-se a forma de onda OFDM, cuja duração é chamada de tempo de símbolo útil T_b . Uma cópia do final desse símbolo é adicionada ao início de T_b , que é chamado de T_g . A soma desses dois tempos dá origem a T_s . Este prefixo adicionado é chamado de prefixo cíclico (CP - *Cyclic Prefix*). Basicamente, a adição deste prefixo ajuda no combate aos efeitos do espalhamento temporal do canal de comunicação e também na manutenção da ortogonalidade das subportadoras. A razão T_g/T_b é simbolizada pela letra G nos documentos do padrão 802.16. O padrão define quatro valores possíveis de G que devem ser suportados: 1/4, 1/8, 1/16 e 1/32 e no WiMAX apenas 1/8. As EMs (estações móveis), durante a inicialização, procuram o CP usado pela ERB (estação rádio-base) e quando encontram, usam o mesmo valor para o *link* reverso. Caso a ERB mude a duração do CP todas as EMs são forçadas a se sincronizar novamente com a ERB.

Nem todas as subportadoras de um símbolo OFDM possuem dados úteis. Existem quatro tipos de subportadoras segundo o padrão (IEEE802.16-2004, 2004):

- Subportadoras de dados: contém dados úteis.
- Subportadoras piloto: usadas para estimação de canal e sincronização.
- Subportadoras nulas: usadas como bandas de guarda, não há transmissão de dados.
- Subportadora DC: é uma subportadora nula na frequência central da estação de transmissão.

As subportadoras de dados podem ser agrupadas em subgrupos formando subcanais. As subportadoras de um subcanal não necessariamente serão adjacentes uma a outra. No *link* direto um subcanal pode ser atribuído para diferentes grupo de receptores, no *link* reverso um receptor pode ser atribuído a um ou mais subcanais.

A.1.3 Controle de Potência

O algoritmo de controle de potência no padrão IEEE 802.16 é obrigatório no canal reverso e inclui calibração inicial do algoritmo e ajustes periódicos da potência transmitida. A ERB deve medir e comparar a potência do sinal recebido com uma referência e enviar para a EM uma mensagem indicando o *offset* necessário. Este *offset* é enviado em unidades de 0,25dB. Depois de receber a mensagem, a EM ajusta a potência de acordo com:

$$P_{\text{new}} = P_{\text{last}} + \text{offset} \quad (\text{A.1})$$

sendo P_{new} a nova potência a ser transmitida, P_{last} é a última potência transmitida e *offset* é a soma de todos os *offsets* enviados pela ERB desde a última transmissão. O algoritmo deve levar em conta a interação do amplificador de RF (rádio frequência) com os diferentes perfis de modulação e codificação para prevenir a saturação do amplificador e a violação das máscaras de emissão definidas pelo padrão WiMAX.

A EM deve manter sua densidade de potência transmitida independentemente do número de subcanais que estão sendo realmente usados, a menos que a máxima potência permitida seja alcançada. Se o número de subcanais alocados a um usuário é reduzido, a potência total transmitida deve ser reduzida proporcionalmente pela EM, sem mensagens de controle de potência adicionais. As mensagens são atribuídas para mudanças na densidade de potência transmitida.

Para o caso dos sistemas WiMAX baseados em OFDMA, quando o canal reverso for usado para as regiões UIUC (*Uplink Interval Usage Code*) = 0, 12 e 14, a fórmula para a atualização da potência é a seguinte (NUAYMI, 2007):

$$P_{\text{new}} = P_{\text{last}} + \left(\left. \frac{C}{N} \right|_{\text{new}} - \left. \frac{C}{N} \right|_{\text{last}} \right) - 10 \cdot \left[\log_{10} \left(\frac{R_{\text{new}}}{R_{\text{last}}} \right) \right] + \text{offset} \quad (\text{A.2})$$

sendo C/N_{new} a relação C/N normalizada do novo PMC (perfil de modulação/codificação) usado, C/N_{last} a relação C/N normalizada do último PMC usado, R_{new} o número de repetições do novo PMC usado na região e R_{last} o número de repetições do último PMC. Os valores normalizados de C/N são definidos no padrão e podem ser sobrescritos.

O algoritmo exato de controle de potência não é especificado pelo padrão. No *link* direto o controle de potência é opcional.

A.1.4 Múltiplo Acesso no Padrão IEEE 802.16

A camada MAC (*Media Access Control*) do padrão 802.16 é baseada no conceito de fluxo de serviço que é a base para o controle de QoS (*Quality of Service*) no padrão. O processo de alocação de banda é baseada nos pedidos feitos por cada EM à ERB para comunicação no *link* reverso que

sinaliza de volta às EMs se o pedido foi aceito ou não (NUAYMI, 2007). A camada MAC suporta dois tipos de operação, FDD (*Frequency Division Duplex*) e TDD (*Time Division Duplex*) que serão explicados resumidamente abaixo.

A.1.4.1 Modo FDD

Num sistema FDD os canais direto e reverso estão em frequências diferentes e os dados enviados no canal direto podem ser transmitidos em rajada. Isto facilita o uso de diferentes tipos de modulação e também permite o uso simultâneo de EMs *full-duplex* e *half-duplex*. Se EMs *half-duplex* são usadas então o controlador de banda não deve alocar banda no canal reverso ao mesmo tempo em que esperam receber dados no *link* direto.

A.1.4.2 Modo TDD

No caso do modo TDD, as transmissões ocorrem em tempos diferentes e geralmente compartilham a mesma frequência. Um quadro TDD tem duração fixa e é dividido em subquadros, um para o canal direto e outro para o reverso. Essa divisão é adaptativa, sendo definida por um parâmetro do sistema. O quadro é dividido em números inteiros de PSs (*Physical Slot*), que ajudam a dividir a banda facilmente. Para as camadas físicas que utilizam OFDM e OFDMA um PS tem a duração de quatro símbolos.

A.2 Padrão 802.16

O padrão 802.16 aplica o modelo OSI de sete camadas em sua estrutura, porém, o escopo do padrão se limita à camada 1 ou camada Física e parte da camada 2 ou camada *Data Link*. A camada *Data Link* é subdividida em duas partes: *Medium Access Layer* (MAC) e *Logical Link Control* (LLC). O padrão cobre apenas a camada MAC que é subdividida em três camadas: *Service-Specific Convergence Sublayer* (CS), *MAC Common Part Sublayer* (CPS) e *Security Sublayer*.

A.2.1 Convergence Sublayer (CS)

Esta camada se encontra acima da camada CPS e suas funções se resumem em: receber *Protocol Data Units* (PDUs) das camadas superiores que podem ser de dois tipos: *Asynchronous Transfer Mode CS* e *Packet CS*. Para o tipo *Packet CS* o protocolo usado pode ser IPv4 ou IPv6 dentre outros; classificar e mapear os *MAC Service Data Unit* (MSDU) aos *Connection Identifier* (CIDs) apropriados; processar, se necessário, os PDUs das camadas superiores baseados na classificação; executar o *Payload Header Suppression* (PHS) se necessário, e, entregar os CS

PDU's aos *MAC Service Access Point* (SAP) apropriados e receber os CS PDU's da outra entidade.

A.2.2 Medium Access Control Common Part Sublayer (MAC CPS)

Esta camada se encontra no meio da camada MAC e representa o cerne da mesma. A CPS recebe dados de vários CSs por meio do MAC SAP classificados para determinadas conexões MAC. A QoS é levada em consideração para a transmissão e *scheduling* dos dados a serem transmitidos pela camada Física. Suas funções se resumem em: efetuar a alocação de banda; construção dos frames, múltiplo acesso, *scheduling*, alocação de recursos, QoS, estabelecimento das conexões e, manutenção das conexões entre os dois lados da comunicação.

A.2.3 Security Sublayer

Esta camada é responsável pela autenticação, troca segura de chaves, criptografia e controle de integridade.

A.3 Características da Camada Física do Padrão WiMAX

A camada física, seguindo a estrutura do modelo OSI, compreende as especificações da conexão física entre o transmissor e o receptor. O padrão WiMAX baseado no padrão IEEE 802.16 é digital e descreve o tipo de sinal usado, o tipo de modulação e demodulação, a potência de transmissão entre outras características físicas.

A cadeia de transmissão e recepção do padrão é composto de blocos de codificação de canal, do bloco de modulação digital seguido do bloco de interface física.

A.3.1 Codificação de Canal

A principal tarefa da codificação de canal se resume em prevenir e corrigir erros introduzidos pelas características do canal de comunicação. No padrão 802.16 esta tarefa é dividida em três etapas: *randomizer*, *Forward Error Correction* (FEC) e *interleaving*. São aplicadas nesta ordem na transmissão e na ordem inversa durante a recepção.

A.3.1.1 *Randomizer*

O *randomizer* é responsável por introduzir um grau de incerteza num *burst* de dados evitando longas seqüências de zeros ou uns. No padrão 802.16 o *randomizer* contém um gerador de seqüência binária pseudo-aleatória como mostrado na figura XX. Cada dado entra no *randomizer*

seqüencialmente com o byte mais significativo primeiro. Apenas bits de informação são aplicados ao *randomizer*.

A.3.1.2 Forward Error Correction

Para a camada física baseada em OFDM as codificações FEC são: Reed-Solomon e *Convolutional Code* concatenados (RS-CC) obrigatórios no *uplink* e no *downlink*, *Convolutional Turbo Codes* (CTC) opcionais e *Block Turbo Coding* (BTC) também opcionais. Para OFDMA a codificação (*tail-biting*) *Convolutional Code* (CC) é obrigatório apenas no padrão 802.16, o *Zero-Tailing Convolutional Code* (ZT-CC) é obrigatório no padrão WiMAX, CTC é opcional no 802.16 enquanto que no WiMAX-móvel é obrigatório, BTC e *Low Density Parity Check* (LDPC) são opcionais em ambos os padrões.

A.3.1.3 Interleaving

Todos os bits de dados codificados devem ser entrelaçados pelo bloco *interleaver* com tamanho de bloco correspondente ao número de bits codificados por subcanais alocados por símbolo OFDM, N_{cbps} . O *interleaver* é definido por meio de uma permutação de duas etapas. A primeira garante que os bits codificados adjacentes sejam mapeados em subportadoras não-adjacentes. A segunda permutação garante que bits codificados adjacentes sejam mapeados alternadamente em bits mais ou menos significativos da constelação, evitando longas seqüências de bits de baixa confiabilidade.

Seja N_{cpc} o número de bits codificados por subportadora, 1, 2, 4 ou 6 para BPSK, QPSK, 16QAM ou 64QAM respectivamente. Seja $s = \text{ceil}(N_{cpc}/2)$. Dentro de um bloco de N_{cbps} bits na transmissão, seja k o índice do bit codificado antes da primeira permutação; m_k o índice do bit codificado depois da primeira e antes da segunda permutação e seja j_k o índice depois da segunda permutação, antes do mapeamento. A primeira permutação é dada pela equação A.3:

$$m_k = (N_{cbps}/12)k_{\text{mod}12} + \text{floor}(k/12) \quad k = 0, 1, \dots, N_{cbps} - 1 \quad (\text{A.3})$$

A segunda permutação é dada pela equação A.4:

$$j_k = s \cdot \text{floor}(m_k/s) + (m_k + N_{cbps} - \text{floor}(12m_k/n_{cbps}))_{\text{mod}(s)} \quad (\text{A.4})$$

O parâmetro N_{cbs} depende do tipo de mapeamento e do número de subcanais utilizado e está definido no padrão em uma tabela. O processo inverso na recepção também utiliza duas permutações para desentrelaçar os dados recebidos. Para o perfil OFDMA pequenas mudanças são acrescentadas.

A.3.1.4 Repetition

A repetição de slots foi adicionada na emenda 802.16e do perfil OFDMA. As taxas de repetição possíveis são: $R = 2, 4$, ou 6 .

Referências

- AARTS, E.; LENSTRA, J. K. *Local Search in Combinatorial Optimization*. [S.l.]: Princeton University Press, 2003.
- ABRÃO, T.; CIRIACO, F.; OLIVEIRA, L. D.; ANGÉLICO, B. A.; JESZENSKY, P. J. E. *Pseudo Codes for SA, STTS, RTS, 1-opt LS, PSO and woPSO SIMO MC-CDMA MuD*. 1st ver.. ed. Dept. of Electrical Eng., Nov. 2007. Available at <http://www2.uel.br/pessoal/taufik/pscd/pscod-heur-mc-cdma.pdf>.
- AJTAI, M. The shortest vector problem in l_2 is np-hard for randomized reductions. In: *Proc. 30th Ann. ACM Symp. Theory of Comput.* [S.l.: s.n.], 1998. p. 10–19.
- AL-DAHIR, N. Single-carrier frequency-domain equalization for space-time block-coded transmission over frequency-selective fading channels. *IEEE Communication Letters*, v. 5, n. 7, p. 304–306, 2001.
- ALAMOUTI, S. A simple transmit diversity technique for wireless communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, v. 16, n. 8, p. 1451–1458, October 1998.
- AZIMINEJAD, A.; ALIHEMMATI, R.; ARAZM, F. Performance assessment of ofdm-based ieee802.16 physical layer employing different channel adaptation regimes. In: *IEEE International Conference on Communications*. Seoul, Korea: IEEE, 2005. v. 1, p. 260–265.
- BADIA, L.; BAIOCCHI, A.; TODINI, A.; MERLIN, S.; PUPOLIN, S.; ZANELLA, A.; ZORZI, M. On the impact of physical layer awareness on scheduling and resource allocation in broadband multicellular ieee 802.16 systems. *IEEE Wireless Communications*, v. 14, n. 1, p. 36–43, February 2007.
- BIGLIERI, E.; GOLDSMITH, A.; MUQUET, B.; SARI, H. Diversity, interference cancellation and spatial multiplexing in mimo mobile wimax systems. In: *IEEE Mobile WiMAX Symposium 2007*. Orlando FL, USA: IEEE, 2007. p. 74–79.
- BIGLIERI, E.; PROAKIS, J.; SHAMAI, S. Fading channels: Informationtheoretic and communications aspects. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 44, n. 6, p. 2619–2692, Oct. 1998.
- BOLCSKEI, H.; GESBERT, D.; PAPADIAS, C. B.; VEEN, A. van der. *Space-Time Wireless Systems - From Array Processing to MIMO Communications*. United Kingdom: Cambridge University Press, 2006.
- DENT, P.; BOTTOMLEY, G. E.; CROFT, T. Jakes fading model revisited. *Electronic Letters*, v. 29, n. 13, p. 1162–1163, June 1993.
- FINCKE, U.; POHST, M. Improved methods for calculating vectors of short length in a lattice, including a complexity analysis. *Math. Comp.*, v. 44, n. 170, p. 463–471, 1985.
- FOSCHINI, G. J. Layered space-time architecture for wireless communication in a fading environment when using multiple antennas. *Bell Labs Technical Journal*, v. 1, n. 2, p. 41–59, Autumn 1996.

- GALLAGER, R. Low density parity check codes. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 8, n. 1, p. 21–28, January 1962.
- GRANT, S.; CAVERS, J. Multiuser channel estimation for detection of cochannel signals. *IEEE Transactions on Communications*, v. 49, n. 10, p. 1845–1855, Oct. 2001.
- GROTSCHER, M.; LOVÁSZ, L.; SCHRIVER, A. *Geometric Algorithms and Combinatorial Optimization*. Second. [S.l.]: Springer Verlag, 1993.
- IEEE802.16-2004. *Air Interface for Fixed Broadband Wireless Access Systems*. October 2004.
- JAFARKHANI, H. A quasi-orthogonal space-time block code. *IEEE Transactions on Communications*, v. 49, n. 1, p. 1–4, January 2001.
- JAFARKHANI, H. *Space-Time Coding: Theory and Practice*. [S.l.]: Cambridge University Press, 2005.
- JAKES, W. C. *Microwave Mobile Communications*. [S.l.]: John Wiley & Sons, Inc., 1974.
- KANATAS, A. G. A receive antenna subarray formation algorithm for mimo systems. *IEEE Communications Letters*, v. 11, n. 5, p. 396–398, May 2007.
- KARAMALIS, P. D.; SKENTOS, N. D.; KANATAS, A. G. Adaptive antenna subarray formation for mimo systems. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, v. 5, n. 11, p. 2977–2982, November 2006.
- KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle swarm optimization. In: *IEEE International Conference on Neural Networks*. Australia: [s.n.], 1995. v. 4, p. 1942–1948.
- KIM, P.; CHUGG, K. Capacity for suboptimal receivers for coded multiple-input multiple-output systems. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, v. 6, n. 9, p. 3306–3314, September 2007.
- KIM, P.; CHUGG, K. M. Capacity for suboptimal receivers for coded multiple-input multiple-output systems. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, v. 6, n. 9, p. 3306–3314, September 2007.
- LECHNER, G. *Efficient Decoding Techniques for LDPC Codes*. Dissertação (Mestrado) — Vienna University of Technology, July 2007.
- LINDSKOG, E.; PAULRAJ, A. A transmit diversity scheme for channels with intersymbol interference. In: *IEEE International Conference on Communications*. [S.l.: s.n.], 2000. v. 1, p. 307–311.
- MACKAY, D. Good error-correcting codes based on very sparse matrices. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 45, n. 2, p. 399–431, March 1999.
- MACKAY, D.; NEAL, R. M. Near shannon limit performance of low density parity check codes. *Electronic Letters*, v. 33, n. 6, p. 457–458, March 1997.
- MACKAY, D. J. *Encyclopedia of Sparse Graph Codes*. 2003. Available at: <http://www.inference.phy.cam.ac.uk/mackay>.
- MICHALKE, C.; ZIMMERMANN, E.; FETTWEIS, G. Linear mimo receivers vs. tree search detection: A performance comparison overview. *IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*, September 2006.

- MOLISCH, A. *Wireless Communications*. [S.l.]: Wiley-IEEE Press, 2005. 668 pp.
- NUAYMI, L. *WiMAX Technology for Broadband Wireless Access*. England: John Wiley & Sons Ltd, 2007.
- OLIVEIRA, L. D. *Detecção Multiusuário e Alocação de Recursos Através de Heurísticas em Sistemas DS/CDMA*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual de Londrina, Junho 2007.
- OLIVEIRA, L. D. de; CIRIACO, F.; ABRAO, T.; JESZENSKY, P. Local search multiuser detection. *AEÜ International Journal of Electronics and Communications*, 2008. (in press).
- ONGGOSANUSI, E. N.; DABAK, A. G.; SCHMIDL, T.; MUHAREMOVIC, T. Capacity analysis of frequency-selective mimo channels with suboptimal detectors. In: *ICASSP*. [S.l.: s.n.], 2002. v. 3, p. 2369–2372.
- PAU, N. S. J.; TAYLOR, D. P.; MARTIN, P. A. Robust high throughput space time block codes using parallel interference cancellation. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, v. 7, n. 5, p. 1603–1613, May 2008.
- POHST, M. On the computation of lattice vectors of minimal length, successive minima and reduced basis with applications. *ACM SIGSAM Bulletin*, v. 15, p. 37–44, 1981.
- ROBERTS, R.; HOSHYAR, R.; FAZEL, M. S.; TAFAZOLLI, R. Choice of interleavers for space-diversity codes in hiperman and 802.16a broadband wireless systems. In: *15th IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*. Barcelona, Spain: IEEE, 2004. v. 2, p. 815–819.
- SHANNON, C. A mathematical theory of communication. *Bell System Technical Journal*, v. 27, p. 379–423, 623–656, July, October 1948.
- TELATAR, I. E. Capacity of multi-antenna gaussian channels. *European Trans. Telecommun.*, v. 10, n. 6, p. 585–595, November 1999.
- THEOFILAKOS, P.; KANATAS, A. G. Frobenius norm based receive antenna subarray formation for mimo systems. In: *EuCAP'06 - First European Conference on Antennas and Propagation*. [S.l.: s.n.], 2006. p. 1 – 5.
- THEOFILAKOS, P.; KANATAS, A. G. Capacity performance of adaptive receive antenna subarray formation for mimo systems. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, v. 2007, p. 12 pages, 2007. Article ID 56471, doi:10.1155/2007/56471.
- VITERBI, A. J. An intuitive justification and a simplified implementation of the map decoder for convolutional codes. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, v. 16, n. 2, p. 260–264, February 1998.
- WEICHSELBERGER, W. *Spatial Structure of Multiple Antenna Radio Channels - A Signal Processing Viewpoint*. Tese (Doutorado) — Institut für Nachrichtentechnik und Hochfrequenztechnik, Technische Universität Wien, December 2003.
- WOLNIANSKY, P. W.; FOSCHINI, G. J.; GOLDEN, G. D.; VALENZUELA, R. A. V-blast: An architecture for realizing very high data rates over the rich-scattering wireless channel. In: *Proc. ISSSE-98*. Pisa, Italy: [s.n.], 1998.
- YACOUB, M. D. *Fundamentals of Mobile Radio Engineering*. [S.l.]: CRC-Press, 1993.

ZHAN, C.; ARSLAN, T.; ERDOGAN, A.; MACDOUGALL, S. An efficient decoder scheme for double binary circular turbo codes. In: *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Toulouse, France: IEEE, 2006. v. 4, p. 229–232.

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