



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA

Estimação de Canal no Enlace Reverso em Sistemas VL-MIMO Multi-Celulares

Dissertação de Mestrado

Igor Sousa Osterno

FORTALEZA – CEARÁ
JUNHO 2015



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA

Estimação de Canal no Enlace Reverso em Sistemas VL-MIMO Multi-Celulares

Autor

Igor Sousa Osterno

Orientador

Prof. Dr. Carlos Estêvão Rolim Fernandes

*Dissertação apresentada à
Coordenação do Programa de
Pós-graduação em Engenharia de
Teleinformática da Universidade
Federal do Ceará como parte dos
requisitos para obtenção do grau
de **Mestre em Engenharia de
Teleinformática.***

FORTALEZA – CEARÁ

JUNHO 2015

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca de Pós-Graduação em Engenharia - BPGE

-
- O94e Osterno, Igor Sousa.
Estimação de canal no enlace reverso em sistemas VL-MIMO multi-celulares / Igor Sousa Osterno.
– 2015.
98 f. : il. color. , enc. ; 30 cm.
- Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Departamento de Engenharia de Teleinformática, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática, Fortaleza, 2015.
Área de concentração: Sinais e Sistemas.
Orientação: Prof. Dr. Carlos Estêvão Rolim Fernandes.
1. Teleinformática. 2. Estimação de parâmetros. 3. Fontes - Localização. 4. Estimação de canais. 5. Arranjos – Processamento. I. Título.



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA
CAMPUS DO PICI, CAIXA POSTAL 6007 CEP 60.738-640
FORTALEZA – CEARÁ – BRASIL
FONE (+55) 85 3366-9467 – FAX (+55) 85 3366-9468

IGOR SOUSA OSTERNO

**ESTIMAÇÃO DE CANAL NO ENLACE REVERSO DE SISTEMAS VL-MIMO
MULTI-CELULARES**

Dissertação submetida à Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática, da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Teleinformática.
Área de concentração: Sinais e Sistemas.

Aprovada em: 19/06/2015.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. CARLOS ESTEVÃO ROLIM FERNANDES
(Orientador)
Universidade Federal do Ceará

Prof. Dr. ANDRÉ LIMA FÉRRER DE ALMEIDA
Universidade Federal do Ceará

Prof. Dr. CARLOS ALEXANDRE ROLIM FERNANDES
Universidade Federal do Ceará

Prof. Dr. JOÃO PAULO CARVALHO LUSTOSA DA COSTA
Universidade de Brasília

*"Época triste a nossa, mais fácil quebrar
um átomo que o preconceito"(Albert Einstein)*

Agradecimentos

Em primeiro lugar, gostaria de agradecer aos meus pais pelo suporte afetivo, educacional e financeiro que sempre me deram. Sei que vocês dois nunca mediram esforços para que eu chegasse onde eu cheguei. Obrigado mesmo! Gostaria de agradecer também às minhas irmãs pelo apoio e carinho.

Agradeço ao meu orientador Prof. Dr. Carlos Estêvão Rolim Fernandes pelo convite para participar desse mestrado, pela paciência na orientação, pela ajuda e pelo incentivo para que essa dissertação fosse possível de ser concluída. Agradeço também aos membros que aceitaram compor a minha banca de defesa de mestrado: Prof. Dr. João Paulo Carvalho Lustosa da Costa, Prof. Dr. André Lima Ferrer de Almeida e o Prof. Dr. Carlos Alexandre Rolim Fernandes.

Gostaria de agradecer aos professores Tarcisio Maciel, Wálter Freitas, Rodrigo Cavalcanti, Yuri Carvalho e João César por seu apoio e contribuição no amadurecimento dos meus conhecimentos que me levaram à execução dessa dissertação.

Agradeço também, sem menor mérito que os demais, meus amigos mais que verdadeiros da família GTEL: Ana Livia, Caio Figueredo, Carlos Filipe, Daniel Araújo, Darlan Cavalcante, Diego Aguiar, Hugo Costa, Igor Guerreiro, Isabel Rabelo, Ítalo Vitor, Juan Medeiros, Laynara Nathane, Lázslon Costa, Marciel Barros, Márcio Caldas, Paulo Garcia, Rafael Guimarães, Samuel Valduga, Victor Farias, Wilker Lima e Yuri Melo. Obrigado pelo apoio, por me ajudar nas dificuldades, pelo incentivo e por muitas risadas que todos me proporcionaram.

Resumo

Este trabalho se propõe a investigar e propor diferentes técnicas de estimação de canal de múltiplas entradas e múltiplas saídas (MIMO) para sistemas de comunicação multiusuário operando em regime de interferência em cenário de múltiplas células. Atenção particular é dada ao caso onde as estações rádio-base são equipadas com arranjos de antenas apresentando grande quantidade de antenas, configurando o que se tem referido na literatura como sistemas de comunicação MIMO de grande dimensão (VL-MIMO, do inglês: *very large MIMO*). Algumas destas técnicas exploram as propriedades das grandes matrizes aleatórias e são menos afetadas pela contaminação de pilotos. Nesta dissertação, os parâmetros do canal VL-MIMO são estimados a partir de uma decomposição em autovalores (EVD, do inglês: *eigenvalue-decomposition*) da matriz de covariância na saída do arranjo de antenas receptoras. Esta técnica se mostra menos sensível à presença de interferência do que outras que não exploram propriedades específicas da matriz de canal VL-MIMO, como é o caso da solução clássica dos mínimos quadrados (LS, do inglês: *least-squares*). Nesse contexto, propõe-se ainda uma solução para o fator de ambiguidade multiplicativa do método baseado em EVD, utilizando um simples produto de Khatri-Rao. Na segunda parte desta dissertação, as propriedades dos sistemas VL-MIMO são empregadas num problema de localização de fontes, a fim de determinar a direção de chegada (DOA) dos sinais incidentes sobre o arranjo, provenientes da célula em questão. Explorando o subespaço de representação dos sinais interferentes, propõe-se o uso de um algoritmo de classificação de tipo MUSIC para estimar a matriz de canal de forma cega. O método proposto converte os altos ganhos de resolução dos arranjos VL-MIMO em capacidade de redução de interferência, podendo fornecer estimativas do canal adequadas, mesmo sob níveis fortes de interferência e também em casos onde os sinais do usuário desejado e dos interferentes são altamente correlacionados espacialmente. Extensas campanhas de simulação computacional foram realizadas, dando

um caráter exploratório a esta dissertação no sentido de abranger diferentes cenários e avaliar as técnicas investigadas em comparação com soluções já consolidadas, permitindo assim a elaboração de um panorama mais completo de caracterização dos problemas de estimação de parâmetros no caso VL-MIMO.

Palavras-Chave: Contaminação de pilotos, direção de chegada, estimação de parâmetros, EVD, localização de fontes, mínimos quadrados, MUSIC, processamento de arranjos, sistemas de comunicação, VL-MIMO.

Abstract

The aim of this dissertation is mainly to investigate and propose different channel estimation techniques for a multicell multiuser multiple-input multiple-output (MIMO) communication system. Particular attention is paid to the case that is referred to as very large (VL) MIMO (VL-MIMO) arrays, where the base stations are equipped with a great (or even huge) number of antenna sensors. Some of these techniques exploit properties issued from the (large) Random Matrices Theory and are therefore less affected by the so-called pilot contamination effect. In this work, the parameters of the VL-MIMO channel are estimated from the eigenvalue decomposition (EVD) of the output covariance matrix of the receive antenna array. This technique is more robust to the interference of signals from other cells compared with methods that do not exploit the specific properties of the VL-MIMO channel matrix, which is the case of the classical least squares (LS) solution. In this context, this work also proposes a simpler way to resolve the scaling ambiguity remaining from the EVD-based method using the Khatri-Rao product. The second part of this dissertation exploits the VL-MIMO properties on a source localization problem, aiming to determine the direction of arrival (DoA) of the signals impinging on the antenna array from a given desired cell. Based on the subspace representation of the outer cell interference signals, we propose a new blind MUSIC-like classification algorithm to estimate the channel matrix. The proposed technique converts the high resolution gains of the VL-MIMO arrays into the ability to reduce the power of undesired signals, yielding good channel estimates even under high interference power levels, and including cases where desired and undesired signals are strongly correlated. Computer simulations have been done in order to cope with different situations and propagation scenarios, thus yielding an exploratory character to our research and allowing us to evaluate and assess the investigated algorithms, comparing them to consolidated solutions in order to establish a complete overview of the parameter estimation problem in the VL-MIMO case.

Keywords: pilot contamination, direction-of-arrival, parameter estimation, EVD, source localization, least squares, MUSIC, array processing, communication systems, VL-MIMO system.

Sumário

Lista de Figuras	ix
Lista de Tabelas	x
Lista de Acrônimos	xi
Lista de Símbolos	xiii
1 Introdução	1
1.1 Objetivos	6
1.2 Publicações e principais contribuições	6
1.3 Organização da dissertação	8
2 Conceitos preliminares em comunicações sem fio	9
2.1 Propagação no canal sem fio: desvanecimento, sombreamento e atenuação	9
2.2 Propagação do atraso em arranjos lineares uniformes	12
2.3 Modelos de canal MIMO sem fio	14
2.4 Ferramentas algébricas relevantes	18
2.4.1 Decomposição em autovalores e autovetores	18
2.4.2 Pseudo-inversa de Moore-Penrose de uma matriz	19
2.5 Conclusões	19
3 Sistemas de comunicação multiusuário com arranjos MIMO de grandes dimensões (VL-MIMO)	20
3.1 Sistemas MIMO massivos	21
3.2 Do MIMO convencional ao MIMO massivo	23
3.2.1 MIMO ponto-a-ponto	23
3.2.2 MIMO multiusuário	25
3.3 Estimação de canal e detecção de sinal	27

3.3.1	Estimação de canal	27
3.3.2	Detecção de sinal	29
3.4	Contaminação piloto	30
3.5	Conclusões	36
4	Métodos Supervisionados de Estimação do Canal de Comunicação	38
4.1	MIMO multi-célula multiusuário	39
4.2	Estimação de canal VL-MIMO baseada na decomposição em autovalores (EVD)	40
4.3	Estimação de canal por mínimos quadrados	44
4.4	Resultados de simulação	45
4.5	Conclusões	50
5	Técnicas de Localização de Fontes em Ambientes Multiusuário em Sistemas VL-MIMO	51
5.1	Modelo de sistema e canal direcional	51
5.2	Algoritmo de subespaço para classificação de sinais (MUSIC) . . .	55
5.3	SS-MUSIC	57
5.4	SIS-MUSIC	58
5.5	Resultados de simulação	61
5.6	Conclusões	63
6	Conclusões e Perspectivas	66
	Referências Bibliográficas	69

Lista de Figuras

2.1	Atenuação Geométrica	12
2.2	A propagação da onda carrega o sinal $s(t)$ que é recebido por cada elemento no arranjo mas em diferentes instantes de tempo	12
2.3	Classificação dos canais MIMO	15
3.1	Ilustração de um sistema MU-MIMO massivo	22
3.2	Protocolo TDD MIMO multiusuário	28
3.3	Ilustração do conceito de contaminação piloto	31
4.1	Sistema VL-MIMO Multi-Célula Multiusuário Utilizado.	39
4.2	NMSE versus SNR (dB) com parâmetros: $M = 20$, $M = 500$, $N = 500$	47
4.3	NMSE versus Number of Antennas (M) com parâmetros: SNR = 0, SNR = 15, $N = 500$	47
4.4	NMSE versus Number of Samples (N) com parâmetros: SNR = 0, SNR = 15, SNR = ∞ , $M = 20$, $M = 500$	48
4.5	SER versus SNR (dB) with com parâmetros: $M = 500$, $N = 500$. . .	49
4.6	SER versus Number of Antennas (M) com parâmetros: SNR = ∞ , $N = 500$	50
5.1	Erro quadrático médio versus o número de antenas (M)	53
5.2	Comparação do maior pico interferente usando todos os métodos com parâmetros: $M = 80$, $N = 400$, $\beta = 6$, SNR = 30 dB.	62
5.3	Comparação do maior pico interferente usando apenas o método SIS-MUSIC variando a potência dos interferentes (β).	62
5.4	Comparação SINR do MUSIC, SS-MUSIC e SIS-MUSIC com $M = 40$, $N = 200$, $\beta = 0.3$, SNR = 15 dB.	63
5.5	NMSE \times Número de antenas com SNR = -5 dB, $\beta = 9$, $R = 100$. . .	64
5.6	NMSE \times SNR com $M = 20$, $\beta = 9$, $N = 200$, $R = 1000$	64

Lista de Tabelas

4.1	Comparação dos métodos para se achar o fator multiplicativo de ambiguidade.	44
-----	--	----

Lista de Acrônimos

AIC	<i>Akaike's Information Criterion</i>
AOA	<i>Angle-Of-Arrival</i>
AOD	<i>Angle-Of-Departure</i>
BS	<i>Base Station</i>
BP	<i>Belief Propagation</i>
BI-GDFE	<i>Block-Iterative Generalized Decision Feedback Equalizer</i>
CS	<i>Compressive Sensing</i>
CSI	<i>Channel State Information</i>
DOA	<i>Direction-Of-Arrival</i>
DOD	<i>Direction-Of-Departure</i>
EFT	<i>Exponential Fitting Test</i>
ESTER	<i>ESTimation ERror</i>
EVD	<i>EigenValue-Decomposition</i>
FDD	<i>Frequency-Division Duplexing</i>
GSCM	<i>Geometry-Based Stochastic Models</i>
i.i.d.	<i>Independent and Identically Distributed</i>
LAS	<i>Likelihood Ascent Search</i>
LOS	<i>Line-Of-Sight</i>
LR	<i>Lattice-Reduction</i>

LS	<i>Least-Squares</i>
LTE	<i>Long Term Evolution</i>
MDL	<i>Minimum Description Length</i>
MF	<i>Matched-Filter</i>
MIMO	<i>Multiple Input Multiple Output</i>
MMSE	<i>Minimum Mean Square Error</i>
MRC	<i>Maximum Ratio Combining</i>
MU-MIMO	<i>Multiuser-MIMO</i>
MUSIC	<i>MUltiple-Signal Classification</i>
OFDM	<i>Orthogonal Frequency-Division Multiplexing</i>
RZF	<i>Regularized Zero Forcing</i>
SAMOS	<i>Subspace-based Automatic Model Order Selection</i>
SCM	<i>Spatial Channel Model</i>
SINR	<i>Signal-to-Interference-plus-Noise-Ratio</i>
SIS-MUSIC	<i>Signal-plus-Interference subspace Scaled MUSIC</i>
SISO	<i>Single-Input Single-Output</i>
SNR	<i>Signal-to-Noise Ratio</i>
SS-MUSIC	<i>Signal subspace Scaled MUSIC</i>
TS	<i>Tabu Search</i>
TDD	<i>Time-Division Duplexing</i>
VL-MIMO	<i>Very large MIMO</i>
WIMAX	<i>Worldwide Interoperability for Microwave Access</i>
WL	<i>Widely Linear</i>
ZF	<i>Zero Forcing</i>

Lista de Símbolos

$\theta_{li}^{(k)}$	Ângulo do sinal transmitido pelo usuário k da célula i em relação ao arranjo da célula l
θ	ângulo de divergência do feixe
λ_n	n -ésimo autovalor associado à saída da matriz de covariância verdadeira \mathbf{R}_y
$\hat{\lambda}_n$	n -ésimo autovalor estimado das amostras da matriz de covariância \mathbf{R}_y
$\hat{\mathbf{e}}_i$	Autovetor estimado das amostras da matriz de covariância \mathbf{R}_y
C	Capacidade do canal
β_{lik}	Coefficiente que representa a atenuação geométrica e o desvanecimento por sombreamento
$h_{i,k,l,n}$	coeficientes do canal do k -ésimo usuário na l -ésima célula para a m -ésima antena da i -ésima estação rádio-base
$d_{i,k,l}$	Coefficiente de desvanecimento em grande escala
$g_{i,k,l,m}$	Coefficiente de desvanecimento em pequena escala
g_{lmik}	Coefficiente do canal entre o k -ésimo usuário na i -ésima célula e a m -ésima antena da l -ésima estação rádio-base
h_{lmik}	Coefficiente de desvanecimento rápido do k -ésimo usuário na i -ésima antena em relação a m -ésima antena da l -ésima estação-base
$\hat{\sigma}_n^2$	Coefficiente que representa a potência do ruído estimada
σ_n^2	Coefficiente que representa a variância do ruído

R	Comprimento do enlace
\mathbb{C}	Conjunto dos complexos
c_k	Constante complexa definida de modo arbitrário
σ	Desvio padrão da variável aleatória x
d_{Rx}	Diâmetro efetivo do receptor
d_{Tx}	Diâmetro efetivo do transmissor
Δt_k	Diferença do tempo de chegada do sinal no elemento 0 e no elemento k
d	Distância da antena transmissora
D	Distância entre os elementos
$x_n(t)$	n -ésimo elemento do arranjo no tempo t
$\alpha_{k,i}$	Escalar que reapresenta um fator de normalização
γ	Expoente de perda de percurso
f_c	Frequência da portadora
$\ \cdot\ _F$	Operador norma de Frobenius
$J_{u_{LS}}$	Função custo do estimador por mínimos quadrados
$\eta_{MUSIC}^{(M,N)}(\theta)$	Função custo do MUSIC
$\eta_{SISMUSIC}^{(M,N)}(\theta)$	Função custo do SIS-MUSIC
$\eta_{SSMUSIC}^{(M,N)}(\theta)$	Função custo do SS-MUSIC
$\delta[\cdot]$	Função impulso discreta
Λ_I	Matriz diagonal que representa os autovalores associados aos autovetores do subespaço do interferente
Λ_N	Matriz diagonal que representa os autovalores associados aos autovetores do subespaço do ruído
Λ_S	Matriz diagonal que representa os autovalores associados aos autovetores do subespaço do sinal
\mathbf{E}_I	Matriz de autovetores que varrem o subespaço dos interferentes

\mathbf{E}_N	Matriz de autovetores que varrem o subespaço do ruído
\mathbf{E}_S	Matriz de autovetores que varrem o subespaço dos sinais
\mathbf{H}	Matriz de canal determinística e constante
$\mathbf{G}_{ll_{LS}}$	Matriz de canal para o estimador por mínimos quadrados
\mathbf{R}_H	Matriz de correlação completa do canal
\mathbf{R}_I	Matriz que corresponde à parte de \mathbf{R}_y do sinal dos usuários que não compõem a célula de referência
\mathbf{R}_y	Matriz de covariância do vetor $\mathbf{y}_l(n)$
\mathbf{P}_{al}	Matriz diagonal positiva de alocação de potência
\mathbf{D}_{li}	Matriz Diagonal
$\hat{\mathbf{E}}_I$	Matriz estimada de autovetores que varrem o subespaço dos interferentes
$\hat{\mathbf{E}}_N$	Matriz estimada de autovetores que varrem o subespaço do ruído
$\hat{\mathbf{E}}_S$	Matriz estimada de autovetores que varrem o subespaço do sinal
$\hat{\mathbf{R}}_y$	Matriz covariância estimada de \mathbf{R}_y
\mathbf{G}_{li}	Matriz de canal que representa o desvanecimento log-normal de sombreamento, a atenuação geométrica e o desvanecimento rápido independente entre a l -ésima estação-base e cada um dos K usuários na i -ésima célula
\mathbf{H}_{li}	Matriz de coeficientes de desvanecimento rápido entre os K usuários na i -ésima célula e a l -ésima estação rádio-base
\mathbf{I}_n	Matriz identidade de ordem n
\mathbf{N}_i^p	Matriz de ruído na i -ésima estação rádio-base durante a fase de transmissão dos pilotos
\mathbf{O}	Matriz nula
Φ	Matriz ortogonal que é composta pelo conjunto de sequências piloto
\mathbf{R}_S	Matriz que corresponde à parte de \mathbf{R}_y do sinal dos usuários da célula de referência
\mathbf{P}	Matriz de permutação

\mathbf{A}_i	Matriz que concatena o vetor de direção
\mathbf{Y}_i^p	Matriz de sinal recebido na i -ésima estação rádio-base durante a fase de transmissão dos pilotos
$\mathbf{Y}_{t,l}$	Matriz de treinamento recebida pela l -ésima estação rádio-base
$\mathbf{N}_{t,l}$	Matriz de ruído
$\mathbf{X}_{t,l}$	Matriz de treinamento
\mathbf{U}_l	Matriz com as colunas correspondentes aos K autovetores de \mathbf{R}_y que são associados com os usuários da célula l
\bar{X}_n	Média amostral
μ	Média da variável aleatória x
Q	Número de antenas no transmissor
M	Número de antenas transmissoras
L	Número de células do sistema MIMO multi-célula multi-usuário
K	Número de usuários equipados com uma antena
Φ^*	Operador conjugado
$\det(\cdot)$	Operador determinante
$\mathbb{E}\{\cdot\}$	Operador esperança
$(\cdot)^H$	Operador hermitiano
$\log_2(\cdot)$	Operador logaritmo na base 2
$P(\cdot)$	Operador probabilidade
$(\cdot)^\dagger$	Operador pseudo-inversa de Moore-Penrose
$\mathbf{tr}\{\cdot\}$	Operador traço
$\text{Var}\{\cdot\}$	Operador variância
$\text{vec}(\cdot)$	Operador vetorização
$\eta_I^{(M,N)}(\theta)$	Padrão de irradiação relativo aos usuários que não compõem a célula de referência
T	Período de símbolo

p	Potência tomada como arbitrária
P_r	Potência média recebida em um ponto à distância d da antena transmissora
P_t	Potência de transmissão da antena
p_t	Potência utilizada por cada usuário para cada símbolo de treinamento
p_u	Potência média de transmissão dos usuários
p_d	Potência de transmissão do enlace direto
p_u	Potência de transmissão do enlace reverso
\diamond	Produto de Khatri-Rao
\otimes	Produto de Kronecker
$SINR_{k,i}^u$	Relação sinal-mais-interferência-ruído do k -ésimo usuário na i -ésima célula
$\psi_{k,l}$	Sequência piloto do usuário k na célula l
$s(t)$	Sinal em banda base
$s_l(t)$	Sinal passa-baixa equivalente de $s(t)$
$\hat{x}_{k,i}^u$	Símbolo detectado do k -ésimo usuário da i -ésima célula
$s_i[n]$	n -ésimo símbolo do i -ésimo sinal
$\hat{x}_{k,l}^u$	Símbolo estimado do k -ésimo usuário na l -ésima célula durante a transmissão do enlace reverso
$x_{k,l}^u$	Símbolo do k -ésimo usuário na l -ésima célula durante a transmissão do enlace reverso
τ	Tamanho das sequências piloto
ϵ	Valor tomado como arbitrário
μ	Valor esperado
L_0	Valor de referência que é função dos ganhos das antenas transmissoras, receptora e da frequência da portadora

x	Variável aleatória representando as variações do nível da potência recebida
At_{Geo}	Variável que representa a atenuação geométrica
S_{Rx}	Variável que representa a área efetiva do receptor
$S_{SR}(R)$	Variável que representa a seção reta do feixe na posição do receptor
X_n	n -ésima variável aleatória independente e identicamente distribuída
c	Velocidade da onda
$\mathbf{a}(\theta_{li}^{(k)})$	vetor de direção correspondente as K fontes da célula i
$\hat{\mathbf{v}}_i$	Vetor que representa a i -ésima coluna de $(1/\sqrt{p_p\tau}) \mathbf{N}_i^p \Phi^*$
\mathbf{e}_i	Autovetor associado à saída da matriz de covariância verdadeira \mathbf{R}_y
$\mathbf{w}_{k,i}^d$	Vetor <i>beamforming</i> MF da i -ésima estação rádio-base para o k -ésimo usuário na i -ésima célula
$\mathbf{h}_{i,k,l}$	Vetor do canal do k -ésimo usuário na l -ésima célula para a i -ésima estação rádio-base
\mathbf{z}	Vetor não nulo arbitrário
$\hat{\mathbf{h}}_{i,k,l}$	Vetor estimado do canal do k -ésimo usuário na l -ésima célula para a i -ésima estação rádio-base
$\mathbf{n}_l(n)$	Vetor de ruído Gaussiano branco aditivo na saída do arranjo de antenas
\mathbf{n}_i^u	Vetor de ruído aditivo durante a transmissão do enlace reverso
\mathbf{x}_i^d	Vetor de símbolos transmitidos pela i -ésima estação rádio-base
\mathbf{y}_i^u	Vetor de sinal recebido na i -ésima estação rádio-base durante a fase de transmissão do enlace reverso
\mathbf{u}_k	Vetor que respresenta o um autovetor de \mathbf{R}_y correspondente ao autovalor $Mp_u\beta_{uk} + 1$
$\mathbf{x}_i(n)$	Vetor contendo os símbolos transmitidos pelos K usuários independentes na i -ésima célula
$\mathbf{y}_l(n)$	Vetor de sinais recebidos na l -ésima estação rádio-base

Introdução

O uso de tecnologias baseadas em sistemas de múltiplas entradas e múltiplas saídas (MIMO, do inglês: *multiple-input multiple-output*) vem sendo estudado desde o final da década de 1990 até os dias atuais e aplicada em várias padronizações de sistemas de comunicação sem fio, já que o uso de MIMO aumenta significativamente a capacidade e a confiabilidade de tais sistemas [1]. As pesquisas iniciais em MIMO focavam nos problemas dos enlaces ponto-a-ponto onde dois dispositivos com múltiplas antenas comunicavam-se um com outro. Atualmente, o foco dos trabalhos nessa área tem sido deslocado para sistemas mais complexos como o MIMO multiusuário (MU-MIMO, do inglês: *multiuser MIMO*), onde uma estação rádio-base (BS, do inglês: *base station*) com várias antenas serve simultaneamente um conjunto de usuários equipados com uma antena cada, de forma que os ganhos de multiplexação podem ser compartilhados por todos os usuários [1]. Desta forma, equipamentos caros são necessários apenas no enlace final da estação rádio-base e os terminais dos usuários podem ser dispositivos que apresentam uma antena de custo relativamente baixo. Além disso, devido à diversidade observada do sistema multiusuário, o desempenho dos sistemas MU-MIMO é geralmente menos sensível ao ambiente de propagação que o caso MIMO ponto-a-ponto. Como resultado, o MU-MIMO tornou-se uma parte integrante das padronizações em comunicação, tais como 802.11 (WiFi), 802.16 (WIMAX, do inglês: *worldwide interoperability for microwave access*), LTE (do inglês: *long term evolution*) [1] e progressivamente tem sido implantado em todo mundo. No contexto dos sistemas de comunicação sem fio, há atualmente grande interesse em sistemas MU-MIMO, de um lado porque estes sistemas permitem melhor explorar recursos físicos do canal através do reuso de frequências, mas também por que o uso de arquiteturas MIMO dá flexibilidade ao sistema que pode refletir em ganhos de diversidade ou de multiplexação.

Na maioria das implementações MIMO, a estação rádio-base utiliza

usualmente algumas poucas antenas (isto é, menos que 10), e a melhoria na eficiência espectral ainda é modesta embora importante [1]. Mais recentemente, o uso de arranjos MIMO de grandes dimensões (VL-MIMO, do inglês: *very large MIMO*), também chamados MIMO massivo ou de larga escala, tem recebido grande atenção da comunidade científica por ser capaz de proporcionar as altas taxas de transmissão e confiabilidade de conexão necessárias às futuras redes de comunicações sem fio [2]. A ideia por trás dos grandes arranjos de antenas é de utilizar sensores de menor porte, de forma que cada elemento do arranjo de antenas terá menor consumo de potência. O rápido crescimento do número de aplicações trouxe limitações ao uso de sistemas MIMO convencionais em termos de capacidade, eficiência espectral e consumo de energia. Uma das soluções apontadas na literatura para superar estas limitações é o uso de grandes arranjos de antenas nas BS, ou mesmo nos dispositivos dos usuários. Os fatores essenciais que devem ser considerados no projeto de sistemas VL-MIMO incluem o desenho dos modelos de difusão, a estimação de canal, o processamento nos enlaces direto (*downlink*) e reverso (*uplink*), a pré-codificação e as restrições de energia e eficiência espectral [3].

Usando um grande arranjo de antenas e simples técnica de processamento de sinais, os sistemas MU-MIMO podem fornecer um aumento considerável em confiabilidade e taxa de dados [4]. Sabe-se que o canal de propagação entre os usuários e a estação rádio-base apresenta características aleatórias e, sob condições favoráveis de propagação, quando o número de antenas da BS aumenta, os vetores de canal tendem a se tornar ortogonais aos pares [2]. Assumindo que a BS apresenta o conhecimento da informação de estado do canal (CSI, do inglês: *channel state information*), com uma simples combinação de razão máxima (MRC, do inglês: *maximum ratio combining*), a interferência dos outros usuários pode ser cancelada sem usar mais recursos no espectro tempo-frequência [4]. Isto contribui para o aumento da eficiência espectral. Em [5] foi provado que a potência de transmissão do enlace reverso de cada usuário pode ser reduzida de forma inversamente proporcional ao número de antenas, sem redução do desempenho. Isto se torna válido até mesmo com processamento linear simples como o MRC ou a forçagem a zero (ZF, do inglês: *zero forcing*), na estação rádio-base. Estes benefícios de usar um arranjo grande de antenas podem ser obtidos se a BS apresenta a CSI [6].

Na prática, a BS não apresenta acesso à CSI perfeita e as assinaturas espaciais dos usuários devem ser estimadas. Uma das mais populares e amplamente utilizadas abordagens em estimação de canal MIMO é empregar sinais piloto, também conhecidos como sequências piloto, e então estimar o canal baseado nos dados recebidos e no conhecimento dos símbolos de

treinamento [7]. Num contexto multiusuário e multi-celular, as sequências piloto são reutilizadas nas células vizinhas quando o tempo de coerência do canal é limitado, já que o número de possíveis sequências piloto ortogonais também é limitado. Com isso, as estimativas do canal obtidas numa dada célula serão contaminadas apenas por algumas sequências piloto transmitidas pelos usuários em outras células [6], [8]. Quanto à eficiência energética, com a CSI estimada pelos pilotos no enlace reverso, foi mostrado em [5] que a potência de transmissão por usuário pode ser reduzida de forma inversamente proporcional à raiz quadrada do número de antenas da estação rádio-base. Neste caso ocorre um fenômeno conhecido como contaminação por ruído devido ao fato de que, quando a potência de transmissão do usuário é reduzida, os erros de estimação do canal tornam-se significantes [6].

Em [9], estimadores de canal, um com decomposição convencional baseada em autovalores (EVD, do inglês *eigenvalue-decomposition*) e o outro usando um estimador amplamente linear (WL, do inglês: *widely linear*), foram considerados para reduzir os problemas de contaminação piloto em sistema VL-MIMO. Em [10], um método baseado em subespaço para estimação de canal foi proposto para sistemas com arranjos de antenas assimétricos. Já em [11] foi mostrado que o desempenho de sistemas MIMO massivo torna-se pior quando os coeficientes de correlação dos canais aumentam. Em [12], uma técnica de estimação de canal baseada em sensoriamento compressivo (CS, do inglês *compressive sensing*) foi proposta para mostrar os problemas de estimação de canal de sistemas MU-MIMO quando ambas as dimensões da matriz de canal crescem indefinidamente, utilizando um modelo físico do canal de propagação. A este respeito são apresentadas no capítulo 4 desta dissertação algumas das contribuições deste trabalho, incluindo um método semi-cego (parcialmente supervisionado) de estimação de canal para sistemas MIMO multi-célula multiusuário. Também se comparam os desempenhos de diferentes técnicas de estimação de canal no ambiente MU-MIMO multi-célula.

Uma outra contribuição desta dissertação reside no problema de localização de fontes através da estimação da direção de chegada (DOA, do inglês: *direction-of-arrival*). A técnica proposta permite reduzir os efeitos nocivos da potência interferente em sistemas VL-MIMO. A estimação de DOA tem sido um tópico de pesquisa ativo por um longo tempo. Historicamente, as técnicas DOA encontraram aplicações no campo de radares, sonares, vigilância eletrônica e exploração sísmica [13]. Agências de inteligência usam as técnicas de estimação de DOA para converter localizações de transmissores e interceptação de sinais. A estimação de DOA apresenta também aplicações na localização de posições e nos sistemas de rastreamento [13].

Mais recentemente, a estimação de DOA se tornou importante nos sistemas de comunicação rádio móvel [14]. Por exemplo, a estimação de DOA é bastante útil na determinação da estrutura dos multipercursos dos canais de rádio. Os modelos de canal incorporam as estatísticas dos ângulos de chegada juntamente com as estatísticas do tempo de chegada para caracterizar mais precisamente os multipercursos dos canais de rádio [15]. Tal caracterização é especialmente importante na análise de sistemas de comunicação os quais empregam alguma forma de filtragem espacial usando antenas direcionais setorizadas, comutação de feixes de antenas ou antenas adaptativas [16].

A estimação dos ângulos de chegada dos múltiplos sinais e dos seus componentes multipercurso é importante em sistemas que empregam arranjos de antenas adaptativos para extração do sinal em ambientes interferentes. Sistemas de antenas adaptativas são automaticamente capazes de formar os feixes nas direções do sinal desejado e anular a direção dos sinais interferentes. As técnicas de estimação de DOA podem ser usadas para estimar as direções dos sinais desejados e dos sinais interferentes, de tal forma que eles podem ser separados utilizando um filtro espacial apropriado. Métodos de estimação de DOA baseados em formatação de feixes (*beamforming*) são particularmente adequados para sistemas de comunicação sem fio que utilizam diferentes frequências para as transmissões nos enlaces direto e reverso [17, 18].

Nessa dissertação, utiliza-se das propriedades dos sistemas VL-MIMO para se estimar a direção dos ângulos de chegada no arranjo de antenas da estação rádio-base. Ao lidar com arranjos massivos de antenas, surge a necessidade de se explorar propriedades especiais das matrizes aleatórias de grandes dimensões. Nesse contexto, a Lei dos Grandes Números provê sustentação a uma série de resultados e por isso será sucintamente apresentada abaixo.

Lei dos grandes números

A Lei dos Grandes Números é um conceito fundamental na Teoria da Probabilidade, pela qual se declara que quando um evento de probabilidade p é observado repetidamente em ocasiões independentes, a proporção da frequência observada deste evento em relação ao total número de repetições converge em direção a p à medida que o número de repetições se torna arbitrariamente grande [19]. Simples, pode-se dizer que conforme um fenômeno ou experimento aleatório é repetido ou observado um número crescente de vezes, a frequência relativa de ocorrência do evento em questão se aproxima da probabilidade (real) do dito evento. Este conceito, tal como usado em probabilidade e estatística, tem aplicações práticas em ciências, economia,

agricultura, produção, negócios, e tantas outras atividades importantes [19].

Para uma declaração mais formal da Lei dos Grandes Números, segue a definição abaixo, onde se aborda esta questão de forma mais ampla (Lei fraca) e de forma mais estrita (Lei forte).

Definição: Sejam $\{X_1, X_2, X_3, \dots, X_n\}$ um conjunto de amostras aleatórias, definido como um conjunto de n variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas (i.i.d., do inglês *independent and identically distributed*). Seja $\mathbb{E}\{X_i\} = \mu$ e $\text{Var}\{X_i\} = \mathbb{E}\{(X_i - \mu)^2\} = \sigma^2 < \infty$, $\forall i \in \{1, \dots, n\}$, onde $\mathbb{E}\{\cdot\}$ e $\text{Var}\{\cdot\}$ denotam os operadores esperança e variância, respectivamente. Define-se a média amostral \bar{X}_n como sendo a média aritmética das n amostras aleatórias, ou seja: $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$. Então, tomando arbitrariamente um valor $\epsilon > 0$, seguem-se os seguintes resultados [19, 20]:

- **Lei Fraca dos Grandes Números:** A média amostral \bar{X}_n converge em probabilidade para μ , ou seja:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\bar{X}_n - \mu| \geq \epsilon) = 0 \quad (1.1)$$

- **Lei Forte dos Grandes Números:** A média amostral \bar{X}_n converge com probabilidade 1 para o valor esperado (esperança) μ , ou seja:

$$P\left(\lim_{n \rightarrow \infty} |\bar{X}_n - \mu| = 0\right) = 1. \quad (1.2)$$

A diferença entre a Lei Fraca e a Lei Forte dos Grandes Números é sutil e merece atenção. A Lei Fraca estabelece que a probabilidade de um desvio significativo de \bar{X}_n em relação a μ tende a zero à medida em que n tende ao infinito. Ainda assim, para n finito é concebível que ocorra, mesmo que raramente, de \bar{X}_n se desviar significativamente de μ . A Lei Fraca não oferece informação conclusiva a este respeito. Já a Lei Forte afirma que quando $n \rightarrow \infty$, toda a probabilidade se concentra em um subconjunto particular do espaço amostral, formado por sequências infinitas $\{X_1, X_2, \dots\}$ cuja tem média aritmética é igual a μ . Ou seja, a Lei Forte estabelece que \bar{X}_n converge para μ com probabilidade 1.

Tanto para a Lei Fraca quanto para a Lei Forte dos grandes números, tem-se a suposição de uma variância finita. Embora esta suposição seja verdadeira (e desejável) na maioria das aplicações ela é, em verdade, uma suposição mais forte do que o necessário. Ambas as leis se mantêm sem esta suposição. A única condição necessária é que $\mathbb{E}(X_i) = \mu < \infty$ [19].

Pode-se dizer que o comportamento assintótico das Grandes Matrizes Aleatórias é regido pela Lei dos Grandes Números, pois ela explica como os

autovalores de uma matriz aleatória tendem para valores determinísticos à medida que as dimensões da matriz crescem, guardada a proporção entre número de linhas e de colunas. Além do mais, quando o número de linhas da matriz cresce para infinito, a tendência é que as colunas da matriz sejam ortogonais aos pares.

1.1 Objetivos

Os principais objetivos desta dissertação são listados a seguir:

- ▶ Propor um algoritmo de estimação de canal para sistemas de comunicação multiusuário multi-célula num cenário VL-MIMO, com base em uma decomposição em autovalores e autovetores da matriz de covariância estimada na saída do canal.
- ▶ Comparar e avaliar sob diferentes cenários o desempenho do algoritmo proposto com outras técnicas de estimação de canal para sistemas de comunicação multiusuário multi-célula num cenário VL-MIMO.
- ▶ Propor um método menos complexo para resolver o fator multiplicativo de ambiguidade da estimação baseada em EVD utilizando o produto de Khatri-Rao.
- ▶ Propor um algoritmo de subespaço escalonado pela potência de sinal e da interferência, usando uma abordagem de tipo MUSIC (do inglês: *multiple-signal classification*), para estimar de forma cega a direção de chegada dos sinais num contexto de sistemas MIMO multiusuário multi-célula usando arranjos grandes de antenas.
- ▶ Comparar o desempenho do algoritmo de localização proposto SIS-MUSIC (do inglês: *signal-plus-interference subspace scaled MUSIC*) com técnicas de estimação de canal clássicas, como MUSIC e SS-MUSIC (do inglês: *signal subspace scaled MUSIC*).

1.2 Publicações e principais contribuições

As publicações relacionadas a essa dissertação são listadas a seguir:

- ▶ Artigo intitulado “*On Supervised Channel Estimation Techniques for Very Large MIMO Communication Systems*” (OSTERNO, I. S., AGUIAR, D. S., FERNANDES, C. E. R.), publicado no *International Telecommunications Symposium (ITS)* - São Paulo - 2014.

- ▶ Artigo intitulado “EVD-Based DOA Estimation and Interference Reduction in Multicell Multiuser Massive MIMO Systems” (OSTERNO, I. S., FERNANDES, C. E. R.), com resumo aceito ao evento IET - *Intelligent Signal Processing (ISP)* - Londres - 2015.

Como contribuições e resultados relacionados ao primeiro artigo, pode-se citar:

- ▶ Comparação e avaliação de duas diferentes técnicas de estimação de canal num cenário VL-MIMO, com o intuito de avaliar seus desempenhos sob diferentes situações de propagação;
- ▶ Proposta de um novo método para resolver o fator multiplicativo de ambiguidade da técnica de estimação baseada em EVD, utilizando o produto de Khatri-Rao.
- ▶ Estimação baseada em EVD explora as propriedades assintóticas dos sistemas de matrizes aleatórias grandes e, mais especificamente, o fato de que com mais antenas, os vetores de canal entre os usuários e as estação rádio-base se tornam ortogonais aos pares, favorecendo esse método em vez dos outros.

Já com relação ao segundo artigo, pode-se citar as seguintes contribuições e resultados:

- ▶ Proposta de um algoritmo chamado de SIS-MUSIC, que estima cegamente a direção de chegada dos sinais num contexto de sistemas MIMO multi-célula multiusuário, usando um grande arranjo de antenas na estação rádio-base;
- ▶ Aumentar o desempenho da estimativa de canal do algoritmo SS-MUSIC através de sua capacidade de rejeitar a interferência dos usuários servidos pelas células vizinhas;
- ▶ Explorar o subespaço interferente usando um grande arranjo de antenas, com o intuito de tirar vantagem do ganho de resolução do arranjo, através da redução no nível de potência interferente e, assim, melhorar a estimação do canal.
- ▶ Resultados de simulações mostram que o método proposto apresentou melhor desempenho que o MUSIC e o SS-MUSIC em diferentes cenários, particularmente sob alto níveis de potência interferente, e também em casos quando o usuário desejado e os sinais interferentes são altamente correlacionados espacialmente.

1.3 Organização da dissertação

O restante desta dissertação está organizado da seguinte maneira:

- ▶ **Capítulo 2** - Apresenta alguns conceitos preliminares com relação aos sistemas de comunicação sem fio, os quais estão inseridos ao longo dessa dissertação como: a propagação no canal sem fio, a propagação do atraso em arranjos lineares, modelos de canal utilizados nesse trabalho e ferramentas algébricas consideradas importantes.
- ▶ **Capítulo 3** - Aborda os sistemas VL-MIMO apresentando inicialmente uma rápida introdução juntamente com uma revisão de literatura sobre esta temática. Segue-se uma discussão sobre as vantagens do sistema VL-MIMO em relação aos sistemas MIMO ponto-a-ponto, estimação e detecção de canal em sistemas MIMO massivo e, por fim, contaminação piloto.
- ▶ **Capítulo 4** - Faz uma abordagem da estimação supervisionada (semi-cega) de canal mostrando inicialmente o modelo MIMO multi-célula multiusuário utilizado. Em seguida, apresenta-se a estimação de canal baseada em autovalores (EVD) e a estimação de canal por mínimos quadrados. Por fim, apresentam-se resultados de simulações computacionais referentes a esta seção e as conclusões da mesma. A principal contribuição original desse capítulo corresponde à reprodução dos algoritmos investigados em uma vasta gama de cenários não cobertos pela literatura até então, permitindo uma melhor avaliação de desempenho da técnica de estimação de canal baseada em EVD, inclusive utilizando a SER como métrica de avaliação de desempenho. Outra contribuição importante foi o desenvolvimento de uma fórmula fechada para determinar mais facilmente os fatores multiplicativos de ambiguidade utilizando um produto de Khatri-Rao.
- ▶ **Capítulo 5** - Faz referência aos métodos de estimação da direção de chegada abordando inicialmente o modelo de sistema utilizado nas simulações do capítulo. Em seguida, apresenta as técnicas MUSIC, SS-MUSIC e a técnica proposta originalmente neste trabalho, o algoritmo SIS-MUSIC. Por fim, apresentam-se resultados de simulações computacionais referentes ao capítulo e as conclusões do mesmo.
- ▶ **Capítulo 6** - Apresenta as conclusões finais e as perspectivas futuras desta dissertação.

Conceitos preliminares em comunicações sem fio

Neste capítulo, serão apresentados alguns conceitos relevantes no contexto dos sistemas de comunicação sem fio que serão utilizados ao longo desta dissertação.

2.1 Propagação no canal sem fio: desvanecimento, sombreamento e atenuação

O projeto de sistemas de comunicações sem fio confiáveis e de alta taxa de transmissão continua sendo um grande desafio em função das próprias características peculiares do canal de comunicação. Em um ambiente de propagação rádio-móvel, analisando-se a resposta ao impulso do canal, pode-se caracterizar os principais fenômenos a que estão submetidos os campos eletromagnéticos neste ambiente e que impõem limitações ao desempenho dos sistemas de comunicação sem fio.

No que diz respeito às dimensões da região em que se estuda o comportamento do sinal recebido, existem dois tipos de desvanecimento:

- **Desvanecimento em larga escala:** refere-se à intensidade média do sinal avaliada em termos de uma grande distância de separação entre o transmissor e o receptor. Basicamente, a potência média do sinal diminui com o quadrado da distância entre o transmissor e o receptor [21]. Em ambientes urbanos, por exemplo, essa relação deixa de ser quadrática e a perda de potência do sinal passa a ser ainda mais acentuada à medida em que a separação transmissor-receptor aumenta. Esse desvanecimento também é afetado pela existência de grandes objetos no percurso de transmissão, tais como colinas, prédios e árvores.

► **Desvanecimento em pequena escala:** refere-se às bruscas mudanças na amplitude e na fase do sinal em pequenos deslocamentos entre transmissor e receptor ou em curtos intervalos de tempo [21]. As características desse desvanecimento são: o espalhamento temporal do sinal e o ambiente variante no tempo devido à mobilidade relativa existente entre transmissor e receptor. O efeito dessa mobilidade é a natureza variante no tempo do multi-percurso [21].

Ainda tem-se como classificação o desvanecimento lento, onde o canal pode ser assumido constante durante alguns intervalos de símbolo e o desvanecimento rápido, onde o canal varia durante a transmissão de um único símbolo sendo o canal chamado também de “seletivo no tempo” [21]

Nessa dissertação é utilizado o desvanecimento em larga escala, assim, os principais efeitos desse tipo de desvanecimento, que correspondem às perdas de potência do sinal no espaço livre e o sombreamento do sinal por obstáculos, serão abordados aqui.

■ Perda de percurso

Os diversos fenômenos de propagação a que estão submetidos os campos eletromagnéticos no ambiente oferecido pelo canal rádio-móvel impõem sérias limitações ao desempenho dos sistemas de comunicação rádio móvel e celulares. Fenômenos como reflexão, refração e espalhamento são tidos classicamente como responsáveis principais pelas grandes perdas de energia das ondas ao longo do percurso de propagação [22]. A presença de construções prediais, elementos de relevo e/ou vegetação, grandes formações hidrográficas, e até mesmo pequenos objetos em movimento em todo o trajeto dos campos facilita a ocorrência de perda de potência, provenientes dos mecanismos citados.

Medidas de propagação em canais rádio-móveis confirmam que a intensidade média de um sinal transmitido e recebido em quaisquer dois pontos do espaço decai de forma inversamente proporcional a uma potência γ da distância d entre dois pontos, de modo que a perda de percurso é dada por

$$P_r = P_t \left(\frac{d}{L_0} \right)^{-\gamma} \quad (2.1)$$

em que P_r é a potência média recebida em um ponto à distância d da antena transmissora que envia os sinais com potência P_t , L_0 é um valor de referência que é função dos ganhos das antenas transmissoras, receptora e da frequência da portadora e γ é o expoente de perda de percurso. O expoente de perda de percurso varia tipicamente de 2 a 4 em cenários urbanos [23].

■ Sombreamento

O sombreamento é caracterizado por variações aleatórias na potência do sinal recebido devido às obstruções causadas por objetos durante o percurso de propagação do sinal. Estas variações também são causadas por alterações nas superfícies refletoras e objetos dispersivos. O modelo para o sombreamento do canal depende do tamanho das antenas, da frequência da portadora e, principalmente, das características dos obstáculos, tais como, localização, tamanho e propriedades dielétricas [21]. Como as características dos objetos são geralmente desconhecidas, um modelo estatístico deve ser utilizado para descrever esta atenuação. O modelo mais comum para o sombreamento é o log-normal [24]. Este modelo foi estudado experimentalmente. Os resultados empíricos mostraram sua validade para descrever as variações de potência recebida tanto no ar livre como em ambientes fechados. No modelo de sombreamento log-normal a potência recebida possui uma distribuição log-normal com função densidade de probabilidades dada por

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad (2.2)$$

em que $x = 20 \log_{10} x_{ln}$ (em dB) é a variável aleatória representando as variações do nível da potência recebida e x_{ln} é o valor linear de x . μ e σ são, respectivamente, a média e o desvio padrão de x , ambos expressos em decibéis [24]. A média pode ser baseada em um modelo analítico ou heurístico. μ , quando medida heurísticamente, é igual ao desvanecimento em larga escala médio, pois tanto a perda de percurso quanto as perdas por sombreamento estão incorporadas nas medições. Para o método analítico, μ deve incorporar tanto a perda de percurso como a atenuação causada pelo obstáculo [24].

Na Fig. 2.1, tem-se uma ilustração do cone de divergência e dos principais parâmetros utilizados no modelo de atenuação geométrica. Estudos na área de sistemas de comunicações móveis apontam que não é possível a obtenção de um feixe perfeitamente colimado, e ainda que este fosse obtido, a própria propagação na atmosfera geraria a sua divergência devido à difração. Essa divergência do feixe faz com que a área de sua seção reta aumente continuamente com a distância propagada, de acordo com o ângulo de divergência. Assim, na posição do receptor o diâmetro do feixe é, para enlaces relativamente longos, muito maior que o diâmetro efetivo do receptor, fazendo com que apenas uma parcela da energia do feixe incida sobre a área de recepção do telescópio receptor e seja captada. Desta forma, define-se a atenuação geométrica como a razão entre as áreas efetivas do receptor e da

seção reta do feixe na posição do receptor, dada por [25]:

$$At_{Geo} = \frac{S_{Rx}}{S_{SR}(R)} = \frac{d_{Rx}^2}{(d_{Tx} + \theta \cdot R)^2}, \quad (2.3)$$

em que S_{Rx} é a área efetiva do receptor, $S_{SR}(R)$ é a área da seção reta do feixe na posição do receptor, d_{Rx} e d_{Tx} são os diâmetros efetivos do receptor e do transmissor, respectivamente, θ é o ângulo de divergência do feixe e R é o comprimento do enlace.

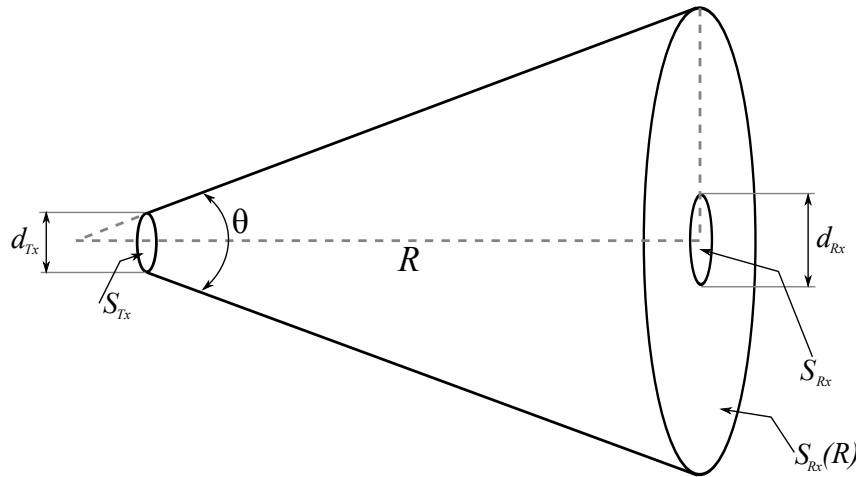


Figura 2.1: Atenuação Geométrica.

2.2 Propagação do atraso em arranjos lineares uniformes

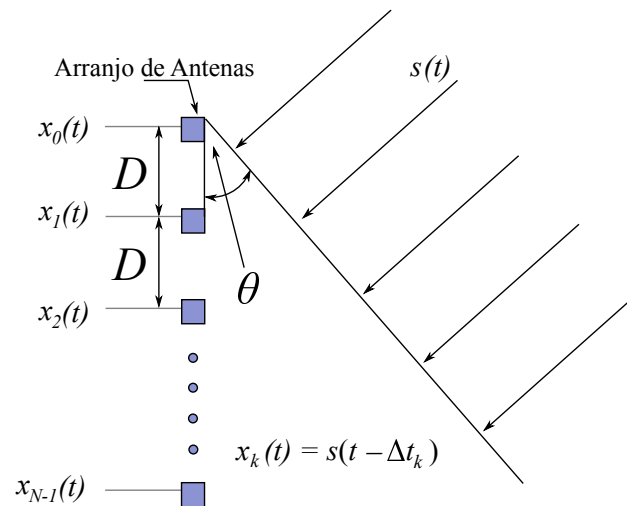


Figura 2.2: A propagação da onda carrega o sinal $s(t)$ que é recebido por cada elemento no arranjo mas em diferentes instantes de tempo.

Considere uma geometria de arranjo linear uniforme com N elementos enumerados por $0, 1, \dots, N - 1$. Considere que os elementos do arranjo apresentam espaçamento entre eles de meio comprimento de onda. Como os elementos do arranjo de antenas são estreitamente espaçados, pode-se

assumir que o sinal recebido pelos diferentes elementos são correlacionados. Uma onda portadora em propagação carrega o sinal em banda base, $s(t)$, que é recebido por cada elemento do arranjo, mas em diferentes instantes de tempo. Assume-se, sem perda de generalidade, que a fase do sinal em banda base recebida no elemento 0 é zero. A fase de $s(t - \Delta t_k)$ recebida em cada um dos outros elementos será mensurada com respeito à fase do sinal recebida no 0-ésimo elemento. Para medir a diferença de fase, faz-se necessário medir a diferença de tempo que o sinal $s(t)$ chega no elemento 0 e o tempo que o sinal chega no elemento k . Examinando a geometria da Fig. 2.2, e usando trigonometria básica e as circunstâncias da propagação de ondas, o atraso do tempo de chegada pode ser calculado como [26]

$$\Delta t_k = \frac{kD \sin(\theta)}{c}, \quad (2.4)$$

em que considera-se que a frente de onda é plana, Δt_k é a diferença do tempo de chegada do sinal no elemento 0 e no elemento k , em segundos, c é a velocidade da onda que corresponde a velocidade da luz em m/s e D é a distância entre os elementos em metros.

Supõe-se que $s(t)$ é um sinal modulado digitalmente com passa-baixa equivalente à $s_l(t)$, a frequência da portadora é f_c e o período de símbolo é T . O sinal pode ser escrito como [26]

$$s(t) = Re \{ s_l(t) e^{j2\pi f_c t} \}. \quad (2.5)$$

O sinal recebido pelo k -ésimo elemento é dado por [26]

$$x_k(t) = Re \{ s_l(t - \Delta t_k) e^{j2\pi f_c (t - \Delta t_k)} \}. \quad (2.6)$$

Agora supõe-se também que o sinal recebido no k -ésimo elemento seja convertido para a banda base. Neste caso, o sinal recebido em banda base é [26]

$$x_k(t) = s_l(t - \Delta t_k) e^{-j2\pi f_c \Delta t_k}. \quad (2.7)$$

■ Aproximação para banda estreita

O sinal em banda base recebido é amostrado com um período de amostragem de T segundos, o qual também é o período de símbolo, isto é [26]

$$x_k(nT) = s_l(nT - \Delta t_k) e^{-j2\pi f_c \Delta t_k}. \quad (2.8)$$

Em um sistema de comunicações digitais sem fio, o período de símbolo será bem maior que cada um dos atrasos de propagação que chegam no arranjo,

isto é [26]

$$T \gg \Delta t_k, \text{ para } k = 0, 1, \dots, N - 1. \quad (2.9)$$

Isto nos permite que a seguinte aproximação seja feita [26]

$$x_k(nT) \approx s_l(nT)e^{-j2\pi f_c \Delta t_k}. \quad (2.10)$$

As constantes c e f_c podem ser relacionadas através da equação $c = \lambda f_c$, onde λ é o comprimento de propagação da onda. O espaço entre os elementos do arranjo podem ser calculados em comprimentos de onda como $d = D/\lambda$. Usando estas equações, (2.10) pode ser escrita como [26]:

$$x_k(nT) \approx s_l(nT)e^{-j2\pi n d \sin(\theta)}. \quad (2.11)$$

Para evitar a sobreposição de feixes no espaço, a distância entre os elementos, D , deve ser de $\lambda/2$ ou menos [26]. Usando $D = \lambda/2$ ou $d = 1/2$, simplificamos a equação (2.11) para [26]

$$x_k(nT) \approx s_l(nT)e^{-j2\pi \sin(\theta)}. \quad (2.12)$$

Uma notação no tempo discreto será usada com índice temporal n para que (2.12) possa ser escrita como [26]

$$x_k[n] \approx s[n]e^{-j\pi k \sin(\theta)} = s[n]a_k(\theta). \quad (2.13)$$

Faça a n -ésima amostra do sinal em banda base no k -ésimo elemento ser denotado por $x_k[n]$. Quando há r sinais presentes, o n -ésimo símbolo do i -ésimo sinal será denotado por $s_i[n]$ para $i = 0, 1, \dots, r - 1$. Um sinal amostrado em banda base no k -ésimo elemento pode ser expresso como [26]

$$x_k[n] \approx \sum_{i=0}^{r-1} s_i[n]a(\theta_i). \quad (2.14)$$

Se a propagação do sinal não é digitalmente modulada e é em banda estreita, a aproximação mostrada em (2.14) ainda é válida.

2.3 Modelos de canal MIMO sem fio

Nesta seção serão abordados os modelos de canal para sistemas de comunicação MIMO sem fio e suas classificações. Em particular, serão retratados com mais detalhes os modelos de canal utilizados nesta dissertação.

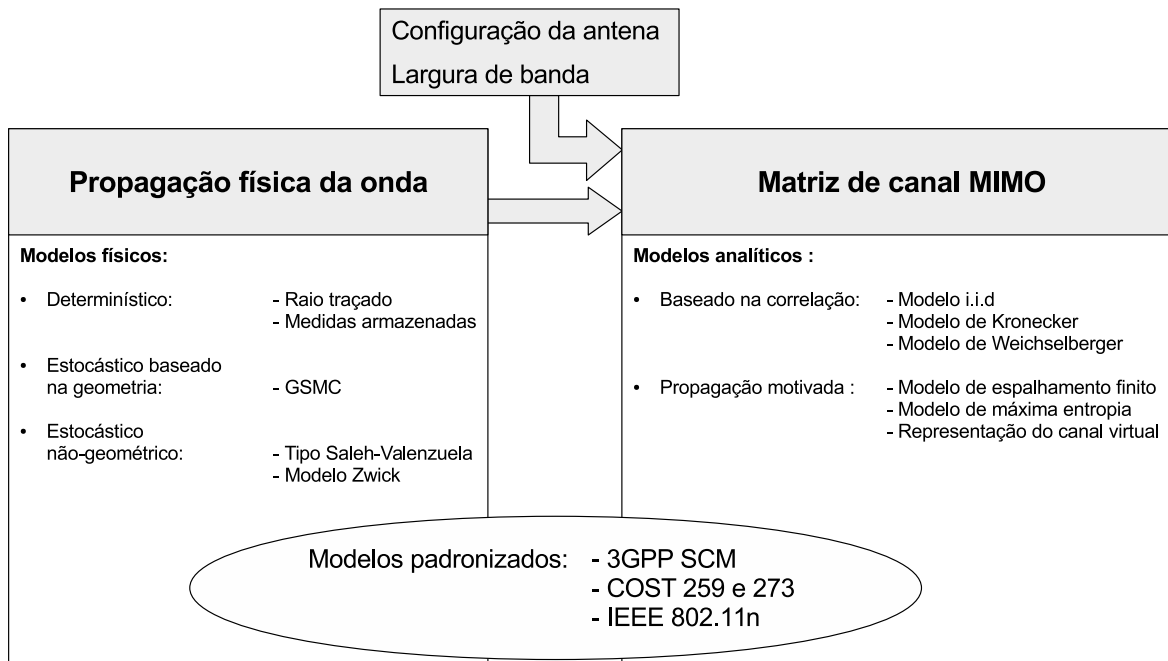


Figura 2.3: Classificação dos modelos de canais MIMO e dos modelos de propagação.

Um resumo da classificação dos modelos de canal MIMO e dos modelos de propagação físico da onda pode ser observado na Fig. 2.3. Uma variedade de modelos de canal MIMO, muitos deles com base em medições, têm sido relatados nos últimos anos. Esses modelos podem ser classificados de várias maneiras [27]. Uma das abordagens comumente utilizada para distinguir os modelos de canal se baseiam no tipo de desvanecimento que está sendo considerado, associando-se os fenômenos de propagação preponderantes com a largura de banda de coerência do canal. Dentro desta abordagem, podem-se classificar os canais em modelos de banda estreita (desvanecimento plano) e modelos de banda larga (seletivo em frequência). Outra abordagem, associando o desvanecimento ao tempo de coerência, definem-se os canais variantes no tempo e os invariantes no tempo. Os modelos de canal MIMO em banda estreita são completamente caracterizados em termos de sua estrutura espacial. Já os modelos de canais em banda larga (com seletividade em frequência) requerem uma modelagem adicional das características do canal de múltiplos percursos [27].

A distinção fundamental da classificação dos modelos de canal MIMO e dos modelos de propagação físico da onda se dá entre os modelos físicos e os analíticos, sendo que os primeiros caracterizam um ambiente com base nas propagações das ondas eletromagnéticas através da descrição da propagação dos múltiplos percursos em ambas as direções [28], [29] entre a localização do arranjo transmissor (T_x) e a localização do arranjo receptor (R_x). Um modelo físico normalmente explicita os parâmetros de propagação

da onda como a amplitude complexa, direção de partida (DOD, do inglês: *direction-of-departure*), direção de chegada (DOA), e o atraso do componente de múltiplo percurso. Os modelos mais sofisticados também incorporam a polarização e a variação no tempo. Dependendo da complexidade escolhida, os modelos físicos permitem reproduzir com precisão a propagação do rádio. Os modelos físicos são independentes da configuração da antena (padrão de antena, número de antenas, geometria do arranjo, polarização, acoplamento mútuo) e da largura de banda do sistema.

Os modelos físicos de canais MIMO podem ser divididos em modelos determinísticos, modelos estocásticos baseados na geometria e modelos estocásticos não-geométricos. Os modelos determinísticos caracterizam a propagação física dos parâmetros de uma maneira completamente determinística. Exemplos deste tipo são o modelo de traçado de raio (*ray tracing*) e o modelo de dados com medição armazenada (do inglês: *stored measurement data*). Com os modelos de canais estocásticos baseados na geometria (GSCM, do inglês: *geometry-based stochastic models*), a resposta ao impulso é caracterizada pelas leis da propagação de ondas aplicadas para especificar o transmissor (T_x), o receptor (R_x) e os espalhadores geométricos, os quais são escolhidos de uma maneira estocástica (aleatória). Em contraste, modelos estocásticos não-geométricos descrevem e determinam parâmetros físicos (DOD, DOA, atraso, etc) seguindo leis probabilísticas através da prescrição das funções de distribuição de probabilidade associadas sem assumir a geometria subjacente (exemplos são as extensões do modelo de Saleh-Valenzuela [30], [31]).

Ao contrário dos modelos físicos, os modelos analíticos de canal caracterizam a resposta ao impulso (ou, equivalentemente, a função de transferência) do canal entre a transmissão e as antenas receptoras de uma forma matemática/analítica sem explicitamente levar em consideração a propagação das ondas. As respostas ao impulso individuais são agrupadas numa matriz de canal (MIMO). Os modelos analíticos são muito populares para sintetizar as matrizes MIMO num contexto de desenvolvimento de sistemas e de algoritmos e verificação.

Os modelos analíticos podem também ser subdivididos em modelos baseados em (ou motivados por) propagação e modelos baseados na correlação. A primeira subclasse modela a matriz de canal via parâmetros de propagação. Como exemplos têm-se: o modelo com espalhadores finitos [32], o modelo de entropia máxima [33] e a representação do canal virtual [34]. Os modelos baseados na correlação caracterizam a matriz de canal MIMO estatisticamente em termos das correlações entre as entradas da matriz. Os

modelos de canal analíticos baseados na correlação mais populares são: o modelo de Kronecker [35] e o modelo de Weichselberger [36].

Para efeitos de comparação entre diferentes sistemas MIMO e algoritmos, várias organizações de regulamentação internacional das telecomunicações definiram os modelos de canais MIMO de referência que estabelecem as condições para reproduzir o canal. No caso dos modelos físicos, isto significa especificar o modelo de canal, ambientes de referência, e os valores dos parâmetros para estes ambientes. Como exemplos de modelos de referência têm-se os seguintes: 3GPP [37], COST 259 [29], COST 273 [38], IEEE 802.16a,e [39], IEEE 802.11n [40].

A seguir serão brevemente discutidos o modelo de canal referido na literatura por i.i.d., e também um modelo direcional onde se assume linha direta de visada entre usuários e arranjos. Estes modelos em destaque abaixo serão utilizados no âmbito das técnicas de estimação de canal desta dissertação.

Modelo de canal i.i.d.

O modelo de canal MIMO analítico mais simples é o i.i.d., também referenciado por modelo canônico. Assume-se que \mathbf{R}_H é a matriz de matriz de correlação completa e descreve as estatísticas espaciais do canal MIMO, sendo definida como $\mathbf{R}_H = \mathbb{E} \{ \mathbf{H}\mathbf{H}^H \}$, onde $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1 \dots \mathbf{h}_m]$ é uma matriz $n \times m$. No caso do modelo i.i.d. tem-se que $\mathbf{R}_H = \sigma^2 \mathbf{I}$, ou seja, todos os elementos da matriz de canal MIMO são descorrelacionados e apresentam variância igual a σ^2 . Fisicamente, isto corresponde ao canal MIMO espacialmente branco que ocorre em ambientes com rico espalhamento caracterizados pelas componentes de múltiplos percursos independentes e uniformemente distribuídas em todas as direções. O modelo i.i.d. consiste de apenas um parâmetro (a potência do canal (σ^2)) e é geralmente utilizado para considerações teóricas como as informações da análise teórica de sistemas MIMO [41].

Um importante resultado acerca do modelo i.i.d., estabelecido em [33], afirma que com base apenas num estado anterior de conhecimento, o modelo i.i.d. é o único que maximiza a entropia do sistema. Outro resultado também de grande relevância é que quando apenas a energia do canal é conhecida (mas não a frequência, a largura de banda, nem a forma como as ondas se propagam, nem se sabe da existência de espalhadores, etc) então o único modelo consistente é o i.i.d. Gaussiano. Por isso, em vez de dizer que este modelo representa um ambiente rico em espalhamento, como a maioria dos artigos o fazem, seria mais correto dizer que este modelo é o que melhor

representa o canal nos casos em que não se impõem outras restrições além da energia [33].

Modelo de canal direcional

O modelo direcional utilizado nesse trabalho se encaixa na classificação de modelo estocástico paramétrico (PSM, do inglês: *parametric stochastic model*), que caracterizam os canais MIMO usando parâmetros selecionados, tais como o ângulo de chegada (AOA, do inglês: *angle-of-arrival*) e o ângulo de partida (AOD, do inglês: *angle-of-departure*) [42]. O sinal recebido é modelado como uma superposição de ondas, e muitas vezes adotado em uma estrutura de linha de atraso aproveitada para a implementação. Dentro desta categoria, modelos amplamente empregados incluem os modelos de canal espacial (SCM, do inglês: *spatial channel model*) [43] para larguras de banda de até 5 MHz e o SCM banda larga [44] para largura de banda acima de 5 MHz, especificados no 3GPP.

No capítulo 5 desta dissertação será adotado um modelo de canal espacial onde se leva em consideração a transmissão em linha de visada direta entre os usuários e a estação rádio-base, sem considerar a existência dos espalhadores. Neste cenário, o receptor não se beneficia da diversidade propiciada por um ambiente de múltiplos percursos, tornando o ambiente de propagação mais severo. Detalhes específicos deste modelo serão apresentados na seção 5.1.

2.4 Ferramentas algébricas relevantes

Ao longo desta dissertação, algumas ferramentas matemáticas serão de grande relevância para o tratamento algébrico que se faz necessário no manuseio de matrizes aleatórias. A seguir, são brevemente abordados dois tópicos a este respeito, introduzindo ferramentas que serão amplamente exploradas nos capítulos subsequentes.

2.4.1 Decomposição em autovalores e autovetores

Definição: Para qualquer matriz quadrada \mathbf{A} , um escalar λ e um vetor não nulo \mathbf{z} podem ser encontrados de tal forma que:

$$\mathbf{A}\mathbf{z} = \lambda\mathbf{z}. \quad (2.15)$$

Em (2.15), λ é chamado um autovalor de \mathbf{A} e \mathbf{z} é um autovetor de \mathbf{A} (também são chamados de valor característico e vetor característico de \mathbf{A} , respectivamente). Para encontrar λ e \mathbf{z} para uma matriz \mathbf{A} , nós escrevemos (2.15) como $(\mathbf{A} - \lambda\mathbf{I})\mathbf{z} = \mathbf{0}$. O fator $(\mathbf{A} - \lambda\mathbf{I})\mathbf{z}$ é uma combinação das colunas

de $\mathbf{A} - \lambda \mathbf{I}$ que são linearmente dependentes. Assim a matriz quadrada $\mathbf{A} - \lambda \mathbf{I}$ é singular e pode ser resolvida para λ usando $\det(\mathbf{A} - \lambda \mathbf{I}) = \mathbf{0}$ que é conhecida como equação característica.

2.4.2 Pseudo-inversa de Moore-Penrose de uma matriz

Definição: Sejam $m, n \in \mathbb{N}$ e seja uma matriz (não necessariamente quadrada) $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times n}$. Uma matriz $\mathbf{A}^+ \in \mathbb{C}^{n \times m}$ é dita ser uma *pseudo-inversa* de Moore-Penrose de \mathbf{A} se satisfazer as seguintes condições:

1. $\mathbf{A} \mathbf{A}^+ \mathbf{A} = \mathbf{A}$,
2. $\mathbf{A}^+ \mathbf{A} c = \mathbf{A}^+$, em que c representa uma constante,
3. $\mathbf{A} \mathbf{A}^+ \in \mathbb{C}^{m \times m}$ e $\mathbf{A}^+ \mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ são auto-adjuntas.

Nota-se que se $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ é uma matriz quadrada inversível, sua inversa \mathbf{A}^{-1} satisfaz trivialmente as propriedades definidoras da *pseudo-inversa* de Moore-Penrose.

A noção de *pseudo-inversa* foi introduzida por E. H. Moore em 1920 e redescoberta por R. Penrose em 1955. O conceito de pseudo-inversa de Moore-Penrose é útil para a resolução de problemas de otimização lineares, ou seja, para a determinação da melhor aproximação em termos de mínimos quadrados à solução de sistemas lineares.

2.5 Conclusões

Neste capítulo foram explicitados alguns conceitos preliminares em comunicações sem fio considerados importantes para o entendimento desse trabalho, como a propagação no canal sem fio incluindo os tipos de desvanecimento, o sombreamento e a atenuação, o modo como se dá a propagação do atraso em arranjos lineares uniformes, a classificação dos tipos de modelos de canal para sistemas MIMO e algumas ferramentas algébricas consideradas relevantes para essa dissertação. Esses conceitos, juntamente com os apresentados no próximo capítulo de VL-MIMO, irão compor as ferramentas teóricas básicas para o desenvolvimento dos resultados obtidos nos Capítulos 4 e 5.

Sistemas de comunicação multiusuário com arranjos MIMO de grandes dimensões (VL-MIMO)

O uso de arranjos de antenas de múltiplas entradas e múltiplas saídas (MIMO) em sistemas de comunicação é hoje uma realidade na maioria das padronizações comerciais para comunicações sem fio, e progressivamente tem sido implantado em todo mundo. Estas implementações, incluindo os padrões IEEE 802.11 (WiFi), IEEE 802.16 (WiMAX), e ainda o LTE, exploram este tipo de tecnologia na busca por benefícios como aumento de capacidade e confiabilidade [1]. Apesar disso, ainda há muito espaço para ampliação dos ganhos que podem ser obtidos pelo uso de arranjos com múltiplas antenas, dado que a abordagem MIMO ainda é vista como uma solução cara e sofisticada, frequentemente preferida em relação as opções comercialmente mais viáveis, como a compra de novas bandas do espectro [4]. Por outro lado, sistemas de comunicação multiusuário (MU) MIMO são hoje uma alternativa interessante aos sistemas MIMO ponto-a-ponto, os quais utilizam terminais que exigem uma eletrônica de radiofrequência elaborada e cara, e onde os benefícios da tecnologia MIMO, como os ganhos de multiplexação, se tornam menos evidentes [45].

Nos sistemas de comunicação multiusuário, estações rádio-base (BS) equipadas com várias antenas podem servir simultaneamente um conjunto de usuários com terminais simples de antena única, de forma que os ganhos de multiplexidade podem ser compartilhados por todos os usuários [46, 47]. Como se pode observar, rigorosamente esta descrição do enlace reverso corresponde à um sistema multiusuário de tipo SIMO (do inglês: single-input multiple output), ou seja, MU-SIMO. Considera-se aqui que o conjunto das

antenas dos equipamentos dos usuários pode ser visto como um grande arranjo de transmissão. No entanto, por se tratarem de usuários diferentes transmitindo sinais independentes, adota-se nesta dissertação a denominação MU-MIMO, em consonância com referências consultadas [2, 5].

Além disso, o desempenho dos sistemas MU-MIMO é geralmente menos sensível ao ambiente de propagação que o caso MIMO ponto-a-ponto. Em situações de linha de visada (LOS, do inglês: *line-of-sight*), sistemas multiusuário se beneficiam de ganhos de multiplexação enquanto a separação angular entre usuários se mantiver acima da resolução do arranjo, fato este que não ocorre no caso dos sistemas ponto-a-ponto. Neste contexto, a informação de estado do canal (CSI) tem um papel fundamental em um sistema MIMO multiusuário, visto que o conhecimento da resposta do canal é necessário tanto no enlace direto quanto no reverso.

Destaca-se que, apesar dos estudos acerca de sistemas MIMO massivos serem majoritariamente teóricos até o presente momento, já se observam na literatura algumas opções de implementações práticas [48–51], e alguns casos de medições físicas de canal também têm sido reportados [52–54].

O objetivo deste capítulo é de apresentar uma visão geral dos sistemas de comunicação MIMO de grandes dimensões, aqui referenciados de forma abreviada por sistemas VL-MIMO. A Seção 3.1 faz uma rápida introdução e apresenta uma revisão da literatura recente sobre o assunto. A Seção 3.2 apresenta um histórico da evolução dos sistemas MIMO ponto-a-ponto aos sistemas MIMO massivo. A Seção 3.3 aborda os problemas de estimação de canal e detecção de sinais no contexto dos sistemas VL-MIMO. A Seção 3.4 discute os efeitos da contaminação piloto. A Seção 3.5 encerra o presente capítulo com algumas conclusões importantes acerca do estado da arte e das perspectivas para os sistemas VL-MIMO.

3.1 Sistemas MIMO massivos

Num recente esforço tanto para alcançar ganhos mais expressivos quanto para simplificar o processamento necessário do sinal, os sistemas VL-MIMO ou sistemas MIMO massivo têm sido propostos em [55], [4] onde cada BS é equipada com uma ordem de magnitude maior de antenas, isto é, 100 ou mais antenas. Uma rede MU-MIMO massivo é descrita na Fig. 3.1. De acordo com [4] é possível demonstrar que os efeitos do ruído descorrelacionado e o desvanecimento em pequena escala são eliminados, o número de usuários por célula é independente do tamanho da célula, e a energia transmitida por *bits* requerida reduz à medida que o número de antenas numa célula MIMO vai para infinito. Além do mais, abordagens mais simples de processamento de

sinais lineares, tais como pre-codificação/detecção com filtro casado (MF, do inglês: *matched-filter*), podem ser usadas em sistemas VL-MIMO para alcançar aquelas vantagens [1].

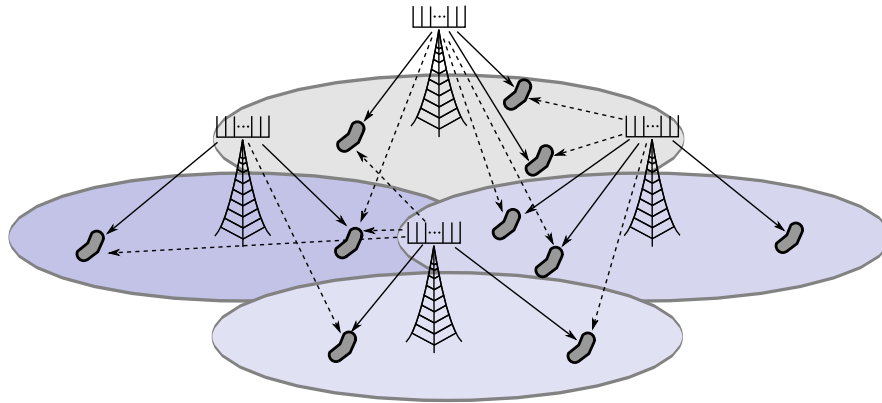


Figura 3.1: Ilustração de um sistema MU-MIMO massivo.

Em [4] mostrou-se que, sob suposições realísticas de propagação, sistemas MIMO massivo não cooperativos utilizando um filtro casado poderiam em princípio alcançar uma taxa de dados de 17 Mb/s para cada um dos 40 usuários em um canal de 20 MHz tanto na direção de enlace reverso (*uplink*) quanto em enlace direto (*downlink*), com uma vazão de dados média de 730 MB/s por célula e uma eficiência espectral global de 26.5 bps/Hz. Como o número de antenas na BS é caracteristicamente assumido ser significativamente maior que o número de usuários, um grande número de graus de liberdade é disponível e pode ser usado para modelar os sinais transmitidos sem exigir muitos recursos de *hardware* ou com interferência nula [1]. Para o desenvolvimento de tal sistema prático, faz-se necessário algoritmos específicos para sistemas MIMO massivo para manter a baixa complexidade.

Uma outra vantagem do VL-MIMO está associada ao seu potencial em eficiência energética em comparação com os sistemas que apresentam uma antena ou um número pequeno de antenas. Mostrou-se em [56] que, para alcançar o mesmo desempenho do sistema de única-entrada e única-saída (SISO, do inglês: *single-input single-output*) equivalente, cada usuário de antena única num sistema VL-MIMO pode reduzir sua potência de transmissão proporcionalmente ao número de antenas da BS, assumindo perfeito conhecimento da CSI, ou proporcionalmente à raiz quadrada do número de antenas da BS, no caso em que o conhecimento da CSI é imperfeito. Com um grande número de antenas, o arranjo ganha enormemente em resolução e a energia pode ser focalizada com alta precisão em pequenas regiões do espaço. Isto torna possível a realização de ganhos extremamente expressivos de eficiência energética, o que é de suma importância para

as redes sem fio futuras, onde o consumo excessivo de energia é uma preocupação cada vez maior [57, 58]. Por outro lado, se uma potência de transmissão adequada está disponível, então um sistema MIMO massivo poderia estender o alcance de operação em comparação com um sistema de uma antena. Ainda que as conclusões de [56] ignorem o consumo de energia dos circuitos internos do rádio, o VL-MIMO é ainda um candidato promissor para a melhoria da eficiência energética das redes futuras.

As observações descritas acima têm provocado muitas atividades de pesquisa voltadas para a compreensão do processamento de sinal e ramificações de informações teóricas do projeto de sistemas VL-MIMO. Em [59], os sistemas MIMO massivo são inspecionados a partir de várias perspectivas, incluindo informações fundamentais de ganho teórico, antenas e aspectos de propagação e projeto de transceptores. No restante deste capítulo será feita uma abordagem mais abrangente a respeito de sistemas VL-MIMO.

3.2 Do MIMO convencional ao MIMO massivo

Nesta seção, as vantagens dos sistemas VL-MIMO são inspecionadas a partir de pontos de vista de informações teóricas. Inicia-se esta seção com sistemas MIMO ponto-a-ponto para mostrar as oportunidades potenciais que surgem ao equipar os terminais com várias antenas, e depois discute-se o desempenho dos sistemas MU-MIMO, onde múltiplos usuários de uma antena estão se comunicando com uma estação rádio-base equipada com um grande número de antenas (c.f. [59–61]).

3.2.1 MIMO ponto-a-ponto

Considera-se a seguir o problema da capacidade de canal em uma transmissão MIMO ponto-a-ponto, onde o transmissor e o receptor estão equipados com Q e M antenas, respectivamente, assumindo um canal de banda estreita variante no tempo com uma matriz de canal determinística e constante $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{Q \times M}$. Esquemas baseados em OFDM (do inglês: *orthogonal frequency-division multiplexing*) são normalmente usados para transformar o canal de banda larga seletivo em frequência em múltiplos canais paralelos banda estreita de desvanecimento plano [62].

Assume-se que a CSI perfeita está disponível no receptor e os sinais transmitidos são independentes e identicamente distribuídos (i.i.d.), com potência p e ruído aditivo na saída do canal descrito por uma distribuição Gaussiana complexa circularmente simétrica de média nula e matriz de covariância identidade \mathbf{I} . Como estas suposições, a taxa alcançável

instantânea pode ser expressa como [1]:

$$C = \log_2 \det \left(\mathbf{I} + \frac{p}{Q} \mathbf{H} \mathbf{H}^H \right) \quad \text{bits/s/hz}, \quad (3.1)$$

em que os coeficientes da matriz de canal \mathbf{H} são normalizados de forma que $\text{tr}(\mathbf{H} \mathbf{H}^H) \approx QM$. Limites superiores e inferiores na capacidade são obtidos em [59] com a ajuda da desigualdade de Jensen:

$$\log_2(1 + pM) \leq C \leq \min(Q, M) \log_2 \left(1 + \frac{p \max(Q, M)}{Q} \right). \quad (3.2)$$

A taxa alcançável real depende da distribuição de valores singulares de $\mathbf{H} \mathbf{H}^H$. Entre todos os canais com a mesma normalização, temos aqueles cujos valores singulares são todos iguais ao valor da maior taxa alcançável, isto é, o limite superior em (3.2), como também têm-se aqueles com apenas um valor singular não nulo que apresentam a menor taxa, isto é, o limite inferior em (3.2). O melhor caso pode ser aproximado no limite por um cenário onde todos os coeficientes de propagação da matriz de canal são i.i.d., enquanto que o pior caso corresponde por exemplo ao cenário com propagação em linha de visada [1].

Serão brevemente discutidos a seguir os dois casos extremos, onde tanto o número de antenas transmissoras quanto o número de antenas receptoras vão para o infinito.

1. $Q \gg M$ e $Q \rightarrow \infty$: Quando o número de antenas transmissoras tende a infinito enquanto que o número de antenas receptoras é constante, isto é, $Q \gg M$, $Q \rightarrow \infty$, os vetores linha de \mathbf{H} são assintoticamente ortogonais, e assim [1]:

$$\frac{(\mathbf{H} \mathbf{H}^H)}{Q} \approx \mathbf{I}_M. \quad (3.3)$$

Neste caso, a taxa alcançável em (3.1) pode ser aproximada como [1]

$$C \approx M \log_2(1 + p) \quad \text{bits/s/hz}, \quad (3.4)$$

o qual alcança o limite superior em (3.2).

2. $Q \gg M$ e $M \rightarrow \infty$: No caso recíproco ao anterior, utilizando o mesmo raciocínio, segue que [1]:

$$C \approx Q \log_2 \left(1 + \frac{pM}{Q} \right) \quad \text{bits/s/hz}, \quad (3.5)$$

o qual alcança o limite inferior de (3.2).

Os resultados de (3.4) e (3.5) mostram as vantagens de equipar os arranjos num enlace MIMO com um grande número de antenas. No entanto, a discussão acima depende da suposição de que os vetores linha ou coluna de \mathbf{H} são assintoticamente ortogonais.

3.2.2 MIMO multiusuário

Sistemas MU-MIMO podem obter os ganhos de multiplexação promissores dos sistemas MIMO ponto-a-ponto ao mesmo tempo em que eliminam problemas causados por ambientes de propagação desfavoráveis. Conforme discutido anteriormente, adota-se aqui a nomenclatura MU-MIMO para denotar o enlace reverso de sistemas em que múltiplos usuários de antena única transmitem para uma BS equipada com múltiplas antenas.

A seguir, e no decorrer do restante desta dissertação, considera-se um sistema MU-MIMO com L células, onde cada célula apresenta K usuários com uma antena e uma estação rádio-base com M antenas. O número total de antenas transmissoras (usuários) no sistema é, portanto, dado por $Q = LK$. Denotam-se os coeficientes do canal do k -ésimo usuário na l -ésima célula para a m -ésima antena da i -ésima estação rádio-base como $h_{i,k,l,m}$, o qual corresponde ao fator de desvanecimento em pequena escala complexo, um fator de amplitude que corresponde à atenuação geométrica e o desvanecimento em larga escala:

$$h_{i,k,l,m} = g_{i,k,l,m} \sqrt{d_{i,k,l}}, \quad (3.6)$$

em que $g_{i,k,l,m}$ e $d_{i,k,l}$ denotam os coeficientes de desvanecimento em pequena escala e de desvanecimento em larga escala, respectivamente. Os coeficientes de desvanecimento em pequena escala são assumidos aqui serem diferentes para diferentes usuários ou para diferentes antenas em cada BS, enquanto que os coeficientes de larga escala são os mesmos para diferentes antenas na mesma BS mas são dependentes dos usuários. Assim, a matriz de canal de todos os K usuários na l -ésima célula para a i -ésima BS pode ser expressa como

$$\mathbf{H}_{i,l} = \begin{pmatrix} h_{i,1,l,1} & \cdots & h_{i,K,l,1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{i,1,l,M} & \cdots & h_{i,K,l,M} \end{pmatrix} = \mathbf{G}_{i,l} \mathbf{D}_{i,l}^{1/2}, \quad (3.7)$$

em que

$$\mathbf{G}_{i,l} = \begin{pmatrix} g_{i,1,l,1} & \cdots & g_{i,K,l,1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{i,1,l,M} & \cdots & g_{i,K,l,M} \end{pmatrix}, \quad (3.8)$$

$$\mathbf{D}_{i,l} = \begin{pmatrix} d_{i,1,l} & & \\ & \ddots & \\ & & d_{i,K,l} \end{pmatrix}. \quad (3.9)$$

Como caso particular do sistema descrito acima, considere um sistema MU-MIMO de uma célula ($L = 1$), com $Q = K$ usuários de antena única e uma estação rádio-base com M antenas. Para simplificar, os índices das células e da estação rádio-base são descartados quando um sistema de uma célula é considerado.

1. Enlace reverso (*uplink*): Para a transmissão no *uplink*, baseado na hipótese de que os coeficientes de desvanecimento em pequena escala para diferentes usuários são independentes, as colunas do vetor de canal dos diferentes usuários tornam-se assintoticamente ortogonais à medida em que o número de antenas na estação-base (M) tende a infinito [4]. Assim, segue que $\mathbf{H}^H \mathbf{H} \approx M \mathbf{D}$ [1]. A taxa global alcançável dos usuários é dada por [1]:

$$C = \log_2 \det (\mathbf{I} + p_u \mathbf{H}^H \mathbf{H}) \approx \sum_{k=1}^K \log_2 (1 + M p_u d_k) \quad \text{bits/s/hz}, \quad (3.10)$$

em que p_u é a potência de transmissão do enlace reverso. Sabe-se ainda que o processamento de um filtro casado simples na BS pode alcançar a capacidade em (3.10). Nesse caso, a BS processa o vetor do sinal multiplicando-o pelo conjugado transposto do canal. Como os vetores do canal são assintoticamente ortogonais, a matriz \mathbf{H}^H não colore o ruído e o filtro casado consegue separar os sinais dos usuários em diferentes feixes, eliminando assintoticamente a interferência entre usuários. As transmissões de cada usuário pode ser assim tratadas como se fossem provenientes de um canal SISO. A relação sinal-ruído (SNR, do inglês: *signal-to-noise ratio*) para o k -ésimo usuário é $M p_u d_k$ e a taxa alcançável dada pelo limite de (3.10), ou seja, o uso do filtro casado na BS leva a um desempenho ótimo em termos de capacidade quando o número de antenas na BS cresce indefinidamente.

2. Enlace direto (*downlink*): No caso da transmissão da BS para os usuários, assumindo o modo de duplexação por divisão de tempo (TDD, do inglês: *time-division duplexing*), a matriz de canal é dada pela transposta conjugada do canal reverso [1]. A BS usualmente estima a CSI correspondente dos usuários com base na transmissão de pilotos

no enlace reverso. Desta forma, é possível para a BS realizar alocação de potência a fim de maximizar a taxa de transmissão somada dos usuários. Com um esquema de alocação de potência adequado, a soma da capacidade para o sistema é dado por [61]:

$$C = \max_{\mathbf{P}_{al}} \log_2 \det (\mathbf{I}_M + p_d \mathbf{H} \mathbf{P}_{al} \mathbf{H}^H) \approx \max_{\mathbf{P}_{al}} \log_2 \det (\mathbf{I}_K + p_d M \mathbf{P}_{al} \mathbf{D}) \quad \text{bits/s/hz,} \quad (3.11)$$

em que p_d é a potência de transmissão do enlace direto, \mathbf{P}_{al} é uma matriz diagonal positiva de alocação de potência com p_1, \dots, p_k como elementos de sua diagonal, sujeito a $\sum_{k=1}^K p_k = 1$.

Usando o filtro casado como pré-codificador, no caso em que o número de antenas da BS (M) tende ao infinito, a transmissão da BS para cada usuário pode ser vista como se fosse um canal SISO, e novamente, a interferência entre usuários é suprimida. A taxa global de dados alcançável pode ser maximizada através da escolha de um esquema apropriado de alocação de potência como em (3.11), de forma que a capacidade máxima pode ser alcançada usando um simples filtro casado como pré-codificador [1].

Acima, mostrou-se que na hipótese de ortogonalidade assintótica entre os canais dos usuários, um simples filtro casado empregado como pré-codificador/detector pode levar o sistema a alcançar sua capacidade máxima quando o número de antenas receptoras é muito maior que o número total de antenas transmissoras (usuários), tendendo ao infinito, isto é, $M \gg Q$ e $M \rightarrow \infty$.

Neste contexto, a informação de estado do canal (CSI) tem um papel fundamental em um sistema MIMO multiusuário, visto que o conhecimento da resposta do canal é necessário tanto no enlace direto quanto no reverso. Este problema será abordado na seção a seguir.

3.3 Estimação de canal e detecção de sinal

Nesta seção, serão discutidos os problemas de estimação de canal e detecção de sinais para sistemas VL-MIMO. Primeiramente, serão tratados os métodos de estimação de canal, onde será explicado porque o modo TDD é usualmente utilizado. Depois, os métodos de detecção de sinal linear e não-linear serão apresentados.

3.3.1 Estimação de canal

Para sistemas MIMO regulares, a pre-codificação multiusuário no enlace direto e detecção no enlace reverso requerem CSI na estação rádio-base. O

recurso, tempo ou frequência, exigido para estimação de canal num sistema MIMO é proporcional ao número de antenas transmissoras e é independente do número de antenas receptoras.

Caso o modo de duplexação por divisão de frequência (FDD, do inglês: *frequency-division duplexing*) seja utilizado, isto é, canais direto e reverso usam diferentes bandas de frequência, então a CSI correspondente para estes canais são diferentes [1]. A estimação de canal no enlace direto é realizada na estação rádio-base através das diferentes sequências piloto enviadas por todos os usuários. O tempo exigido para a transmissão dos pilotos no enlace reverso é independente do número de antenas na BS. Contudo, para obter a CSI do canal direto em sistemas FDD, um procedimento de dois estágios é requerido. Primeiramente a estação rádio-base transmite os símbolos piloto para todos os usuários, e então todos os usuários retornam a CSI estimada (parcial ou completa) pelo canal reverso para a estação rádio-base. O tempo exigido para transmitir os símbolos piloto no enlace direto é proporcional ao número de antenas na BS. Quando o número de antenas cresce, as estratégias de estimação de canal direto tradicionais para os sistemas FDD tornam-se inviáveis.



Figura 3.2: Protocolo TDD MIMO multiusuário.

Felizmente, a estratégia de estimação de canal em sistemas TDD podem ser utilizadas para resolver o problema. Com base na suposição de reciprocidade do canal, apenas a CSI do enlace reverso precisa ser estimada. Em [63], um protocolo TDD, mostrado na Fig. 3.2, foi proposto. De acordo com este protocolo, todos os usuários em todas as células primeiro enviam sincronizadamente sinais para as BS. Depois, os usuários enviam as sequências piloto. A estação rádio-base utiliza estas sequências piloto para estimar a CSI do usuários localizados na suas células. Então, as BSs utilizam a CSI estimada para detectar os símbolos transmitidos no canal reverso e gerar os vetores de formatação de feixe visando a transmissão da BS para os usuários. Entretanto, devido ao tempo de coerência do canal limitado, as sequências piloto utilizadas pelos usuários nas células vizinhas podem não ser ortogonais àquelas dentro da célula, causando o problema da contaminação entre os sinais piloto [4], o que será discutido na Seção 3.4.

Estimação de canal baseada no erro quadrático médio mínimo (MMSE,

do inglês: *minimum mean square error*) é comumente utilizada [1], podendo prover desempenho próximo do ótimo com baixa complexidade. Além da estimação MMSE, uma abordagem de estimação de canal baseada em sensoriamento compressivo (CS) foi proposta em [12], explorando o fato de que os graus de liberdade da matriz de canal física são bem menores que o número de parâmetros livres. Para melhorar a eficiência espectral do sistema, um projeto de sequência de treinamento no tempo-frequência foi desenvolvido em [64]. A estrutura proposta alcança os benefícios da estimação no domínio do tempo e da frequência enquanto que evita as suas desvantagens [1].

3.3.2 Detecção de sinal

Detectores de sinal lineares com baixa complexidade, tais como o filtro casado (MF), o ZF e o MMSE, são bons candidatos para resolver os problemas práticos para sistemas VL-MIMO. Eles podem alcançar assintoticamente a capacidade quando o número de antenas na BS é grande o suficiente em comparação com o número de usuários e quando os vetores do canal dos diferentes usuários são independentes [4, 59]. O desempenho dos sistemas MIMO massivo baseado em vários receptores lineares tem sido estudado de várias perspectivas [65–68]. Uma comparação de desempenho entre o receptor MMSE e o MF num sistema com configurações realísticas é fornecida em [65]. Isto mostra que o receptor MMSE pode alcançar com menos antenas o mesmo desempenho que o MF, especialmente quando existe interferência inter-célula. O cenário com taxa limitada do número de antenas para o número de usuários foi investigado em [66, 67] para os receptores MMSE e o MF, respectivamente. Em [66], uma expressão para a razão sinal interferência mais ruído (SINR, do inglês: *signal-to-interference-plus-noise-ratio*) do receptor MMSE para um sistema de apenas uma célula com taxa limitada do número de antenas para o número de usuários é obtida. Dois tipos de receptores MMSE são considerados: o receptor MMSE ótimo que leva em consideração os diferentes níveis de potência de transmissão dos diferentes usuários e o receptor MMSE sub-ótimo que assume potências de transmissão iguais. Em [67], a taxa de dados exata, a taxa de erro de símbolos e o desempenho em *outage* do receptor ZF são obtidos. Além de sistemas MIMO centralizados, a soma da taxa dos receptores ZF num sistema MIMO distribuído é também analisada e os limites inferiores e superiores da soma da taxa são obtidos em [68].

Além dos métodos de detecção lineares, a detecção não-linear pode também ser utilizada para alcançar melhor desempenho à custo de maior complexidade computacional. A redução de complexidade para detectores não-lineares em sistemas VL-MIMO é a questão-chave e alguns

trabalhos têm focado neste tema. Um equalizador BI-GDFE (do inglês: *block-iterative-generalized-decision-feedback-equalizer*) é proposto em [69], e seu desempenho SINR é avaliado. Para canais MIMO aleatórios, o BI-GDFE proposto pode aproximar-se do limite do MF com usuários que apresentam uma antena com poucas iterações até mesmo se o número de antenas for grande. Os esquemas de redução de complexidade para a busca da vizinhança local existente, incluindo a busca ascendente de verossimilhança (LAS, do inglês: *likelihood ascent search*) [70, 71] e a busca *tabu* (TS, do inglês: *tabu search*) [72], são apresentados. Detecção baseada em LAS em [71] pode alcançar uma melhor taxa de erros de bits com a mesma ordem de complexidade que o tradicional LAS. O método TS em camadas em [72] executa a detecção em camadas e funciona bem em sistemas VL-MIMO com baixa complexidade. Esquemas baseados em grafos de baixa complexidade são propostos em [73] e [74]. Em [73], um receptor de baixa complexidade baseado em otimização por enxame de partículas e detecção de dados em grafos de fator é investigado. Para se obter boas características tanto do algoritmo de busca na vizinhança quanto do grafo de fator baseado no algoritmo de propagação confiável (BP, do inglês: *belief propagation*), uma aproximação TS-BP híbrida reativa é desenvolvida em [74]. Isto pode alcançar desempenho próximo do ótimo com baixa complexidade para sinais com modulação de alta ordem. Além disso, em [75] algoritmos de redução de treliça (LR, do inglês: *lattice-reduction*) baseado em elementos pode prover melhor desempenho que outras abordagens LR com menor complexidade. Alguns outros trabalhos relacionados com detecção de sinal podem ser encontrados em [76], [77] e [78].

Como foi discutido anteriormente, o TDD é o método mais apropriado para ser empregado nos sistemas VL-MIMO já que o FDD apresenta alto *overhead* e alta complexidade em relação a estimação do canal e compartilhamento do mesmo. Em sistemas TDD, a estação rádio-base estima os coeficientes de canal dos usuários com base em sequências piloto que são conhecidas tanto pelo transmissor quanto pelo receptor e que são supostamente ortogonais entre si. No entanto o reuso de pilotos em células vizinhas quebra o princípio da ortogonalidade entre as sequências de treinamento, fazendo com que os sinais interfiram entre si. Este problema, conhecido como contaminação de pilotos, será discutido na próxima seção.

3.4 Contaminação piloto

A Fig. 3.3(a) ilustra um sistema de transmissão VL-MIMO baseado em TDD, onde as sequências piloto são transmitidas a partir dos usuários no

enlace reverso para estimar o canal.

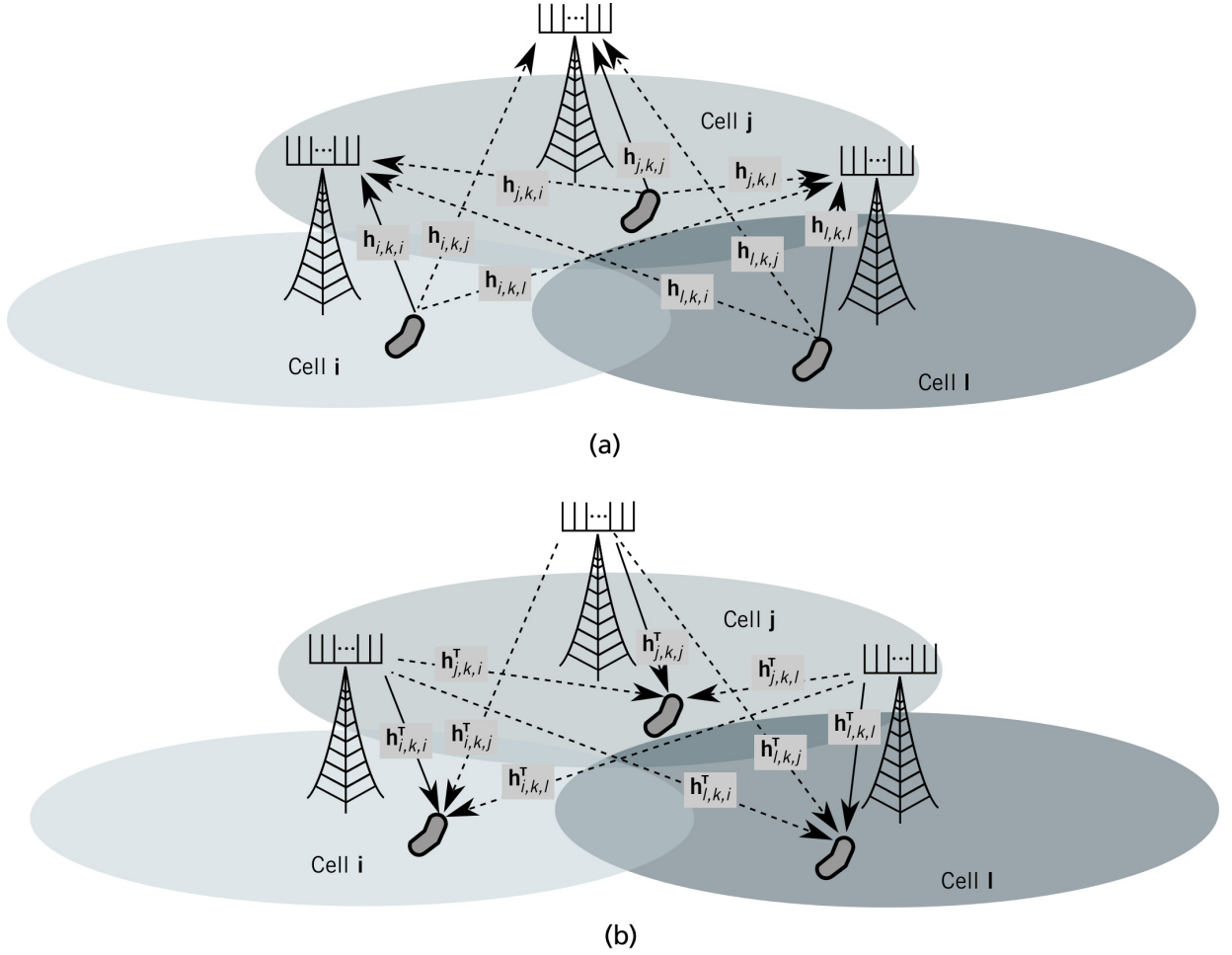


Figura 3.3: Ilustração do conceito de contaminação piloto. (a) Transmissão *Uplink*. (b) Transmissão *Downlink* (Fonte: [1]).

Seja $\psi_{k,l} = (\psi_{k,l}^{[1]}, \dots, \psi_{k,l}^{[\tau]})^T$ a sequência piloto do usuário k na célula l , onde τ denota o tamanho das sequências piloto. Ainda que não seja necessário, é conveniente assumir que $|\psi_{k,l}^{[j]}| = 1$ [1]. Idealmente, as sequências piloto utilizadas pelos usuários da mesma célula e das células vizinhas devem ser ortogonais, isto é

$$\psi_{k,l}^H \psi_{j,l'} = \delta[k - j] \delta[l - l'], \quad (3.12)$$

em que $\delta[\cdot]$ é uma função impulso discreta, definida como:

$$\delta[n] = \begin{cases} 1, & n = 0 \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (3.13)$$

Neste caso, uma BS pode obter a estimação não contaminada dos vetores do canal no sentido de que estes vetores não são correlacionados com os vetores do canal dos outros usuários. Contudo, o número de sequências piloto ortogonais com um dado período e largura de banda é limitado, que por sua vez limita o número de usuários que podem ser servidos [4]. Com o intuito de

Para proporcionar mais usuários, sequências piloto não-ortogonais são usadas nas células vizinhas. Assim, para algum k, j, l e l' diferente, pode-se ter:

$$\psi_{k,l}^H \psi_{j,l'} \neq 0. \quad (3.14)$$

Como resultado, a estimação do vetor do canal para um dado usuário torna-se correlacionada com os vetores do canal dos outros usuários com sequências piloto não-ortogonais.

Existem vários esquemas de atribuição das sequências piloto para os usuários nas diferentes células [1]. Um esquema simples é reusar o mesmo conjunto de sequências piloto, digamos ψ_1, \dots, ψ_k , em todas as células. Isto significa que ao k -ésimo usuário em qualquer célula será atribuída a sequência piloto ψ_k . Sequências piloto idênticas atribuídas aos usuários das células vizinhas irão interferir uns aos outros causando contaminação piloto. Esta situação é mostrada na Fig. 3.3. Apenas os usuários com a mesma sequência piloto ψ_k são mostrados. Durante a transmissão no enlace direto, isto resulta num beamforming dos sinais na BS não apenas dos seus próprios usuários, como também dos usuários nas células vizinhas, e assim cria uma fonte poderosa de interferência direcional [1]. Esta interferência, ao contrário da interferência intra-célula, não desaparecerá quando o número de antenas da BS aumentar. Um efeito similar ocorre durante a transmissão no enlace reverso.

Considere um sistema com L células. Cada célula é assumida ter K usuários com uma antena e uma estação rádio-base com M antenas, onde $M \gg K$. Para propósitos de ilustração, assume-se que todas as L células utilizam o mesmo conjunto de K sequências piloto, representadas pela matriz ortogonal $\Phi = (\psi_1, \dots, \psi_k)$ de dimensão $\tau \times K$, satisfazendo $\Phi^H \Phi = \tau \mathbf{I}$. Assume-se também que a transmissão piloto das diferentes células é sincronizada, como na figura 3.3(a). A matriz de sinal recebido na i -ésima BS, $\mathbf{Y}_i^p \in \mathbb{C}^{M \times \tau}$, pode ser expressa como [1]

$$\mathbf{Y}_i^p = \sqrt{p_p} \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_{i,l} \Phi^T + \mathbf{N}_i^p, \quad (3.15)$$

em que $\mathbf{H}_{i,l} \in \mathbb{C}^{M \times K}$, definida em (3.7), é a matriz de canal de todos os K usuários na l -ésima célula em relação a i -ésima estação rádio-base. A k -ésima coluna de $\mathbf{H}_{i,l}$, denotado por $\mathbf{h}_{i,k,l}$, é o vetor do canal do k -ésimo usuário na l -ésima célula para a i -ésima BS. $\mathbf{N}_i^p \in \mathbb{C}^{M \times \tau}$ é a matriz de ruído na i -ésima BS durante a fase de transmissão dos pilotos. As entradas da matriz de ruído são variáveis aleatórias Gaussianas complexas circulares i.i.d., com média zero e variância unitária, e p_p é a potência de transmissão do piloto.

Para estimar o canal, a i -ésima BS projeta seu sinal recebido em Φ^* para obter estatísticas suficientes para estimar $\mathbf{H}_{i,i}$ [79], onde $(\cdot)^*$ corresponde ao operador conjugado. De (3.15), a matriz de estimação de canal resultante é

$$\hat{\mathbf{H}}_{i,i} = \frac{1}{\sqrt{p_p \tau}} \mathbf{Y}_i^p \Phi^* = \mathbf{H}_{i,i} + \sum_{l \neq i} \mathbf{H}_{i,l} + \frac{1}{\sqrt{p_p \tau}} \mathbf{N}_i^p \Phi^*, \quad (3.16)$$

em que usou-se $\Phi^H \Phi = \tau \mathbf{I}$. A k -ésima coluna, $\hat{\mathbf{h}}_{i,k,i}$, de $\hat{\mathbf{H}}_{i,i}$ é a estimativa do vetor de canal, $\mathbf{h}_{i,k,i}$. De (3.16), tem-se que a estimativa, $\hat{\mathbf{h}}_{i,k,i}$, é uma combinação linear do vetor de canal, $\mathbf{h}_{i,k,l}, l = 1, \dots, L$, dos usuários nas diferentes células com a mesma sequência piloto. Em [4], este fenômeno é referenciado como contaminação piloto.

Num sistema MIMO sem contaminação piloto, a estimação do canal e a pré-codificação podem ser completamente dissociadas uma da outra. No caso da contaminação piloto, de acordo com [1] a abordagem de dissociação não está correta. Devido à contaminação piloto, o vetor de canal estimado em qualquer célula é uma combinação linear do vetor de canal dos usuários nas outras células que usam a mesma sequência piloto. Em [8] é proposto um pré-codificador baseado em MMSE que leva esta forma particular de vetor de canal estimado em consideração e tenta minimizar *i)* a soma dos quadrados dos erros para os usuários localizados na célula l ; e *ii)* a soma dos quadrados das interferências para os usuários localizados nas outras células. De acordo com [1], o pré-codificador baseado em MMSE oferece melhora no desempenho em comparação com os métodos de pré-codificação tradicionais como o ZF.

Considera-se neste momento o estágio de transmissão de dados no enlace reverso após a estimação de canal. O sinal recebido na i -ésima estação rádio-base é [1]

$$\mathbf{y}_i^u = \sqrt{p_u} \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^K \mathbf{h}_{i,k,l} x_{k,l}^u + \mathbf{n}_i^u, \quad (3.17)$$

em que $x_{k,l}^u$ é o símbolo do k -ésimo usuário na l -ésima célula e \mathbf{n}_i^u é o vetor de ruído aditivo durante a transmissão do enlace reverso. Quando o detector MF é utilizado, a estação rádio-base processa o vetor de sinal multiplicando-o pelo conjugado transposto da estimativa do canal. Assim os símbolos detectados do k -ésimo usuário da i -ésima célula, $\hat{x}_{k,i}^u$ corresponde a

$$\hat{x}_{k,i}^u = \left(\hat{\mathbf{h}}_{i,k,i} \right)^H \mathbf{y}_i^u = \left(\sum_{l=1}^L \mathbf{h}_{i,k,l} + \hat{\mathbf{v}}_i \right)^H \left(\sqrt{p_u} \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^K \mathbf{h}_{i,k,l} x_{k,l}^u + \mathbf{n}_i^u \right), \quad (3.18)$$

em que $\hat{\mathbf{v}}_i$ é a i -ésima coluna de $(1/\sqrt{p_p \tau}) \mathbf{N}_i^p \Phi^*$ em (3.16).

Em [1] mostra-se que, de acordo com (3.18), quando o número de antenas

na BS cresce, isto é, $M \rightarrow \infty$, a SINR do k -ésimo usuário na i -ésima célula tende para o seguinte limite

$$SINR_{k,i}^u = \frac{d_{i,k,i}^2}{\sum_{l \neq i} d_{i,k,l}^2}, \quad (3.19)$$

em que $d_{i,k,l}$ é o coeficiente de desvanecimento em larga escala em (3.6). De (3.19), a SINR depende apenas do fator de desvanecimento em larga escala dos canais. Além disso, a partir de (3.16), quando sequências piloto não-ortogonais são utilizadas em diferentes células, a BS não consegue distinguir dentre os vetores de canal quais são os da sua célula e quais são os vetores de canal das outras células. Além do mais, o limite SINR devido a contaminação piloto não irá desaparecer quando o número de antenas aumenta [1].

A contaminação piloto também afeta a transmissão no enlace direto como mostra a Fig. 3.3(b). Para o enlace direto, a potência varia de um intervalo de coerência a outro se (3.16) é usada diretamente como *beamforming* dos vetores [1]. Assim, uma versão normalizada para o *beamforming* dos vetores é proposta em [80]. Seja o vetor *beamforming* MF da i -ésima BS para o k -ésimo usuário na i -ésima célula dado por [1]

$$\mathbf{w}_{k,i}^d = \frac{\hat{\mathbf{h}}_{i,k,i}}{\|\hat{\mathbf{h}}_{i,k,i}\|} = \frac{\hat{\mathbf{h}}_{i,k,i}}{\alpha_{k,i}\sqrt{M}}, \quad (3.20)$$

em que o escalar $\alpha_{k,i} = \|\hat{\mathbf{h}}_{i,k,i}\|/\sqrt{M}$ é um fator de normalização. Em seguida a i -ésima BS transmite um vetor M -dimensional

$$\mathbf{x}_i^d = \sum_{k=1}^K \mathbf{w}_{k,i}^d s_{k,i}^d, \quad (3.21)$$

em que $s_{k,i}^d$ é o símbolo da fonte para o k -ésimo usuário na i -ésima célula. o sinal recebido no k -ésimo usuário da i -ésima célula é [1]

$$y_{k,i}^d = \sqrt{p_d} \sum_{l=1}^L \mathbf{h}_{l,k,i}^T \sum_{k'=1}^K (\mathbf{w}_{k',l}^d)^* s_{k',l}^d + n_{k,i}^d, \quad (3.22)$$

em que $n_{k,i}^d$ é o ruído aditivo. Baseado no caso do enlace reverso, a SINR para o enlace direto do k -ésimo usuário na i -ésima célula, quando $M \rightarrow \infty$, tende a [80]

$$SINR_{k,i}^d = \frac{\frac{d_{i,k,i}^2}{\alpha_{k,i}^2}}{\sum_{l \neq i} \frac{d_{l,k,i}^2}{\alpha_{k,l}^2}}, \quad (3.23)$$

em que

$$\alpha_{k,l}^2 = \sum_{j=1}^L d_{l,k,j} + \frac{1}{p_p \tau}. \quad (3.24)$$

A expressão em (3.23) é levemente diferente da obtida em [4], [59] devido a normalização do pré-codificador MF.

Além do fator de normalização, as propriedades estatísticas dos termos interferentes em (3.19) e (3.23) são diferentes. No enlace reverso, a interferência vem dos usuários com a mesma sequência piloto que a do k -ésimo usuário na j -ésima célula. O denominador em (3.19) depende da distância desses usuários interferentes à j -ésima estação rádio-base. No enlace direto, a interferência vem das BSs vizinhas que transmitem usando estimativas de canal contaminadas. O denominador em (3.23) depende das distâncias das BSs vizinhas ao k -ésimo usuário na j -ésima célula. Além disso, os coeficientes do denominador de (3.19) podem ser tratados como parâmetros independentes enquanto que os coeficientes no denominador de (3.23) são todos correlacionados. Para visualizar isto, basta notar que a distância do k -ésimo usuário na i -ésima célula para as células vizinhas, digamos a l -ésima, a j -ésima e a m -ésima células, determina quase que precisamente as coordenadas do usuário e assim também determina as distâncias das outras células. Ainda que as propriedades estatísticas sejam diferentes para o enlace reverso e para o enlace direto, as diferenças apresentam pouco impacto no desempenho [60], [80].

Como é uma questão importante que limita o desempenho de sistemas VL-MIMO, a contaminação piloto é investigada em vários artigos como [65], [81], [82], [83]. Para demonstrar como a SINR muda com o número de antenas na estação rádio-base, a taxa de convergência da SINR é obtida em [81]. De (3.19) e (3.23), um sistema MIMO massivo com contaminação piloto severa obviamente apresenta um limite de desempenho menor que um sistema com uma contaminação piloto fraca. Contudo, um sistema MIMO massivo alcança um limite de desempenho menor com poucas antenas na BS. Em [82], a soma da taxa do limite inferior é obtida na presença da contaminação piloto. O impacto da contaminação piloto em modelos de canais mais práticos é analisado em [83]. O modelo leva em consideração a correlação dos canais correspondentes aos diferentes usuários e é também adequado para ambientes sem espalhamento elevado. Usando modelos de canais gerais, pré-codificadores/detectores práticos e tomando o efeito da contaminação piloto em consideração, em [65] demonstra-se que o pré-codificador/detector RZF (do inglês: *regularized zero forcing*)/MMSE pode ter um desempenho

tão bom quanto o pré-codificador/detector MF com quase uma ordem de magnitude menor de antenas quando o número de antenas na BS não é extremamente grande em comparação ao número de usuários de cada célula.

O impacto da contaminação piloto quando o número de antenas na BS e o número de usuários crescem para o infinito, enquanto mantém uma razão fixa, é estudado em [84], [85]. Em particular, o limite de desempenho baseado nos filtros MF e MMSE é obtido nos mesmos artigos citados anteriormente e a SINR assintótica em ambos os casos depende da contaminação piloto e da interferência média. A diferença é que o filtro MMSE pode obter um ganho de supressão de interferência, resultando num maior desempenho da SINR assintótica. Quando a razão do número de usuários com o número de antenas da BS tende a zero, resultados similares da SINR como os de (3.19) e (3.23) podem ser obtidos quando apenas o efeito da contaminação piloto aparece em expressões SINR assintóticas.

3.5 Conclusões

Nesta seção, foram descritas as principais características dos sistemas VL-MIMO sob diferentes perspectivas. Ao equipar a estação rádio-base com um grande número de antenas, a eficiência espectral e a eficiência energética podem ser aperfeiçoadas, por exemplo. No entanto, para tornar estes e outros benefícios do MIMO massivo uma realidade, faz-se necessário pesquisar uma série de fatores que incluem a correlação do canal, implementação do *hardware* e suas deficiências, gerenciamento de interferência, modulação e a estimação do canal de comunicação.

De acordo com o que se apresentou ao longo deste capítulo, dentre os principais benefícios dos sistemas VL-MIMO, podem-se destacar os seguintes [86]:

- ▶ Aumento de capacidade em $10\times$ ou mais.
- ▶ Uso de componentes de baixo custo e baixo consumo de potência.
- ▶ Redução significativa do tempo de latência do sinal na interface aérea.
- ▶ Camada de acesso múltiplo bastante simplificada.
- ▶ Aumento de robustez com respeito à interferências não intencionais ou tentativas intencionais de obstrução de sinais.

No entanto, o uso dos sistemas VL-MIMO também podem provocar inconvenientes, dentre os quais se podem citar a contaminação piloto, que

foi explicitado na seção anterior, e a contaminação por ruído devido à redução da potência de transmissão dos usuários.

Métodos Supervisionados de Estimação do Canal de Comunicação

Neste capítulo será introduzido o problema de estimação dos parâmetros do canal de comunicação num ambiente VL-MIMO, utilizando métodos supervisionados, ou seja, fazendo uso de sequências piloto contendo símbolos transmitidos que são conhecidos pelo receptor. As principais contribuições deste capítulo correspondem à reprodução dos algoritmos investigados em um grande número de cenários não cobertos pela literatura até então, permitindo uma melhor avaliação da técnica de estimação de canal baseada em EVD, não apenas em termos do erro de estimação paramétrica mas também utilizando a SER como métrica, a fim de avaliar os impactos da técnica de estimação de canal na qualidade de detecção dos sinais transmitidos. Outra contribuição de destaque foi o desenvolvimento de uma fórmula fechada para simplificar o cálculo dos fatores multiplicativos de ambiguidade, com base em um produto de Khatri-Rao.

Na seção 4.1 apresenta-se um modelo de sistema VL-MIMO multi-célula e multiusuário, o qual será adotado no restante deste capítulo. Explorando tal modelo e com base em propriedades de grandes matrizes aleatórias, um estimador de canal EVD é proposto na seção 4.2. A seção 4.3 apresenta uma solução clássica para a estimação do canal VL-MIMO com base num problema de otimização LS (do inglês: *least-squares*). Por fim, diversos resultados de simulação computacional serão apresentados na seção 4.4 e as conclusões do capítulo na seção 4.5.

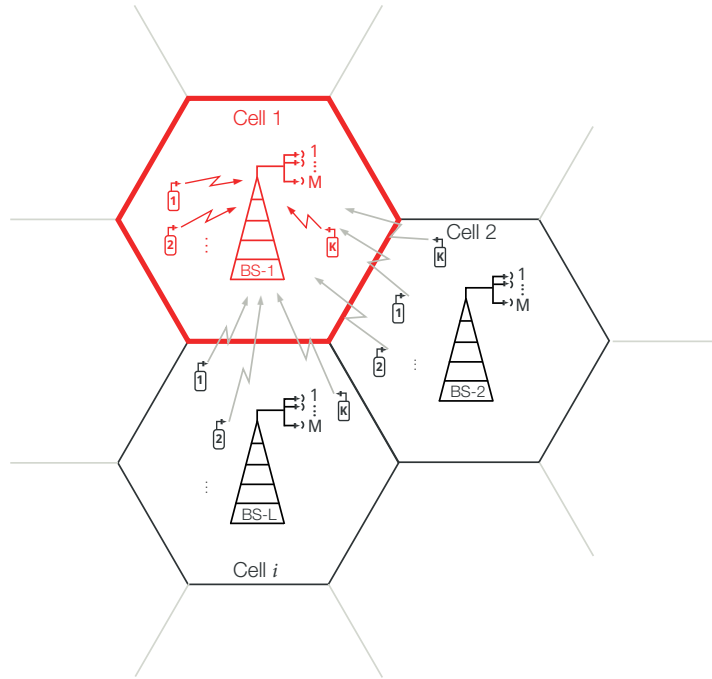


Figura 4.1: Sistema VL-MIMO Multi-Célula Multiusuário Utilizado.

4.1 MIMO multi-célula multiusuário

Considera-se nesta seção um sistema MIMO multi-célula multiusuário com L células onde cada uma contém K usuários que são equipados com uma antena cada e uma estação rádio-base equipada com M antenas. A Fig. 4.1 ilustra o sistema MIMO multi-célula multi-usuário utilizado. A transmissão é considerada no enlace reverso (*uplink*), onde todos os usuários de todas as células transmitem simultaneamente para sua respectiva BS, utilizando a mesma frequência de portadora desejada (a interferência de canal adjacente é considerada desprezível). O vetor de sinais recebidos na l -ésima BS de dimensão $M \times 1$, após amostragem na taxa de símbolo, pode ser escrito como:

$$\mathbf{y}_l(n) = \sqrt{p_u} \sum_{i=1}^L \mathbf{G}_{li} \mathbf{x}_i(n) + \mathbf{n}_l(n) \quad (4.1)$$

em que p_u é a potência média de transmissão dos usuários, $\mathbf{x}_i(n)$ é o vetor de dimensão $K \times 1$ contendo os símbolos transmitidos pelos K usuários independentes na i -ésima célula com média zero e variância unitária. $\mathbf{n}_l(n)$, de dimensão $M \times 1$, denota o ruído Gaussiano branco aditivo na saída do arranjo de antenas com média zero e variância dada por σ_n^2 . Assume-se que o vetor $\mathbf{n}_l(n)$ é independente dos símbolos $\mathbf{x}_i(n)$ transmitidos pelos usuários. A matriz de canal \mathbf{G}_{li} de dimensão $M \times K$, representa o desvanecimento log-normal de sombreamento, a atenuação geométrica e o desvanecimento

rápido independente entre a l -ésima estação-base e cada um dos K usuários na i -ésima célula. Assumindo que $g_{limk} \triangleq [\mathbf{G}_{li}]_{mk}$ é o coeficiente do canal entre o k -ésimo usuário na i -ésima célula e a m -ésima antena da l -ésima BS, tem-se:

$$g_{limk} = h_{lmik} \sqrt{\beta_{lik}}, \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (4.2)$$

em que h_{lmik} é o coeficiente de desvanecimento rápido do k -ésimo usuário na i -ésima célula em relação a m -ésima antena da l -ésima estação rádio-base. Assume-se que este coeficiente de desvanecimento rápido é uma variável aleatória Gaussiana complexa com média zero e variância unitária. Além do mais, o coeficiente $\sqrt{\beta_{lik}}$ representa a atenuação geométrica e o desvanecimento por sombreamento, e é assumido ser independente da antena m do arranjo de recepção e constante e conhecido a priori. De acordo com [6], estas hipóteses são razoáveis desde que a distância entre o usuário e a BS seja bem maior que a distância entre as antenas da estação rádio-base, e o valor de β_{lik} mude muito lentamente com o tempo. Portanto, a matriz do canal pode ser obtida como

$$\mathbf{G}_{li} = \mathbf{H}_{li} \mathbf{D}_{li}^{1/2} \quad (4.3)$$

em que \mathbf{H}_{li} é a matriz $M \times K$ de coeficientes de desvanecimento rápido entre os K usuários na i -ésima célula e a l -ésima BS, cada elemento correspondente a $[\mathbf{H}_{li}]_{mk} = h_{lmik}$. O termo \mathbf{D}_{li} é a matriz diagonal $K \times K$ com elementos diagonais dados por $[\mathbf{D}_{li}]_{kk} = \beta_{lik}$.

A estimação dos parâmetros da matriz \mathbf{H}_{li} é um problema de grande relevância no contexto dos sistemas de comunicação sem fio. Em particular, no caso de sistemas MIMO de grandes dimensões, esta matriz assume propriedades especiais que podem ser exploradas pelos métodos de estimação. A seguir, será apresentado o método de estimação dos parâmetros do canal a partir da decomposição em autovalores e autovetores da matriz de autocovariância na saída do arranjo de antenas receptoras.

4.2 Estimação de canal VL-MIMO baseada na decomposição em autovalores (EVD)

Nesta seção será introduzida uma técnica de estimação de canal, levando em consideração as propriedades da matriz de covariância do vetor $\mathbf{y}_l(n)$, definida como $\mathbf{R}_{\mathbf{y}} \triangleq \mathbb{E} \{ \mathbf{y}_l \mathbf{y}_l^H \}$, onde $(\cdot)^H$ denota o Hermitiano (complexo conjugado transposto). Utilizando (4.1) e (4.3), e considerando que os símbolos de entrada são descorrelacionados espacialmente, ou seja, $\mathbb{E} \{ \mathbf{x}_i(n) \mathbf{x}_i^H(n) \} = \mathbf{I}_K$, é possível demonstrar que a matriz de covariância $\mathbf{R}_{\mathbf{y}}$ pode ser escrita

como:

$$\mathbf{R}_y \triangleq \mathbb{E} \{ \mathbf{y}_l \mathbf{y}_l^H \} = p_u \sum_{i=1}^L \mathbf{H}_{li} \mathbf{D}_{li} \mathbf{H}_{li}^H + \sigma_n^2 \mathbf{I}_M. \quad (4.4)$$

Por outro lado, sabe-se da lei dos grandes números [19], que dada uma matriz aleatória \mathbf{A} de dimensões $p \times q$, e cujos elementos são independentes e identicamente distribuídos (i.i.d.), tem-se que quando $p \rightarrow \infty$, as colunas da matriz \mathbf{A} se tornam ortogonais aos pares [6].

Tomando o caso da matriz do canal VL-MIMO, segue que:

$$\frac{1}{M} \mathbf{H}_{li}^H \mathbf{H}_{lj} \rightarrow \delta_{ij} \mathbf{I}_K, \text{ quando } M \rightarrow \infty. \quad (4.5)$$

Esta é uma propriedade importante dos grandes sistemas MIMO que facilita a estimação de canal utilizando a decomposição em autovalores. Assim, esta estimação supervisionada não requer qualquer estrutura específica dos sinais transmitidos. Além do mais, multiplicando (4.4) pelo lado direito por \mathbf{H}_l , tem-se

$$\mathbf{R}_y \mathbf{H}_l \approx p_u \left(\sum_{i=1}^L \mathbf{H}_{li} \mathbf{D}_{li} \mathbf{H}_{li}^H \right) \mathbf{H}_l + \sigma_n^2 \mathbf{I}_M \mathbf{H}_l, \quad (4.6)$$

e usando (4.5), segue que:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_y \mathbf{H}_l &\approx M p_u \mathbf{H}_l \mathbf{D}_l + \sigma_n^2 \mathbf{H}_l, \text{ quando } M \rightarrow \infty \\ &= \mathbf{H}_l (M p_u \mathbf{D}_l + \sigma_n^2 \mathbf{I}_K). \end{aligned} \quad (4.7)$$

As colunas de \mathbf{H}_l são ortogonais aos pares para um M grande. O termo $M p_u \mathbf{D}_l + \mathbf{I}_K$ é uma matriz diagonal. Assim, o determinante do lado direito da equação (4.7) tem-se na realidade em uma equação característica da matriz de covariância \mathbf{R}_y . Como resultado, a k -ésima coluna de \mathbf{H}_l corresponde ao autovetor de \mathbf{R}_y associado ao autovalor $M p_u \beta_{lk} + 1$ [6].

Nota-se que os valores $M p_u \beta_{lk} + 1$, para $k = 1, 2, \dots, K$, são distintos e podem ser conhecidos a priori, de forma que se pode determinar a ordem dos autovetores. Cada coluna de \mathbf{H}_l pode ser estimada a partir do autovetor correspondente de \mathbf{R}_y a menos de um fator escalar multiplicativo de ambiguidade. Isto acontece porque se \mathbf{u}_k é um autovetor de \mathbf{R}_y correspondente ao autovalor $M p_u \beta_{lk} + 1$, então $c_k \mathbf{u}_k$ é também um autovetor correspondente ao autovalor, para qualquer $c_k \in \mathbb{C}$ (corpo complexo).

Faça \mathbf{U}_l ser a matriz de tamanho $M \times K$ com as colunas correspondentes aos K autovetores de \mathbf{R}_y que são associados com os usuários da célula l .

Assume-se aqui que o número de usuários da célula referência é conhecido e que está relacionado aos K maiores autovalores. Na prática, este número nem sempre é conhecido o que leva operadores a utilizar com frequência algoritmos estatísticos de seleção de ordem do modelo para estimar o possível número de usuários. Dentre vários exemplos deste tipo de algoritmo disponíveis na literatura, podem-se citar as técnicas de seleção de ordem clássicas, tais como o Critério de Informação de Akaike (AIC, do inglês: *akaike's information criterion*) ou o MDL (do inglês: *minimum description length*) [87], ou o teste de ajuste exponencial (EFT, do inglês: *exponential fitting test*) [88, 89]. Destacam-se ainda as técnicas baseadas na decomposição em subespaços, tais como os algoritmos ESTER (do inglês: *estimation error*) [90] e SAMOS (do inglês: *subspace-based automatic model order selection*) [91]. Uma boa revisão de literatura acerca deste assunto pode ser encontrada em [92].

Assim, tem-se que:

$$\mathbf{R}_y \mathbf{U}_{ll} = \left(p_u \sum_{i=1}^L \mathbf{H}_{li} \mathbf{D}_{li} \mathbf{H}_{li}^H + \sigma_n^2 \mathbf{I}_M \right) \mathbf{U}_{ll} = p_u \mathbf{H}_{ll} \mathbf{D}_{ll} \mathbf{H}_{ll}^H \mathbf{U}_{ll} + \sigma_n^2 \mathbf{U}_{ll}. \quad (4.8)$$

Quando o número de antenas tende à infinito, $M \rightarrow \infty$, as colunas de \mathbf{U}_{ll} tende a varrer o espaço das colunas de \mathbf{H}_{ll} , e por isso: $\mathbf{U}_{ll} \rightarrow \mathbf{H}_{ll} \Lambda \mathbf{P}$, onde $\Lambda = \text{diag}([c_1, \dots, c_K]) / \sqrt{M}$ é uma matriz diagonal com $|c_k| = 1$ e \mathbf{P} é uma matriz de permutação.

Portanto, pode-se obter a estimativa do canal \mathbf{H}_{ll} através de

$$\hat{\mathbf{H}}_{ll} = \mathbf{U}_{ll} \Upsilon \quad (4.9)$$

em que $\Upsilon^H \triangleq M \Lambda \mathbf{P}$. Nos resultados de simulação da seção 4.4 os coeficientes β são conhecidos. Em [6] mostrou-se como resolver a matriz de ambiguidade multiplicativa Υ usando uma curta sequência piloto. Em [93], propôs-se uma outra forma de resolver isto que será mostrada abaixo.

Uma curta sequência de treinamento de τ símbolos é utilizada para o treinamento do enlace reverso. As sequência de treinamento de diferentes células são assumidas ortogonais aos pares. Então, a matriz $M \times \tau$ de treinamento recebida pela l -ésima BS corresponde a

$$\mathbf{Y}_{t,l} = \sqrt{p_t} \mathbf{H}_{ll} \mathbf{D}_{ll}^{1/2} \mathbf{X}_{t,l} + \mathbf{N}_{t,l} \quad (4.10)$$

em que p_t é a potência utilizada por cada usuário para cada símbolo de treinamento, $\mathbf{X}_{t,l}$ é a matriz $K \times \tau$ de treinamento e $\mathbf{N}_{t,l}$ é a matriz de ruído. A partir de (4.9) e (4.10), pode-se estimar a matriz de fatores multiplicativos

tomando a matriz $\hat{\Upsilon}$ que minimiza a seguinte função de custo no sentido dos mínimos quadrados:

$$\hat{\Upsilon} = \arg \min_{\Upsilon \in \Lambda} \left\| \mathbf{Y}_{t,l} - \sqrt{p_t} \mathbf{U}_l \Upsilon \mathbf{D}_l^{1/2} \mathbf{X}_{t,l} \right\|_F^2 \quad (4.11)$$

em que Λ é um conjunto de matrizes diagonais $K \times K$. Faça-se assumir que, num caso sem ruído, a matriz de treinamento $\hat{\mathbf{Y}}_{t,l}$ seja dada por:

$$\hat{\mathbf{Y}}_{t,l} = \sqrt{p_t} \mathbf{U}_l \Upsilon \mathbf{D}_l^{1/2} \mathbf{X}_{t,l}. \quad (4.12)$$

A equação (4.12) pode ser reescrita usando a seguinte propriedade [94]

$$\text{vec}(\mathbf{ABC}) = (\mathbf{C}^T \otimes \mathbf{A}) \text{vec}(\mathbf{B}). \quad (4.13)$$

em que \otimes denota o produto de Kronecker e $\text{vec}(\cdot)$ denota o operador de vetorização, o qual empilha todas as colunas de uma dada matriz em uma única coluna. Aplicando (4.13) em (4.12), segue:

$$\text{vec}(\mathbf{Y}_{t,l}) = \mathbf{y}_{t,l} = \sqrt{p_t} (\mathbf{X}_{t,l}^T \mathbf{D}_l^{1/2} \otimes \mathbf{U}_l) \text{vec}(\Upsilon). \quad (4.14)$$

Neste ponto, define-se $\tilde{\mathbf{X}}^T = \mathbf{X}_{t,l}^T \mathbf{D}_l^{1/2}$ e $\text{vec}(\Upsilon) = \mathbf{v}$, de onde conclui-se que:

$$\mathbf{y}_{t,l} = \sqrt{p_t} (\tilde{\mathbf{X}}^T \otimes \mathbf{U}_l) \mathbf{v}, \quad (4.15)$$

De acordo com [94] é possível mostrar que:

$$\mathbf{y}_{t,l} = \sqrt{p_t} \sum_i \sum_j v_{(j-1)K+i} [\tilde{\mathbf{X}}^T]_i \otimes [\mathbf{U}_l]_j, \quad (4.16)$$

em que $[\Upsilon]_{ij} = v_{(j-1)K+i}$. De qualquer forma, sabe-se que $v_{(j-1)K+i} = 0 \forall i \neq j$, então

$$\mathbf{y}_{t,l} = \sqrt{p_t} \sum_i v_{(j-1)K+i} [\tilde{\mathbf{X}}^T]_i \otimes [\mathbf{U}_l]_i \quad (4.17)$$

e denotando por \diamond o produto de Khatri-Rao, o qual é definido como:

$$\mathbf{A} \diamond \mathbf{B} = (\mathbf{A}_{ij} \otimes \mathbf{B}_{ij})_{ij}, \quad (4.18)$$

obtém-se o seguinte:

$$\mathbf{y}_{t,l} = \sqrt{p_t} [\tilde{\mathbf{X}}^T \diamond \mathbf{U}_l] \mathbf{v}. \quad (4.19)$$

Finalmente, a solução para o fator multiplicativo de ambiguidade é dada por:

$$\mathbf{v} = \frac{\left(\tilde{\mathbf{X}}^T \diamond \mathbf{U}_{ll}\right)^{-1} \mathbf{y}_{t,l}}{\sqrt{p_t}}. \quad (4.20)$$

Para destacar a simplificação obtida com a solução proposta acima, a tabela 4.1 compara a solução de [2] com a apresentada na equação (4.20), a qual propõe uma formulação fechada para encontrar os fatores multiplicativos de ambiguidade. De acordo com a notação em [2], \mathbf{A}_n^R e \mathbf{A}_n^I denotam, respectivamente, a parte real e imaginária da matriz \mathbf{A} e $\hat{\xi}$ corresponde ao vetor de fatores multiplicativos de ambiguidade estimado.

Método proposto por [2]	Método proposto por este trabalho
$\bar{\mathbf{y}}_n \triangleq \left[(\mathbf{y}_{t,l}^R(n))^T (\mathbf{y}_{t,l}^I(n))^T \right]^T$ $\mathbf{A}_n \triangleq \sqrt{p_t} \mathbf{U}_{ll} \mathbf{D}_{ll}^{1/2} \bar{\mathbf{X}}_n$ $\bar{\mathbf{A}}_n \triangleq \begin{bmatrix} \mathbf{A}_n^R & -\mathbf{A}_n^I \\ \mathbf{A}_n^I & \mathbf{A}_n^R \end{bmatrix}$ $\hat{\xi} = \left(\sum_{n=1}^{\tau} \bar{\mathbf{A}}_n^T \bar{\mathbf{A}}_n \right)^{-1} \sum_{n=1}^L \bar{\mathbf{A}}_n^T \bar{\mathbf{y}}_n$ $\hat{\xi} = [\mathbf{I}_K \quad j\mathbf{I}_K] \hat{\xi}$ $\hat{\Upsilon} = \text{diag}(\hat{\xi})$	$\mathbf{v} = \frac{\left(\tilde{\mathbf{X}}^T \diamond \mathbf{U}_{ll}\right)^{-1} \mathbf{y}_{t,l}}{\sqrt{p_t}}$ $\hat{\Upsilon} = \text{diag}(\mathbf{v})$

Tabela 4.1: Comparação dos métodos para se achar o fator multiplicativo de ambiguidade.

4.3 Estimação de canal por mínimos quadrados

É sabido que o problema de estimação de canal no caso MIMO pode ser resolvido através de uma otimização de tipo mínimos quadrados (LS) convencional, minimizando as discrepâncias quadráticas entre os dados observados e seus valores esperados. Conhecendo-se os símbolos transmitidos durante o treinamento $\mathbf{X}_{t,l}$ bem como a matriz de sinais recebidos $\mathbf{Y}_{t,l}$, é possível mostrar que a matriz de canal pode ser estimada usando a aproximação de mínimos quadrados como mostrado em [7]. O estimador LS para o modelo MIMO multi-célula multiusuário é dado por:

$$\hat{\mathbf{G}}_{ll,LS} = \mathbf{Y}_{t,l} \mathbf{X}_{t,l}^\dagger \quad (4.21)$$

em que $\mathbf{X}_{t,l}^\dagger = \mathbf{X}_{t,l}^H (\mathbf{X}_{t,l} \mathbf{X}_{t,l}^H)^{-1}$ é a pseudo-inversa de $\mathbf{X}_{t,l}$. Assume-se que a potência ρ do sinal transmitido durante o treinamento é dada por

$$\rho \triangleq \|\mathbf{X}_{t,l}^\dagger\|_F^2 = 1. \quad (4.22)$$

De acordo com [7], é preciso encontrar o sinal de treinamento transmitido que minimiza o erro de estimação de canal sujeito à potência transmitida. Isto equivale ao seguinte problema de otimização:

$$\min_{\mathbf{x}_{t,l}} \mathbb{E} \left\{ \left\| \hat{\mathbf{G}}_{uLS} - \sqrt{p_t} \mathbf{G}_{uL} \right\|_F^2 \right\} \text{ sujeito a } \rho = 1. \quad (4.23)$$

Usando (4.3), (4.10) e (4.21), tem-se que $\hat{\mathbf{G}}_{uLS} - \sqrt{p_t} \mathbf{G}_{uL} = \mathbf{N}_{t,l} \mathbf{X}_{t,l}^\dagger$, de modo que a função custo em (4.23) pode ser escrita como segue [7]:

$$\begin{aligned} J_{uLS} &= \mathbb{E} \left\{ \left\| \hat{\mathbf{G}}_{uLS} - \sqrt{p_t} \mathbf{G}_{uL} \right\|_F^2 \right\} \\ &= \mathbb{E} \left\{ \left\| \mathbf{N}_{t,l} \mathbf{X}_{t,l}^\dagger \right\|_F^2 \right\} \\ &= \sigma_n^2 M \mathbf{tr} \left\{ \mathbf{X}_{t,l}^\dagger \mathbf{X}_{t,l} \right\} \\ &= \sigma_n^2 M \mathbf{tr} \left\{ (\mathbf{X}_{t,l} \mathbf{X}_{t,l}^H)^{-1} \right\} \end{aligned} \quad (4.24)$$

em que usou-se o fato de que $\mathbb{E} \left\{ \mathbf{N}_{t,l}^H \mathbf{N}_{t,l} \right\} = \sigma_n^2 M \mathbf{I}_\tau$. Neste caso, σ_n^2 é a potência do ruído no receptor, \mathbf{I}_τ é a matriz identidade $\tau \times \tau$, e $\mathbf{tr} \{ \cdot \}$ denota o traço da matriz.

Usando (4.24), o problema de otimização pode ser equivalente ao escrito como

$$\min_{\mathbf{x}_{t,l}} \mathbf{tr} \left\{ (\mathbf{X}_{t,l} \mathbf{X}_{t,l}^H)^{-1} \right\} \text{ sujeito a } \mathbf{tr} \left\{ \mathbf{X}_{t,l} \mathbf{X}_{t,l}^H \right\} = \rho = 1. \quad (4.25)$$

De acordo com [7], qualquer matriz de treinamento é ótima para (4.25) se satisfaz à seguinte equação:

$$\mathbf{X}_{t,l} \mathbf{X}_{t,l}^H = \frac{\mathbf{I}_K}{K}. \quad (4.26)$$

No resultados de simulação computacional apresentados a seguir na seção 4.4, a matriz de treinamento utilizada possui linhas ortogonais.

4.4 Resultados de simulação

Nesta seção, serão apresentados os resultados de simulação computacional obtidos sob a hipótese de diversos cenários de propagação, a fim de permitir uma avaliação mais prática do desempenho do algoritmo baseado em EVD, proposto neste capítulo. Exceto onde eventualmente seja afirmado o contrário, em todas as simulações, todos os usuários transmitem sinais modulados em modulação por deslocamento binário de fase (BPSK, do inglês: *binary phase shift keying*) na mesma banda de frequência.

Os critérios de desempenho considerados nos resultados apresentados a seguir são o erro quadrático médio normalizado (NMSE, do inglês: *normalized*

mean square error) de estimação dos parâmetros do canal e a taxa de erro de símbolo (SER, do inglês: *symbol error rate*) na saída do arranjo receptor. Além da técnica proposta baseada em EVD, será também avaliada para efeito de comparação a solução LS clássica, sob um cenário VL-MIMO.

Todos os resultados da presente seção correspondem a valores médios obtidos após a realização de $R = 1000$ simulações de Monte Carlo. O valor médio do critério de NMSE é calculado em relação ao canal dos usuários da célula $i = 1$ em relação ao arranjo na BS da célula $l = 1$, como segue:

$$\text{NMSE} = \frac{1}{R} \left(\sum_{r=1}^R \frac{\| \mathbf{H}_{11}^{(r)} - \hat{\mathbf{H}}_{11}^{(r)} \|_2^2}{\| \mathbf{H}_{11}^{(r)} \|_2^2} \right) \quad (4.27)$$

em que a matriz $\hat{\mathbf{H}}_{11}^{(r)}$ corresponde à matriz de canal estimada da célula $l = 1$ em relação aos usuários da célula $i = 1$, na r -ésima simulação de Monte Carlo e R é o número total de simulações de Monte Carlo.

Com o intuito de avaliar o impacto de ambos os métodos de estimação de canal sobre a detecção dos sinais no receptor, calculou-se a SER comparando os símbolos transmitidos $\mathbf{x}_i(n)$ com os símbolos estimados $\hat{\mathbf{x}}_i(n)$, os quais são obtidos a partir do sinal recebido dado por:

$$\hat{\mathbf{x}}_i(n) = \frac{\hat{\mathbf{G}}_{li}^\dagger \mathbf{y}_l(n)}{\sqrt{p_t}}. \quad (4.28)$$

em que $\hat{\mathbf{G}}_{li} = \hat{\mathbf{H}}_{li} \mathbf{D}_{li}^{1/2}$.

Considera-se aqui um sistema MIMO multiusuário multi-célula com $L=3$ células e $K=3$ usuários em cada célula. A perda de percurso mais os coeficientes de desvanecimento de larga escala da primeira célula, ou seja, os valores de β são considerados conhecidos e foram escolhidos como $\mathbf{D}_{11} = \text{diag} \{[0.98, 0.63, 0.47]\}$, $\mathbf{D}_{12} = \text{diag} \{[0.36, 0.29, 0.05]\}$ and $\mathbf{D}_{13} = \text{diag} \{[0.43, 0.27, 0.15]\}$, respectivamente. Para ambos os métodos, o baseado em EVD e o LS, usou-se $\tau=3$ (três) símbolos de treinamento ortogonais. Portanto, resolveu-se o fator multiplicativo de ambiguidade usando três símbolos. De acordo com [6], precisa-se apenas de um símbolo para resolver este fator multiplicativo. Nestas simulações, para cada SNR, ajustou-se $p_u = \text{SNR}/M$.

Fig. 4.2 mostra a NMSE *versus* SNR com um número pequeno de antenas nas BSs ($M = 20$). Neste caso, o método baseado em EVD apresentou melhor desempenho que o método LS para baixas SNRs (≤ 20 dB). Para $\text{SNR} \geq 20$ dB, nota-se que ambos os métodos apresentam aproximadamente o mesmo desempenho. A técnica LS é mais afetada pela contaminação piloto que a técnica baseada em EVD e apresenta o pior resultado. Note que com uma

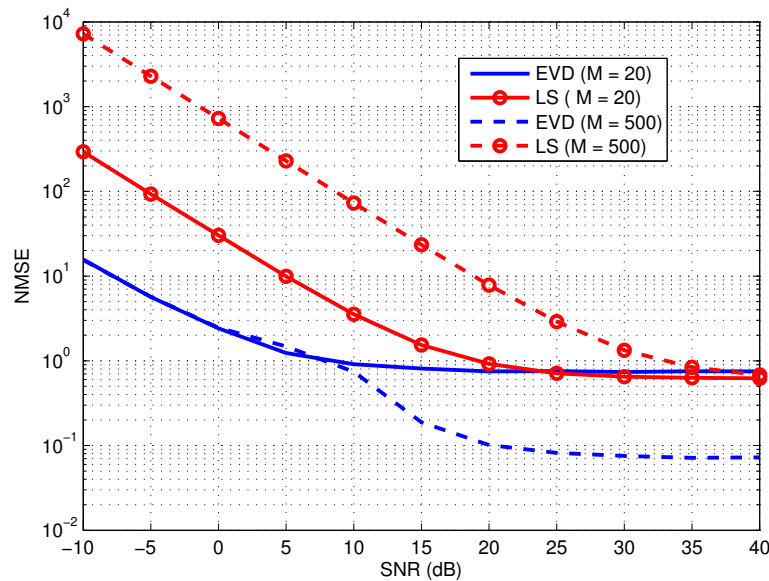


Figura 4.2: NMSE versus SNR (dB) com parâmetros: $M = 20$, $M = 500$, $N = 500$.

alto número de antenas ($M = 500$), o desempenho NMSE do estimador LS é pior que no caso anterior, enquanto que para a técnica baseada em EVD o desempenho fica melhor.

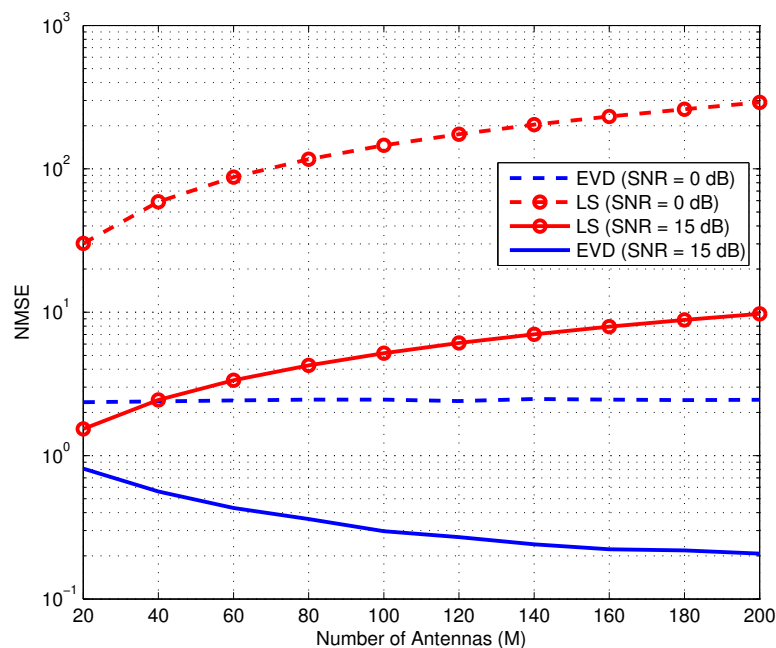


Figura 4.3: NMSE versus *Number of Antennas* (M) com parâmetros: SNR = 0, SNR = 15, $N = 500$.

O NMSE *versus* o número de antenas (M) é mostrado na Fig. 4.3. Fica claro que quando o número de antenas aumenta, o método LS fica pior. Isto acontece porque o erro LS é proporcional ao número de antenas recebidas (M) e ao quadrado do número de antenas transmitidas [7]. Para o método baseado em EVD, o desempenho fica melhor com um número maior de antenas porque

os vetores do canal entre os usuários e a BS ficam mais próximos de se tornarem ortogonais aos pares fazendo com que esta técnica seja mais afetada pela contaminação piloto e menos afetada pela contaminação por ruído.

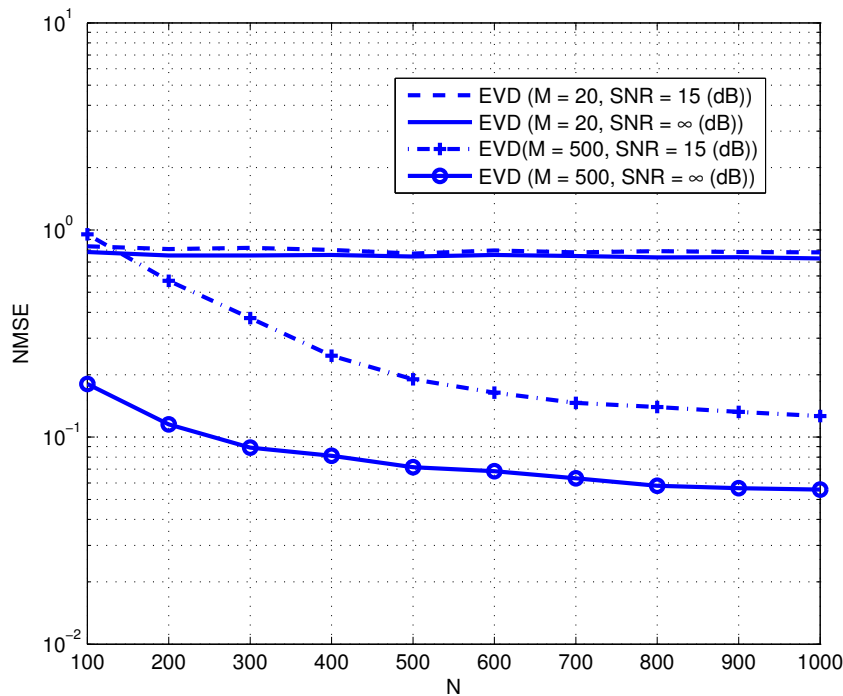


Figura 4.4: *NMSE* versus *Number of Samples (N)* com parâmetros: $SNR = 0$, $SNR = 15$, $SNR = \infty$, $M = 20$, $M = 500$.

Fig. 4.4 mostra a *NMSE* versus o número de amostras (N) usado para calcular a matriz de covariância. Quer-se investigar a robustez da técnica baseada em EVD com respeito às estatísticas dos erros de estimação. Quando se aumenta o número de amostras de dados N , melhor é a estimativa na saída da matriz de covariância, nos permitindo uma melhor estimação do canal. Como o método baseado em EVD apresenta um melhor desempenho para o caso VL-MIMO ($M = 500$), executou-se simulações experimentais para checar o desempenho *NMSE* sob um canal ruidoso ($SNR=15\text{dB}$) e sem ruído ($SNR = \infty \text{ dB}$), e considerando arranjos de dois tamanhos ($M = 20$ e $M = 500$). Como podemos ver na Fig. 4.4, quando $M = 20$ a técnica baseada em EVD não consegue resolver o arranjo de antenas já que assume-se um comportamento assintótico do arranjo (propriedade (4.5) não é satisfeita). Assim, neste caso, quando o número de amostras aumenta, o desempenho da técnica baseada em EVD é aproximadamente constante. Por outro lado, quando $M = 500$ o desempenho do método baseado em EVD aumenta quando o número de amostras aumenta, até mesmo sob uma caso ruidoso ($SNR=15\text{dB}$). Em ambas as figuras 4.2 e 4.4, nota-se que um número finito de antenas e um número limitado de amostras de dados limitam o desempenho da técnica baseada em

EVD, como se é esperado, já que esta técnica pressupõe ortogonalidade em \mathbf{H}_{li} .

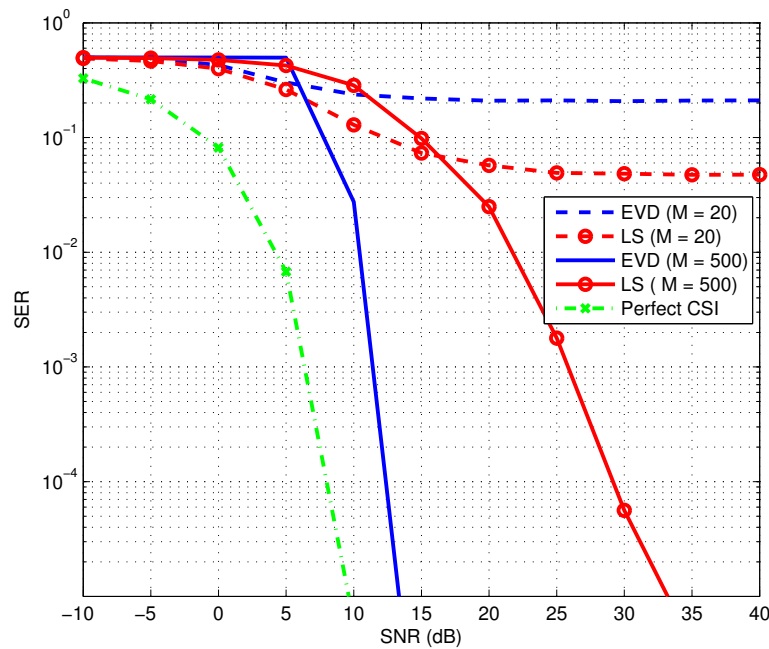


Figura 4.5: SER versus SNR (dB) with com parâmetros: $M = 500$, $N = 500$.

A SER *versus* SNR foi mostrada na Fig. 4.5 com uma arranjo de $M = 20$ antenas e depois com $M = 500$ antenas utilizando $N = 500$ amostras. Traçou-se uma linha CSI perfeita, neste caso, como referência para a comparação do desempenho das outras técnicas supervisionadas. Neste cenário, o método baseado em EVD apresenta melhor desempenho que o método LS, ao aumentar a SNR, quando o arranjo de antenas é de $M = 500$. Isto acontece pelas mesmas razões que foram explicadas anteriormente, as quais significam que o método baseado em EVD é apenas corrompido pela contaminação piloto, assim um menor número de *bits* chegam no destino incorretamente em comparação com a técnica LS. Já para um número pequeno de antenas no arranjo ($M = 20$), a técnica de estimação LS consegue resolver a detecção dos sinais transmitidos melhor que a técnica baseada em EVD. O número de antenas também influencia no desempenho de cada método de estimação. Quando aumentamos o número de antenas, ambas as técnicas apresentaram um desempenho melhor mas o EVD continua sendo superior em relação ao método LS.

Na Fig. 4.6 mostra-se a SER *versus* o número (M) de antenas. Nota-se que, num cenário com SNR = 15 dB, o desempenho SER da técnica LS é quase constante, enquanto que na técnica baseada em EVD há uma significativa melhora quando se aumenta o número de antenas. O método LS também é afetado pela contaminação piloto mas, em relação à SER, seu desempenho

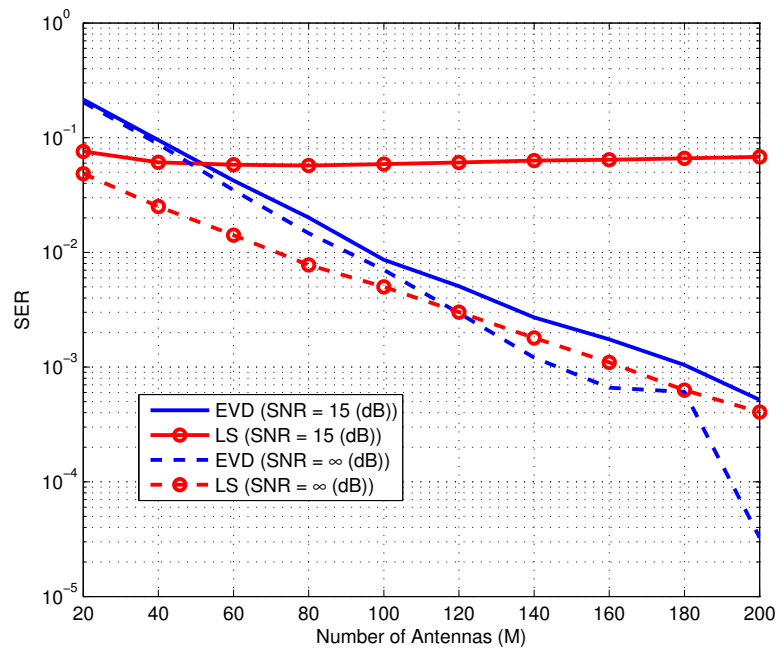


Figura 4.6: SER versus *Number of Antennas* (M) com parâmetros: $SNR = \infty$, $N = 500$.

apresenta uma melhora conforme se aumenta o número de elementos do arranjo num cenário em que não há ruído. Pode-se ver também na Fig. 4.6 que o método de estimação baseado em EVD apresenta melhor desempenho usando $M = 130$ antenas ou mais, já que usando $M \leq 130$ o método LS apresenta desempenho superior. Portanto, o método baseado em EVD é dependente da estimação da matriz de covariância do canal e do número de antenas.

4.5 Conclusões

Pode-se concluir a partir dos resultados que o método de estimação de canal baseado em EVD apresenta melhor desempenho que a técnica LS em todos os cenários considerando um grande número de antenas ($M \geq 130$). Este resultado ocorre devido ao fato de que a técnica baseada em EVD pode resolver perfeitamente o arranjo de antenas quando o número de sensores é grande e a saída da matriz de covariância é conhecida. Neste caso, a técnica baseada em EVD continua corrompida apenas pela contaminação piloto. O estimador de canal baseado em EVD explora as propriedades assintóticas dos sistemas com matrizes aleatórias grandes e, mais especificamente, o fato de que com mais antenas, os vetores do canal entre os usuários e a BS tornam-se ortogonais aos pares favorecendo um método (EVD) ao invés do outro (LS). Como resultado, isto supera os métodos clássicos que não exploram essas propriedades, quando o número de antenas crescem.

Técnicas de Localização de Fontes em Ambientes Multiusuário em Sistemas VL-MIMO

Neste capítulo faz-se uma abordagem das técnicas do tipo MUSIC baseadas em subespaço para a detecção da DOA num contexto de sistemas de comunicação multi-célula multiusuário utilizando um grande arranjo de antenas na estação rádio-base. Há uma grande importância na pesquisa de estimação da DOA, já que é uma área ativa desde três décadas atrás e é aplicada no campo dos radares, sonares e exploração sísmica, por exemplo.

Este capítulo tem como principal objetivo apresentar a técnica SIS-MUSIC. Ela melhora o desempenho da estimação de canal em termos da NMSE pois apresenta a capacidade de rejeitar as interferências dos usuários servidos pelas células vizinhas. O SIS-MUSIC explora o subespaço interferente usando grandes arranjos de antenas. Isto é feito com o intuito de tirar vantagem do ganho de resolução do arranjo, através da redução do nível de potência interferente, melhorando assim a estimação do canal do usuário desejado.

A divisão do capítulo é feita da seguinte forma: na seção 5.1, aborda-se o modelo de sistema e o canal direcional. Na seção 5.2, a técnica tradicional MUSIC é explicitada. Já as seções 5.3 e 5.4 apresentam as técnicas SS-MUSIC e SIS-MUSIC, respectivamente. Por fim, tem-se os resultados de simulações na seção 5.5 e as conclusões na seção 5.6.

5.1 Modelo de sistema e canal direcional

O modelo de sistema utilizado neste capítulo é idêntico ao do capítulo anterior, ou seja, considera-se um sistema de comunicação multiusuário multi-célula com L células, cada uma apresentando um arranjo de M antenas

na estação rádio-base, a qual serve K usuários que apresentam uma antena cada (transmissão no enlace reverso). A mesma banda de frequência é utilizada para todas as L células, assim os usuários das outras células interferem na célula em observação e vice-versa. Após a amostragem na taxa de símbolos, o vetor de símbolos recebidos na l -ésima BS pode ser escrito exatamente como na equação (4.1), reproduzida abaixo por conveniência:

$$\mathbf{y}_l(n) = \sqrt{p_u} \sum_{i=1}^L \mathbf{G}_{li} \mathbf{x}_i(n) + \mathbf{n}_l(n) \quad (5.1)$$

em que são assumidas as mesmas hipóteses feitas no Capítulo 4 com respeito à potência média utilizada por cada usuário (p_u), ao vetor $\mathbf{x}_i(n)$ de símbolos transmitidos, a independência dos K usuários na i -ésima célula de média nula e variância unitária, e ainda quanto ao vetor $\mathbf{n}_l(n)$ de ruído aditivo Gaussiano branco na saída do arranjo da l -ésima BS com média zero e variância dada por σ_n^2 .

No entanto, neste capítulo será considerado um modelo de canal direcional, onde se assume que não há espalhadores e que todos os usuários estão em linha de visada localizados no campo distante do arranjo de antenas da BS, de forma que cada usuário na célula i transmite um sinal que cuja frente de onda incide no arranjo da BS na célula l fazendo um ângulo $\theta_{li}^{(k)}$ em relação ao arranjo (linear e com sensores uniformemente espaçados). Este ângulo corresponde à direção de chegada (DOA), do sinal do k -ésimo usuário da i -célula usuário com relação à l -ésima célula. Desse modo, a matriz de canal direcional \mathbf{G}_{li} , de dimensões $M \times K$, pode ser escrita como:

$$\mathbf{G}_{li} = \mathbf{A}_{li} \mathbf{D}_{li}^{1/2} \quad (5.2)$$

em que \mathbf{D}_{li} é uma matriz diagonal de dimensões $K \times K$, com os elementos da diagonal principal representando o sombreamento, atenuação e os coeficientes de desvanecimento no enlace entre os usuários da célula i e o arranjo que recebeu o sinal na célula l . A matriz \mathbf{A}_{li} de tamanho $M \times K$ concatena o vetor de direção $\mathbf{a}(\theta_{li}^{(k)})$ de tamanho $M \times 1$ correspondente as K fontes da célula i , isto é

$$\mathbf{A}_{li} = \left[\mathbf{a}(\theta_{li}^{(1)}), \mathbf{a}(\theta_{li}^{(2)}), \dots, \mathbf{a}(\theta_{li}^{(K)}) \right], \quad (5.3)$$

em que o m -ésimo elemento do vetor $\mathbf{a}(\theta_{li}^{(k)})$ é dado por $a_m(\theta_{li}^{(k)}) = e^{-j\pi(m-1)\text{sen}(\theta_{li}^{(k)})}$, que corresponde à resposta do m -ésimo elemento do arranjo da BS na célula l com relação à fonte k da célula i , assumindo uma propagação de ondas planas, sem acoplamento entre os sensores.

Portanto, a matriz de canal \mathbf{G}_{li} representa a resposta recebida pelo arranjo juntamente com o desvanecimento por sombreamento log-normal, atenuação geométrica e o desvanecimento rápido independente que liga cada elemento de antena da l -ésima BS e cada usuário K na i -ésima célula, onde $l, i = 1, \dots, L$.

Em [93], usou-se o método de estimação de canal baseado em EVD considerando o modelo (5.1) sem qualquer aproximação na estrutura do canal, no contexto de MIMO massivo (grandes arranjos de antenas). Aqui, a estrutura dos vetores direcionais será explorada com o intuito de localizar as fontes de sinal, e assim reconstruir os canais dos usuários, usando a auto-estrutura da matriz de covariância do vetor de símbolos recebidos \mathbf{y}_l , o qual é dado por

$$\mathbf{R}_y \triangleq \mathbb{E} \{ \mathbf{y}_l \mathbf{y}_l^H \} = p_u \sum_{i=1}^L \mathbf{A}_{li} \mathbf{D}_{li} \mathbf{A}_{li}^H + \mathbf{I}_M, \quad (5.4)$$

em que se utilizou (5.1) e (5.2), assumindo independência entre os sinais transmitidos dos usuários $\mathbf{x}_i(n)$.

Devido à estrutura direcional da matriz de canal, descrita em (5.2) e (5.3), pode ser mostrado que se o número de antenas receptoras é grande, então os vetores com as assinaturas dos usuários do canal tendem a ser ortogonais aos pares, isto é [6]:

$$\frac{1}{M} \mathbf{A}_{li}^H \mathbf{A}_{lj} \rightarrow \delta_{ij} \mathbf{I}_K, \text{ quando } M \rightarrow \infty. \quad (5.5)$$

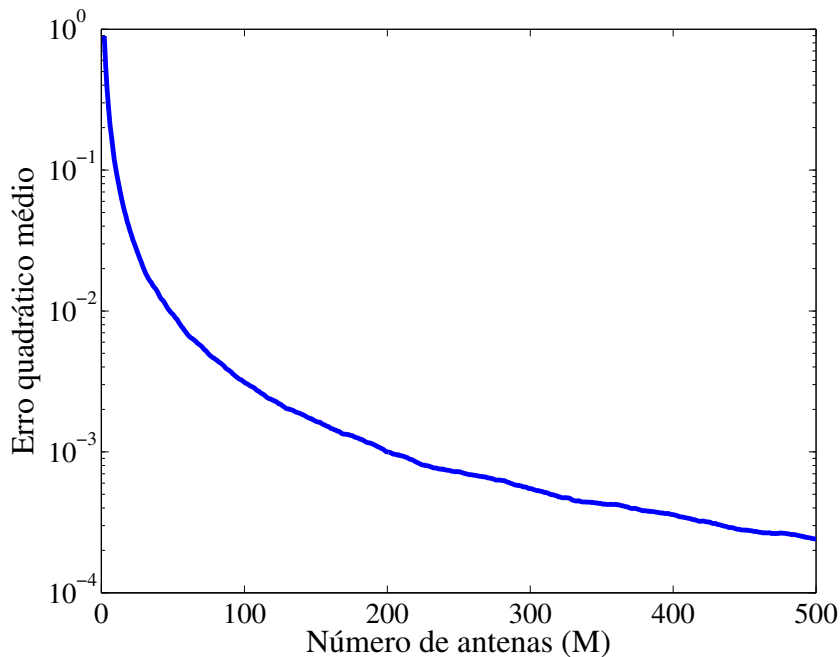


Figura 5.1: Erro quadrático médio *versus* o número de antenas (M)

A fim de ilustrar esta propriedade de forma prática, apresenta-se na Fig. 5.1

o erro quadrático médio $e(M)$, em função do número de antenas (M), que se obtém entre $\frac{1}{M}\mathbf{A}_{11}^H\mathbf{A}_{11}$ e a matriz identidade, ou seja, matematicamente definido por

$$e(M) = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R \left\| \mathbf{I}_K - \frac{1}{M} \mathbf{A}_{11}^{H(r)} \mathbf{A}_{11}^{(r)} \right\|_F^2, \quad (5.6)$$

usando $K = 2$, fazendo o número de antenas M variar de 2 a 500, e escolhendo as DOAs dos usuários aleatoriamente entre $-\pi/2$ e $\pi/2$ em cada simulação de Monte Carlo ($R = 1000$). Observa-se que o erro tende para zero à medida que M cresce, indicando que as colunas da matriz do arranjo estão se tornando cada vez mais próximas de serem ortogonais.

Então, multiplicado pelo lado direito 5.4 por \mathbf{A}_{ul} , tem-se:

$$\mathbf{R}_y \mathbf{A}_{ul} \approx p_u \left(\sum_{i=1}^L \mathbf{A}_{ul} \mathbf{D}_{li} \mathbf{A}_{ul}^H \right) \mathbf{A}_{ul} + \mathbf{I}_M \mathbf{A}_{ul}, \quad (5.7)$$

e, usando a propriedade 5.6, segue que:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_y \mathbf{A}_{ul} &\approx M p_u \mathbf{A}_{ul} \mathbf{D}_{ul} + \mathbf{A}_{ul}, \text{ as } M \rightarrow \infty \\ &= \mathbf{A}_{ul} (M p_u \mathbf{D}_{ul} + \mathbf{I}_K) \end{aligned} \quad (5.8)$$

Observa-se que a partir de (5.8) pode ser deduzida uma equação característica da matriz de covariância \mathbf{R}_y , em que a k -ésima coluna de \mathbf{A}_{ul} corresponde ao autovetor de \mathbf{R}_y que está associado ao autovalor igual a $M p_u \beta_{ulk} + 1$, o qual é a k -ésima entrada da matriz diagonal multiplicada pela direita por \mathbf{A}_{ul} em (5.8).

Denotou-se $\{\mathbf{e}_i, i = 1 \dots M\}$ e $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_M$ os autovetores e os autovalores associados à saída da matriz de covariância verdadeira \mathbf{R}_y , respectivamente. Cada autovalor é repetido de acordo com sua multiplicidade, e os autovetores associados aos autovalores de multiplicidade maior que um são tomados como uma base ortonormal arbitrária do subespaço associado. O menor autovalor apresenta multiplicidade $M - K$ e é igual a potência do ruído, de acordo com a matriz de covariância em (5.4), isto é, $\lambda_1 = \dots = \lambda_{M-K} = \sigma_n^2$. Contudo, a saída da matriz de covariância não é conhecida na prática e deve ser estimada a partir dos dados recebidos. Seja $\hat{\mathbf{R}}_y$ a matriz de covariância das amostras formada por N amostras, a qual é dada como:

$$\hat{\mathbf{R}}_y = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{y}_l(n) \mathbf{y}_l^H(n). \quad (5.9)$$

Denotou-se neste caso $\{\hat{\mathbf{e}}_i, i = 1, \dots, M\}$ e $\{\hat{\lambda}_1 \leq \hat{\lambda}_2 \leq \dots \leq \hat{\lambda}_M\}$ os autovetores e

os autovalores, respectivamente, das amostras da matriz de covariância $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{y}}$.

A seguir será descrito três técnicas para estimação DOA baseadas no subespaço que serão usadas nas simulações computacionais. Primeiro aborda-se-á o método clássico MUSIC [95], o qual usa o subespaço do ruído para rastrear os sinais dos usuários no contexto de modelo multi-usuário. Depois será apresentado o algoritmo SS-MUSIC, o qual apresenta a vantagem de explorar o subespaço dos sinais dos usuários, assim elevando o desempenho da estimação do canal [96, 97]. Finalmente, será introduzida uma das contribuições dessa dissertação que é o algoritmo SIS-MUSIC, o qual é uma versão modificada do SS-MUSIC que leva em consideração os sinais dos interferentes das células vizinhas para a estimação da DOA. Este método faz com que ocorra uma redução do nível de potência do sinal interferente, melhorando ainda mais o desempenho da estimação do canal.

5.2 Algoritmo de subespaço para classificação de sinais (MUSIC)

O algoritmo MUSIC é usado para descrever técnicas teóricas e experimentais envolvidas na determinação dos parâmetros das múltiplas frentes de onda que chegam no arranjo de antenas a partir de medidas feitas nos sinais recebidos pelos elementos do arranjo [95]. O problema geral considera antenas com localização arbitrárias e características direcionais arbitrárias num ambiente ruidoso e/ou interferente com matriz de covariância desconhecida. A implementação do algoritmo MUSIC fornece estimativas imparciais assintóticas sobre o número de sinais presentes na mistura, as direções de chegada (DOA), a robustez e as correlações cruzadas entre as formas de onda direcionais, polarizações e ainda a potência de ruído e/ou interferência.

Casos especiais do algoritmo MUSIC incluem aplicações em problemas de interferometria convencional, busca da direção do pulso único (usando múltiplas antenas) e estimação de frequência múltipla.

Sendo um algoritmo de subespaços, a abordagem MUSIC trabalha com uma decomposição em autovetores e autovalores da matriz de covariância $\mathbf{R}_{\mathbf{y}}$, reescrevendo-a como segue:

$$\mathbf{R}_{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \mathbf{E}_S & \mathbf{E}_I & \mathbf{E}_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Lambda_S & \mathbf{0}_{K \times K(L-1)} & \mathbf{0}_{K \times M-LK} \\ \mathbf{0}_{K(L-1) \times K} & \Lambda_I & \mathbf{0}_{K(L-1) \times M-LK} \\ \mathbf{0}_{M-LK \times K} & \mathbf{0}_{M-LK \times K(L-1)} & \Lambda_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{E}_S & \mathbf{E}_I & \mathbf{E}_N \end{bmatrix}^H, \quad (5.10)$$

em que as colunas da matriz \mathbf{E}_S , de dimensões $M \times K$, são os autovetores de

\mathbf{R}_y que varrem o subespaço dos sinais que correspondem aos K usuários da célula l . Estes autovetores são associados aos autovalores que estão dispostos como elementos diagonais da matriz diagonal Λ_S , $K \times K$.

Similarmente, as colunas da matriz \mathbf{E}_I , de dimensões $M \times K(L - 1)$, correspondem aos autovetores de \mathbf{R}_y que varrem o subespaço dos sinais referentes aos outros $K(L - 1)$ usuários nas demais células ($i \in [1, L], i \neq l$). Os autovalores associados a estes autovetores são os elementos da diagonal principal da matriz diagonal Λ_I , $K(L - 1) \times K(L - 1)$. É importante ressaltar que, como se assume que todos os LK usuários dispostos nas L células, transmitem na mesma frequência, rigorosamente todos eles são interferentes co-canal. No entanto, para fins de localização das fontes de sinal conectadas com uma dada BS de número l , são considerados os sinais dos K usuários daquela respectiva BS como sinais desejados, enquanto que os sinais dos $K(L - 1)$ usuários das demais BS são considerados como sinais interferentes.

Por fim, a matriz \mathbf{E}_N , de dimensões $M \times (M - LK)$, representa os autovetores que varrem o subespaço de ruído e são associados aos $M - LK$ autovalores (idênticos, de multiplicidade $M - LK$) dispostos na diagonal principal da matriz Λ_N , a qual será nula no caso sem ruído, enquanto no caso ruidoso tem-se que $\Lambda_N = \sigma_n^2 \mathbf{I}_{M-LK}$, sendo σ_n^2 a potência do ruído. Nota-se que no caso de sistemas VL-MIMO, a dimensão do subespaço de ruído tende a ser muito maior que a dos demais subespaços (sinal e interferência).

Cada uma das matrizes \mathbf{E}_S , \mathbf{E}_I e \mathbf{E}_N forma uma base ortonormal para o subespaço dos sinais desejados, da interferência e do ruído, respectivamente.

O algoritmo MUSIC é baseado no fato de que qualquer vetor que está no subespaço dos sinais desejados é ortogonal às colunas de \mathbf{E}_N , assim:

$$\mathbf{E}_N^H \mathbf{a}(\theta_{il}^{(k)}) = \mathbf{0}, \quad (5.11)$$

para qualquer $k = 1, \dots, K$. Esta aproximação sugere que é possível encontrar os ângulos $\{\theta_{li}^{(k)}, k = 1, \dots, K\}$ como argumentos θ do vetor coluna $\mathbf{a}(\theta)$ que está no subespaço de sinal de \mathbf{R}_y . Em outras palavras, é preciso encontrar os valores de θ que forneçam:

$$\mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{E}_N \mathbf{E}_N^H \mathbf{a}(\theta) = 0. \quad (5.12)$$

Como os autovetores $\{\mathbf{e}_i\}$ não são conhecidos na prática, eles devem ser estimados a partir da matriz de covariância dos dados recebidos. Substituindo a matriz desconhecida dos autovetores ruidosos originais \mathbf{E}_N por sua amostra estimada, segue que $\hat{\mathbf{E}}_N = [\hat{\mathbf{e}}_1 \ \hat{\mathbf{e}}_2 \ \dots \ \hat{\mathbf{e}}_{M-K}]$, de modo que podemos estimar o

lado esquerdo de (5.12) como

$$\eta_{\text{MUSIC}}^{(M,N)}(\theta) = \mathbf{a}^H(\theta) \hat{\mathbf{E}}_N \hat{\mathbf{E}}_N^H \mathbf{a}(\theta). \quad (5.13)$$

A equação acima define a função de custo do algoritmo MUSIC. Com o intuito de satisfazer (5.11), as DOAs $\theta_{ll}^{(k)}$ dos usuários da l -ésima célula podem ser estimadas como os K mínimos locais mais profundos de $\eta_{\text{MUSIC}}^{(M,N)}(\theta)$ [95].

5.3 SS-MUSIC

O algoritmo SS-MUSIC foi introduzido por McCloud e Scharf [96] com o intuito de investigar o comportamento assintótico do arranjo no caso em que o número de amostras cresce indeterminadamente. Ainda que este método tenha recebido menor atenção que o MUSIC, tem-se mostrado que o SS-MUSIC é consistente com respeito ao número de amostras, mas não necessariamente em relação ao número de antenas do arranjo [97].

O algoritmo SS-MUSIC explora a alta correlação entre qualquer vetor no subespaço do sinal e as colunas de \mathbf{E}_S . A proposta deste método é de ponderar uma função custo tal como a do algoritmo MUSIC, dada em (5.13), pelo inverso de uma forma quadrática obtida como $\mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{R}_S^\dagger \mathbf{a}(\theta)$ [96, 97], onde \mathbf{R}_S é a parte do sinal de \mathbf{R}_y , e $(\cdot)^\dagger$ denota a pseudo-inversa de Moore-Penrose. A partir de (5.10), nota-se que a decomposição em autovalores (EVD) de \mathbf{R}_S leva a uma pseudo-inversa dada por: $\mathbf{R}_S^\dagger = \mathbf{E}_S (\Lambda_S - \sigma_n^2 \mathbf{I}_K)^{-1} \mathbf{E}_S^H$.

Disto segue que:

$$\frac{\mathbf{a}^H(\theta_{ll}^{(k)}) \mathbf{E}_N \mathbf{E}_N^H \mathbf{a}(\theta_{ll}^{(k)})}{\mathbf{a}^H(\theta_{ll}^{(k)}) \mathbf{E}_S (\Lambda_S - \sigma_n^2 \mathbf{I}_K)^{-1} \mathbf{E}_S^H \mathbf{a}(\theta_{ll}^{(k)})} = 0. \quad (5.14)$$

Na prática, a matriz de covariância verdadeira é desconhecida e substituída por sua versão estimada. O algoritmo SS-MUSIC estima a DOA do usuário da l -ésima célula como o mais profundo mínimo local da seguinte função objetivo [97]:

$$\eta_{\text{SSMUSIC}}^{(M,N)}(\theta) = \frac{\mathbf{a}^H(\theta) \hat{\mathbf{E}}_N \hat{\mathbf{E}}_N^H \mathbf{a}(\theta)}{\mathbf{a}^H(\theta) \hat{\mathbf{E}}_S (\hat{\Lambda}_S - \hat{\sigma}_n^2 \mathbf{I}_K)^{-1} \hat{\mathbf{E}}_S^H \mathbf{a}(\theta)} \quad (5.15)$$

em que a potência de ruído estimada $\hat{\sigma}_n^2$ é calculada como segue:

$$\hat{\sigma}_n^2 = \frac{1}{M-K} \sum_{k=1}^{M-K} \hat{\lambda}_k. \quad (5.16)$$

Quando o ângulo θ corresponde à DOA de um dos usuários da l -ésima célula (sinais desejados), o vetor $\mathbf{a}^H(\theta)$ estará no subespaço de sinal e

denominador do lado direito de (5.15) será máximo. Por outro lado, para quaisquer outros valores de θ , o produto interno entre o vetor $\mathbf{a}^H(\theta)$ e as colunas de $\hat{\mathbf{E}}_S$ será reduzido, aumentando o valor do quociente do lado direito de (5.15). Isto permite reduzir significativamente o valor da função objetivo nos ângulos dos sinais desejados, enquanto que os ângulos referentes aos sinais provenientes de outras células provocarão um aumento do valor da função objetivo.

É importante notar que, diferentemente da versão original do algoritmo SS-MUSIC, a informação relativa ao subespaço dos sinais interferentes (indesejados) não foi utilizada aqui propositalmente, a fim de dar maior destaque aos ângulos dos sinais desejados em contraste com os indesejados. No entanto, esta informação claramente poderia ter sido utilizada em favor de atenuar as componentes de sinal indesejado, induzindo assim a uma melhor separabilidade entre sinais desejados e indesejados. É o que será feito na próxima seção, onde será introduzida uma contribuição original desta dissertação, um algoritmo de subespaço de tipo MUSIC escalonado pelos subespaços de sinal e de interferência (SIS-MUSIC).

5.4 SIS-MUSIC

O algoritmo SS-MUSIC, apresentado na seção anterior, foi proposto originalmente sob a ótica de um modelo baseado em uma única BS receptora no enlace reverso, que não explora o subespaço interferente (todos os usuários são considerados sinais desejados). Já o SIS-MUSIC é uma importante contribuição desse trabalho em que se assume um cenário multicelular e se propõe a rejeição do nível de potência indesejada que afeta o arranjo de antenas da BS na célula l a partir das outras células através do escalonamento da função custo do SS-MUSIC por um termo quadrático, o qual é projetado para reduzir a função custo quando o seu argumento angular θ for igual à direção de chegada de quaisquer usuários na l -ésima célula. Ao mesmo tempo, procura-se aumentar o valor da função custo nos ângulos correspondentes aos usuários indesejados.

Com o intuito de escolher este termo quadrático, denota-se por \mathbf{R}_l a parte de \mathbf{R}_y que corresponde aos sinais dos $K(L-1)$ usuários das células diferentes de l ($i \neq l$). A EVD de \mathbf{R}_l é dada por $\mathbf{R}_l = \mathbf{E}_l(\Lambda_l - \sigma_n^2 \mathbf{I}_K) \mathbf{E}_l^H$.

Nota-se que, quando $\theta = \theta_{li}^{(k)}$, $i \neq l$, então $\mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{R}_l \mathbf{a}(\theta) = \lambda_i^{(k)}$, em que $\lambda_i^{(k)}$ é o autovalor de \mathbf{R}_y que corresponde ao usuário k da célula $i \neq l$. Estes autovalores formam a diagonal principal da matriz Λ_l . Por outro lado, quando θ é correspondente à DOA de qualquer usuário da l -ésima célula, isto é, $\theta = \theta_{ll}^{(k)}$, então a forma quadrática $\mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{R}_l \mathbf{a}(\theta)$ reflete o grau de correlação entre

um usuário específico k na célula l e os usuários nas outras células. Caso exista algum usuário em qualquer célula que apresente a DOA próxima a este, então é esperado que a forma quadrática seja aumentada. Caso contrário, a correlação será baixa. De qualquer forma, em qualquer caso, até se existir duas DOAs muito próximas entre os co-canais interferentes, quando o número de antenas do arranjo receptor aumenta ($M \rightarrow \infty$), segue que $\mathbf{a}^H(\theta)\mathbf{R}_l\mathbf{a}(\theta) \rightarrow 0$. Assim, neste caso, melhorar a resolução do arranjo de antenas implica em aumentar a capacidade de rejeitar a interferência.

Finalmente, substituindo a matriz de covariância verdadeira por sua versão estimada $\hat{\mathbf{R}}_y$, dada em (5.9), o algoritmo SIS-MUSIC estima as DOAs dos usuários da l -ésima célula como os K mínimos locais mais profundos da seguinte função objetivo:

$$\eta_{\text{SISMUSIC}}^{(M,N)}(\theta) = \eta_{\text{SSMUSIC}}^{(M,N)}(\theta) \eta_l^{(M,N)}(\theta) \quad (5.17)$$

onde $\eta_{\text{SSMUSIC}}^{(M,N)}(\theta)$ foi definido em (5.15), e $\eta_l^{(M,N)}(\theta)$ é dado por:

$$\eta_l^{(M,N)}(\theta) = \mathbf{a}^H(\theta)\hat{\mathbf{E}}_l(\hat{\Lambda}_l - \hat{\sigma}_n^2\mathbf{I}_K)\hat{\mathbf{E}}_l^H\mathbf{a}(\theta). \quad (5.18)$$

É importante notar que a função de custo do algoritmo SIS-MUSIC tem potencialmente maior habilidade em localizar os sinais dos usuários conectados à BS da célula l (desejados) pois utiliza a informação dos usuários indesejados não para detectar seus ângulos mas para atenuá-los, melhorando assim a resolução do arranjo no que diz respeito aos usuários da célula l . Casos em que há forte correlação entre usuários que estão dentro com os que estão fora da célula de referência podem ser melhor resolvidos pelo algoritmo SIS-MUSIC do que pela versão conhecida do SS-MUSIC. Isto será demonstrado na próxima seção através de resultados de simulações computacionais, em diversos cenários.

No Algoritmo 5.1 abaixo segue um resumo em pseudocódigo do SIS-MUSIC proposto neste trabalho, em que o símbolo \leftarrow denota que a variável à esquerda recebe o valor indicado à direita, a notação $\mathbf{v}(i)$ indica o i -ésimo elemento do vetor \mathbf{v} , a notação $\mathbf{v}(i : j)$ indica os elementos do vetor \mathbf{v} que vão desde a i -ésima até a j -ésima posição, $\text{sort}(\cdot)$ representa o operador que ordena o seu argumento em ordem decrescente e $\text{diag}(\cdot)$ é o operador que transforma o seu argumento em uma matriz diagonal com os elementos do vetor argumento sendo a diagonal principal da matriz.

Algoritmo 5.1 Resumo do algoritmo SIS-MUSIC

-
- 1: $M, N, K, R, p_u, \theta, \beta \leftarrow$ Valor inicial. ▷ Inicialização das variáveis iniciais.
 - 2: $Q \leftarrow LK$
 - 3: **para** $r \leftarrow 1, R$ **faça** ▷ Número de simulações de Monte Carlo.
 - 4: $\mathbf{A}, \mathbf{G}, \mathbf{x}, \mathbf{n} \leftarrow$ Valor inicial. ▷ Inicialização dos principais vetores.
 - 5: $SNR \leftarrow$ vetor de SNRs.
 - 6: **para** $k \leftarrow 1$, tamanho do vetor SNR **faça**
 - 7: $\mathbf{y}_l \leftarrow \sqrt{p_u} \mathbf{G} \mathbf{x} + \mathbf{n}$;
 - 8: $\mathbf{R}_y \leftarrow (\mathbf{y}_l(k) \mathbf{y}_l^H(k))/N$;
 - 9: $[\mathbf{E}_{temp}, \boldsymbol{\lambda}_{temp}] \leftarrow eig(\mathbf{R}_y)$;
 - 10: $[\hat{\mathbf{E}}, \hat{\boldsymbol{\lambda}}] \leftarrow sort(diag(\boldsymbol{\lambda}_{temp}))$;
 - 11: $\hat{\mathbf{E}}_S \leftarrow \mathbf{E}_{temp}(:, \hat{\boldsymbol{\lambda}}(M - K + 1 : M))$;
 - 12: $\hat{\mathbf{E}}_I \leftarrow \mathbf{E}_{temp}(:, \hat{\boldsymbol{\lambda}}(M - Q + 1 : M - K))$;
 - 13: $\hat{\mathbf{E}}_N \leftarrow \mathbf{E}_{temp}(:, \hat{\boldsymbol{\lambda}}(1 : M - Q))$;
 - 14: $\hat{\mathbf{E}} \leftarrow [\hat{\mathbf{E}}_N \ \hat{\mathbf{E}}_I \ \hat{\mathbf{E}}_S]$;
 - 15: $\hat{\Lambda}_S \leftarrow diag(\hat{\boldsymbol{\lambda}}(M - K + 1 : M))$;
 - 16: $\hat{\Lambda}_I \leftarrow diag(\hat{\boldsymbol{\lambda}}(M - Q + 1 : M - K))$;
 - 17: $\hat{\Lambda}_N \leftarrow diag(\hat{\boldsymbol{\lambda}}(1 : M - Q))$;
 - 18: $\hat{\sigma}_n^2 \leftarrow sum(\hat{\boldsymbol{\lambda}}(Q + 1 : M))/(M - Q)$;
 - 19: **para** $ii \leftarrow 1$, tamanho do vetor θ **faça**
 - 20: $\eta_{MUSIC}(ii) \leftarrow \mathbf{a}^H(ii) \hat{\mathbf{E}}_N \hat{\mathbf{E}}_N^H \mathbf{a}(ii)$;
 - 21: $\eta_{SS}(ii) \leftarrow \mathbf{a}^H(ii) \hat{\mathbf{E}}_S (\hat{\Lambda}_S - \hat{\sigma}_n^2 \mathbf{I}_K)^{-1} \hat{\mathbf{E}}_S^H \mathbf{a}(ii)$;
 - 22: $\eta_{SS-MUSIC}(ii) \leftarrow \eta_{MUSIC}(ii) / \eta_{SS}(ii)$;
 - 23: $\eta_{SIS-MUSIC}(ii) \leftarrow \eta_{SS-MUSIC}(ii) (\mathbf{a}^H(ii) \hat{\mathbf{E}}_I \hat{\mathbf{E}}_I^H \mathbf{a}(ii))$;
 - 24: **fim para**
 - 25: **fim para**
 - 26: **fim para**
-

5.5 Resultados de simulação

Nesta seção, apresentam-se resultados de simulações computacionais para ilustrar o uso da técnica proposta neste capítulo (SIS-MUSIC) e avaliar seu desempenho sob diferentes cenários de propagação. Em todos os casos usou-se modulação BPSK. Exceto onde afirmado em contrário, o critério de desempenho utilizado foi o NMSE da matriz de resposta do arranjo reconstruída a partir dos ângulos estimados. Os resultados apresentados abaixo correspondem ao valor médio do NMSE após $R = 1000$ simulações de Monte Carlo, obtido como segue:

$$\text{NMSE} = \frac{1}{R} \left(\sum_{r=1}^R \frac{\| \mathbf{A}_{11} - \hat{\mathbf{A}}_{11}^{(r)} \|_2^2}{\| \mathbf{A}_{11} \|_2^2} \right) \quad (5.19)$$

em que a matriz $\hat{\mathbf{A}}_{11}^{(r)}$ apresenta os vetores diretivos estimados dos K usuários transmissores do sinal na célula $i = 1$ com relação à estação rádio-base $l = 1$ e r corresponde à r -ésima simulação de Monte Carlo. Estes vetores são obtidos substituindo os valores dos ângulos estimados na equação (5.3). A potência dos usuários da célula de referência é considerada unitária. A razão entre a potência do usuário na célula de referência e a potência dos usuários nas outras células é dada pelo parâmetro β multiplicado por um fator de escala de 10 (o mesmo β é usado para todos os usuários que não compõem a célula de referência). Em todos os resultados de simulação desta seção, os ângulos dos usuários da célula de referência correspondem a: $[-45^\circ, 15^\circ, 60^\circ]$. Já os ângulos dos usuários das demais células são: $[-55^\circ, -30^\circ, -20^\circ, 5^\circ, 25^\circ, 50^\circ]$. Todos estes ângulos estão relacionados ao arranjo de antenas da estação rádio-base da célula de referência.

Na Fig. 5.2, comparou-se o valor da função objetivo do MUSIC, SS-MUSIC e SIS-MUSIC num sistema com $L = 3$ células, $K = 3$ usuários com uma antena cada, BS com $M = 80$ antenas, $N = 400$ amostras, razão da potência interferente $\beta = 6$ e $\text{SNR} = 30$ dB. Nota-se através dessa simulação que o maior pico interferente obtido com o SIS-MUSIC está 18.93 dB abaixo que o fornecido pelo SS-MUSIC e 35.7 dB abaixo com relação ao do algoritmo MUSIC.

Na Fig. 5.3, a função objetivo do método SIS-MUSIC *versus* os ângulos de chegada foram mostrados. Variou-se o valor da potência dos interferentes β neste cenário. Considerou-se apenas um *snapshot* aqui. Neste caso, usou-se $M = 20$ antenas na BS, $N = 100$ amostras, modulação BPSK e $\text{SNR} = 15$ dB. Conforme aumentou-se o número de β , a técnica SIS-MUSIC apresentou pior

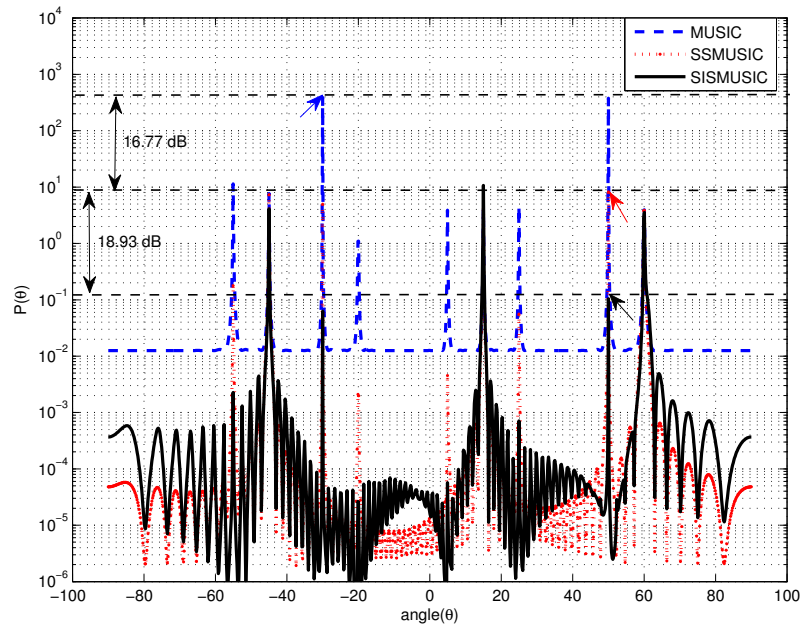


Figura 5.2: Comparação do maior pico interferente usando todos os métodos com parâmetros: $M = 80$, $N = 400$, $\beta = 6$, $\text{SNR} = 30$ dB.

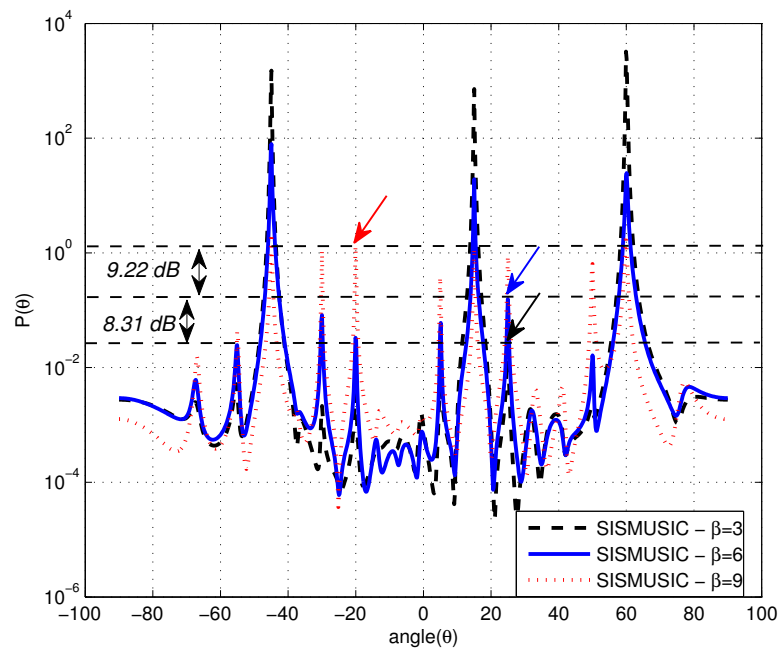


Figura 5.3: Comparação do maior pico interferente usando apenas o método SIS-MUSIC variando a potência dos interferentes (β).

desempenho já que a potência interferente ficou maior e isto fez com que se dificultasse a estimação dos ângulos DOAs. Usando $\beta = 3$ tem-se um ganho de 8.31 dB em relação ao $\beta = 6$ e um ganho de 17.53 dB em relação ao $\beta = 9$, o qual apresentou o pior desempenho neste cenário.

Na Fig. 5.4, usou-se os mesmos parâmetros da discussão acima, mas neste caso calculou-se a relação sinal-interferente-mais-ruído (SINR) usando

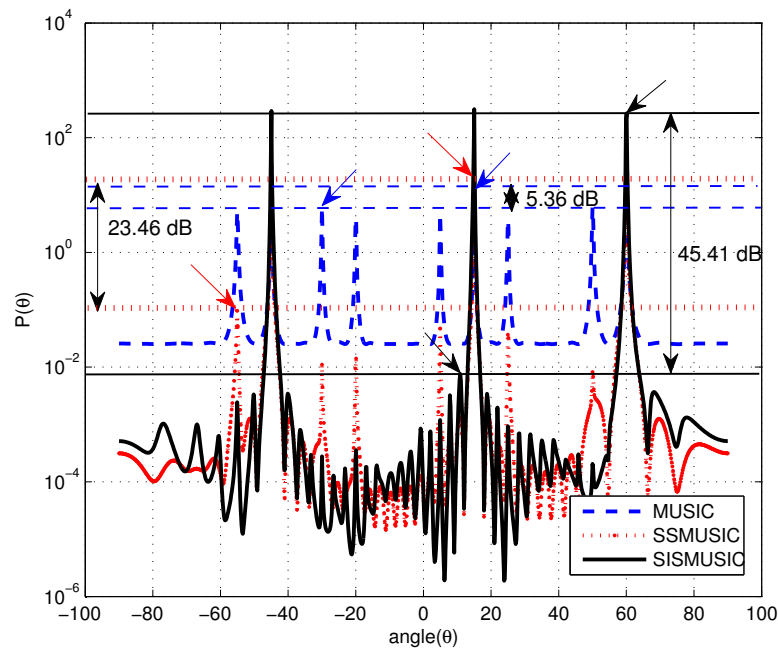


Figura 5.4: Comparação SINR do MUSIC, SS-MUSIC e SIS-MUSIC com $M = 40$, $N = 200$, $\beta = 0.3$, SNR = 15 dB.

o menor pico do sinal e o maior pico do interferente para obter isto. Foi usado aqui apenas um *snapshot* para analisar este cenário. Como pode-se ver, SIS-MUSIC apresenta melhor desempenho que o MUSIC e o SS-MUSIC. A técnica SIS-MUSIC é menos afetada pelo usuário interferente porque usa o subespaço interferente para obter a DOA.

A Fig. 5.5 mostra a NMSE *versus* o número de antenas (M). Quando se aumenta o número de antenas, o SIS-MUSIC apresenta uma notável melhora de desempenho que o MUSIC e quase o mesmo desempenho que o SS-MUSIC. Como foi dito antes, este ganho do SIS-MUSIC com relação às outras técnicas ocorre devido ao SIS-MUSIC ser menos afetado pelos sinais interferentes.

Finalmente, Fig. 5.6 mostra a NMSE *versus* SNR (dB). Começando com SNR = -3 dB, o SIS-MUSIC apresenta melhora no desempenho, o que confirma que a técnica proposta provê adequada estimativa do canal em ambientes com forte interferência.

5.6 Conclusões

A partir dos resultado de simulação conclui-se que o algoritmo SIS-MUSIC apresenta melhor desempenho na estimação de canal que o MUSIC e o SS-MUSIC, particularmente em cenários de alta interferência. Ao lidar com grandes arranjos de antenas, a técnica proposta apresentou ser capaz de explorar as propriedades dos grandes arranjos para converter os ganhos de resolução em redução da capacidade de interferência, assim provendo

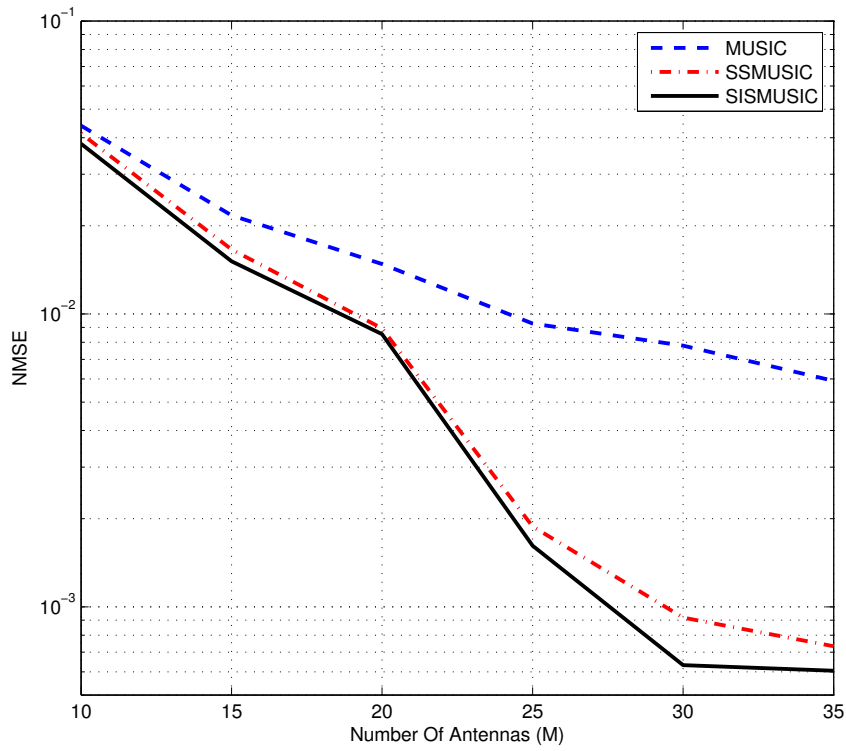


Figura 5.5: NMSE \times Número de antenas com SNR = -5 dB, $\beta = 9$, $R = 100$.

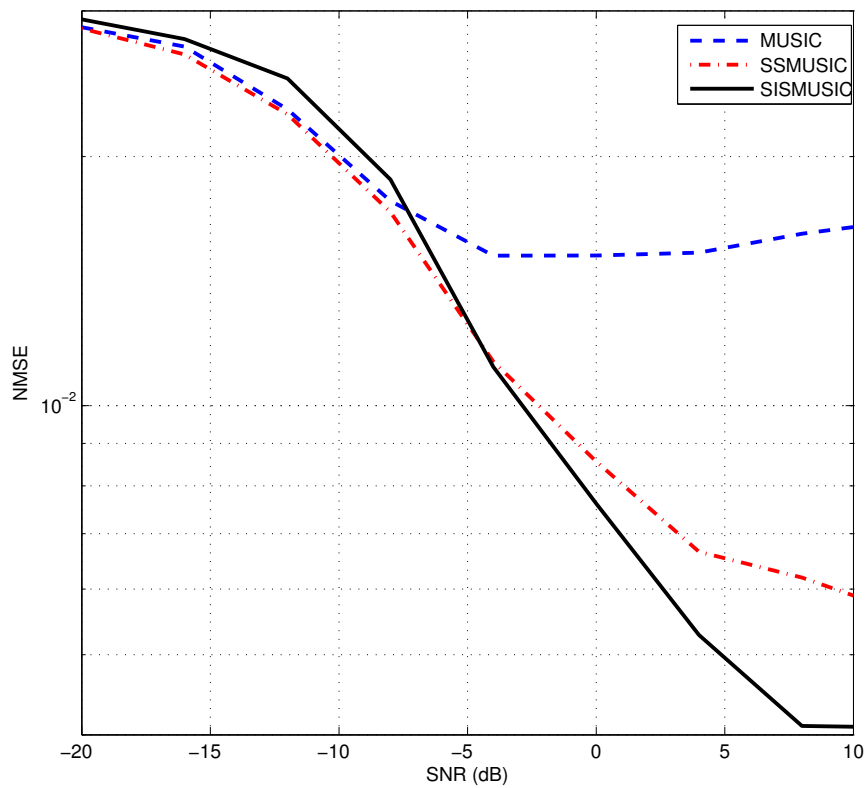


Figura 5.6: NMSE \times SNR com $M = 20$, $\beta = 9$, $N = 200$, $R = 1000$.

estimativas do canal adequadas num ambiente com forte interferência. Este resultado dá-se devido ao fato de que o SIS-MUSIC usa o subespaço interferente para dimensionar sua função custo e os arranjos de alta resolução contribuem para ortogonalizar os vetores diretivos entre os usuários desejados e os usuários interferentes, o que conseqüentemente facilita a estimação da DOA. Como consequência, um estudo analítico é necessário com o intuito de apontar se a técnica de estimação proposta é consistente ou não com relação ao tamanho das amostras e o número de antenas.

Conclusões e Perspectivas

Neste capítulo serão apresentadas as principais conclusões e delineadas contribuições de maior importância desta dissertação. Também serão destacados alguns problemas de pesquisa e questões em aberto que surgem ao fim deste trabalho e são deixadas como perspectivas para possíveis continuações da etapa que aqui se encerra.

O principal interesse desta dissertação se concentrou no problema da estimação de canal no enlace reverso em sistemas de comunicação sem fio MIMO usando arranjos de antenas de grandes dimensões (VL-MIMO) com foco particular no caso multi-celular. A dissertação teve início apresentando uma visão geral sobre o uso de tecnologias baseadas em sistemas MIMO, seus benefícios, algumas características e a evolução de tais sistemas até os dias atuais.

Em seguida, o capítulo 2 resgatou alguns conceitos com relação aos sistemas de comunicação sem fio considerados relevantes para o acompanhamento deste trabalho como: propagação no canal sem fio, a propagação do atraso em arranjos lineares, os principais modelos de canal utilizados neste trabalho e algumas ferramentas algébricas relevantes.

As principais características e propriedades dos sistemas VL-MIMO foram discutidas no capítulo 3 onde se fez uma revisão literária e discutiram-se sobre as vantagens e desvantagens deste tipo de sistema. A partir deste capítulo concluiu-se que a tecnologia VL-MIMO é um importante tópico de pesquisa científica. Há, portanto, uma série de fatores que podem ser estudados para se melhorar o desempenho de tais sistemas como: gerenciamento de interferência, modulação, a estimação do canal de comunicação, uso de componentes de baixo custo e baixo consumo de potência. No entanto, o uso de arranjos VL-MIMO ainda trazem inconvenientes residuais como o problema da contaminação de pilotos e a contaminação por ruído, que precisam ser resolvidas.

No capítulo 4 focou atenção no importante problema de estimação dos parâmetros do canal de comunicação num ambiente VL-MIMO utilizando métodos supervisionados. Nesse capítulo foi proposto uma análise mais ampla do desempenho da técnica de estimação de canal baseada em EVD e também se desenvolveu uma fórmula capaz de encontrar os fatores multiplicativos de ambiguidade utilizando um simples produto de Khatri-Rao. Através de simulações computacionais apresentadas no Capítulo 4, foi possível verificar o desempenho superior do algoritmo baseado em EVD, mas também se observou que um número finito de antenas e de amostras de sinal limita o desempenho da técnica baseada em EVD.

Tendo em conta a alta complexidade do problema de estimação de parâmetros em um sistema de grandes dimensões, no capítulo 5 foi introduzida uma modelagem de canal baseada na caracterização da propagação do sinal, de forma que a quantidade de parâmetros do canal a ser estimada está associada à geometria do cenário e não à quantidade de antenas. Assim, no capítulo 5, a atenção se voltou para o problema de estimação de parâmetros físicos do canal de propagação que permitam a localização de usuários específicos num cenário multicelular. Para tanto, foram utilizados algoritmos de subespaço de tipo MUSIC para a detecção da DOA com arranjos VL-MIMO. Em particular, foi proposto um algoritmo de classificação escalonado pelos subespaços dos sinais (desejados) e dos interferentes (indesejados), denominado SIS-MUSIC que apresenta melhor desempenho que os algoritmos MUSIC e SS-MUSIC em cenários de alta interferência já que, quando lida com arranjos de muitas antenas, a técnica proposta se mostra capaz de explorar as propriedades dos arranjos de antenas convertendo os ganhos de resolução do arranjo em capacidade de mitigar a interferência. A função custo do algoritmo SIS-MUSIC é ponderada pelo subespaço dos sinais indesejados de forma a reduzir a potência interferente no padrão de irradiação do arranjo de antenas em questão, facilitando assim a estimação das DOA. Neste ponto, uma questão que permanece aberta é a da consistência do algoritmo SIS-MUSIC, em relação ao tamanho da amostra e ao número de antenas. Um estudo analítico mais aprofundado deverá ser capaz de identificar uma forma de obter estimativas assintoticamente consistentes.

Visando a continuidade do presente trabalho, apresenta-se abaixo uma lista sucinta e não exaustiva de tópicos que derivam diretamente de temas aqui investigados e que merecem maior atenção em trabalhos futuros:

- Investigar a robustez da técnica baseada em EVD com respeito à contaminação piloto e implementar técnicas de diminuição deste tipo de

contaminação.

- ▶ Investigar a robustez da técnica baseada em EVD em ambientes mais realísticos e comparar com outros métodos supervisionados.
- ▶ Estudo analítico das propriedades do SIS-MUSIC com o intuito projetar um estimador consistente em relação ao tamanho das amostras e ao número de antenas.
- ▶ Aplicar a teoria de estimação G para implementação de um estimador consistente em M e N usando o algoritmo SIS-MUSIC [97].

Referências Bibliográficas

- [1] L. Lu, G. Li, A. Swindlehurst, A. Ashikhmin e R. Zhang, “An overview of massive MIMO: Benefits and challenges,” *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 8, no. 5, pp. 742–758, Oct 2014.
- [2] H. Q. Ngo e E. Larsson, “EVD-based channel estimation in multicell multiuser MIMO systems with very large antenna arrays,” in *2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, March 2012, pp. 3249–3252.
- [3] Y. Mehmood, W. Afzal, F. Ahmad, U. Younas, I. Rashid e I. Mehmood, “Large scaled multi-user MIMO system so called massive mimo systems for future wireless communication networks,” in *Automation and Computing (ICAC), 2013 19th International Conference on*, Sept 2013, pp. 1–4.
- [4] T. Marzetta, “Noncooperative cellular wireless with unlimited numbers of base station antennas,” *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 9, no. 11, pp. 3590–3600, November 2010.
- [5] H. Q. Ngo, E. Larsson e T. Marzetta, “Uplink power efficiency of multiuser MIMO with very large antenna arrays,” in *2011 49th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing (Allerton)*, Sept 2011, pp. 1272–1279.
- [6] H. Q. Ngo e E. Larsson, “EVD-based channel estimation in multicell multiuser MIMO systems with very large antenna arrays,” in *2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, March 2012, pp. 3249–3252.
- [7] M. Biguesh e A. Gershman, “Training-based MIMO channel estimation: a study of estimator tradeoffs and optimal training signals,” *IEEE*

- Transactions on Signal Processing*, vol. 54, no. 3, pp. 884–893, March 2006.
- [8] J. Jose, A. Ashikhmin, T. Marzetta e S. Vishwanath, “Pilot contamination and precoding in multi-cell TDD systems,” *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, vol. 10, no. 8, pp. 2640–2651, August 2011.
- [9] K. Guo, Y. Guo e G. Ascheid, “On the performance of EVD-based channel estimations in mu-massive-MIMO systems,” in *Personal Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC), 2013 IEEE 24th International Symposium on*, Sept 2013, pp. 1376–1380.
- [10] L. Cottatellucci, R. Muller e M. Vehkaperä, “Analysis of pilot decontamination based on power control,” in *Vehicular Technology Conference (VTC Spring), 2013 IEEE 77th*, June 2013, pp. 1–5.
- [11] X. Fang, S. Fang, N. Ying, H. Cao e C. Liu, “The performance of massive MIMO systems under correlated channel,” in *Networks (ICON), 2013 19th IEEE International Conference on*, Dec 2013, pp. 1–4.
- [12] S. L. H. Nguyen e A. Ghrayeb, “Compressive sensing-based channel estimation for massive multiuser MIMO systems,” in *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2013 IEEE*, April 2013, pp. 2890–2895.
- [13] S. Haykin, “Radar array processing for angle-of-arrival estimation,” *Array Signal Processing*, Prentice Hall, NJ, ch.4, pp. 194–292, 1985.
- [14] P. Matthews e B. Mohebbi, “Direction of arrival measurements at UHF,” *Electronics Letters*, vol. 25, no. 16, pp. 1069–1070, Aug 1989.
- [15] J. Liberti e T. Rappaport, “A geometrically based model for line-of-sight multipath radio channels,” in *Vehicular Technology Conference, 1996. Mobile Technology for the Human Race., IEEE 46th*, vol. 2, Apr 1996, pp. 844–848 vol.2.
- [16] —, “Analysis of CDMA cellular radio systems employing adaptive antennas in multipath environments,” in *Vehicular Technology Conference, 1996. Mobile Technology for the Human Race., IEEE 46th*, vol. 2, Apr 1996, pp. 1076–1080 vol.2.
- [17] L. Bigler, H.-P. Lin, S. Jeng e G. Xu, “Experimental direction of arrival and spatial signature measurements at 900 mhz for smart antenna systems,”

- in *Vehicular Technology Conference, 1995 IEEE 45th*, vol. 1, Jul 1995, pp. 55–58 vol.1.
- [18] G. Xu, H. Liu, W. Vogel, H.-P. Lin, S. Jeng e G. Torrence, “Experimental studies of space-division-multiple-access schemes for spectral efficient wireless communications,” in *Communications, 1994. ICC '94, SUPERCOMM/ICC '94, Conference Record, 'Serving Humanity Through Communications.'* IEEE International Conference on, May 1994, pp. 800–804 vol.2.
- [19] G. CASELLA e R. BERGER, *INFERENCIA ESTADÍSTICA*. CENGAGE, 2010.
- [20] D. Bertsekas e J. Tsitsiklis, *Introduction to Probability*, ser. Athena Scientific books. Athena Scientific, 2002.
- [21] T. Rappaport, *Wireless Communications: Principles and Practice*, 2ª edição. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall PTR, 2001.
- [22] S. R. Saunders e S. R. Simon, *Antennas and Propagation for Wireless Communication Systems*, 1ª edição. New York, NY, USA: John Wiley & Sons, Inc., 1999.
- [23] T. Rappaport e L. Milstein, “Effects of radio propagation path loss on DS-CDMA cellular frequency reuse efficiency for the reverse channel,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 41, no. 3, pp. 231–242, Aug 1992.
- [24] W. C. Jakes e D. C. Cox, Eds., *Microwave Mobile Communications*. Wiley-IEEE Press, 1994.
- [25] S. Bloom, E. Korevaar, J. Schuster e H. Willebrand, “Understanding the performance of free-space optics,” *J. Opt. Netw.*, vol. 2, no. 6, pp. 178–200, Jun 2003.
- [26] J. A. Foutz, A. Spanias e M. K. Banavar, *Narrowband Direction of Arrival Estimation for Antenna Arrays*, ser. Synthesis Lectures on Antennas. Morgan & Claypool Publishers, 2008.
- [27] P. Almers, E. Bonek, A. Burr, N. Czink, M. Debbah, V. Degli-Esposti, H. Hofstetter, P. Kyösti, D. Laurenson, G. Matz, A. F. Molisch, C. Oestges e H. Özcelik, “Survey of channel and radio propagation models for wireless MIMO systems,” *EURASIP J. Wirel. Commun. Netw.*, vol. 2007, no. 1, pp. 56–56, Janeiro 2007.

- [28] M. Steinbauer, A. Molisch e E. Bonek, "The double-directional radio channel," *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, vol. 43, no. 4, pp. 51–63, Aug 2001.
- [29] A. Molisch, H. Asplund, R. Heddergott, M. Steinbauer e T. Zwick, "The COST259 directional channel model-part i: Overview and methodology," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 5, no. 12, pp. 3421–3433, December 2006.
- [30] J. Wallace e M. Jensen, "Statistical characteristics of measured MIMO wireless channel data and comparison to conventional models," in *Vehicular Technology Conference, 2001. VTC 2001 Fall. IEEE VTS 54th*, vol. 2, 2001, pp. 1078–1082 vol.2.
- [31] —, "Modeling the indoor MIMO wireless channel," *Antennas and Propagation, IEEE Transactions on*, vol. 50, no. 5, pp. 591–599, May 2002.
- [32] A. Burr, "Capacity bounds and estimates for the finite scatterers MIMO wireless channel," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 21, no. 5, pp. 812–818, June 2003.
- [33] M. Debbah e R. Muller, "MIMO channel modeling and the principle of maximum entropy," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 51, no. 5, pp. 1667–1690, May 2005.
- [34] A. Sayeed, "Deconstructing multiantenna fading channels," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, no. 10, pp. 2563–2579, Oct 2002.
- [35] C.-N. Chuah, J. Kahn e D. Tse, "Capacity of multi-antenna array systems in indoor wireless environment," in *Global Telecommunications Conference, 1998. GLOBECOM 1998. The Bridge to Global Integration. IEEE*, vol. 4, 1998, pp. 1894–1899 vol.4.
- [36] W. Weichselberger, M. Herdin, H. Ozelik e E. Bonek, "A stochastic MIMO channel model with joint correlation of both link ends." *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 5, no. 1, pp. 90–100, 2006.
- [37] C.-X. Wang, X. Hong, H. Wu e W. Xu, "Spatial-temporal correlation properties of the 3GPP spatial channel model and the kronecker MIMO channel model," *EURASIP J. Wirel. Commun. Netw.*, vol. 2007, no. 1, pp. 59–59, Janeiro 2007.

- [38] L. Correia, "COST 273 - towards mobile broadband multimedia networks," in *Antennas and Propagation, 2003. (ICAP 2003). Twelfth International Conference on (Conf. Publ. No. 491)*, vol. 2, March 2003, pp. 569–572 vol.2.
- [39] A. Bacioccola, C. Cicconetti, C. Eklund, L. Lenzi, Z. Li e E. Mingozzi, "IEEE 802.16: History, status and future trends," *Comput. Commun.*, vol. 33, no. 2, pp. 113–123, Fevereiro 2010.
- [40] B. Polepalli, W. Xie, D. Thangaraja, M. Goyal, H. Hosseini e Y. Bashir, "Impact of IEEE 802.11n operation on IEEE 802.15.4 operation," in *Advanced Information Networking and Applications Workshops, 2009. WAINA '09. International Conference on*, May 2009, pp. 328–333.
- [41] N. Chiurtu, B. Rimoldi e I. Telatar, "On the capacity of multi-antenna gaussian channels," in *Information Theory, 2001. Proceedings. 2001 IEEE International Symposium on*, 2001, pp. 53–.
- [42] C.-X. Wang, X. Hong, H. Wu e W. Xu, "Spatial-temporal correlation properties of the 3gpp spatial channel model and the kronecker mimo channel model," *EURASIP J. Wirel. Commun. Netw.*, vol. 2007, no. 1, pp. 59–59, Janeiro 2007.
- [43] 3GPP, TR 25.996, "Spatial channel model for multiple input multiple output (mimo) simulations (rel. 6)," 2003.
- [44] 3GPP, R1-050586, "Wideband SCM," 2005.
- [45] G. J. Foschini, "Layered space-time architecture for wireless communication in a fading environment when using multi-element antennas," *Bell Labs Technical Journal*, vol. 1, no. 2, pp. 41–59, Autumn 1996.
- [46] H. C. Gesbert, D., Kountouris, M. e Salzer, T., "From single user to multiuser communications: shifting the MIMO paradigm," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 24, no. 5, pp. 36–36, July 2003.
- [47] G. Caire e S. Shamai, "On the achievable throughput of a multiantenna gaussian broadcast channel," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 49, no. 7, July 2003.
- [48] B. Cerato e E. Viterbo, "Hardware implementation of a low-complexity detector for large MIMO," in *Circuits and Systems, 2009. ISCAS 2009. IEEE International Symposium on*, May 2009, pp. 593–596.

- [49] C. Shepard, H. Yu, N. An, L. E. Li, T. Marzetta, R. Yang e L. Zhong, “Argos: Practical many-antenna base stations.”
- [50] H. Suzuki, I. Collings, D. Hayman, J. Pathikulangara, Z. Chen e R. Kendall, “Large-scale multiple antenna fixed wireless systems for rural areas,” in *Personal Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC), 2012 IEEE 23rd International Symposium on*, Sept 2012, pp. 1600–1605.
- [51] C. Shepard, H. Yu e L. Zhong, “Argosv2: A flexible many-antenna research platform,” in *Proceedings of the 19th Annual International Conference on Mobile Computing & Networking*, ser. MobiCom '13. New York, NY, USA: ACM, 2013, pp. 163–166.
- [52] X. Gao, F. Tufvesson, O. Edfors e F. Rusek, “Measured propagation characteristics for very-large MIMO at 2.6 ghz,” in *Signals, Systems and Computers (ASILOMAR), 2012 Conference Record of the Forty Sixth Asilomar Conference on*, Nov 2012, pp. 295–299.
- [53] J. Hoydis, C. Hoek, T. Wild e S. ten Brink, “Channel measurements for large antenna arrays,” in *Wireless Communication Systems (ISWCS), 2012 International Symposium on*, Aug 2012, pp. 811–815.
- [54] A. Martinez, E. de Carvalho e J. Nielsen, “Towards very large aperture massive mimo: A measurement based study,” in *Globecom Workshops (GC Wkshps), 2014*, Dec 2014, pp. 281–286.
- [55] T. L. Marzetta, “Multi-cellular wireless with base stations employing unlimited numbers of antennas,” in *Proc. UCSD Inf. Theory Applicat. Workshop*, Feb. 2010.
- [56] H. Q. Ngo, E. Larsson e T. Marzetta, “Energy and spectral efficiency of very large multiuser MIMO systems,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 61, no. 4, pp. 1436–1449, April 2013.
- [57] G. Li, Z. Xu, C. Xiong, C. Yang, S. Zhang, Y. Chen e S. Xu, “Energy-efficient wireless communications: tutorial, survey, and open issues,” *IEEE Wireless Communications*, vol. 18, no. 6, pp. 28–35, December 2011.
- [58] C. Xiong, G. Li, S. Zhang, Y. Chen e S. Xu, “Energy- and spectral-efficiency tradeoff in downlink OFDMA networks,” *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 10, no. 11, pp. 3874–3886, November 2011.

- [59] F. Rusek, D. Persson, B. K. Lau, E. Larsson, T. Marzetta, O. Edfors e F. Tufvesson, "Scaling up MIMO: Opportunities and challenges with very large arrays," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 30, no. 1, pp. 40–60, Jan 2013.
- [60] M. Matthaiou, M. McKay, P. Smith e J. Nossék, "On the condition number distribution of complex wishart matrices," *Communications, IEEE Transactions on*, vol. 58, no. 6, pp. 1705–1717, June 2010.
- [61] S. Vishwanath, N. Jindal e A. Goldsmith, "Duality, achievable rates, and sum-rate capacity of gaussian MIMO broadcast channels," *Information Theory, IEEE Transactions on*, vol. 49, no. 10, pp. 2658–2668, Oct 2003.
- [62] G. Stuber, J. Barry, S. McLaughlin, Y. Li, M. Ingram e T. Pratt, "Broadband MIMO-OFDM wireless communications," *Proceedings of the IEEE*, vol. 92, no. 2, pp. 271–294, Feb 2004.
- [63] T. Marzetta, "How much training is required for multiuser MIMO?" in *Signals, Systems and Computers, 2006. ACSSC '06. Fortieth Asilomar Conference on*, Oct 2006, pp. 359–363.
- [64] L. Dai, Z. Wang e Z. Yang, "Spectrally efficient time-frequency training OFDM for mobile large-scale MIMO systems," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 31, no. 2, pp. 251–263, February 2013.
- [65] J. Hoydis, S. ten Brink e M. Debbah, "Massive MIMO in the UL/DL of cellular networks: How many antennas do we need?" *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 31, no. 2, pp. 160–171, February 2013.
- [66] Y.-C. Liang, G. Pan e Z. Bai, "Asymptotic performance of MMSE receivers for large systems using random matrix theory," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 53, no. 11, pp. 4173–4190, Nov 2007.
- [67] H. Q. Ngo, M. Matthaiou, T. Duong e E. Larsson, "Uplink performance analysis of multicell MU-SIMO systems with ZF receivers," *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, vol. 62, no. 9, pp. 4471–4483, Nov 2013.
- [68] M. Matthaiou, C. Zhong, M. McKay e T. Ratnarajah, "Sum rate analysis of ZF receivers in distributed MIMO systems with rayleigh/lognormal fading," in *Communications (ICC), 2012 IEEE International Conference on*, June 2012, pp. 3857–3861.

- [69] Y.-C. Liang, S. Sun e C. K. Ho, “Block-iterative generalized decision feedback equalizers for large MIMO systems: algorithm design and asymptotic performance analysis,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 54, no. 6, pp. 2035–2048, June 2006.
- [70] K. Vardhan, S. Mohammed, A. Chockalingam e B. Rajan, “A low-complexity detector for large MIMO systems and multicarrier CDMA systems,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 26, no. 3, pp. 473–485, April 2008.
- [71] P. Li e R. Murch, “Multiple output selection-LAS algorithm in large MIMO systems,” *IEEE Communications Letters*, vol. 14, no. 5, pp. 399–401, May 2010.
- [72] N. Srinidhi, T. Datta, A. Chockalingam e B. Rajan, “Layered tabu search algorithm for large-MIMO detection and a lower bound on ML performance,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 59, no. 11, pp. 2955–2963, November 2011.
- [73] C. Knievel, M. Noemm e P. Hoeher, “Low-complexity receiver for large-MIMO space-time coded systems,” in *Vehicular Technology Conference (VTC Fall), 2011 IEEE*, Sept 2011, pp. 1–5.
- [74] T. Datta, N. Srinidhi, A. Chockalingam e B. Rajan, “A hybrid RTS-BP algorithm for improved detection of large-MIMO M-QAM signals,” in *Communications (NCC), 2011 National Conference on*, Jan 2011, pp. 1–5.
- [75] Q. Zhou e X. Ma, “Element-based lattice reduction algorithms for large MIMO detection,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 31, no. 2, pp. 274–286, February 2013.
- [76] M. Cirkic e E. Larsson, “Sumis: Near-optimal soft-in soft-out MIMO detection with low and fixed complexity,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 62, no. 12, pp. 3084–3097, June 2014.
- [77] P. Suthisopapan, K. Kasai, V. Imtawil e A. Meesomboon, “Approaching capacity of large MIMO systems by non-binary LDPC codes and MMSE detection,” in *Information Theory Proceedings (ISIT), 2012 IEEE International Symposium on*, July 2012, pp. 1712–1716.
- [78] J. W. Choi, B. Lee, B. Shim e I. Kang, “Low complexity detection and precoding for massive MIMO systems,” in *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2013 IEEE*, April 2013, pp. 2857–2861.

- [79] S. Verdu, *Multiuser Detection*, 1ª edição. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 1998.
- [80] F. Fernandes, A. Ashikhmin e T. Marzetta, “Inter-cell interference in noncooperative tdd large scale antenna systems,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 31, no. 2, pp. 192–201, February 2013.
- [81] B. Gopalakrishnan e N. Jindal, “An analysis of pilot contamination on multi-user MIMO cellular systems with many antennas,” in *Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC), 2011 IEEE 12th International Workshop on*, June 2011, pp. 381–385.
- [82] D. Wang, C. Ji, X. Gao, S. Sun e X. You, “Uplink sum-rate analysis of multi-cell multi-user massive MIMO system,” in *Communications (ICC), 2013 IEEE International Conference on*, June 2013, pp. 5404–5408.
- [83] H. Ngo, E. Larsson e T. Marzetta, “The multicell multiuser MIMO uplink with very large antenna arrays and a finite-dimensional channel,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 61, no. 6, pp. 2350–2361, June 2013.
- [84] N. Krishnan, R. Yates e N. Mandayam, “Cellular systems with many antennas: Large system analysis under pilot contamination,” in *Communication, Control, and Computing (Allerton), 2012 50th Annual Allerton Conference on*, Oct 2012, pp. 1220–1224.
- [85] —, “Uplink linear receivers for multi-cell multiuser MIMO with pilot contamination: Large system analysis,” *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 13, no. 8, pp. 4360–4373, Aug 2014.
- [86] E. Larsson, O. Edfors, F. Tufvesson e T. Marzetta, “Massive MIMO for next generation wireless systems,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 52, no. 2, pp. 186–195, February 2014.
- [87] M. Wax e T. Kailath, “Detection of signals by information theoretic criteria,” *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 33, no. 2, pp. 387–392, Apr 1985.
- [88] J. Grouffaud, P. Larzabal e H. Clergeot, “Some properties of ordered eigenvalues of a wishart matrix: application in detection test and model order selection,” in *1996 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1996. ICASSP-96. Conference Proceedings.*, vol. 5, May 1996, pp. 2463–2466 vol. 5.

- [89] A. Quinlan, J. Barbot, P. Larzabal e M. Haardt, “Model order selection for short data: An exponential fitting test (EFT),” *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, vol. 2007, 2007.
- [90] R. Badeau, B. David e G. Richard, “Selecting the modeling order for the esprit high resolution method: an alternative approach,” in *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2004. Proceedings. (ICASSP '04).*, vol. 2, May 2004, pp. ii–1025–8 vol.2.
- [91] J.-M. Papy, L. De Lathauwer e S. Van Huffel, “A shift invariance-based order-selection technique for exponential data modelling,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 14, no. 7, pp. 473–476, July 2007.
- [92] J. da Costa, *Parameter Estimation Techniques for Multi-dimensional Array Signal Processing*, ser. Berichte aus der Kommunikationstechnik. Shaker, 2010.
- [93] I. S. Osterno, D. A. Sousa e C. Fernandes, “On supervised channel estimation techniques for very large MIMO communication systems,” in *2014 International Telecommunications Symposium (ITS)*, Aug 2014, pp. 1–5.
- [94] J. Brewer, “Kronecker products and matrix calculus in system theory,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, vol. 25, no. 9, pp. 772–781, Sep 1978.
- [95] R. Schmidt, “Multiple emitter location and signal parameter estimation,” *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 34, no. 3, pp. 276–280, Mar 1986.
- [96] M. McCloud e L. Scharf, “A new subspace identification algorithm for high-resolution DOA estimation,” *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 50, no. 10, pp. 1382–1390, Oct 2002.
- [97] X. Mestre e M. Lagunas, “Modified subspace algorithms for DoA estimation with large arrays,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56, no. 2, pp. 598–614, Feb 2008.