

Alvaro Javier Ortega

**Deteccção de sinais em sistemas MIMO
massivos**

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica do Departamento de Engenharia Elétrica da PUC-Rio

Orientador: Prof. Raimundo Sampaio Neto

Rio de Janeiro
Novembro de 2015



Alvaro Javier Ortega

Deteccção de sinais em sistema MIMO massivos

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Departamento de Engenharia Elétrica do Centro Técnico Científico da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

Prof. Raimundo Sampaio Neto

Orientador

Centro de Estudos em Telecomunicações – PUC-Rio

Prof. Marco Antonio Grivet Mattoso Maia

Centro de Estudos em Telecomunicações – PUC-Rio

Prof. Rodrigo Caiado de Lamare

Centro de Estudos em Telecomunicações – PUC-Rio

Dr. Rodrigo Pereira David

INMETRO

Prof. José Eugenio Leal

Coordenador Setorial do Centro

Técnico Científico

Rio de Janeiro, 30 de novembro de 2015

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

Alvaro Javier Ortega

Graduou-se em Engenharia Eletrônica na Universidade de Nariño (Pasto, Colombia).

Ficha Catalográfica

Ortega, Alvaro Javier

Detecção de sinais em sistemas MIMO massivos / Alvaro Javier Ortega; orientador: Raimundo Sampaio Neto. — Rio de Janeiro : PUC–Rio, Departamento de Engenharia Elétrica, 2015.

v., 62 f: il. ; 29,7 cm

1. Dissertação (mestrado) - Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Elétrica.

Inclui referências bibliográficas.

1. Engenharia Elétrica – Tese. 2. Detecção com baixa complexidade; detecção baseada em listas; MIMO massivo; MIMO massivo multiusuário; recepção centralizada; recepção distribuída; sistemas MIMO.. I. Sampaio Neto, Raimundo . II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Elétrica. III. Título.

CDD: 510

Agradecimentos

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1413451/CA

Ao meu orientador, o professor Raimundo Sampaio Neto, pelo apoio, simpatia de sempre e incentivo para a realização deste trabalho. Ao CNPq, FAPERJ e à PUC-Rio, pelos auxílios concedidos. A minha família pela motivação.

Resumo

Ortega, Alvaro Javier; Sampaio Neto, Raimundo . **Detecção de sinais em sistemas MIMO massivos**. Rio de Janeiro, 2015. 62p. Dissertação de Mestrado — Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Este trabalho de dissertação de mestrado apresenta uma comparação de algumas das técnicas de detecção de sinais mais promissoras para a viabilização de sistemas MIMO de grande porte em termos de desempenho, taxa de erro de bit e complexidade, número médio de flops requeridos por vetor de símbolos recebido. Com este objetivo foram também consideradas as técnicas de detecção clássicas, visando assim ressaltar o desempenho das novas técnicas com relação as antigas. Além disso foram propostas e investigadas novas estruturas para detectores SIC baseados em lista (i.e., com múltiplos ramos) que resultaram em melhor desempenho com menor complexidade quando comparados aos detectores deste tipo já propostos. Na comparação dos algoritmos, foram considerados três cenários diferentes: (i) monousuário, com ganhos de canal gaussianos complexos independentes e identicamente distribuídos, ou seja, uma propagação que só considera a presença de desvanecimento de Rayleigh; (ii) múltiplos usuários com canais correlatados e que considera as perdas de propagação de pequena e larga escala num sistema com antena centralizada; e (iii) múltiplos usuários com canais correlatados e que considera as perdas de propagação de pequena e larga escala num sistema com antena distribuída.

Palavras-chave

Detecção com baixa complexidade; detecção baseada em listas; MIMO massivo; MIMO massivo multiusuário; recepção centralizada; recepção distribuída; sistemas MIMO..

Abstract

Ortega, Alvaro Javier; Sampaio Neto, Raimundo . **Signal detection in massive MIMO systems**. Rio de Janeiro, 2015. 62p. MSc. Dissertation — Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

This work dissertation presents a comparison of some of the signal detection techniques most promising for the viability of large MIMO systems in terms of performance, bit error rate, and complexity, average number of flops required by transmitted symbol vector. For this purpose it was also considered classical detection techniques, thus aiming to highlight the performance of new techniques with respect the old. Also it has been proposed and investigated new structures to SIC detectors based on list (i.e., with multiple branches) resulting in better performance with less complexity compared to detectors of this kind already proposed. In the comparison of algorithms, three different scenarios were used: (i) single user, with channel gains independent and distributed identically complex Gaussian, that is, a spread that only considers the presence of Rayleigh fading; (ii) multiple users, with correlated channels, and considers the short and large scale path loss in a system with centralized antenna; e (iii) multiple users, with correlated channels, and considers the short and large scale path loss in a system with distributed antenna.

Keywords

Centralized reception; detection with low complexity; distributed reception; list-based detection; massive MIMO; MIMO Systems; multi-user massive MIMO..

Sumário

1	Introdução	10
2	Técnicas básicas de detecção em sistemas MIMO	14
2.1	Modelo do sistema MIMO	14
2.2	Detector ótimo Maximum Likelihood	15
2.3	Detectores sub-ótimos clássicos	16
2.4	Detectores sub-ótimos baseados em listas	19
2.5	Resultados de simulação	23
3	Detectores de baixa complexidade para sistemas MIMO massivo	29
3.1	Multistage likelihood-ascent search, M-LAS	30
3.2	Random-List Based likelihood-ascent search, RLB-LAS	32
3.3	Reactive Tabu search, RTS	34
3.4	Resultados de simulação	35
4	Uplink em sistemas MIMO massivo multi-usuário	43
4.1	CAS-DAS	43
4.2	Resultados de simulação	48
5	Conclusões	55
	Referências Bibliográficas	57
A	Enfoques de ordenamento SINR ou SNR em detectores SIC	61

Lista de figuras

Figura 1	Modelo do sistema MIMO	15
Figura 2	Diagrama do detector MB-SIC	20
Figura 3	Diagrama do detector MB-SIC-RO	21
Figura 4	Comparação de detectores básicos em um sistema 8x8 com modulação 4-QAM.	24
Figura 5	Comparação de detectores básicos em um sistema 4x4 com modulação 16-QAM.	25
Figura 6	Desempenho do MB-SIC ⁽²⁾ e MB-SIC ⁽³⁾ com os seus ramos individuais em sistemas 8x8 (– –) e 20x20 (—) com modulação 4-QAM	26
Figura 7	Complexidade do MB-SIC ⁽²⁾ e MB-SIC ⁽³⁾ com os seus ramos individuais em sistemas 8x8 (– –) e 20x20 (—) com modulação 4-QAM	26
Figura 8	Desempenho do MB-SIC, MB-SIC-RO e RMB-SIC-RO em sistemas MIMO 8x8 (–.), 20x20 (– –) e 32x32 (—) com modulação 4-QAM	28
Figura 9	Complexidade do MB-SIC, MB-SIC-RO e RMB-SIC-RO em sistemas MIMO 8x8 (–.), 20x20 (– –) e 32x32 (—) com modulação 4-QAM	28
Figura 10	Esquema da primeira troca do algoritmo LAS-FB(1)	31
Figura 11	Desempenho dos algoritmos com trocas de símbolos efetuadas por meio de expressão fechada ou força bruta nos dois primeiros estágios do detector M-LAS para sistemas 8x8 (—) e 20x20 (– –) com modulação 4-QAM	32
Figura 12	Complexidade dos algoritmos com trocas de símbolos efetuadas por meio de expressão fechada ou força bruta nos dois primeiros estágios do detector M-LAS para sistemas 8x8 (—) e 20x20 (– –) com modulação 4-QAM	33
Figura 13	Exemplo do comportamento do detector RTS	35
Figura 14	Desempenho do LAS-FB(1) em sistemas 8x8, 20x20, 32x32 e 64x64 com modulação 4-QAM	36
Figura 15	Complexidade do LAS-FB(1) em sistemas 8x8, 20x20, 32x32 e 64x64 com modulação 4-QAM	37
Figura 16	Desempenho do RLB-LAS em sistemas 8x8, 20x20, 32x32 e 64x64 com modulação 4-QAM	38
Figura 17	Complexidade do RLB-LAS em sistemas 8x8, 20x20, 32x32 e 64x64 com modulação 4-QAM	39
Figura 18	Desempenho do RTS em sistemas 8x8, 20x20, 32x32 e 64x64 com modulação 4-QAM	40
Figura 19	Complexidade do RTS em sistemas 8x8, 20x20, 32x32 e 64x64 com modulação 4-QAM	41
Figura 20	Desempenho dos detectores LAS-FB(1) (– –), RLB-LAS (—) e RTS (–.) em vários sistemas com modulação 4-QAM	42

Figura 21	Complexidade dos detectores LAS-FB(1) (— —), RLB-LAS (—) e RTS (—) em vários sistemas com modulação 4-QAM	42
Figura 22	Rede móvel celular com configuração CAS.	44
Figura 23	Rede móvel celular com configuração DAS.	46
Figura 24	Desempenho de detectores lineares clássicos no cenário simples, $N_t = N_r = 64$	49
Figura 25	Desempenho de detectores lineares clássicos no cenário CAS, $N_A = 64$, $N_U = 32$ e $K = 2$	50
Figura 26	Desempenho de detectores lineares clássicos no cenário DAS, $N_A = N_B + LQ = 64$, $N_B = 32$, $L = 32$, $Q = 1$, $N_U = 32$ e $K = 2$	51
Figura 27	Desempenho dos detectores MIMO massivo no cenário CAS e DAS, $N_A = N_B + LQ = 64$, $N_B = 32$, $L = 32$, $Q = 1$, $N_U = 32$ e $K = 2$	52
Figura 28	Complexidade dos detectores MIMO massivo no cenário CAS e DAS, $N_A = N_B + LQ = 64$, $N_B = 32$, $L = 32$, $Q = 1$, $N_U = 32$ e $K = 2$	52
Figura 29	Desempenho dos tipos de detectores MB-SIC no cenário CAS e DAS, $N_A = N_B + LQ = 32$, $N_B = 16$, $L = 16$, $Q = 1$, $N_U = 16$ e $K = 2$	53
Figura 30	Complexidade dos tipos de detectores MB-SIC no cenário CAS e DAS, $N_A = N_B + LQ = 32$, $N_B = 16$, $L = 16$, $Q = 1$, $N_U = 16$ e $K = 2$	54
Figura 31	Comparação de desempenho dos enfoques de ordenamento SINR ou SNR no detector SIC em um sistema 8x8 com modulação 4-QAM	62

Introdução

Futuras redes sem fio terão de lidar com um aumento substancial da transmissão de dados devido a um número de aplicações emergentes, que incluem comunicação máquina-a-máquina e streaming de vídeo. É esperado que esta grande quantidade de troca de dados continue subindo constantemente, apresentando um desafio muito significativo para os projetistas dos sistemas de comunicação sem fio da quinta-geração (5G). Entre os principais problemas estão: (i) como fazer o melhor uso do espectro disponível e (ii) como incrementar a eficiência de energia na transmissão e recepção para cada unidade de informação. As comunicações 5G terão que tratar com tecnologias que possam oferecer um maior incremento na capacidade da transmissão mas que não requeiram maior largura da banda nem consumo de energia [35].

A maior das limitações dos sistemas de comunicações sem fio é imposta pelo meio, que é, tipicamente, compartilhado por muitos usuários. Tal compartilhamento é necessário pois reduz o custo por usuário; porém, resulta em um excesso de interferência se o acesso não é administrado apropriadamente. Considere-se ainda que, o espectro de frequências já está ocupado por serviços existentes. Dada a escassez deste valioso recurso, é preciso procurar métodos capazes de incrementar a *capacidade* do sistema, definida como a máxima taxa com que os bits podem ser transmitidos de forma confiável [11]. A confiabilidade aqui significa a possibilidade para o receptor de recuperar a mensagem transmitida com taxas de erros desprezíveis. Portanto, temos grandes demandas de um lado e fortes restrições do outro. O que fazer?

Em 1884, A. Abbott escreveu uma novela descrevendo um mundo de fantasia, *Flatland*, onde os habitantes tinham formas geométricas bidimensionais, segmentos, triângulos, quadrados, etc., morando em um mundo de duas dimensões. Um dos maiores problemas para os Flatlanders (habitantes de Flatland) era como se reconhecer entre eles. Um dia, A. Quadrado, um Flatlander, foi levado por um alienígena a *Spaceland*, um mundo de três dimensões. De lá, numa certa altura de Flatland, ficou imediatamente claro para Quadrado que Flatland era povoado por polígonos e que era fácil a distinção entre eles. Esta novela foi utilizada como metáfora para mostrar que ao introduzir dimensões adicionais é possível fazer distinções mais facilmente [11].

Usando a mesma metáfora, uma maneira de superar as limitações das comunicações sem fio mencionadas anteriormente é adicionando dimensionalidade ao problema. Domínios extra tornam disponível um alto número de graus

adicionais de liberdade que podem ser explorados para incrementar a eficiência do sistema, sem requerer uma maior banda de frequência ou potência de transmissão. Tais domínios extras podem ser obtidos por meio de diversidade.

O princípio da diversidade é garantir que a mesma informação chegue ao receptor através de canais estatisticamente independentes. Considere-se o caso mais simples de um receptor com duas antenas e que tais antenas estejam suficientemente afastadas umas das outras de forma que os desvanecimentos por multipercurso sejam independentes. O receptor sempre escolhe a antena que tem a potência instantânea maior. Como os sinais são estatisticamente independentes, a probabilidade que ambos estejam num desvanecimento profundo simultaneamente é menor do que a probabilidade que só um deles tenha desvanecimento profundo. Assim, a diversidade muda as estatísticas de SNR na entrada do detector [13].

Os métodos mais comuns de obter cópias estatisticamente independentes são:

- *Diversidade espacial*: várias antenas separadas espacialmente.
- *Diversidade temporal*: transmissão do mesmo sinal em diferentes intervalos de tempo.
- *Diversidade de frequência*: transmissão do mesmo sinal em diferentes frequências.
- *Diversidade angular*: múltiplas antenas (com ou sem separação espacial) com diferentes padrões.
- *Diversidade de polarização*: múltiplas antenas com diferentes polarizações (vertical e horizontal).

O trabalho nesta dissertação está concentrado na diversidade espacial e trata de sistemas sem fio com múltiplas antenas, ou multi-input multi-output (MIMO), que empregam um grande número de antenas (dezenas a centenas), conhecidos como sistemas MIMO massivos (MM). Este tipo de sistema é fundamental para os sistemas 5G, pois tem o potencial de superar os desafios destacados anteriormente e operar com as taxas de dados requeridas [35]. Porém, a maior dificuldade neste tipo de sistemas resulta do fato dos sinais ou fluxos de dados transmitidos pelos usuários sofrerem sobreposição no receptor, resultando em interferência multiusuário. Isto significa que os sinais interferentes não podem ser facilmente recuperados a menos que haja um método para separá-los. Com o fim de separar os fluxos de dados transmitidos pelos usuários, o receptor deve utilizar técnicas de detecção similares aos métodos de detecção multiusuário [35]. Assim, os desafios fundamentais para a implementação de sistemas MIMO

massivos incluem o desenvolvimento de detectores e estimadores de baixa complexidade computacional quando comparados aqueles usados em sistemas MIMO tradicionais de pequeno porte. Diferentes trabalhos têm sido propostos com esta finalidade, alguns deles podem ser vistos em [17], [20], [22], [27], [30], [31], [32], [33].

Este trabalho de dissertação de mestrado apresenta uma comparação de algumas das técnicas de detecção de sinais mais promissoras para a viabilização de sistemas MIMO de grande porte. Com este objetivo foram também consideradas as técnicas de detecção clássicas, visando assim ressaltar o desempenho das novas técnicas com relação às antigas. Os algoritmos de detecção comparados neste trabalho são:

- Detector ótimo de máxima verossimilhança¹ [5].
- Detectores lineares: filtros casados (MF), zero forcing (ZF) e mínimo erro médio quadrático (MMSE) [9], [35].
- Cancelador sucessivo de interferências (SIC) [6], [12], [23], [35].
- Três diferentes tipos de cancelador sucessivo de interferências com múltiplos ramos (MB-SIC) [18], dos quais dois deles foram propostos.
- Multistage likelihood-ascent search (M-LAS) [3], [4], [14], [19].
- Random-list based likelihood-ascent search (RLB-LAS) [30].
- Reactive tabu search (RTS) [17], [20], [22].

Na comparação dos algoritmos listados acima, foram utilizados três cenários diferentes: (i) monousuário, com ganhos de canal *Gaussianos complexos independentes e identicamente distribuídos* (*i.i.dCN*), ou seja, uma propagação que só considera a presença de desvanecimento de Rayleigh; (ii) múltiplos usuários com canais correlatados e que considera as perdas de propagação de pequena e larga escala num sistema com antena centralizada; e (iii) múltiplos usuários com canais correlatados e que considera as perdas de propagação de pequena e larga escala num sistema com antena distribuída.

Dentre as contribuições deste trabalho destacam-se: (i) apresentar uma comparação de vários detectores tanto em sistemas de pequeno como de grande porte sobre três tipos de cenários diferentes; (ii) resultados que mostram as vantagens e desvantagens dos detectores considerados; (iii) duas novas técnicas de detecção, o RMB-SIC-RO e o MB-SIC-RO, que exploram ordenamentos aleatórios nos algoritmos baseados em detectores MB-SIC.

¹Dado a complexidade deste detector só foram feitas simulações com um número reduzido de usuários.

Este texto se encontra estruturado da seguinte forma: o Capítulo 2 é dedicado à descrição e comparação de algumas das técnicas de detecção de sinais em sistemas MIMO de pequeno porte. Resultados numéricos são apresentados tendo em conta um cenário monousuário com sistemas até 32×32 (i.e., 32 antenas na transmissão e 32 antenas na recepção). O Capítulo 3 aborda alguns detectores de baixa complexidade computacional já propostos para sistemas MIMO massivos. Para este tipo de detectores simulações foram feitas considerando sistemas até 64×64 em um cenário monousuário. Com a finalidade de melhor avaliar o comportamento das técnicas de detecção destacadas neste trabalho, tanto para sistemas MIMO de pequeno porte como para sistemas MIMO massivos, dois cenários multiusuário, que correspondem a esquemas de rede celular com antenas centralizadas e distribuídas foram considerados no Capítulo 4. Finalmente no Capítulo 5 são apresentadas algumas conclusões e trabalhos futuros.

Técnicas básicas de detecção em sistemas MIMO

Neste capítulo são descritas algumas das técnicas de detecção de sinais em sistemas MIMO de pequeno porte, comparando-as em termos de desempenho (i.e., *bit error rate* BER) e complexidade (i.e., número médio de flops requeridos por vetor de símbolos detectado). Na Subseção 2.1 temos a definição matemática do modelo típico de um sistema MIMO monousuário. A Subseção 2.2 contém uma revisão do detector ótimo. Detectores sub-ótimos são abordados nas subseções 2.3 e 2.4. Finalmente, resultados numéricos são apresentados na Subseção 4.2, onde algumas conclusões são destacadas.

2.1

Modelo do sistema MIMO

A comunicação MIMO consiste em usar várias antenas em ambos lados, transmissão e recepção, do canal de comunicação [5]. Uma fácil visualização do ambiente MIMO é representado na Figura 1, que considera o equivalente passa-baixa discreto dos sinais transmitidos [24]. Considere um sistema up-link com N_t antenas transmissoras e N_r antenas receptoras, $N_t \leq N_r$, onde N_t símbolos são transmitidos simultaneamente. Seja $\mathbf{s} \in \mathbb{A}^{N_t}$, $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_{N_t}]^T$ o vetor de símbolos transmitidos, (\mathbb{A} representa um conjunto finito complexo com cardinalidade $|\mathbb{A}|$) onde s_i é o sinal complexo com energia unitária ($\mathbb{E}[|s_i|^2] = 1$) do i -ésimo usuário. Seja $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N_r \times N_t}$ a matriz de canal, onde a entrada $h_{p,q}$ denota o ganho complexo do canal entre a p -ésima antena receptora e a q -ésima antena transmissora. Supondo espalhamento rico, as entradas da matriz \mathbf{H} são modeladas como variáveis aleatórias gaussianas complexas estatisticamente independentes, todas com média zero e variância unitária (i.i.d $\mathcal{CN}(0, 1)$). Sejam $\mathbf{r} \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$ e $\mathbf{n} \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$, respectivamente, o vetor recebido e vetor ruído no receptor, onde as componentes de \mathbf{n} são modeladas como i.i.d $\mathcal{CN}(0, \sigma_n^2)$. O vetor do sinal recebido pode ser escrito como

$$\begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ \vdots \\ r_{N_r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & \cdots & h_{1N_t} \\ h_{21} & h_{22} & \cdots & h_{2N_t} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ h_{N_r 1} & h_{N_r 2} & \cdots & h_{N_r N_t} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \\ \vdots \\ s_{N_t} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_1 \\ n_2 \\ \vdots \\ n_{N_r} \end{bmatrix} \quad (2-1)$$

ou mais convenientemente na forma¹

¹É adotado a seguinte notação: vetores e matrizes são indicadas por letras minúsculas

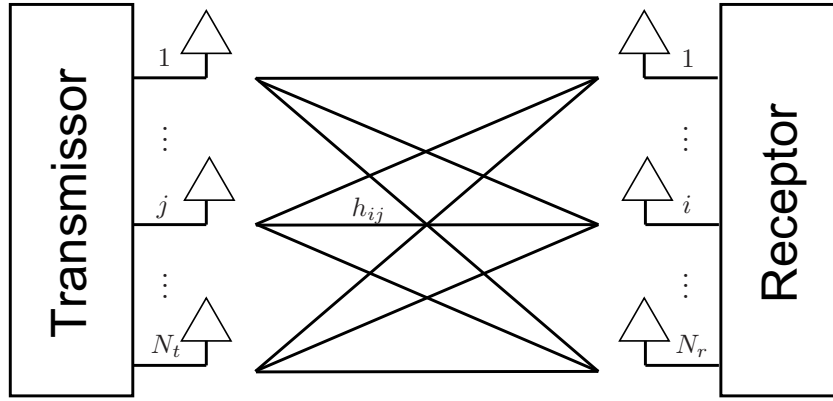


Figura 1: Modelo do sistema MIMO

$$\mathbf{r} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (2-2)$$

Suponha-se que a matriz \mathbf{H} é conhecida na recepção, isto é, foi estimada previamente pelo receptor. Assim, o objetivo do receptor é o de estimar \mathbf{s} a partir de \mathbf{r} e \mathbf{H} .

Note que na equação (2-2) os sinais ou fluxos de dados transmitidos pelas diferentes antenas sofrem sobreposição no receptor, resultando em interferência multi-antena. Isto significa que os diversos sinais não podem ser facilmente recuperados no receptor a menos que haja um método para separá-los. Com o objetivo de separar os fluxos de dados transmitidos pelas antenas, o receptor deve utilizar técnicas de detecção similares aos métodos de detecção multiusuário [35]. Obter uma estimativa confiável é um dos maiores desafios em sistemas de comunicações. A seguir são descritas algumas das principais técnicas de detecção para sistemas MIMO.

2.2

Detector ótimo Maximum Likelihood

O detector ótimo de máxima verossimilhança (Maximum Likelihood - ML) [5] é descrito por

$$\hat{\mathbf{s}}_{ML} = \arg \min_{\mathbf{s} \in \mathbb{A}^{N_t}} \|\mathbf{r} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2 \quad (2-3)$$

Assim, o detector ML escolhe a mensagem $\hat{\mathbf{s}}$ que resulta na menor distância euclidiana entre o vetor recebido \mathbf{r} e a mensagem hipótese $\mathbf{H}\mathbf{s}$, doravante referida como custo ML de \mathbf{s} . Neste método de detecção a complexidade aumenta exponencialmente à medida que a ordem da modulação e/ou

e maiúsculas em negrito respetivamente. As operações transposto, conjugado e Hermitiano são representadas $(.)^T$, $(.)^*$ e $(.)^H$ respectivamente. $\Re(.)$ e $\Im(.)$ denotam as partes real e imaginário do argumento complexo.

o número de antenas transmissoras aumenta, pois consiste em testar os $|\mathbb{A}|^{N_t}$ valores possíveis do vetor \mathbf{s} e escolher o melhor. Devido a esta complexidade computacional detectores sub-ótimos devem ser considerados.

2.3

Detectores sub-ótimos clássicos

Esta seção apresenta algumas técnicas de detecção sub-ótimas básicas, iniciando com alguns detectores lineares clássicos e posteriormente, abordando o algoritmo de cancelamento sucessivo de interferência (*Successive interference cancellation* SIC).

2.3.1

Detectores lineares

Esta subseção apresenta alguns dos algoritmos de detecção linear de sinais para sistemas de MIMO massivo mais importantes na literatura [9], [35].

Tais detectores utilizam recepção com filtros casados (*matched filter* - MF), e equalizadores *zero forcing* (ZF) ou de erro mínimo médio quadrático (*minimum mean-square error* - MMSE), e são descritos por

$$\hat{\mathbf{s}} = Q(\mathbf{W}^H \mathbf{r}) \quad (2-4)$$

onde os filtros detectores são

$$\mathbf{W}_{MF} = \mathbf{H}, \quad \text{para o MF} \quad (2-5)$$

$$\mathbf{W}_{ZF} = \mathbf{H}(\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1}, \quad \text{para o ZF} \quad (2-6)$$

e

$$\mathbf{W}_{MMSE} = \mathbf{H}(\mathbf{H}^H \mathbf{H} + \sigma_n^2 / \sigma_s^2 \mathbf{I})^{-1}, \quad \text{para o MMSE} \quad (2-7)$$

e a função $Q(\mathbf{x})$ retorna o ponto da constelação complexa de sinais mais próximo de \mathbf{x} .

2.3.2

Successive interference cancellation, SIC

É um tipo de detector com decisão dirigida que pode oferecer um balanço atrativo entre desempenho e complexidade. Baseia-se no princípio que, caso os sinais interferentes sejam conhecidos ou possam ser estimados de maneira eficiente, então, os respectivos vetores interferentes podem ser eliminados por meio da sua subtração do vetor de sinal original recebido, \mathbf{r} , o qual se deseja demodular [6], [12], [23].

No receptor SIC, os sinais interferentes vão sendo estimados um a um, sequencialmente, com o uso de detectores lineares, do mais para o menos interferente. Assim, os algoritmos de ordenamento, que estabelecem a sequência segundo a qual os sinais serão detectados, tem um papel muito importante, pois afetam significativamente o desempenho dos receptores SIC. A maioria dos critérios de ordenamento (do pior ao melhor desempenho e do menos ao mais complexo) são baseados: na norma do canal, nos valores de razão sinal-ruído (SNR), nos valores de razão sinal-interferência mais ruído (SINR), apresentados a seguir, e em estratégias de procura exaustiva [35].

Dado um ordenamento $i_1 \ i_2 \ \cdots \ i_{N_t}$, ($i_k \in \{1, 2, \dots, N_t\}, \forall k$), para os índices dos usuários a serem detectados, o símbolo do usuário i_k é detectado na k -ésima iteração de acordo com

$$\hat{\mathbf{s}}_{i_k} = Q \left(\mathbf{w}_{i_k}^H \mathbf{r}_k \right); \quad k = 1, 2, \dots, N_t \quad (2-8)$$

onde representados os filtros detectores (2-5), (2-6) e (2-7) como funções de \mathbf{H} , $\mathbf{W} = f(\mathbf{H})$, o vetor \mathbf{w}_{i_k} pode ser expresso por

$$\mathbf{w}_{i_k} = [f(\mathbf{H}_{i_{k-1}})]_{i_k} \quad (2-9)$$

onde $\mathbf{H}_{i_{k-1}}$ denota a matriz \mathbf{H} com as colunas i_1, i_2, \dots, i_{k-1} suprimidas, $[\mathbf{A}]_n$ denota a n -ésima coluna de uma matriz \mathbf{A} e $\mathbf{H}_{i_0} \triangleq \mathbf{H}$. Note-se que $\mathbf{H}_{i_0} \in \mathbb{C}^{N_r \times N_t}$ e que $\mathbf{H}_{i_{N_t-1}} \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$. Ainda em (2-9), o vetor de dados recebido processado na k -ésima iteração, \mathbf{r}_k , é dado por

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{r} - \sum_{j=1}^{k-1} \mathbf{h}_{i_j} \hat{\mathbf{s}}_{i_j}; \quad k = 1, 2, \dots, N_t \quad (2-10)$$

onde $\mathbf{r}_1 \triangleq \mathbf{r}$ e \mathbf{h}_n corresponde à n -ésima coluna da matriz \mathbf{H} .

A complexidade computacional do detector SIC baseado em equalizador MMSE (SIC-MMSE) ou em ZF (SIC-ZF) são similares e incorrem em um custo cúbico em N_t , $O((N_t)^3)$; porém, o desempenho do receptor baseado no MMSE é superior ao baseado no ZF.

Ordenamento baseado na SINR

Sinais com alto valor de *signal-to-interference-plus-noise-ratio* (SINR) são detectados primeiro [15], [24], [25]. Considerando detecção linear MMSE, o i -ésimo símbolo detectado é

$$\hat{\mathbf{s}}_i = Q \left(\mathbf{w}_i^H \mathbf{r} \right), \quad i = 1, 2, \dots, N_t \quad (2-11)$$

onde \mathbf{w}_i é a i -ésima coluna da matriz de detecção MMSE, \mathbf{W}_{mmse} em (2-7), assim a SINR para o i -ésimo símbolo é

$$SINR_i = \frac{E[|\mathbf{w}_i^H \mathbf{h}_i s_i|^2]}{E\left[\left|\sum_{l=1, l \neq i}^{N_t} \mathbf{w}_i^H \mathbf{h}_l s_l + \mathbf{w}_i^H \mathbf{n}\right|^2\right]}, \quad i = 1, 2, \dots, N_t \quad (2-12)$$

onde $E[\cdot]$ é o operador valor esperado. Como \mathbf{h} , \mathbf{n} e s_i são estatisticamente independentes, a equação 2-12 se torna

$$SINR_i = \frac{E_{s_i} |\mathbf{w}_i^H \mathbf{h}_i|^2}{\sum_{l=1, l \neq i}^{N_t} E_{s_l} |\mathbf{w}_i^H \mathbf{h}_l|^2 + \sigma_n^2 \|\mathbf{w}_i\|^2}, \quad i = 1, 2, \dots, N_t \quad (2-13)$$

onde $E_{s_i} = E[|s_i|^2]$ é a energia do sinal transmitido. N_t valores de SINR são calculados e ordenados do maior para o menor, os símbolos são então detectados seguindo a ordem decrescente dos respectivos valores de SINR [24].

Ordenamento baseado na SNR

Como o equalizador linear ZF elimina a interferência sobre o vetor do sinal desejado [15], [24], [25], o i -ésimo símbolo detectado é dado por

$$\hat{s}_i = Q(s_i + \mathbf{w}_i^H \mathbf{n}), \quad i = 1, 2, \dots, N_t \quad (2-14)$$

onde \mathbf{w}_i é a i -ésima coluna da matriz de detecção ZF, W_{ZF} em 2-6, assim a SINR para o i -ésimo símbolo é

$$SNR_i = \frac{E[|s_i|^2]}{E[\mathbf{w}_i^H \mathbf{n}]} = \frac{E_{s_i}}{\sigma_n^2 \|\mathbf{w}_i\|^2}, \quad i = 1, 2, \dots, N_t \quad (2-15)$$

N_t valores de SNR são calculados e ordenados do maior para o menor SNR [24].

As estratégias de ordenamento por SINR ou SNR podem ter dois enfoques. O primeiro destes enfoques é estabelecer o ordenamento já na primeira iteração, ou seja, estabelecer uma função que pré-ordene os N_t símbolos da maior para a menor SINR ou SNR, como descrito acima, o segundo enfoque é o de determinar após cada cancelamento de símbolo qual dos símbolos restantes tem maior SINR ou SNR. É claro que no último enfoque, a complexidade computacional aumenta, pois é preciso realizar o ordenamento $N_t - 1$ vezes. Uma comparação em termos de desempenho destes dois enfoques de ordenamento é feito no Apêndice A. Por sua menor complexidade, o primeiro enfoque foi o adotado ao longo deste trabalho.

Ordenamento baseado na Norma

Este método é o mais simples [15], [24], e consiste em computar os valores das normas das colunas da matriz do canal:

$$Norma_i = \|\mathbf{h}_i\|^2, \quad i = 1, 2, \dots, N_t \quad (2-16)$$

N_t valores de Norma são calculados e ordenados decrescentemente.

2.4

Detectores sub-ótimos baseados em listas

Uma generalização da técnica de detecção SIC é encontrada no algoritmo MB-SIC (*multi-branch successive interference cancellation*), este algoritmo implementa diferentes padrões de ordenamento produzindo múltiplos candidatos para a detecção [18], [35]. Cada ordenamento é referido como um ramo, de modo que um detector com L ramos produz um conjunto de L vetores candidatos $\hat{\mathbf{s}}_l$, $l = 1, 2, \dots, L$ [24]. O algoritmo MB-SIC escolhe como candidato final o candidato com o menor custo ML:

$$\hat{\mathbf{s}}_{opt} = \arg \min_{1 \leq l \leq L} \|\mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{s}}_l\| \quad (2-17)$$

O ordenamento no primeiro ramo é feito de acordo com um algoritmo SIC padrão e nos ramos restantes por ordenamentos diferentes entre si. O número de ramos paralelos L é um parâmetro que deve ser escolhido no projeto. Neste contexto, o esquema ótimo de ordenamento corresponde a uma procura exaustiva de $L = N_t!$ (onde $!$ é o operador fatorial), que implica explorar todas as permutações possíveis. Na prática, este procedimento é claramente muito complexo, especialmente quando N_t é grande. Portanto, um esquema de ordenamento com baixa complexidade é de muito interesse [18].

As subsecções 2.4.1 e 2.4.2 abordam duas metodologias possíveis para o ordenamento dos ramos restantes, por permutação e por ordenamento aleatório, respectivamente, usando um número de ramos fixos. Posteriormente, a Subsecção 2.4.3 define uma nova metodologia baseada em [30] onde tanto o padrão de ordenamento quanto o número de ramos são aleatórios.

2.4.1

Multi-branch Successive interference cancellation, MB-SIC

Neste algoritmo cada ramo usa uma matriz \mathbf{P}_l de permutação de colunas, $l = 2, \dots, L$. A estimativa do l -ésimo ramo, $\tilde{\mathbf{s}}_l$, é obtida usando um detector SIC baseado numa nova matriz de canal $\mathbf{H}^{(l)} = \mathbf{H}\mathbf{P}_l$. Após a detecção a estimativa $\tilde{\mathbf{s}}_l$ retorna a ordem original $\hat{\mathbf{s}}_l$ por meio de \mathbf{P}_l , $\hat{\mathbf{s}}_l = \mathbf{P}_l\tilde{\mathbf{s}}_l$.

Em [18], a matriz de permutação é obtida da seguinte forma

$$\mathbf{P}_l = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_s & \mathbf{0}_{s, N_t-s} \\ \mathbf{0}_{N_t-s, s} & \bar{\mathbf{I}}_{N_t-s} \end{bmatrix}, \quad 2 \leq l \leq L \quad (2-18)$$

onde \mathbf{I}_a representa a matriz identidade axa , $\bar{\mathbf{I}}_a$ é a matriz de reversão axa cujos elementos $\bar{I}_{i,j}$ são definidos como

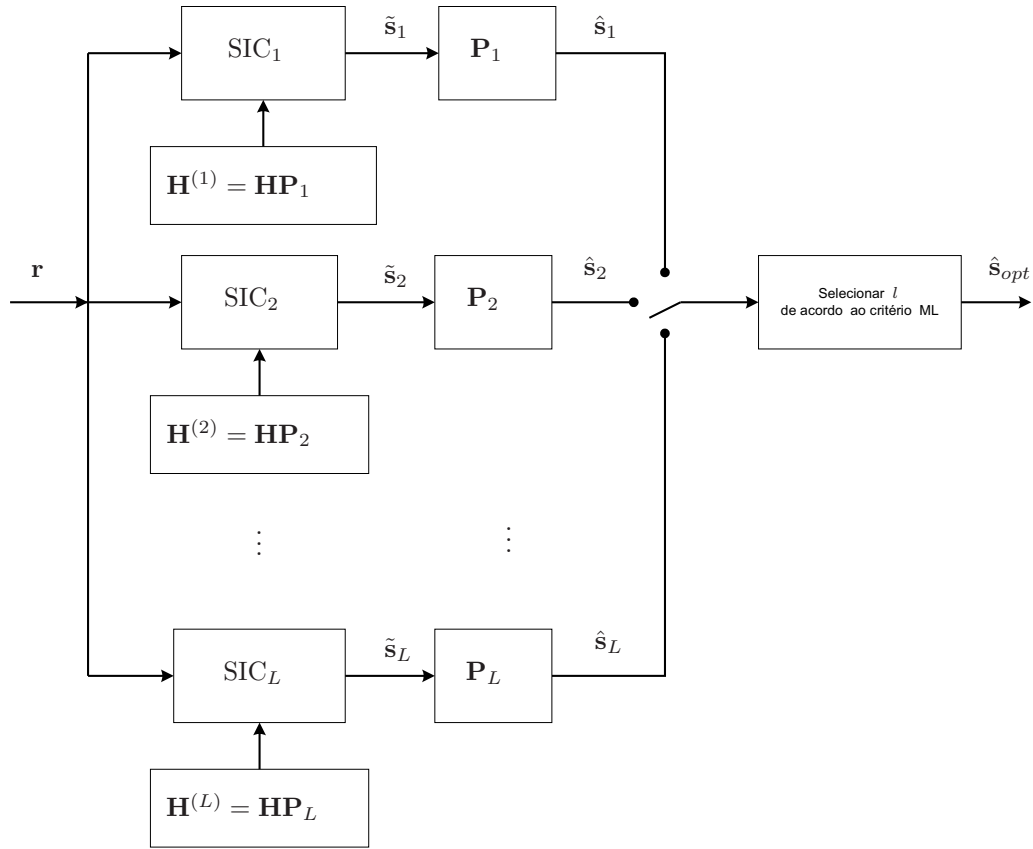


Figura 2: Diagrama do detector MB-SIC

$$\bar{I}_{i,j} = \begin{cases} 1 & j = a - i + 1 \\ 0 & j \neq a - i + 1 \end{cases} \quad (2-19)$$

$\mathbf{0}_{a,b}$ é uma matriz de zeros axb e o algoritmo muda a ordem de cancelamento de acordo com o deslocamento dado por

$$s = \lfloor (l-2)N_t/L \rfloor \quad 2 \leq l \leq L \quad (2-20)$$

onde o operador $\lfloor a \rfloor$ retorna o maior valor inteiro maior do que a . Das expressões (2-18) e (2-20) se pode observar que o número máximo de ramos é igual ao número de antenas transmissoras, $L \leq N_t$.

Um diagrama do detector MB-SIC convencional com ordenamento por permutação pode ser visto na Figura 2, onde a matriz de permutação de canal do primeiro ramo é igual a matriz identidade, $\mathbf{P}_1 = \mathbf{I}$.

2.4.2

Multi-branch Successive interference cancellation by random-order, MB-SIC-RO

Este esquema é muito simples. No procedimento aqui proposto, o ordenamento no primeiro ramo é feito de acordo com um algoritmo SIC padrão enquanto nos ramos restantes é usado um vetor de ordenamento \mathbf{i}_l (onde o

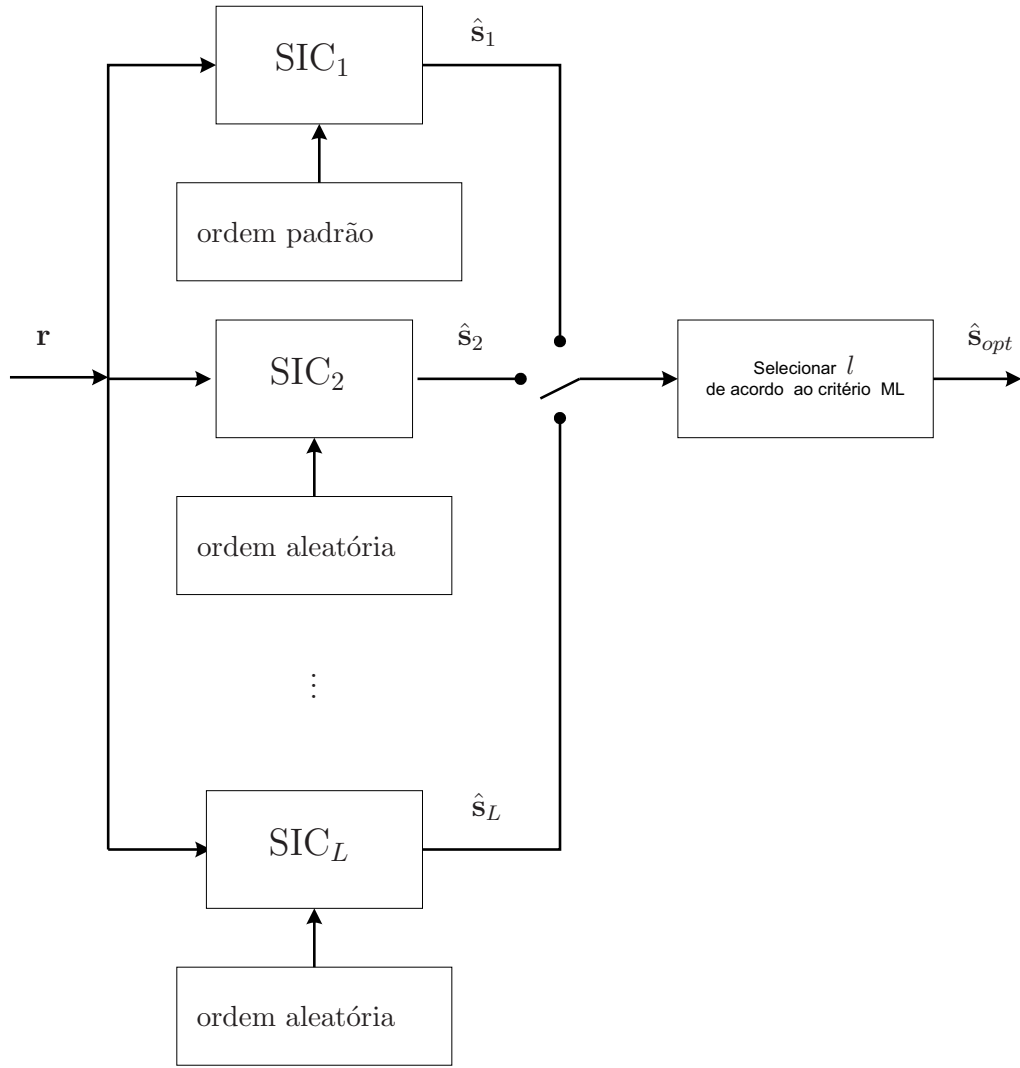


Figura 3: Diagrama do detector MB-SIC-RO

subíndice l representa o ramo correspondente, $l = 2, \dots, L$) formado por valores inteiros entre 1 e o número de símbolos transmitidos N_t , sorteados aleatoriamente sem reposição.

Note que no MB-SIC (ver Figura 2) cada um dos ramos usa duas vezes a matriz de permutação, a primeira vez para estabelecer o padrão de ordenamento modificando a matriz de canal e a segunda para retornar o vetor estimado ao ordenamento original. Como o detector MB-SIC-RO não utiliza matrizes de transformação a sua implementação requer um menor número de operações, notadamente em sistemas de maior ordem. A Figura 3 apresenta um diagrama do detector MB-SIC-RO.

2.4.3

Random-Multi-branch Successive interference cancellation by random-order, RMB-SIC-RO

Nesta subseção é apresentado um novo esquema de detecção por lista. Nossa proposta incorpora uma estratégia utilizada no detector RLB-LAS, que se encontra na Subseção 3.2 desta dissertação ou em mais detalhes em [30]. Assim como no detector MB-SIC-RO, a idéia principal do algoritmo RMB-SIC-RO é a de gerar várias estimativas do vetor de sinal transmitido por meio de detectores SIC com ordenamentos diferentes. Entretanto, o número de ramos, L , que corresponde ao número de candidatos testados a cada vetor de sinal recebido, é variável e depende de um critério de parada, estabelecido conforme o proposto em [30].

O detector proposto, RMB-SIC-RO, é resumido no Algoritmo 1. As entradas de este algoritmo são: o vetor de entrada \mathbf{r} , uma constante c e o número de ramos mínimo N_{pmin} ; onde estes dois últimos parâmetros influenciam diretamente com a complexidade e desempenho do detector. A saída do algoritmo é o vetor de símbolos detectado ótimo, $\hat{\mathbf{s}}_{opt}$. O ordenamento no primeiro ramo, \mathbf{i}_1 , é feito de acordo com um algoritmo SIC padrão enquanto que nos ramos restantes é usado um vetor de ordenamento aleatório, \mathbf{i}_l . A função "SIC" representa o detector SIC e tem como entradas: o vetor de entrada \mathbf{r} , a matriz de canal \mathbf{H} e o vetor de ordenamento; e tem como saídas: o valor de custo ML, C_{ml} , do vetor estimado e o vetor estimado de símbolos transmitidos $\hat{\mathbf{s}}$. Note que a primeira a estimativa é considerada como $\hat{\mathbf{s}}_{opt}$ mas, no transcurso do algoritmo pode ser substituída por uma estimativa melhor (i.e., com um valor da função custo ML menor). O critério de parada consiste em alcançar um número de iterações N_p que depende da função de custo ML da melhor estimativa, $C_{ml_{opt}}$. A função "criteriodeparada" dá o valor de N_p , que é calculado da seguinte maneira,

$$N_p = \lceil \max(c\phi(\hat{\mathbf{s}}), N_{pmin}) \rceil \quad (2-21)$$

onde c é uma constante, o operador $\lceil a \rceil$ dá o menor inteiro maior que a , N_{pmin} representa o número mínimo de iterações e $\phi(\hat{\mathbf{s}})$ é dada por

$$\phi(\hat{\mathbf{s}}) = \frac{2C_{ml}(\hat{\mathbf{s}}) - N_t\sigma_n^2}{\sqrt{N_t}\sigma_n^2} \quad (2-22)$$

com a função de custo ML dada por

$$C_{ml}(\hat{\mathbf{s}}) = \|\mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{s}}\|^2 \quad (2-23)$$

Ao final de cada iteração, se o número de iterações já realizadas for maior que N_p , o algoritmo para e o vetor de decisão atual é escolhido como o vetor de símbolos detectado final.

Algoritmo 1: RMB-SIC-RO

```

entrada:  $\mathbf{r}, c, N_{pmin}$ 
saída :  $\hat{\mathbf{s}}_{opt}$ 
1  $[C_{mlopt}, \hat{\mathbf{s}}_{opt}] = \text{SIC}(\mathbf{r}, \mathbf{H}, \mathbf{i}_1)$ 
2  $N_p = \text{criteriodeparada}(C_{mlopt}, c, N_{pmin})$ 
3  $\text{iteração} = 0$ 
4 enquanto  $\text{iteração} < N_p$  fazer
5      $\text{iteração} = \text{iteração} + 1$ 
6      $[C_{ml}, \hat{\mathbf{s}}_l] = \text{SIC}(\mathbf{r}, \mathbf{H}, \mathbf{i}_l)$ 
7     se  $C_{ml} < C_{mlopt}$  fazer
8          $C_{mlopt} = C_{ml}$ 
9          $\hat{\mathbf{s}}_{opt} = \hat{\mathbf{s}}_l$ 
10     $N_p = \text{criteriodeparada}(C_{mlopt})$ 
11 fim
12 fim

```

2.5**Resultados de simulação**

Nesta subseção é feita uma comparação entre os desempenhos dos detectores descritos. Em cada experimento é considerado: (i) transmissão de 100 vetores de símbolos, onde cada símbolo tem energia unitária ($\sigma_s^2 = 1$), (ii) canais fixos durante a transmissão, modelados por variáveis aleatórias complexas gaussianas de média nula e variância unitária, e (iii) recepção síncrona. Os resultados correspondem à média de 10^3 experimentos. A relação sinal-ruído (SNR) em dB por antena receptora é dada por $SNR = 10 \log_{10} \frac{N_t \sigma_s^2}{\sigma_n^2}$. A Figura 4 ilustra o desempenho dos receptores: ótimo, lineares e SIC com ordenamento SINR, em um sistema 8x8 com modulação 4-QAM. Pode ser visto que claramente que o pior detector é o MF, que mesmo utilizado em um esquema SIC apresenta um desempenho bastante ruim. Por outro lado, é notória a melhora de desempenho do detector MMSE quando incorporado ao detector SIC, pois consegue obter um valor de BER de 5×10^{-3} com 7.5 dB menos que o detector linear MMSE. Tal melhora não é alcançada pelo filtro ZF.

Outra comparação dos mesmos detectores em questão é mostrada na Figura 5, onde um sistema 4x4 com 16-QAM é considerado. Pode ser visto que o mesmo comportamento do caso anterior. As curvas de desempenho dos detectores MF e MF-SIC se encontram praticamente superpostas e para o caso do ZF e ZF-SIC a diferença é bastante pequena. Porém, o detector MMSE-SIC consegue um ganho de até 3 dB quanto comparado com o desempenho do MMSE, para obter um valor de BER de 5×10^{-2} . É importante destacar que a medida que a SNR aumenta, a diferença entre as curvas de desempenho do MMSE e ZF não diminuiu e para os detectores MMSE-SIC e ZF-SIC esta

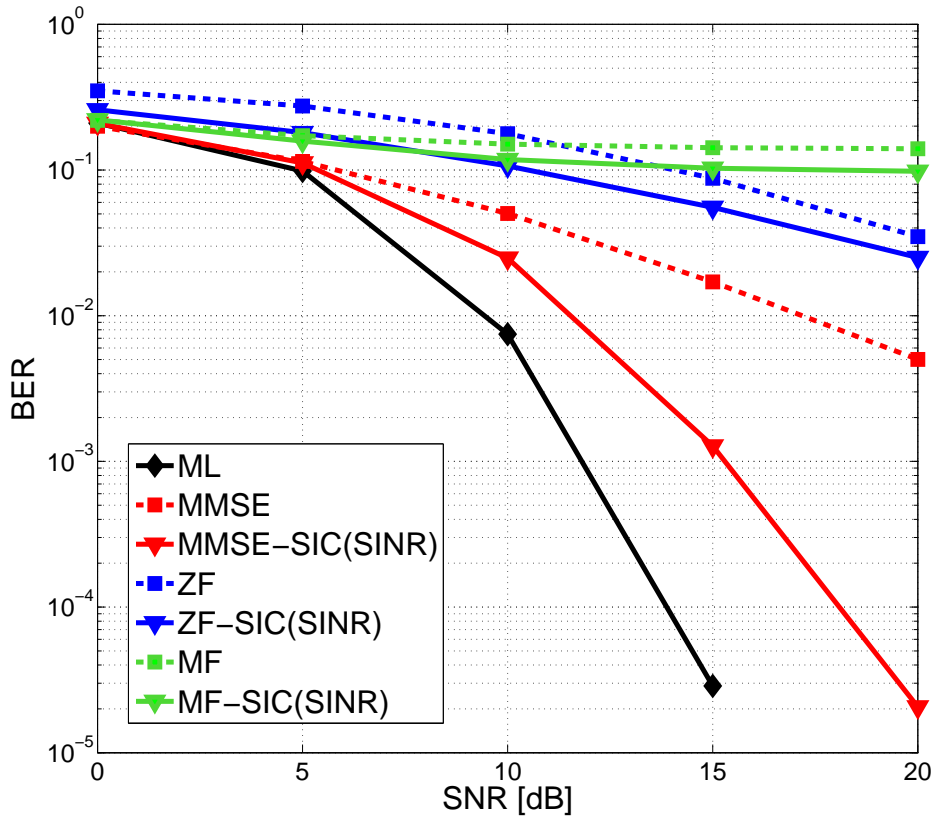


Figura 4: Comparação de detectores básicos em um sistema 8x8 com modulação 4-QAM.

diferença aumenta, isto acontece porque a implementação do detector linear ZF aumenta a potência do ruído, piorando a detecção dos sinais interferentes e aumentando os níveis de interferência quando é implementado em um detector SIC.

Para o caso do MB-SIC diferentes estratégias podem ser consideradas nos ordenamentos dos ramos: do tipo teórico (i.e., SNR, SINR, NORMA), por permutações (e.g., ver subseção 2.4.1), aleatório (e.g., ver subseção 2.4.2 e 2.4.3) ou por uma combinação das três.

Considere dois MB-SIC com ramos ordenados por critérios teóricos: (i) MB-SIC⁽²⁾ com ramos MMSE-SIC(SINR) e MMSE-SIC(NORMA); e (ii) MB-SIC⁽³⁾ com ramos MMSE-SIC(SINR), MMSE-SIC(NORMA) e ZF-SIC(SINR). O desempenho destes detectores e dos ramos individuais em sistemas 8x8 e 20x20 com modulação 4-QAM é mostrado na Figura 6. Pode ser visto que o ramo correspondente ao ZF-SIC(SINR) tem o pior desempenho dentre os três ramos do MB-SIC⁽³⁾. Além disso, a curva do MB-SIC⁽²⁾ indica que o dito ramo não contribui significativamente para o desempenho final do MB-SIC⁽³⁾. Ramos com baixo desempenho devem ser excluídos, pois aumentam a complexidade

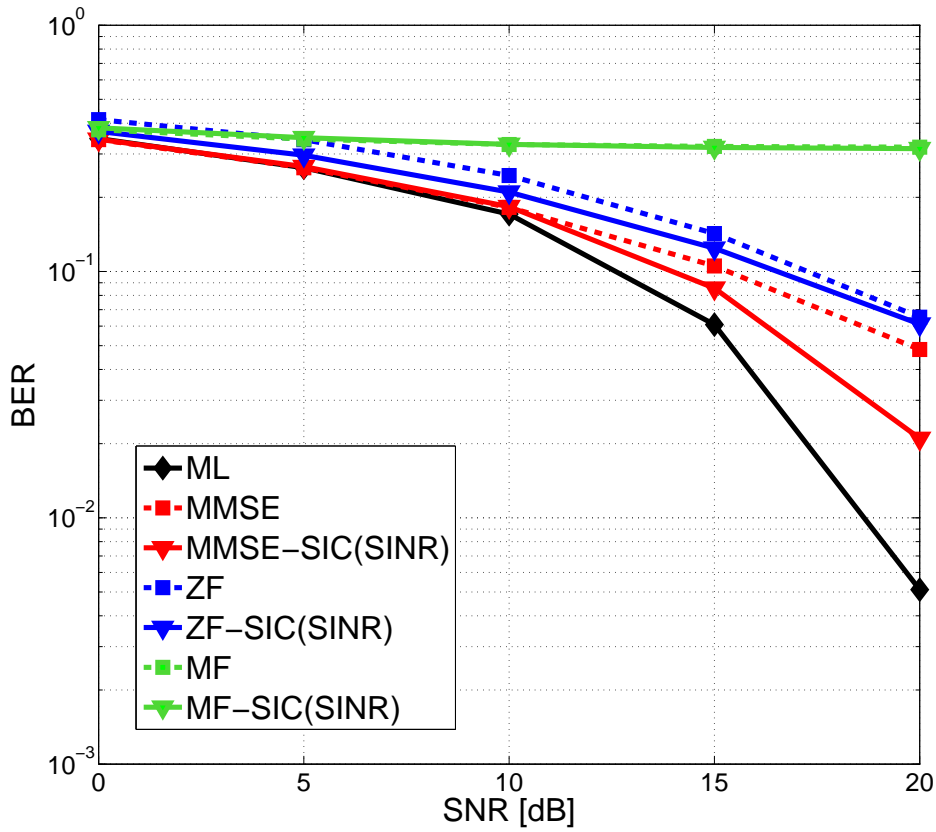


Figura 5: Comparação de detectores básicos em um sistema 4x4 com modulação 16-QAM.

do detector sem maior impacto no desempenho final.

É preciso ter em conta na comparação dos detectores não só os respectivos desempenhos mas também a complexidade que possuam. A Figura 7 apresenta o valor médio do número de operações de ponto flutuante por vetor de símbolos detectado de cada um dos detectores SIC apresentados nesta seção. Nesta figura podemos observar uma pequena vantagem computacional do detector SIC com ordenamento feito por NORMA sobre o SINR e SNR; o detector ZF-SIC(SNR) que oferece um desempenho ruim em comparação com os outros e não tem uma compensação em complexidade, pois requer um número de flops similar ao do MMSE-SIC(SINR).

As figuras 8 e 9 ilustram o desempenho e a complexidade de sistemas 8x8, 20x20 e 32x32 com modulação 4-QAM e três tipos de MB-SIC: (i) com o número de ramos fixo e ordenamento dado por permutação pré-definida (MB-SIC, subseção 2.4.1), (ii) com o número de ramos fixo e ordenamentos aleatórios (MB-SIC-RO, subseção 2.4.2) e (iii) com número de ramos e vetor de ordenamento aleatórios (RMB-SIC-RO, subseção 2.4.3). Os três detectores utilizam ramos MMSE-SIC e ordenamento inicial por SINR. O

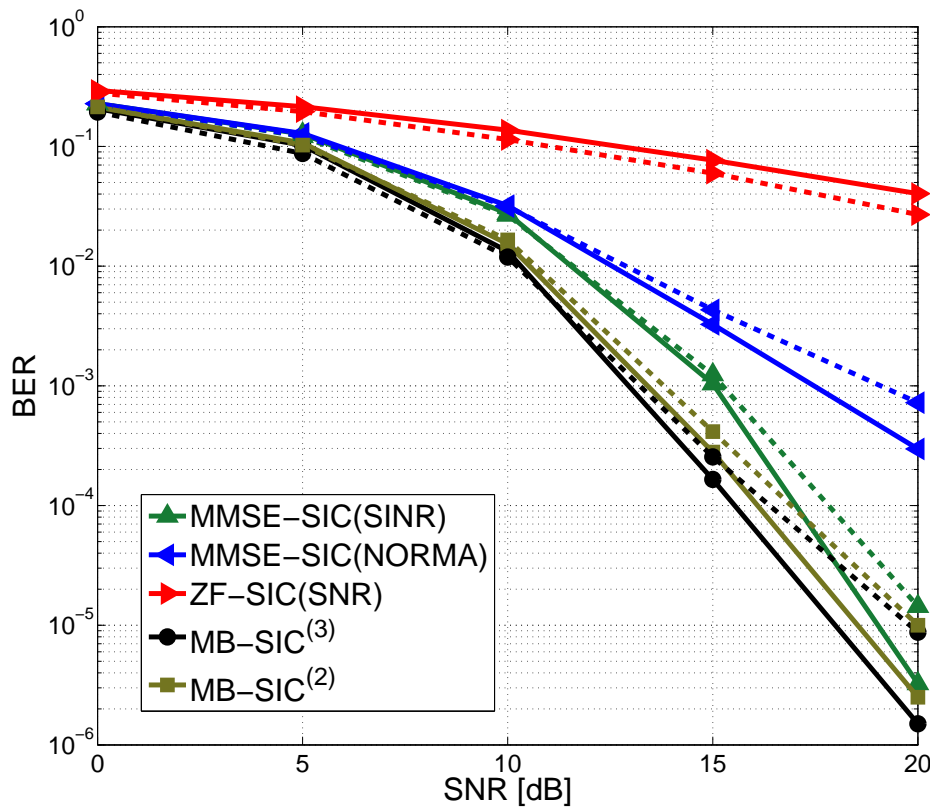


Figura 6: Desempenho do MB-SIC⁽²⁾ e MB-SIC⁽³⁾ com os seus ramos individuais em sistemas 8x8 (---) e 20x20 (—) com modulação 4-QAM

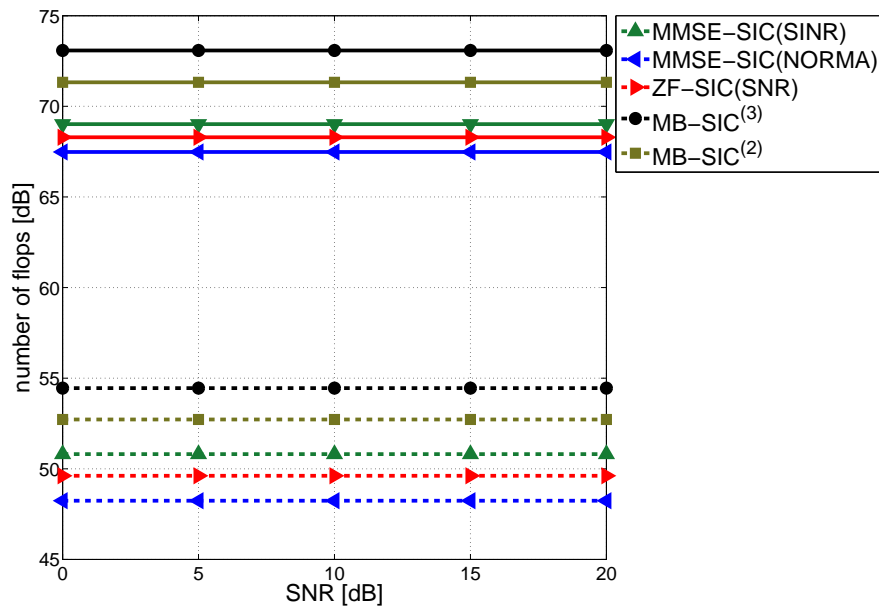


Figura 7: Complexidade do MB-SIC⁽²⁾ e MB-SIC⁽³⁾ com os seus ramos individuais em sistemas 8x8 (---) e 20x20 (—) com modulação 4-QAM

número de ramos fixo é igual ao número de símbolos transmitidos $L = N_t$, e para o RMB-SIC-RO foram utilizados os parâmetros $c = 5$ e $N_{p_{min}} = 2$. Os resultados indicam um desempenho superior do detector RMB-SIC-RO proposto. Ressalta-se que este algoritmo usa um número de ramos que considera necessário para obter um aumento de desempenho. É interessante notar que, o MB-SIC não atinge o mesmo desempenho do MB-SIC-RO apesar de ambos operarem com o mesmo número de ramos nos sistemas 8x8 e 20x20. Pode ser observado que nosso detector proposto, RMB-SIC-RO, consegue obter o melhor desempenho nos três tipos de sistemas e que o MB-SIC só alcança um desempenho similar ao RMB-SIC-RO para um sistema de 32x32 mas com uma complexidade maior (ver Figura 9).

Existe um ganho de desempenho dos detectores MB-SIC-RO e RMB-SIC-RO sobre o MB-SIC nos sistemas 8x8 e 20x20. No caso do MB-SIC-RO este ganho ocorre apesar dos dois detectores utilizarem o mesmo número de ramos. Isto provavelmente acontece porque o MB-SIC explora certas permutações pré-definidas deixando de fora algumas que poderiam gerar bons candidatos para a detecção (i.e., utiliza N_t permutações predefinidas de um total de $N_t!$ permutações possíveis), neste sentido o MB-SIC-RO tem maior flexibilidade podendo gerar qualquer das permutações possíveis (i.e., utiliza N_t permutações aleatórias de $N_t!$ permutações possíveis).

A Figura 9 apresenta uma comparação de complexidade em termos de número médio de flops por vetor de símbolos transmitido. Pode ser observado que os três MB-SIC's requerem uma quantidade de números de flops comparável, onde se obtém um pequeno ganho de complexidade com a utilização de ordenamentos aleatórios em lugar de matrizes de permutação. Entretanto, não há diferença significativa entre os detectores MB-SIC-RO e RMB-SIC-RO no cenário considerado. O Capítulo 4 apresenta uma nova comparação entre estes detectores em dois outros cenários diferentes, onde é evidenciado a grande vantagem do RMB-SIC-RO por ter um número de ramos variável que depende do valor do custo ML do vetor estimado.

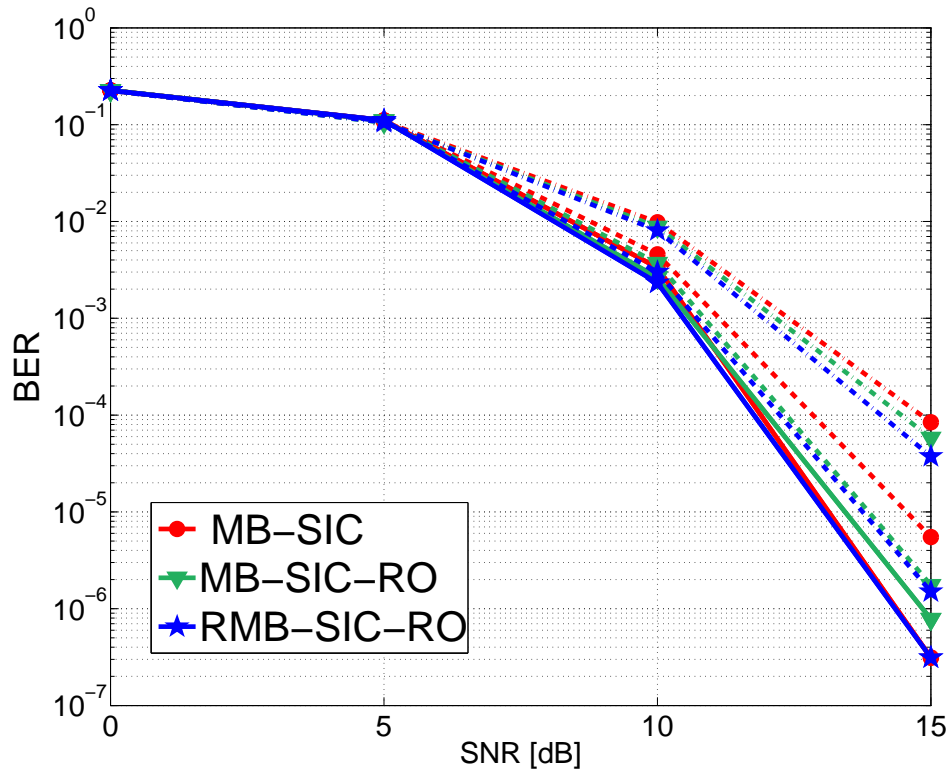


Figura 8: Desempenho do MB-SIC, MB-SIC-RO e RMB-SIC-RO em sistemas MIMO 8x8 (—), 20x20 (---) e 32x32 (—) com modulação 4-QAM

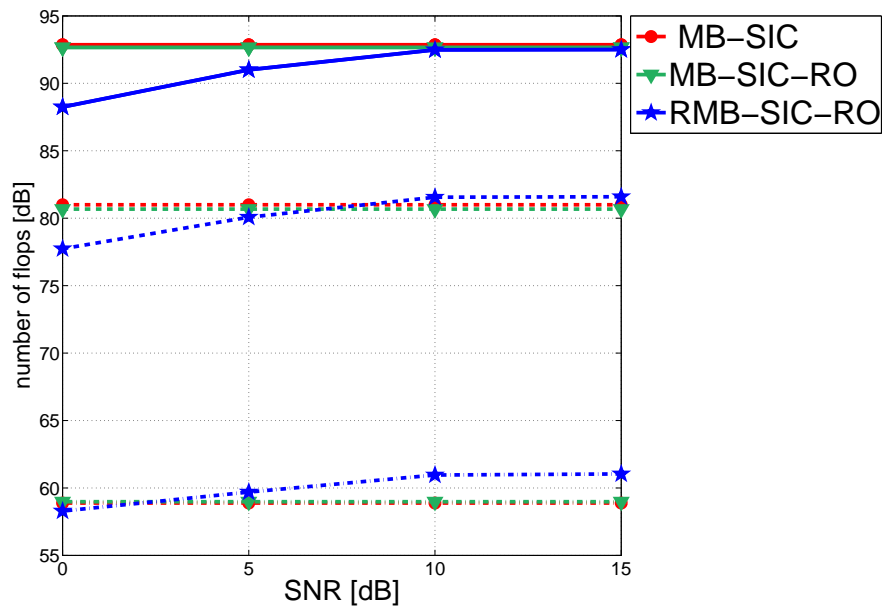


Figura 9: Complexidade do MB-SIC, MB-SIC-RO e RMB-SIC-RO em sistemas MIMO 8x8 (—), 20x20 (---) e 32x32 (—) com modulação 4-QAM

Detectores de baixa complexidade para sistemas MIMO massivo

A evolução natural dos sistemas MIMO tem sido na direção de um aumento do número de elementos no conjunto de antenas, tanto no transmissor quanto no receptor, dando origem aos sistemas MIMO massivos, nos quais este número passa da ordem das centenas. O emprego de um número elevado de antenas nos transceptores dos sistemas de comunicação tem, por si só, grandes vantagens, uma vez que o aumento do número de elementos de transmissão propicia, além das vantagens já citadas anteriormente, grandes melhorias nas taxas de transmissão alcançáveis devido ao aumento da capacidade e a exploração da diversidade nas comunicações. Entretanto, esse aumento significativo de elementos de transmissão faz com que o processamento dos sinais envolvidos seja um problema com elevada complexidade computacional, o que torna os algoritmos de transmissão e detecção atualmente empregados em sistemas MIMO de menor porte inapropriados para a implementação em tais sistemas massivos [16], [27], [34]. Neste capítulo são abordadas algumas das técnicas de detecção de baixa complexidade para sistemas MIMO massivo. Na seção 3.1 se encontra o detector *Multistage likelihood-ascent search* (M-LAS). Trata-se de um tipo de detector baseado em procura dirigida por gradiente, que tendo como ponto de partida uma dada estimativa inicial para o vetor de símbolo, realiza mudanças de símbolos em cada estágio de acordo com certas expressões que foram desenvolvidas pelos autores em [14]. A grande desvantagem deste detector é ser vulnerável a estacionar em mínimos locais próximos da estimativa inicial. Na Seção 3.2 é retomada a idéia do primeiro estágio do M-LAS (i.e., o LAS, que realiza trocas de um símbolo do vetor de entrada por iteração verificando o comportamento da função custo ML) em um algoritmo mais sofisticado, o *Random-list based likelihood-ascent search* (RLB-LAS) [30]. Este algoritmo utiliza vários pontos de partida, obtidos por meio de mudanças aleatórias nos símbolos de uma dada estimativa inicial, no processo de procura para evitar mínimos locais e explorar melhor o espaço de decisão. A Seção 3.3 é dedicada a descrição do *Reactive tabu search* RTS [22], que também realiza troca de símbolos verificando uma função de custo, só que com um enfoque diferente do M-LAS. Neste algoritmo são considerados movimentos "tabu" ou proibidos, aqueles em que as trocas de símbolos possam piorar a função custo. Resultados numéricos são apresentados na Seção 3.4, onde são

comparados os detectores citados em termos de desempenho e complexidade considerando o modelo do sistema descrito em 2.1.

3.1

Multistage likelihood-ascent search, M-LAS

O detector M-LAS essencialmente consiste numa sequencia de estágios LAS [3], [4], [14], [19]. Cada estágio consta de várias iterações, onde um símbolo é atualizado por iteração de forma que a verossimilhança aumente (i.e., a função custo ML diminua) monotonicamente de uma iteração para a seguinte, até que um mínimo local seja alcançado. Para atingir este mínimo local, três estágios são implementados atualizando 1, 2 e 3 símbolos por vez. Se em um dado estágio a verossimilhança cessa de se alterar, o estágio seguinte inicia com o vetor de saída do estágio anterior. O algoritmo termina no ultimo estágio quando a verossimilhança deixar de aumentar.

Em [14] são apresentadas expressões fechadas para a regra de atualização dos símbolos do primeiro e segundo estágio, entretanto, para o terceiro estágio um método de força bruta deve ser realizado. Para avaliar a eficiência destas expressões fechadas, comparações de desempenho (i.e., BER) e de complexidade (i.e., número de flops por vetor de símbolos detectado) foram realizadas para os dois primeiros estágios com os seus respectivos métodos de força bruta de 1-2 símbolos; estes métodos correspondem a explorar todas as combinações possíveis para a troca de 1-2 símbolos selecionando o vetor de símbolos de acordo com o critério de mínimo custo ML, esta troca de símbolos é feita até que não seja possível diminuir mais o custo ML.

A seguir é descrito o método de força bruta de 1 símbolo, LAS-FB(1). Considerando uma modulação de ordem M , tem-se uma constelação de M pontos, de forma que cada símbolo estimado, \hat{s}_i , pode ter M possíveis valores. Dada uma estimativa inicial, $\hat{\mathbf{s}} = [\hat{s}_1 \ \hat{s}_2 \ \cdots \ \hat{s}_{N_t}]^T$, o detector troca o primeiro símbolo estimado, \hat{s}_1 , por cada um dos M pontos e escolhe o melhor de acordo com o custo ML dos M vetores resultantes. O procedimento de trocas é repetido com o segundo símbolo estimado e assim sucessivamente, até o ultimo símbolo detectado, \hat{s}_{N_t} . Em seguida o algoritmo retorna a primeira posição do vetor de símbolos inicializando de novo o procedimento. Quando o procedimento é efetuado da primeira posição do vetor até a última posição sem que nenhuma troca ocorra, o algoritmo para. A Figura 10 apresenta um esquema da primeira troca do algoritmo. Para o método de força bruta de 2 símbolos deve-se testar todas as combinações de pares de símbolos possíveis, realizando um procedimento similar ao descrito anteriormente, porém com trocas de dois símbolos simultaneamente.

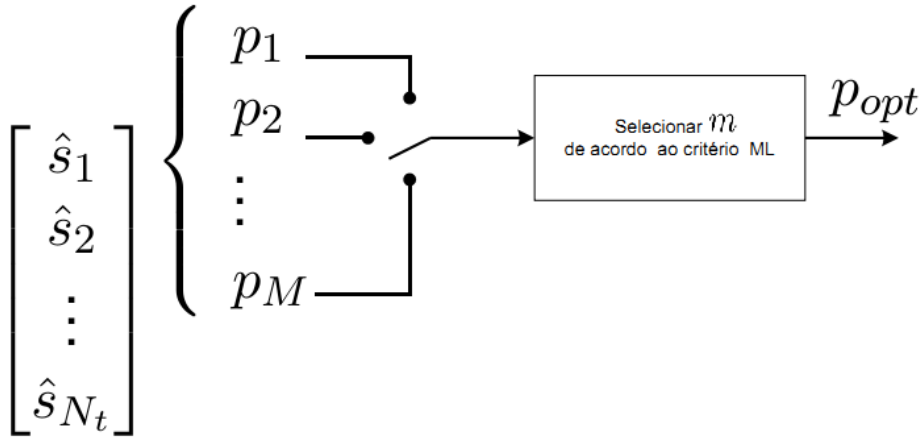


Figura 10: Esquema da primeira troca do algoritmo LAS-FB(1)

Ao longo desta seção a seguinte notação foi adotada:

- Fb(1) : representa o primeiro estágio utilizando um algoritmo de força bruta.
- Fb(2) : representa o segundo estágio utilizando um algoritmo de força bruta.
- Ef(1) : representa o primeiro estágio usando expressões fechadas.
- Ef(2) : representa o segundo estágio usando expressões fechadas.

A Figura 11 apresenta os desempenhos obtidos para sistemas 8x8 e 20x20 com modulação 4-QAM. A estimativa inicial do primeiro estágio é obtida com um filtro detector MMSE e a estimativa "inicial" do segundo estágio é a saída do estágio anterior.

Note que a curva correspondente a Fb(1)+Fb(2) não é a melhor; isto acontece porque o algoritmo procura o mínimo local mais próximo do ponto inicial. Observe que o detector não explora bem o espaço de procura pois só se move quando a função de custo ML diminui, fazendo com que o detector seja propenso a estacionar em mínimos locais. Como exemplo considere uma estimativa inicial de um vetor de 20 símbolos transmitidos, suponha que os símbolos na segunda e quarta posição estejam errados. O detector Fb(1) na primeira iteração após explorar todas as combinações trocando um símbolo, decide mudar o terceiro símbolo, posteriormente, na iteração seguinte muda o símbolo na posição 20. Ao final o vetor de símbolos estimado é pior que a estimativa inicial. Esta situação pode ocorrer quando a vetor de entrada tem um nível de ruído considerável. Outro resultado importante a destacar neste algoritmo é a complexidade de cada um dos estágios. A Figura 12 mostra

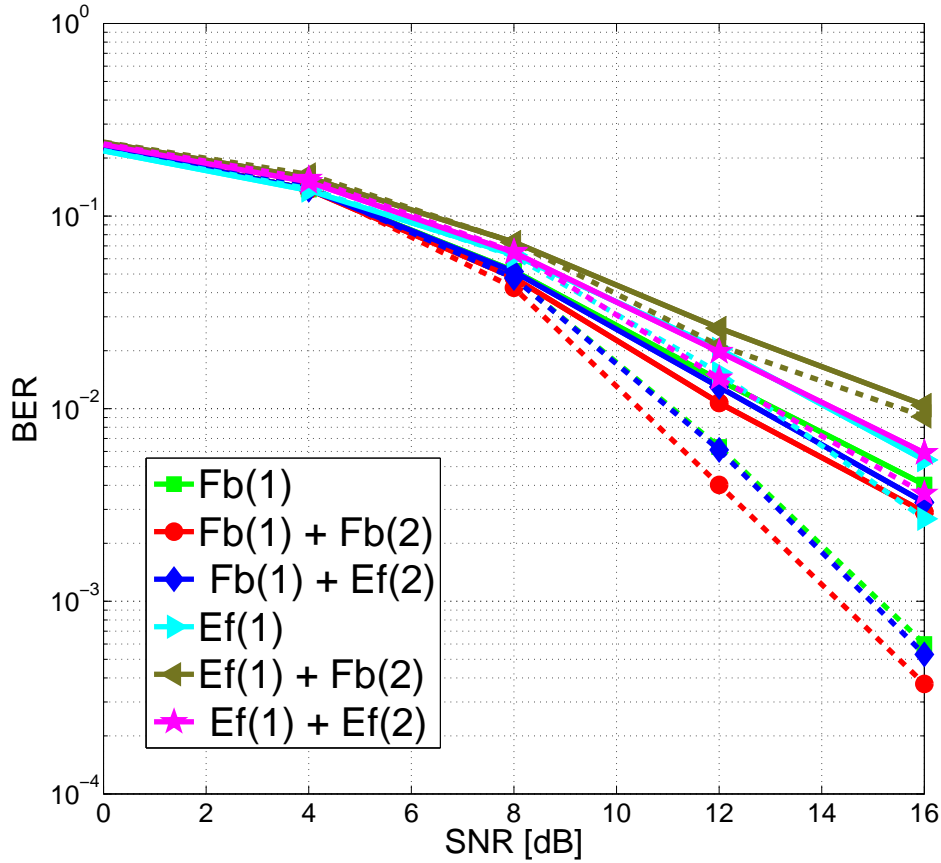


Figura 11: Desempenho dos algoritmos com trocas de símbolos efetuadas por meio de expressão fechada ou força bruta nos dois primeiros estágios do detector M-LAS para sistemas 8x8 (—) e 20x20 (---) com modulação 4-QAM

o número médio de flops por vetor de símbolos detectado para os sistemas em consideração. Claramente se observa que as expressões fechadas tendem a aumentar a complexidade quando comparadas com os métodos de força bruta. Isto se deve possivelmente ao fato do artigo em [14] utilizar uma representação real entre as entradas e saídas de sinais no sistema MIMO. Esta representação ocasiona a duplicação da dimensão das matrizes e vetores envolvidos, com consequente aumento do esforço computacional.

3.2

Random-List Based likelihood-ascent search, RLB-LAS

Deste algoritmo nasceu a idéia do RMB-SIC-RO (ver Subseção 2.4.3), e portanto estes detectores possuem várias similaridades. O detector RLB-LAS em [30] é resumido no Algoritmo 2. As entradas deste algoritmo são: o vetor de entrada \mathbf{r} , uma constante c e o número mínimo de ramos N_{pmin} ; onde estes dois últimos parâmetros influenciam diretamente a complexidade e o desempenho

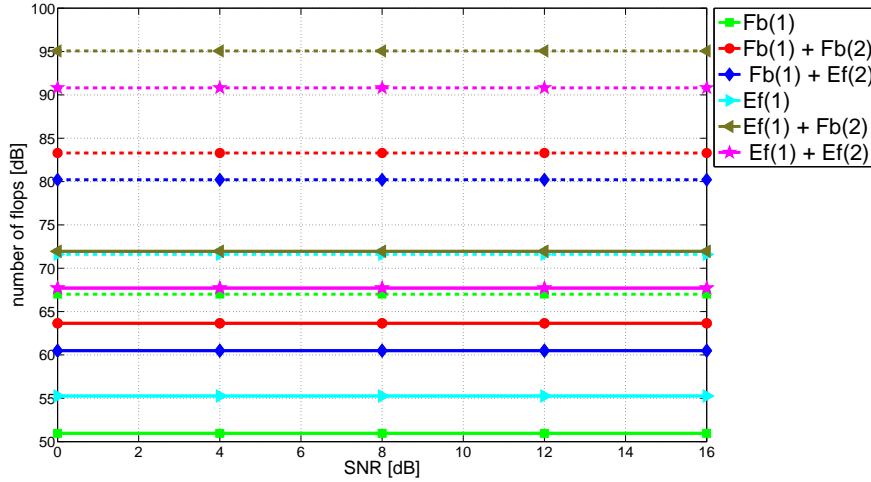


Figura 12: Complexidade dos algoritmos com trocas de símbolos efetuadas por meio de expressão fechada ou força bruta nos dois primeiros estágios do detector M-LAS para sistemas 8x8 (—) e 20x20 (---) com modulação 4-QAM

do detector. A saída do algoritmo é o vetor de símbolos detectado, \hat{s}_{opt} . O RLB-LAS é iniciado com uma estimativa obtida por um detector linear de filtros casados, \hat{s}_i , que é melhorada utilizando o detector LAS-FB(1). Assim, o algoritmo tem o primeiro candidato e um valor custo ML associado a ele. Com este valor de custo é computado o critério de parada, similar ao já apresentado na Subseção 2.4.3, para obter o número de ramos, N_p , a ser utilizado pelo detector. Inicializa-se o contador "iteração". Enquanto o valor deste contador for menor que o valor de N_p , o detector aumenta o valor do contador, gera um novo candidato e realiza uma comparação com o melhor candidato anterior. Se o novo candidato for melhor o algoritmo computa o critério de parada, atualizando o valor de N_p . Os diferentes candidatos são gerados por detectores LAS-FB(1) com pontos de partida distintos, \hat{s}_m , obtidos por meio de trocas aleatórias efetuadas nos símbolos da estimativa \hat{s}_i gerada pelo detector de filtros casados.

O Algoritmo 2 tem as seguintes funções definidas como segue:

- A função "ML" representa um detector linear de filtros casados (ver Subseção 2.3.1), que tem como entrada e saída, o vetor de entrada \mathbf{r} e o vetor estimado $\hat{\mathbf{s}}$, respectivamente.
- A função "LAS-FB(1)" representa o detector LAS-FB(1) apresentado na Seção 3.1 e tem como entrada o vetor de símbolos estimado, $\hat{\mathbf{s}}$; e tem como saídas: o vetor estimado melhorado de símbolos transmitidos $\hat{\mathbf{s}}_{opt}$ e o valor de custo ML C_{ml} , associado a ele.

- A função "trocaaleatória" realiza uma troca aleatória de símbolos do vetor de entrada.
- A função "criteriodeparada" dá o valor de N_p , que é calculado usando (2-21) com a diferença que $\phi(\hat{\mathbf{s}})$ é dada por

$$\phi(\hat{\mathbf{s}}) = \frac{C_{ml}(\hat{\mathbf{s}}) - N_t \sigma_n^2}{\sqrt{N_t \sigma_n^2}} \quad (3-1)$$

Algoritmo 2: RLB-LAS

```

entrada:  $\mathbf{r}, c, N_{pmin}$ 
saída :  $\hat{\mathbf{s}}_{opt}$ 
1  $\hat{\mathbf{s}}_i = \text{MF}(\mathbf{r})$ 
2  $[C_{ml_{opt}}, \hat{\mathbf{s}}_{opt}] = \text{LAS-FB}(1)(\hat{\mathbf{s}}_i)$ 
3  $N_p = \text{criteriodeparada}(C_{ml_{opt}}, c, N_{pmin})$ 
4  $\text{iteração} = 0$ 
5 enquanto  $\text{iteração} < N_p$  fazer
6    $\text{iteração} = \text{iteração} + 1$ 
7    $\hat{\mathbf{s}}_m = \text{trocaaleatória}(\hat{\mathbf{s}}_i)$ 
8    $[C_{ml}, \hat{\mathbf{s}}_l] = \text{LAS-FB}(1)(\hat{\mathbf{s}}_m)$ 
9   se  $C_{ml} < C_{ml_{opt}}$  fazer
10     $C_{ml_{opt}} = C_{ml}$ 
11     $\hat{\mathbf{s}}_{opt} = \hat{\mathbf{s}}_l$ 
12     $N_p = \text{criteriodeparada}(C_{ml_{opt}})$ 
13  fim
14 fim

```

Basicamente, o enfoque deste algoritmo é compensar a desvantagem do algoritmo LAS-FB(1) de estacionar em mínimos locais próximos do ponto inicial pela exploração de múltiplos pontos iniciais espaçados aleatoriamente, gerando um número também aleatório de candidatos originados por detectores LAS. A escolha final é realizada com o critério de mínimo custo ML. O critério de parada, já apresentado na Subseção 2.4.3 é baseado no que foi proposto em [30], que tem como finalidade manter a complexidade do algoritmo RLB-LAS em baixos níveis.

3.3

Reactive Tabu search, RTS

Consiste em uma heurística baseada em técnicas de otimização combinatória [17], [20], [22]. Para entender o comportamento do algoritmo RTS em [22] é preciso pensar na função custo ML como uma função discreta que tem como entrada o vetor estimado de símbolos transmitidos. Como exemplo ilustrativo, a Figura 13 esboça um possível comportamento de esta função. Trata-se de uma função que tem vários mínimos locais e um mínimo global.

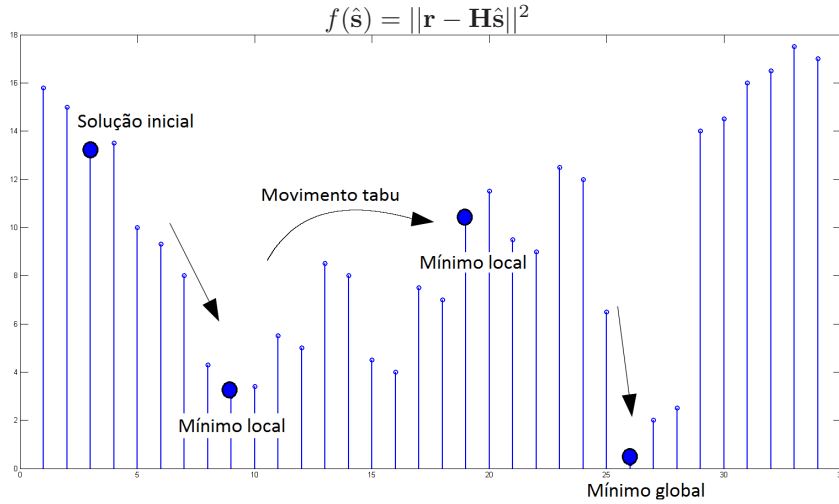


Figura 13: Exemplo do comportamento do detector RTS

Observe que, devido ao ruído, o mínimo global nem sempre corresponde ao vetor de símbolos transmitido, porém, o vetor que gera este mínimo global é o vetor que se procura (i.e., no caso do detector ótimo ML sempre encontra este vetor). Observando a Figura 13, o algoritmo RTS inicia com uma estimativa inicial, que é melhorada em termos de custo ML usando o detector LAS-FB(1). O RTS, com base em certas regras apresentadas em [22] realiza trocas de símbolos que permitem encontrar outros mínimos locais. Se a troca de símbolos faz com que o valor da função custo ML aumente, a troca feita é considerada como "movimento tabu" ou "movimento proibido". Os movimentos tabus só podem ser realizados durante um intervalo de tempo, denominado "período tabu", que vai mudando dinamicamente, classificando o algoritmo como "reativo". Este tipo de movimentos são feitos com o objetivo de explorar melhor a região de procura em busca do mínimo global.

3.4

Resultados de simulação

Nesta subseção é feita uma comparação dos detectores descritos neste capítulo em termos de desempenho e complexidade considerando sistemas 8x8, 20x20, 32x32 e 64x64 com modulação 4-QAM. Usando o modelo do sistema MIMO na Seção 2.1, em cada experimento é considerado: (i) transmissão de 100 vetores de símbolos, onde cada símbolo tem energia unitária ($\sigma_s^2 = 1$), (ii) canais fixos durante a transmissão, modelados por variáveis aleatórias complexas gaussianas de media nula e variância unitária, e (iii) recepção síncrona. Os resultados correspondem à média de 10^3 experimentos. A relação sinal-ruído (SNR) em dB por antenna receptora é dada por $SNR = 10 \log_{10} \frac{N_t \sigma_s^2}{\sigma_n^2}$.

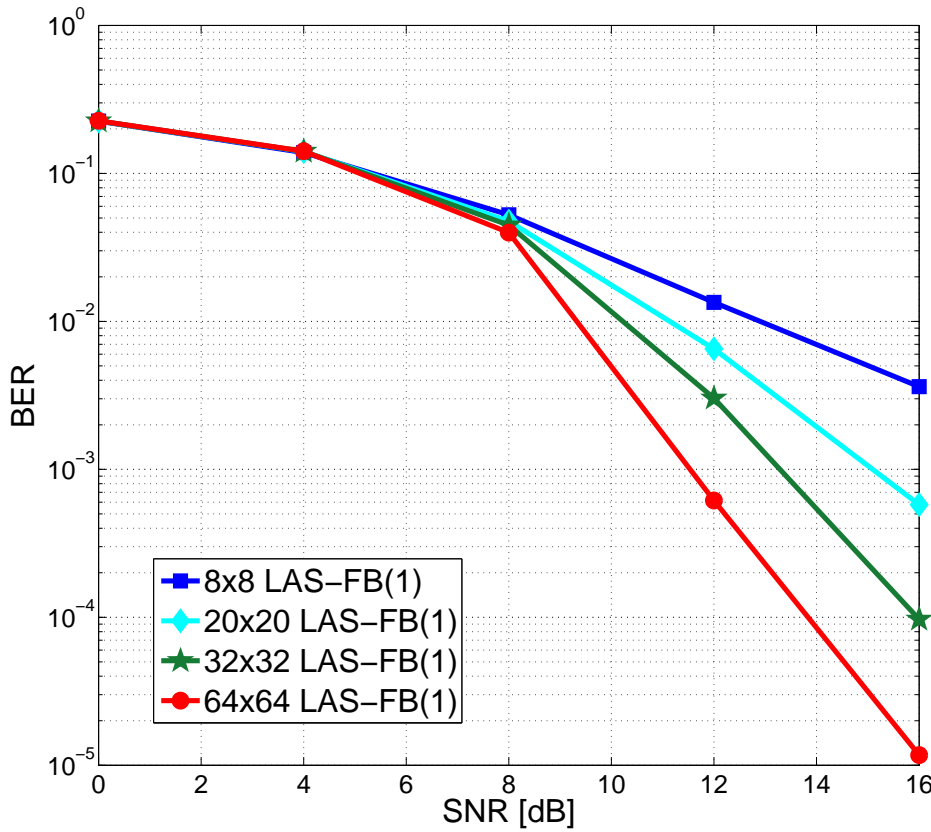


Figura 14: Desempenho do LAS-FB(1) em sistemas 8x8, 20x20, 32x32 e 64x64 com modulação 4-QAM

No caso do M-LAS só será considerado o primeiro estágio por força bruta, LAS-FB(1), uma vez que a melhora obtida com o segundo estágio é pouco significativa em presença do aumento de complexidade resultante. Ressalta-se ainda que o terceiro estágio usado em [14] é computacionalmente inviável para um número elevado de usuários.

As figuras 14 e 15 ilustram o comportamento do algoritmo LAS por força bruta com estimativa inicial dada por um filtro linear MMSE. A Figura 15 evidencia que a complexidade do algoritmo não é sensível ao valor de SNR. Comparando esta figura com a Figura 17, que ilustra o número médio de flops por vetor de símbolos detectado correspondente ao detector RLB-LAS (i.e., um detector que tem múltiplos ramos LAS), vê-se que os níveis de complexidade do LAS-FB(1) são altos para um algoritmo de só um ramo. Esta situação é devida a inversão de matriz utilizada na estimativa MMSE inicial. A complexidade do detector RLB-LAS, que utiliza detecção com filtros casados para gerar a estimativa inicial, tende a aumentar com o aumento do SNR, permanecendo constante em níveis mais altos, após um dado valor de SNR. Sob este aspecto se pode considerar que o detector RLB-LAS é um

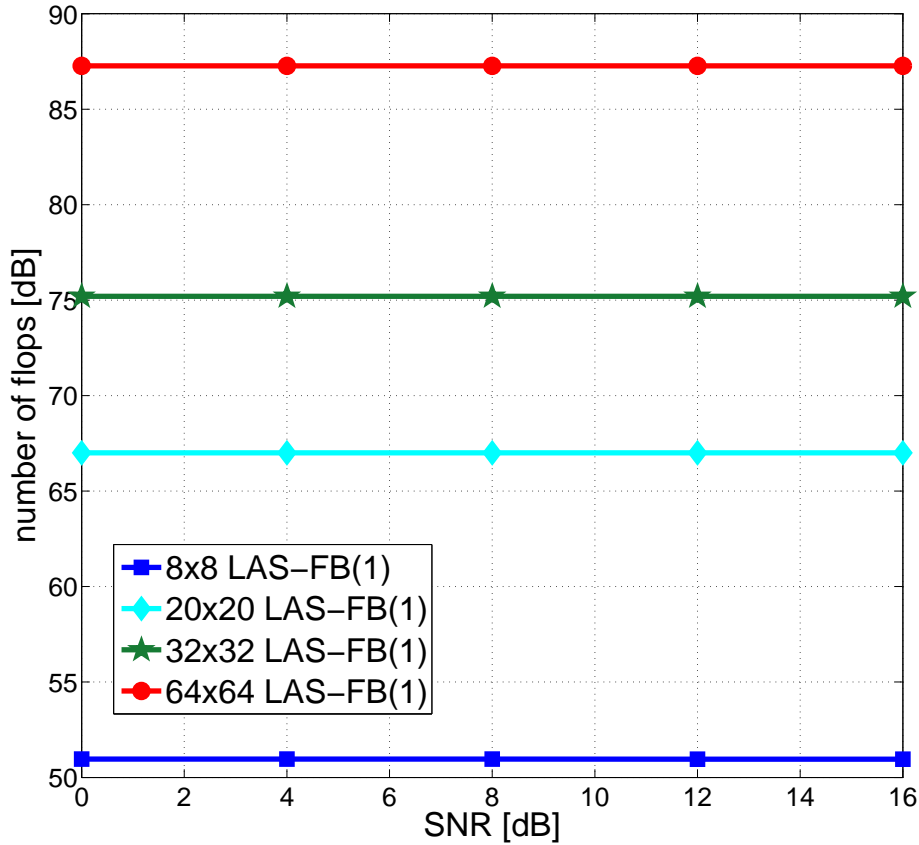


Figura 15: Complexidade do LAS-FB(1) em sistemas 8x8, 20x20, 32x32 e 64x64 com modulação 4-QAM

detector perfeccionista, ao utilizar um maior número de ramos e, portanto, testar um maior número de candidatos para encontrar um que seja melhor que o bom candidato inicial quando a SNR aumenta. Este comportamento não é verificado no detector RTS. Na Figura 19 vemos claramente que o número médio de flops por vetor de símbolos detectado tende a diminuir à medida que a SNR aumenta, porém, os níveis de complexidade do RTS são bem mais altos que os do RLB-LAS, uma vez que o detector RTS requer processamentos extras para efetuar as comparações que determinam se o movimento do vetor foi ou não um movimento tabu. Além disso, a forma com que o algoritmo implementa as trocas de símbolos por força bruta é mais complexa que a do RLB-LAS. Em termos de desempenho os algoritmos RLB-LAS e RTS são comparáveis, ambos com desempenho bastante superior ao do LAS-FB(1) (ver figuras 16 e 18).

Para facilitar as comparações, os resultados de desempenho e complexidade destes 3 detectores são resumidos nas figuras 20 e 21, respectivamente.

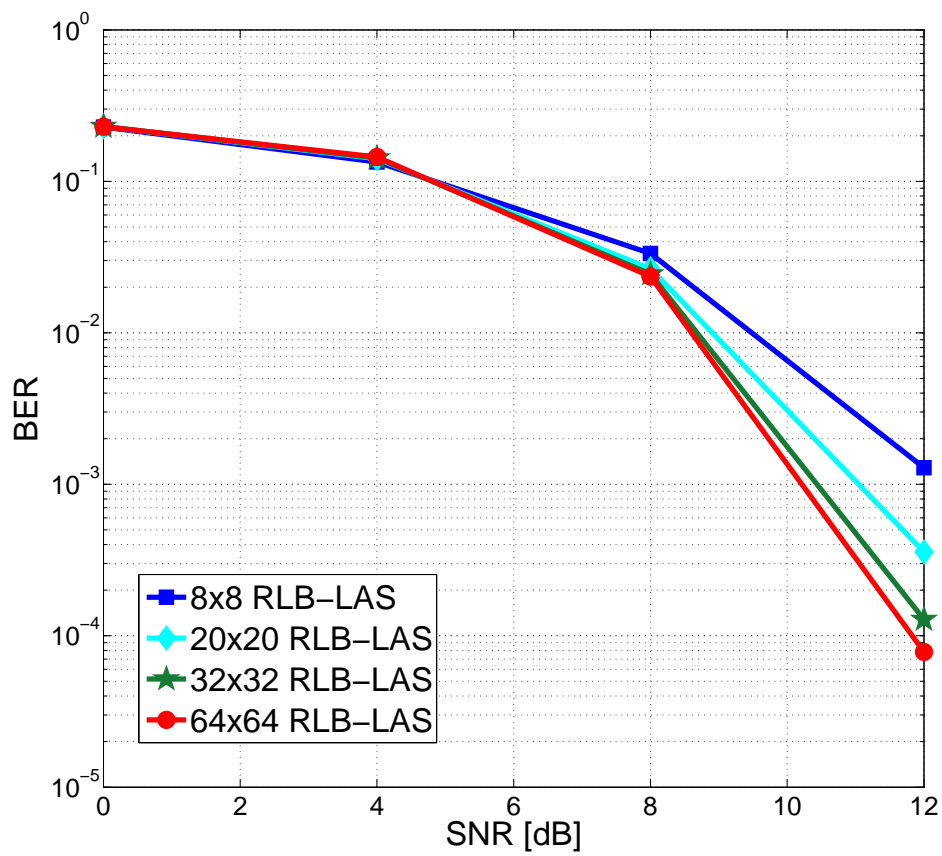


Figura 16: Desempenho do RLB-LAS em sistemas 8x8, 20x20, 32x32 e 64x64 com modulação 4-QAM

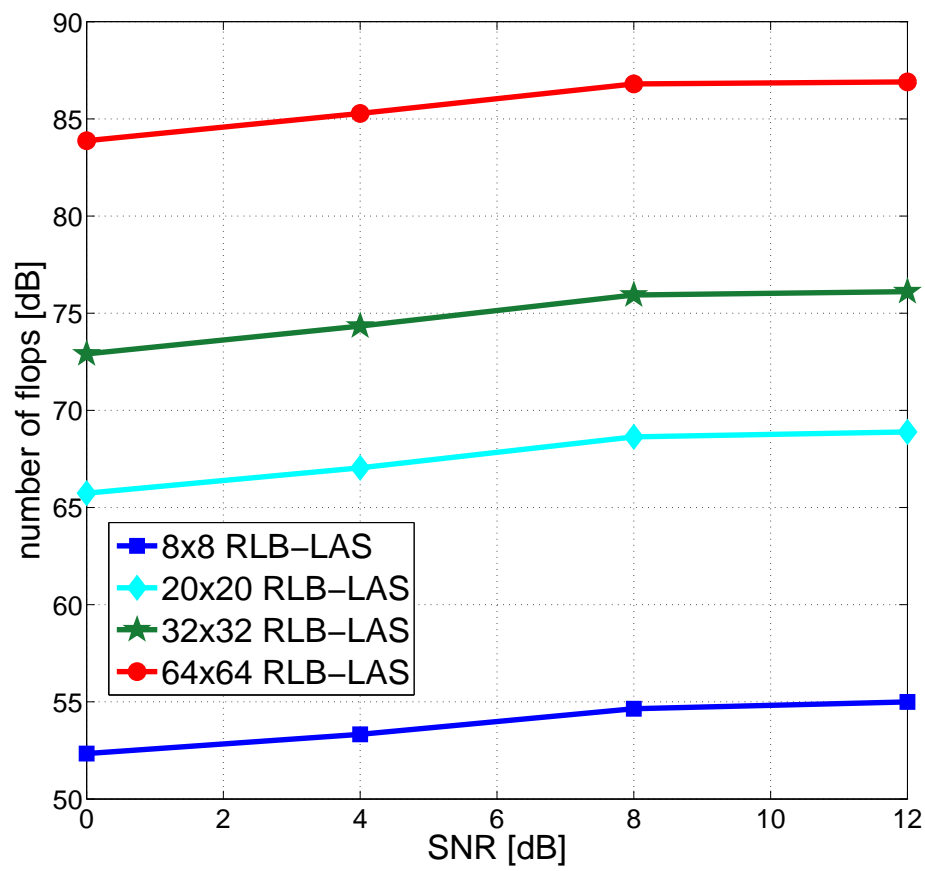


Figura 17: Complexidade do RLB-LAS em sistemas 8x8, 20x20, 32x32 e 64x64 com modulação 4-QAM

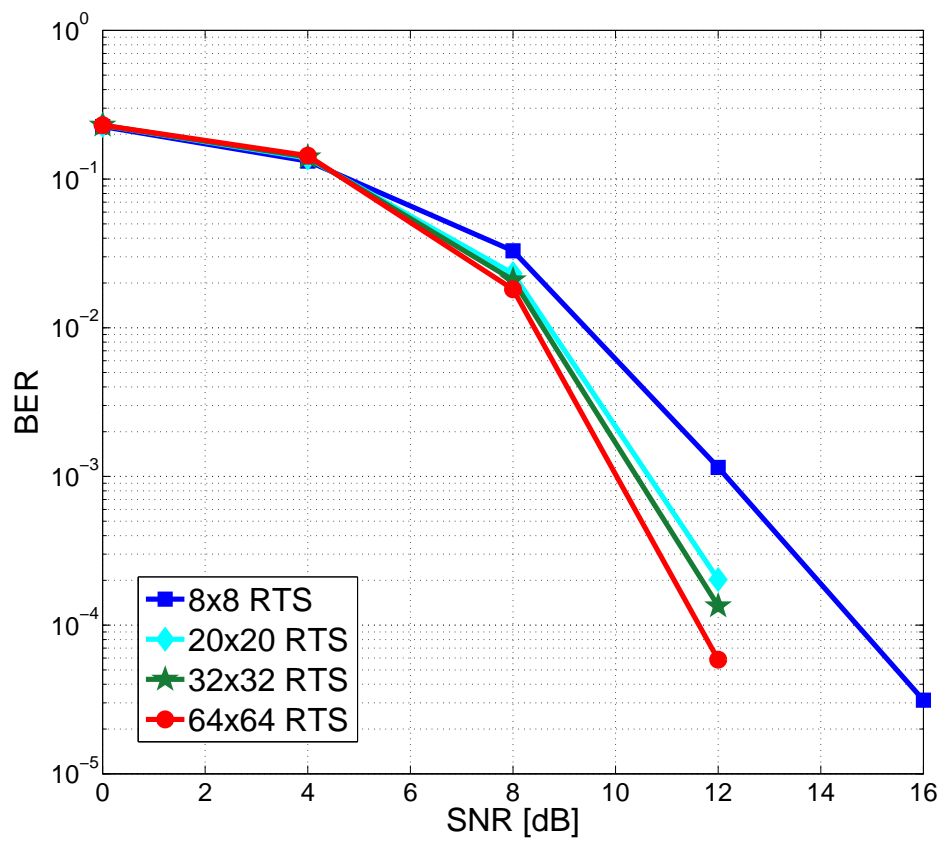


Figura 18: Desempenho do RTS em sistemas 8x8, 20x20, 32x32 e 64x64 com modulação 4-QAM

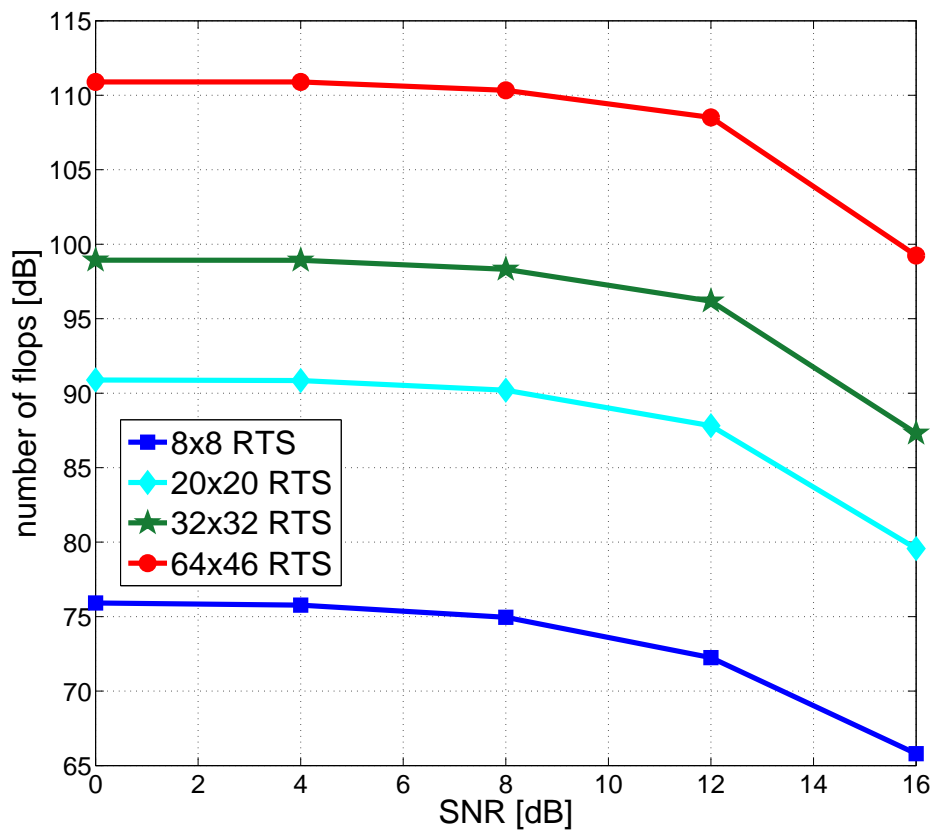


Figura 19: Complexidade do RTS em sistemas 8x8, 20x20, 32x32 e 64x64 com modulação 4-QAM

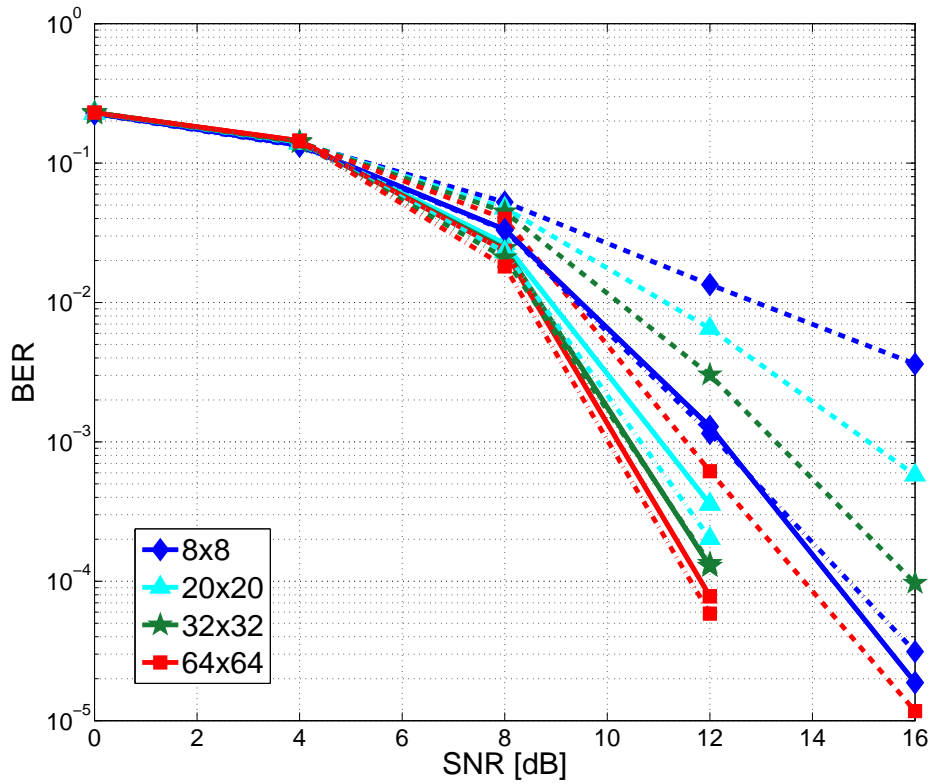


Figura 20: Desempenho dos detectores LAS-FB(1) (---), RLB-LAS (—) e RTS (···) em vários sistemas com modulação 4-QAM

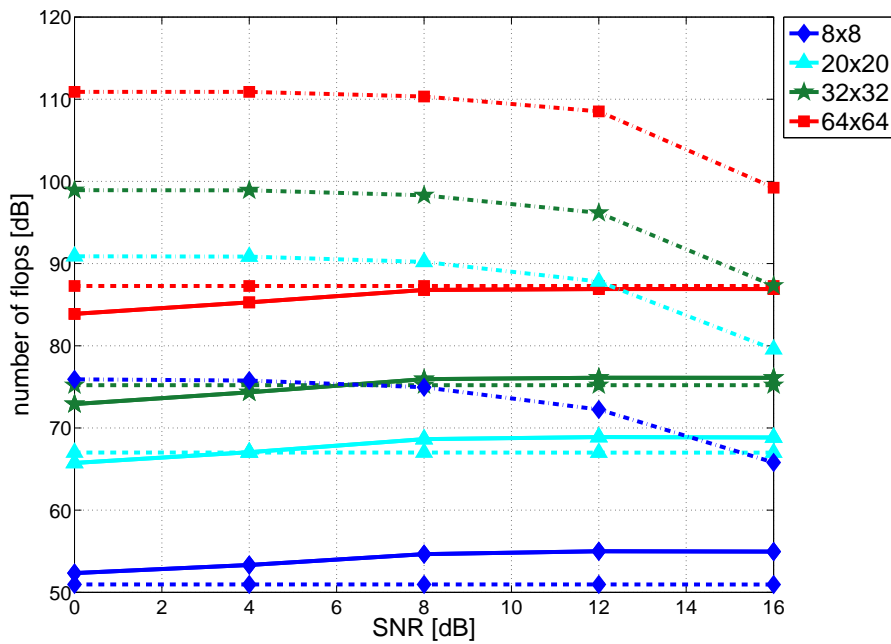


Figura 21: Complexidade dos detectores LAS-FB(1) (---), RLB-LAS (—) e RTS (···) em vários sistemas com modulação 4-QAM

Uplink em sistemas MIMO massivo multi-usuário

Frequentemente, as vantagens atraentes dos sistemas MIMO massivos são evidenciadas com base em condições idealizadas de propagação, em combinação com a disponibilidade de baixo custo do hardware que torne possível implementação de um grande número de antenas. Grande parte das investigações são baseadas principalmente em cenários com ganhos de canal gaussianos complexos, ou seja com desvanecimento de Rayleigh [34], além de independentes e identicamente distribuídos. Estas suposições podem não ser adequadas em algumas situações práticas. Assim, é de interesse a investigação dos sistemas MIMO massivo em cenários mais realísticos, que abordem fatores como a correlação entre as antenas transmissoras e receptoras e levem em conta efeitos de propagação mais abrangentes [26]. Este capítulo descreve dois tipos cenários com estas características, um cenário considera um sistema com antenas centralizadas, [2], [35], e o outro um sistema com antenas distribuídas, [1], [7], [10], [21], [28], [29], descritos na seção 4.1. Resultados numéricos são apresentados na seção 4.2, onde são comparados os desempenhos dos detectores mais relevantes abordados neste trabalho.

4.1 CAS-DAS

O texto desta seção é baseado em [35]. São descritos a seguir dois modelos para o uplink em sistemas MIMO massivo multi-usuário em redes móveis: o modelo de sistema com antenas centralizadas (*Centralized Antenna System model CAS*) e o modelo de sistema de antenas distribuídas (*Distributed Antenna System model DAS*). Na configuração CAS um número grande antenas receptoras é usado no topo de uma torre ou prédio. No esquema DAS, sub-bases são distribuídas em uma dada área geográfica associada a uma célula e conectadas a estação base por meio de enlaces dedicados ou de fibra ótica.

4.1.1 Modelo de Sistema de Antena Centralizada

Nesta subseção, é considerado um sistema MIMO com múltiplos usuários em ambiente CAS com N_A antenas no receptor [35], localizado na estação base de um sistema de rede celular, ilustrado na Figura 22. Considere-se

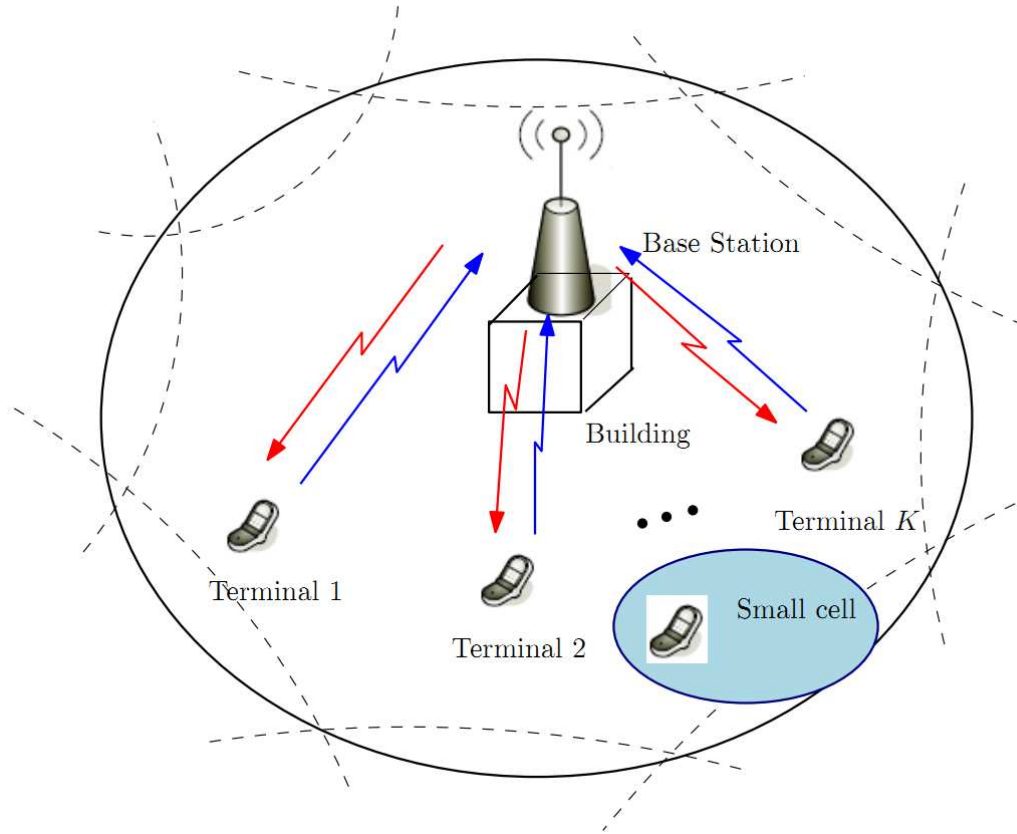


Figura 22: Rede móvel celular com configuração CAS.

K usuários transmitindo em tal sistema, cada um deles com N_U antenas, $N_A \geq KN_U$. A cada intervalo de transmissão cada usuário transmite N_U símbolos da forma $\mathbf{s}_k \in \mathbb{C}^{N_U \times 1}$ com $\mathbb{E}[\mathbf{s}_k] = \mathbf{0}$ e $\mathbb{E}[\mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^H] = \sigma_{s_k}^2 \mathbf{I}$, onde $\sigma_{s_k}^2$ representa a energia do símbolo transmitido. O sinal composto recebido depois da demodulação, filtragem com filtros casados e amostragem é coletado em um vetor $\mathbf{r} = [r_1, r_2, \dots, r_{N_A}]^T$, descrito por

$$\begin{aligned} \mathbf{r} &= \sum_{k=1}^K \gamma_k \mathbf{H}_k \mathbf{s}_k + \mathbf{n} \\ &= \sum_{k=1}^K \mathbf{G}_k \mathbf{s}_k + \mathbf{n} = \mathbf{G} \mathbf{s} + \mathbf{n} \end{aligned} \quad (4-1)$$

onde $\mathbf{G} = [\mathbf{G}_1 \ \mathbf{G}_2 \ \dots \ \mathbf{G}_K]$, $\mathbf{s} = [\mathbf{s}_1^T \ \mathbf{s}_2^T \ \dots \ \mathbf{s}_K^T]^T$ e $\mathbf{n} \in \mathbb{C}^{N_A \times 1}$ é o vetor de ruído com entradas modeladas como variáveis aleatórias i.i.d $\mathcal{CN}(0, \sigma_n^2)$. Os elementos $h_{i,j}^k$ da matriz de canal $\mathbf{H}_k \in \mathbb{C}^{N_A \times N_U}$ são os ganhos complexos do canal entre a j -ésima antena do usuário k e a i -ésima antena receptora. A matriz de canal \mathbf{H}_k é modelada pelo modelo de Kronecker [8] através de

$$\mathbf{H}_k = \mathbf{\Theta}_R^{1/2} \mathbf{H}_k^0 \mathbf{\Theta}_T^{1/2} \quad (4-2)$$

onde as entradas de \mathbf{H}_k^0 são variáveis aleatórias i.i.d $\mathcal{CN}(0, 1)$, $\mathbf{\Theta}_R^{1/2}$ e $\mathbf{\Theta}_T^{1/2}$ denotam as matrizes de correlação entre as antenas do receptor e do transmissor, respectivamente, cujas componentes são da forma

$$\mathbf{\Theta}_{R/T} = \begin{pmatrix} 1 & \rho & \rho^4 & \dots & \rho^{(N_a-1)^2} \\ \rho & 1 & \rho & \dots & \vdots \\ \rho^4 & \rho & 1 & \vdots & \rho^4 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \rho^{(N_a-1)^2} & \dots & \rho^4 & \rho & 1 \end{pmatrix} \quad (4-3)$$

onde ρ é o índice de correlação entre antenas vizinhas e N_a é o número de antenas transmissoras ou receptoras. Note-se que quando $\rho = 0$ temos um cenário descorrelatado e quando $\rho = 1$ temos um cenário totalmente correlatado. Os canais dos diferentes usuários são supostos descorrelacionados devido à sua separação geográfica.

O parâmetro γ_k representa o efeito de propagação de larga escala do usuário k , tais como perda de espaço livre e sombreamento sendo dado por

$$\gamma_k = \alpha_k \beta_k \quad (4-4)$$

onde a perda de espaço livre para cada usuário é expressa por

$$\alpha_k = \sqrt{\frac{L_k}{d_k^\tau}} \quad (4-5)$$

sendo L_k a perda de espaço livre do enlace que conecta o usuário k à estação base, d_k é a distância relativa entre este usuário e a estação base, τ é o expoente da perda de espaço livre, escolhido entre 2 e 4 dependendo do meio de transmissão.

O parâmetro de sombreamento β_k é modelado por uma variável aleatória log-normal da forma

$$\beta_k = 10^{\frac{\sigma_k v_k}{10}} \quad (4-6)$$

onde σ_k é o desvio padrão do sombreamento em dB e v_k é variável aleatória $\mathcal{N}(0, 1)$. A matriz de canal $\gamma_k \mathbf{H}_k$ em (4-3) que inclui desvanecimento de larga e pequena escala é denotada por \mathbf{G}_k .

4.1.2

Modelo de Sistema de Antena Distribuída

Nesta subseção, é considerado um sistema MIMO com múltiplos usuários e configuração DAS. O sistema utiliza N_B antenas na estação base e L sub-

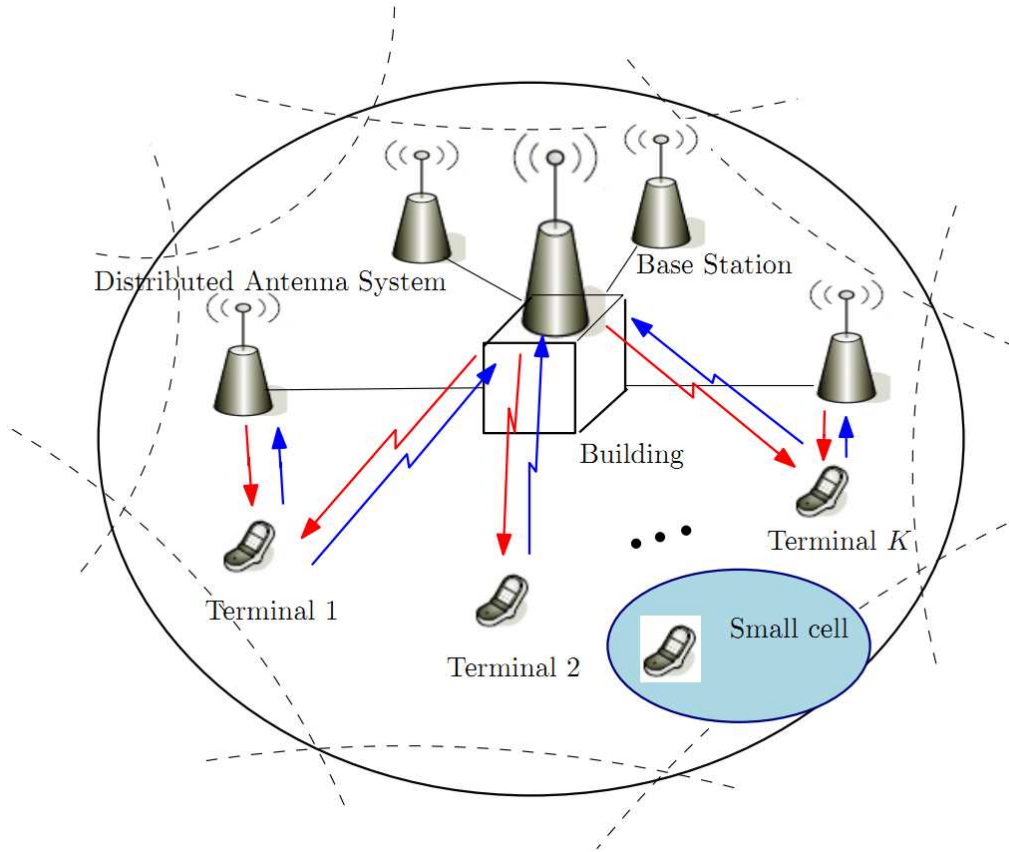


Figura 23: Rede móvel celular com configuração DAS.

bases remotas com Q antenas cada [35], que são distribuídas sobre a célula e conectadas à estação base por meio de enlaces dedicados, como ilustra a Figura 23. Considera-se que o sistema contém K usuários cada um equipado com N_U antenas que se comunicam com receptores em uma arquitetura DAS com um total de $N_A = N_B + LQ$ antenas receptoras, onde $N_A \geq KN_U$. Note que se o número de sub-bases remotas é reduzido a zero, $L = 0$, a arquitetura DAS se reduz ao esquema CAS com $N_A = N_B$.

A cada intervalo de transmissão, os K usuários transmitem N_U símbolos cada, que são organizados em um vetor $\mathbf{s}_k \in \mathbb{C}^{N_U \times 1}$. Os vetores de dados \mathbf{s}_k são depois transmitidos sobre canais com desvanecimento plano. O sinal composto recebido depois da demodulação, filtragem com filtros casados e amostragem, é coletado em um vetor $\mathbf{r} = [r_1, r_2, \dots, r_{N_A}]^T$, que é descrito por

$$\begin{aligned} \mathbf{r} &= \sum_{k=1}^K \mathbf{\Gamma}_k \mathbf{H}_k \mathbf{s}_k + \mathbf{n} \\ &= \sum_{k=1}^K \mathbf{G}_k \mathbf{s}_k + \mathbf{n} = \mathbf{G} \mathbf{s} + \mathbf{n} \end{aligned} \quad (4-7)$$

onde $\mathbf{G} = [\mathbf{G}_1 \ \mathbf{G}_2 \ \cdots \ \mathbf{G}_K]$, $\mathbf{s} = [\mathbf{s}_1^T \ \mathbf{s}_2^T \ \cdots \ \mathbf{s}_K^T]^T$ e $\mathbf{n} \in \mathbb{C}^{N_A \times 1}$ é o vetor de ruído com entradas modeladas como variáveis aleatórias i.i.d $\mathcal{CN}(0, 1)$. Os vetores de símbolos transmitidos \mathbf{s}_k têm média zero e matriz de covariância $\mathbb{E}[\mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^H] = \sigma_{s_k}^2 \mathbf{I}$, onde $\sigma_{s_k}^2$ representa a energia do símbolo transmitido e as matrizes de canal $\mathbf{H}_k \in \mathbb{C}^{N_A \times N_U}$ seguem a descrição feita em conexão com (4-2). Na configuração DAS os canais dos receptores de diferentes sub-bases remotas são menos prováveis de manter correlação pelo fato destas estações estarem geograficamente separadas, porém para as antenas localizadas na estação base e em cada sub-base as $L + 1$ sub-matrizes de \mathbf{H}_k podem ser modeladas usando o modelo de canal de Kronecker como detalhado na subseção anterior, de forma que $\mathbf{H}_k = [\mathbf{H}_{k_1}^T \ \mathbf{H}_{k_2}^T \ \cdots \ \mathbf{H}_{k_{L+1}}^T]^T$. Outra maior diferença entre os esquemas CAS e DAS diz respeito dos efeitos de propagação de larga escala. Especificamente, com DAS as perdas de propagação são em média menores que o esquema CAS, devido a uma menor distância média entre os usuários e as estações receptoras distribuídas na célula, favorecendo assim a existência de enlaces de melhor qualidade e beneficiando a cobertura da célula. Os efeitos de propagação de larga escala são modelados por uma matriz diagonal $N_A \times N_A$ dada por

$$\mathbf{\Gamma}_k = \text{diag} \left(\underbrace{\gamma_{k,1} \cdots \gamma_{k,1}}_{N_B} \underbrace{\gamma_{k,2} \cdots \gamma_{k,2}}_Q \cdots \underbrace{\gamma_{k,L+1} \cdots \gamma_{k,L+1}}_Q \right) \quad (4-8)$$

onde os parâmetros $\gamma_{k,j}$ para $j = 1, \dots, L+1$ modelam os efeitos de propagação de larga escala como sombreamento e perdas de espaço livre entre o k -ésimo usuário e a j -ésima sub-base. Os parâmetros $\gamma_{k,j}$ para o usuário k e a base j são dados por

$$\gamma_{k,j} = \alpha_{k,j} \beta_{k,j}, \quad j = 1, \dots, L+1 \quad (4-9)$$

onde a perda de espaço livre $\alpha_{k,j}$ é expressa por

$$\alpha_{k,j} = \sqrt{\frac{L_{k,j}}{d_{k,j}^\tau}} \quad (4-10)$$

onde $L_{k,j}$ é a perda de espaço livre do enlace que conecta com o usuário k e a j -ésima sub-base, $d_{k,j}^\tau$ é a distância relativa associada ao enlace em questão, e τ é o expoente de perda do espaço livre escolhido entre 2 e 4 dependendo do meio de transmissão. O sombreamento log-normal $\beta_{k,j}$ é dado por

$$\beta_{k,j} = 10^{\frac{\sigma_k v_{k,j}}{10}} \quad (4-11)$$

onde σ_k é o desvio padrão do sombreamento em dB e $v_{k,j}$ é variável aleatória $\mathcal{N}(0, 1)$. A matriz de canal composta $\mathbf{\Gamma}_k \mathbf{H}_k$ em (4-7) que inclui desvanecimento

de larga e pequena escala é denotada como \mathbf{G}_k .

4.2

Resultados de simulação

São considerados: modulação 4-QAM; transmissão de 10 vetores de símbolos em cada experimento, onde cada símbolo tem energia unitária ($\sigma_s^2 = 1$); canais fixos durante a transmissão. Os resultados representam a média de 5000 experimentos independentes. Para a configuração CAS foi usado $L_k = 0.7$, $\tau = 2$, e a distância relativa d_k até a estação base é gerada por uma variável aleatória uniforme entre 0.1 e 0.95, o desvio padrão do sombreamento é $\sigma_k = 3$ dB, e os coeficientes de correlação das antenas no transmissor e receptor são iguais a $\rho = 0.2$. A relação sinal-ruído (SNR) em dB por antena receptora é dada por $SNR = 10\log_{10}\frac{KN_U\sigma_{sr}^2}{\sigma_n^2}$, onde $\sigma_{sr}^2 = \sigma_s^2 E[|\gamma_k|^2]$ é a variância dos símbolos recebidos. O valor de $\sigma_{sr}^2 = 19.1318$ foi estimado computacionalmente, envolvendo 10^8 gerações de valores de γ_k . Para a configuração DAS foi usado $L_{k,j}$ como uma variável aleatória uniforme entre 0.7 e 1, $\tau = 2$, e a distância $d_{k,j}$ é gerada por uma variável aleatória uniforme entre 0.1 e 0.5, o desvanecimento por sombreamento é $\sigma_k = 3$ dB, e os coeficientes de correlação entre antenas vizinhas localizadas no mesmo transmissor ou estação base são iguais a $\rho = 0.2$. A relação sinal-ruído (SNR) em dB por antena receptora é dada por $SNR = 10\log_{10}\frac{KN_U\sigma_{sr}^2}{\sigma_n^2}$, onde $\sigma_{sr}^2 = \sigma_s^2 E[|\gamma_{k,j}|^2]$ é a variância dos símbolos recebidos. O valor de $\sigma_{sr}^2 = 44.1431$ foi estimado computacionalmente com 10^8 valores $\gamma_{k,j}$ gerados. É suposto o conhecimento da matriz dos canais e recepção síncrona. Esta seção também considera o cenário MIMO monousuário (ver Seção 2.1) aqui referido como cenário simples.

As figuras 24, 25 e 26 mostram os desempenhos dos detectores lineares clássicos nos cenários: simples ($N_t = N_r = 64$), CAS e DAS, respectivamente. Para o cenário CAS considere-se $N_A = 64$ antenas receptoras, $K = 32$ usuários, cada um deles com $N_U = 2$ antenas, e no caso DAS adotou-se $N_A = N_B + LQ = 64$ antenas receptoras, $N_B = 32$ antenas na estação base principal, $L = 32$ sub-bases com $Q = 1$ antena cada uma, $K = 32$ e $N_U = 2$. As figuras evidenciam que o detector MMSE-SIC(SINR) obtém o melhor desempenho nos três cenários, sendo que as curvas de BER deste detector diferem em apenas 1 dB entre o cenário simples e o cenário DAS para obter uma BER de 10^{-5} , aumentando porém para 12 dB entre o cenário simples e o cenário CAS para obter uma BER de 8×10^{-2} . Claramente a presença de correlação entre as antenas receptoras e o maior afastamento entre os usuários e a ERB no caso CAS, fazem com que o desempenho degrade sensivelmente neste último cenário.

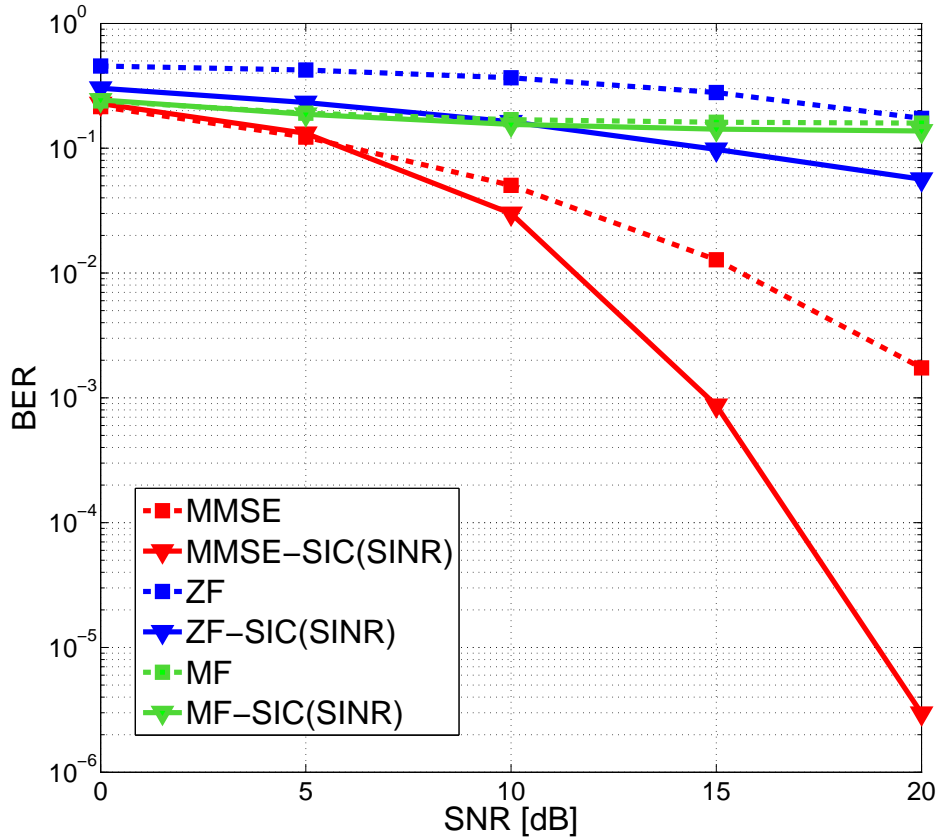


Figura 24: Desempenho de detectores lineares clássicos no cenário simples, $N_t = N_r = 64$

No Capítulo 3 foi visto que o desempenho dos detectores RTS e RLB-LAS em cenário simples são bem próximos, com a diferença diminuindo com aumento do número de usuários. A Figura 27 mostra um resultado diferente, onde a diferença entre as curvas de desempenho é relevante em ambos cenários, CAS e DAS, sendo particularmente acentuada no cenário DAS. O detector RTS não apresenta um bom desempenho em nenhum dos cenários, sendo inferior nos dois casos ao desempenho do MMSE-SIC(SINR). Aparentemente, o algoritmo não consegue obter um período tabu adequado para sair dos pontos de mínimo local. O LAS-FB(1) tem um desempenho bastante ruim. Este detector, conforme mencionado no capítulo anterior, tem uma tendência a estacionar em mínimos locais próximos ao ponto inicial e mantém esta característica independentemente do cenário. O algoritmo RLB-LAS claramente consegue o melhor desempenho dentre os detectores MIMO massivo considerados; porém, deve-se notar que a curva MMSE-SIC(SINR) apresenta um desempenho melhor que o RLB-LAS no caso DAS porém com níveis bem mais altos de complexidade. Considerando os resultados do Capítulo

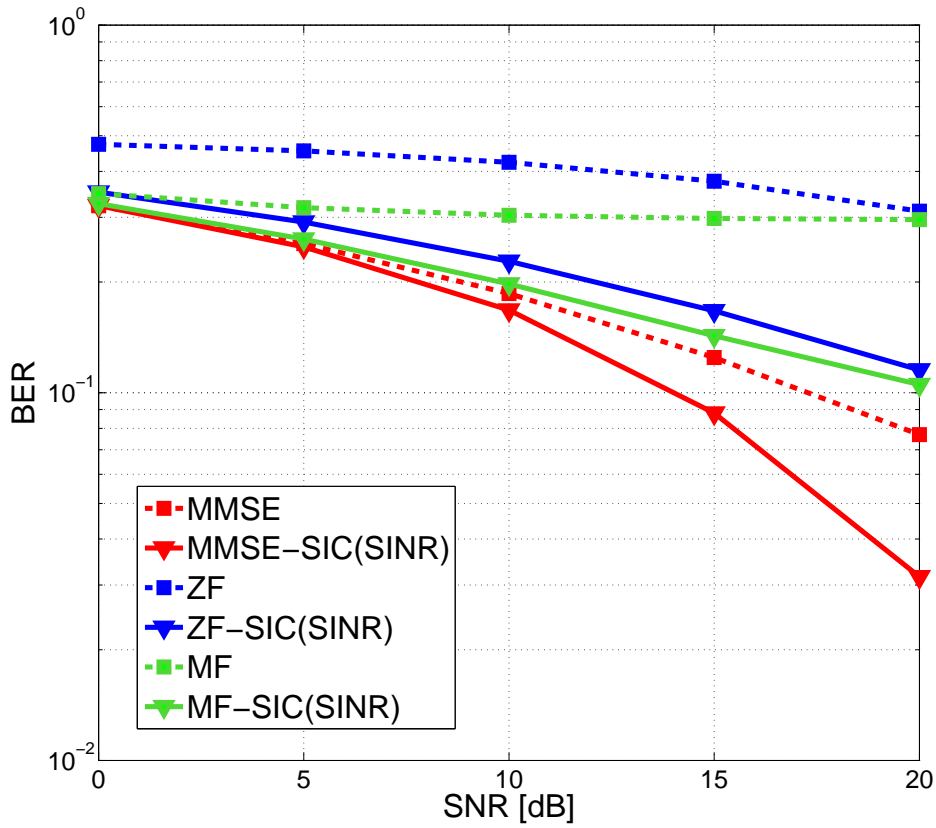


Figura 25: Desempenho de detectores lineares clássicos no cenário CAS, $N_A = 64$, $N_U = 32$ e $K = 2$

2 (ver Figura 7), espera-se que para o MMSE-SIC o número médio de flops por vetor de símbolos detectado seja muito superior a 90 dB. A Figura 28 ilustra a comparação de complexidade dos detectores MIMO massivo descritos no Capítulo 3, que destaca as vantagens do RLB-LAS em termos de número médio de flops por vetor de símbolos detectado. Observe também que o LAS-FB(1) apresenta níveis altos de complexidade devido a estimativa inicial, que é dada por um filtro detector linear MMSE, é de esperar portanto, que o detector MMSE-SIC(SINR) que realiza 63 inversões de matriz mais que o LAS-FB(1) resulte em uma complexidade bem maior. Comparativamente, a complexidade do RTS é drasticamente superior, pois este detector além de realizar operações mais complexas do que os demais algoritmos considerados, armazena também os movimentos realizados na busca do vetor solução, requerendo assim uma capacidade de memória crescente com o número de usuários e a ordem da modulação.

Para o segundo exemplo considere: $K = 16$ usuários cada um deles com $N_U = 2$ antenas, um cenário CAS com $N_A = 32$ antenas receptoras e um cenário DAS com: $N_A = N_B + LQ = 32$ antenas receptoras, $N_B = 16$

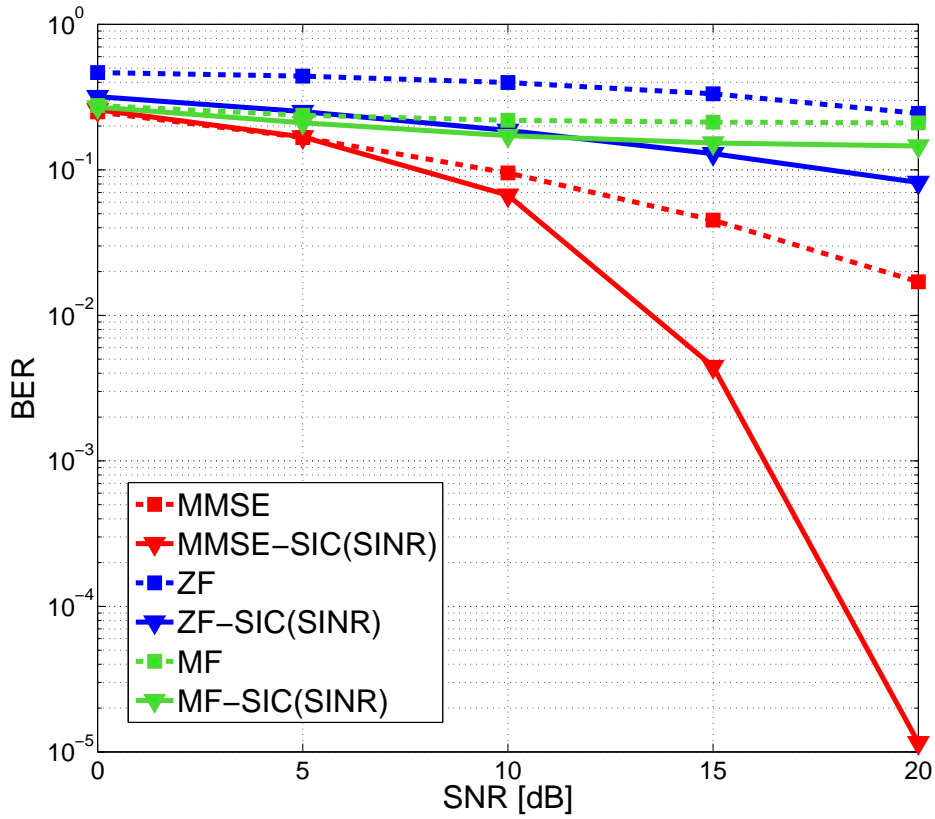


Figura 26: Desempenho de detectores lineares clássicos no cenário DAS, $N_A = N_B + LQ = 64$, $N_B = 32$, $L = 32$, $Q = 1$, $N_U = 32$ e $K = 2$

antenas na estação base principal, $L = 16$ sub-bases com $Q = 1$ antena cada. Neste exemplo são comparados os comportamentos dos receptores MB-SIC que foram descritos no Capítulo 2: MB-SIC, MB-SIC-RO e RMB-SIC-RO. Na Figura 29 os desempenhos dos 3 receptores MB-SIC nos cenários CAS e DAS são praticamente coincidentes e muito próximos ao desempenho do RLB-LAS no cenário CAS do exemplo anterior (ver Figura 27) que foi obtido com o dobro de antenas transmissoras e receptoras. Ressalta-se também que o desempenho obtido por estes três detectores é praticamente coincidente ao obtido pelo MMSE-SIC(SINR) em um cenário com o dobro do número de antenas transmissoras e receptoras (ver Figura 26). Claramente, o uso de ordenamento aleatório de cancelamento nos detectores SIC dos diferentes ramos, resulta em um bom desempenho, porém, as vantagens do detector RMB-SIC-RO proposto, sobre os detectores MB-SIC e MB-SIC-RO são mais evidentes ao considerar a complexidade. Da Figura 30 verifica-se que a complexidade do RMB-SIC-RO cresce com o valor de SNR, mantendo-se porém, sempre abaixo do nível dos demais. Verifica-se ainda que no caso do DAS, onde o sinal chega ao receptor em melhores condições que no cenário

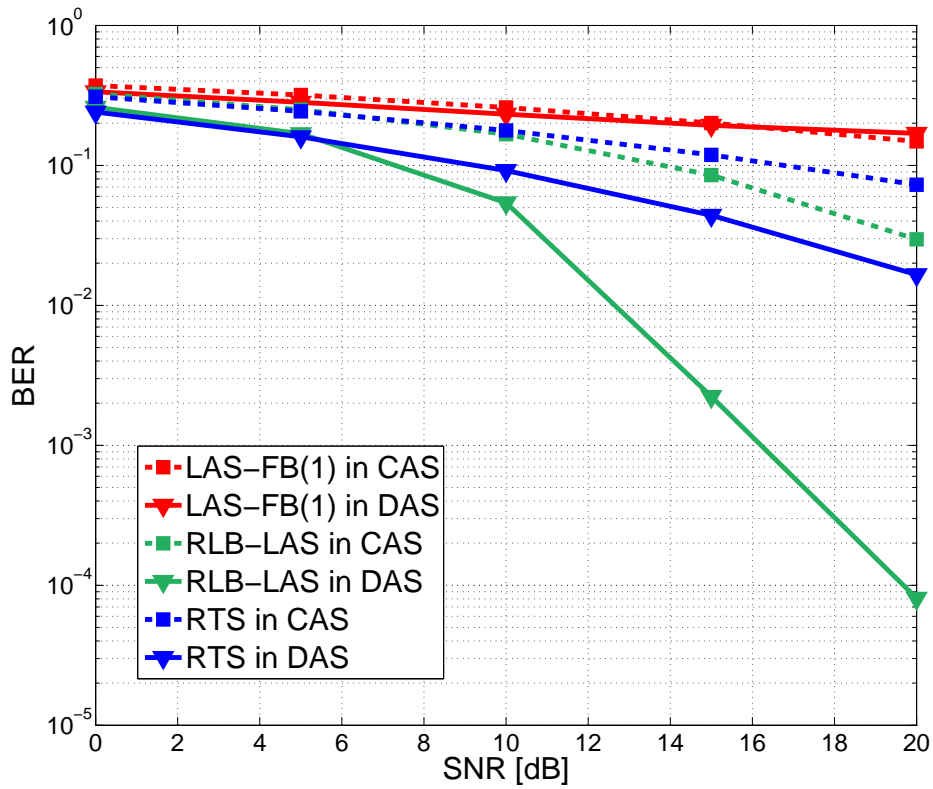


Figura 27: Desempenho dos detectores MIMO massivo nos cenário CAS e DAS, $N_A = N_B + LQ = 64$, $N_B = 32$, $L = 32$, $Q = 1$, $N_U = 32$ e $K = 2$

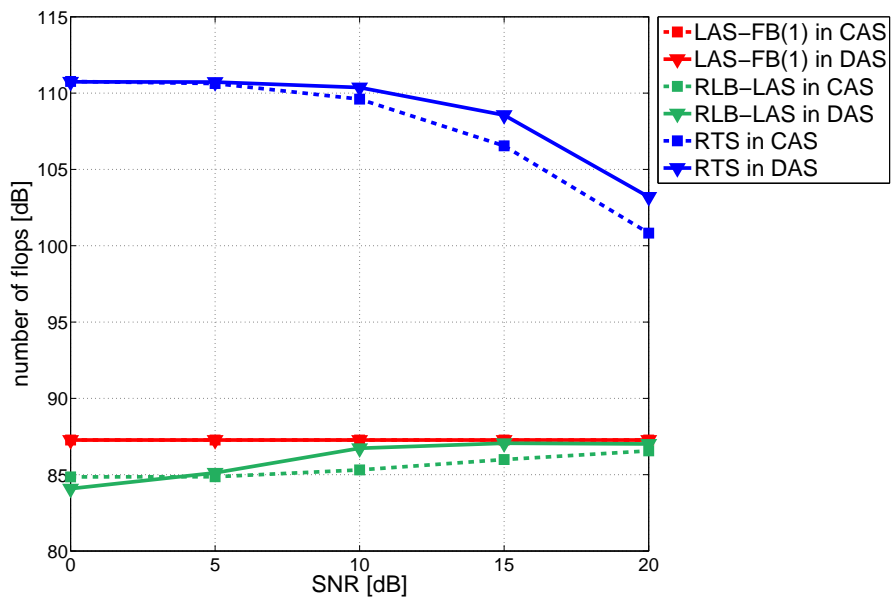


Figura 28: Complexidade dos detectores MIMO massivo no cenário CAS e DAS, $N_A = N_B + LQ = 64$, $N_B = 32$, $L = 32$, $Q = 1$, $N_U = 32$ e $K = 2$

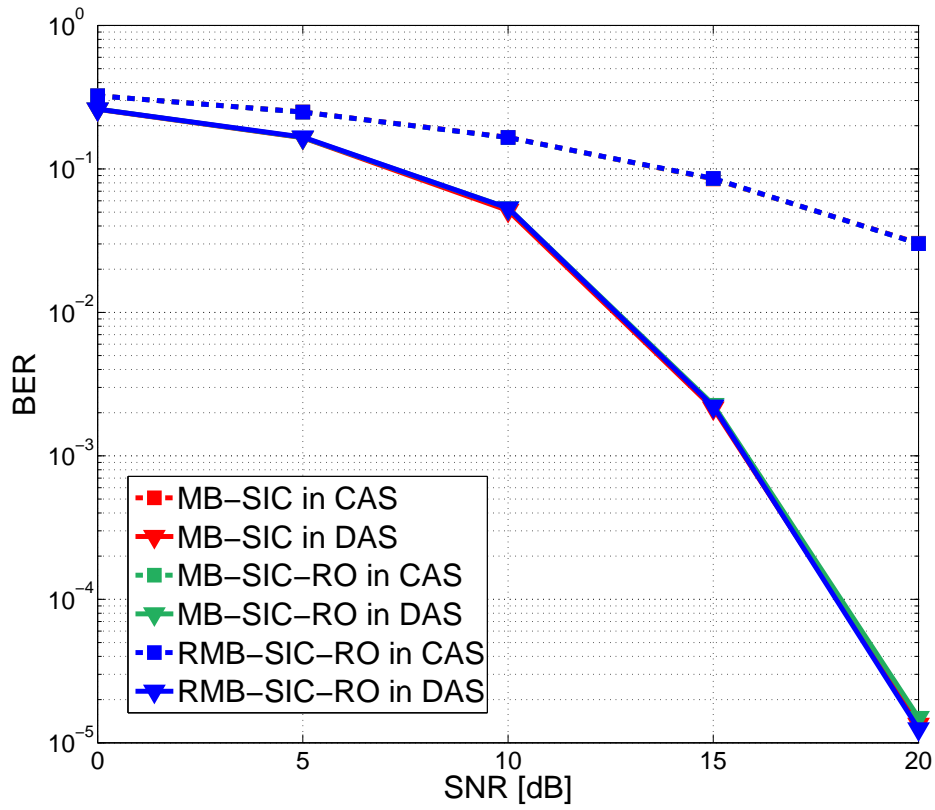


Figura 29: Desempenho dos tipos de detectores MB-SIC no cenário CAS e DAS, $N_A = N_B + LQ = 32$, $N_B = 16$, $L = 16$, $Q = 1$, $N_U = 16$ e $K = 2$

CAS, o número médio de ramos utilizado pelo detector RMB-SIC-RO é maior que no caso CAS, pois quanto melhor for a estimativa do vetor de símbolos gerada pelo primeiro ramo, maior deve ser o número de candidatos que devem ser testados até se obter um candidato melhor. Esta também é a razão do crescimento da complexidade deste detector com a razão sinal-ruído.

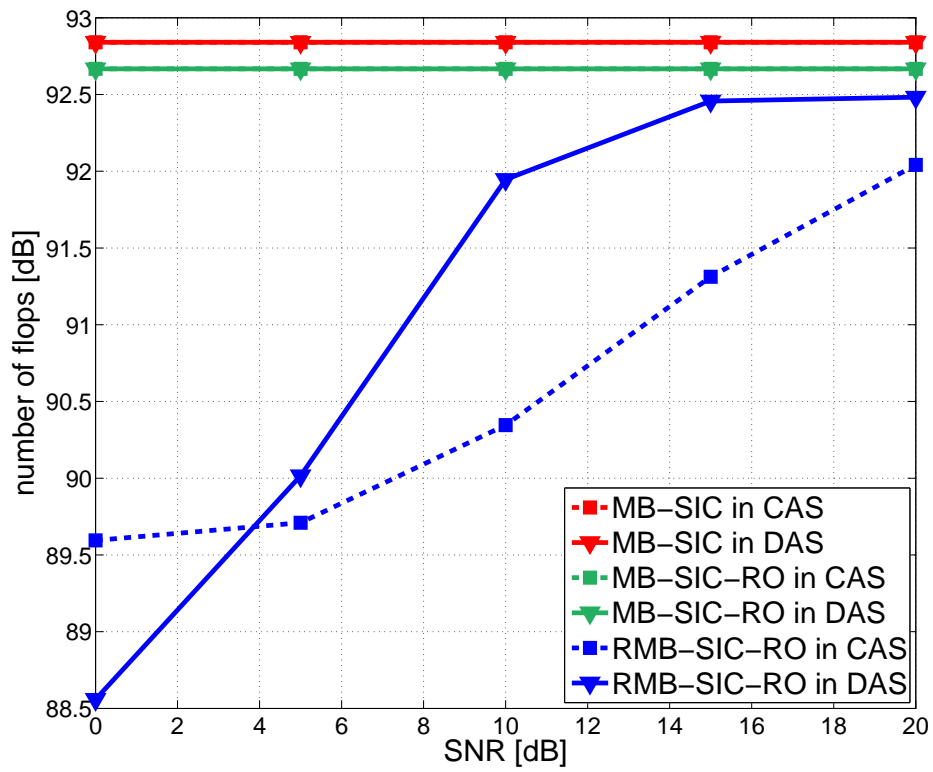


Figura 30: Complexidade dos tipos de detectores MB-SIC no cenário CAS e DAS, $N_A = N_B + LQ = 32$, $N_B = 16$, $L = 16$, $Q = 1$, $N_U = 16$ e $K = 2$

Conclusões

Neste trabalho de dissertação foram discutidas algumas das técnicas de detecção para dois tipos de sistemas MIMO, de pequena e de larga escala, que foram comparadas em termos de complexidade e desempenho em três tipos de cenários diferentes. A partir desta comparação é possível destacar o melhor detector para cada tipo de sistema. Para o caso dos sistemas MIMO de pequena escala, o detector a destacar é o RMB-SIC-RO, cujo princípio de número aleatório de ramos é baseado no RLB-LAS. Das figuras 8 e 16, fixando o valor de 12 dB para a SNR no cenário MIMO simples, pode-se observar que para um sistema 32x32 o RMB-SIC-RO apresenta uma taxa de erro de bit de aproximadamente 6×10^{-5} , enquanto que para o RLB-LAS em sistemas de 32x32 e 64x64 os valores de BER são de aproximadamente 10^{-4} e 7×10^{-5} , respectivamente, em ambos casos valores próximos, porém piores que o RMB-SIC-RO. Outro resultado similar pode ser apreciado nas figuras 27 e 29, onde o RMB-SIC-RO alcança aproximadamente um valor de BER de até 10^{-5} no cenário DAS, enquanto que para o RLB-LAS no mesmo cenário o valor mínimo de BER obtido é de aproximadamente 10^{-4} utilizando o dobro do número de antenas transmissoras e receptoras. Entretanto, os níveis de complexidade do detector RMB-SIC-RO são bem altos, como pode ser verificado comparando-se as figuras 9 e 17 que indicam para o RMB-SIC-RO um número médio de flops superior ao RLB-LAS em até 20 dB em sistemas de 32x32 no cenário MIMO simples, o que torna este detector não indicado para implementação em sistemas de grande escala, diferentemente do detector RLB-LAS, que seria adequado para este tipo de sistema. Um resultado interessante a destacar é que estes dois algoritmos têm características comuns: ambos são detectores com múltiplos ramos, cujo número é função do custo ML da melhor solução corrente. Portanto, uma boa estratégia para a exploração de técnicas eficientes de detecção é abordar este tipo de procedimento. Leve-se em conta ainda que o número de ramos determinado pelo procedimento adotado neste trabalho, descrito na Subseção 2.4.3, depende de parâmetros tais como as constantes c e N_{pmin} em (2-21). O efeito da escolha destes parâmetros no compromisso desempenho versus complexidade é certamente um interessante tópico para investigação.

Muitos trabalhos têm sido desenvolvidos no campo da detecção de sinais em sistemas MIMO massivo com bons resultados, porém, a maioria dos autores considera basicamente o cenário MIMO simples (descrito na Seção 2.1) na

obtenção de resultados numéricos. Como se viu no desenvolvimento deste trabalho, o comportamento dos detectores depende muito do cenário em que operam. Tome-se como exemplo, o detector RTS que apresenta bons resultados de desempenho no cenário MIMO simples e resultados bastante degradados em cenários mais realistas. Assim, a escolha de um particular esquema de detecção para um sistema MIMO deve considerar com cuidado o cenário mais realista e próximo possível daquele em que o sistema deve operar.

Assim, como potenciais tópicos para investigação em trabalhos futuros destacam-se: (i) realizar comparações entre outras técnicas de detecção potenciais para a aplicação em sistemas MIMO massivos, considerando cenários realistas; e (ii) examinar o efeito da escolha dos parâmetros constantes do critério de parada adotado nos detectores com número de ramos variável no compromisso desempenho versus complexidade.

Referências Bibliográficas

- [1] POWELL, A. J.. **Distributed antenna system**, Apr. 10 1990. US Patent 4,916,460. 4
- [2] RUSSELL, D. S.; FISCHER, L. G. ; WALA, P. M.. **Cellular communications system with centralized base stations and distributed antenna units**, Aug. 12 1997. US Patent 5,657,374. 4
- [3] SUN, Y.. **A family of linear complexity likelihood ascent search detectors for cdma multiuser detection**. In: SPREAD SPECTRUM TECHNIQUES AND APPLICATIONS, 2000 IEEE SIXTH INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON, volume 2, p. 713–717. IEEE, 2000. 1, 3.1
- [4] SUN, Y.. **A family of linear complexity likelihood ascent search multiuser detectors for cdma communications**. In: SIGNALS, SYSTEMS AND COMPUTERS, 2000. CONFERENCE RECORD OF THE THIRTY-FOURTH ASILOMAR CONFERENCE ON, volume 2, p. 1163–1167. IEEE, 2000. 1, 3.1
- [5] ZHU, X.; MURCH, R. D.. **Performance analysis of maximum likelihood detection in a mimo antenna system**. Communications, IEEE Transactions on, 50(2):187–191, 2002. 1, 2.1, 2.2
- [6] MARÇAL, M. F.. **Recepção Multiusuário com detecção ótima por grupos em sistemas com múltiplo acesso CDMA**. Dissertação de Mestrado, PUC-RIO, Rio de Janeiro, 2002. 1, 2.3.2
- [7] ROH, W.; PAULRAJ, A.. **Mimo channel capacity for the distributed antenna**. In: VEHICULAR TECHNOLOGY CONFERENCE, 2002. PROCEEDINGS. VTC 2002-FALL. 2002 IEEE 56TH, volume 2, p. 706–709. IEEE, 2002. 4
- [8] KERMOAL, J. P.; SCHUMACHER, L.; PEDERSEN, K. I.; MOGENSEN, P. E. ; FREDERIKSEN, F.. **A stochastic mimo radio channel model with experimental validation**. Selected Areas in Communications, IEEE Journal on, 20(6):1211–1226, 2002. 4.1.1
- [9] BÖHNKE, R.; WÜBBEN, D.; KÜHN, V. ; KAMMEYER, K.-D.. **Reduced complexity mmse detection for blast architectures**. In: GLOBAL TELECOMMUNICATIONS CONFERENCE, 2003. GLOBECOM 03. IEEE, volume 4, p. 2258–2262. IEEE, 2003. 1, 2.3.1

- [10] ZHUANG, H.; DAI, L.; XIAO, L. ; YAO, Y.. Spectral efficiency of distributed antenna system with random antenna layout. *Electronics Letters*, 39(6):495–496, 2003. 4
- [11] BARBAROSSA, S.. *Multiantenna wireless communications systems*. Artech House Publishers, 2005. 1
- [12] ZANELLA, A.; CHIANI, M. ; WIN, M. Z.. Mmse reception and successive interference cancellation for mimo systems with high spectral efficiency. *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 4(3):1244–1253, 2005. 1, 2.3.2
- [13] MOLISCH, A. F.. *Wireless communications*. John Wiley & Sons, 2007. 1
- [14] MOHAMMED, S. K.; CHOCKALINGAM, A. ; SUNDAR RAJAN, B.. A low-complexity near-mf performance achieving algorithm for large mimo detection. In: *INFORMATION THEORY, 2008. ISIT 2008. IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON*, p. 2012–2016. IEEE, 2008. 1, 3, 3.1, 3.1, 3.4
- [15] MOHAMMAD, M.; BUEHRER, R. M.. The effects of ordering criteria in linear successive interference cancellation in cdma systems. *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 7(11):4128–4132, 2008. 2.3.2, 2.3.2, 2.3.2
- [16] VARDHAN, K. V.; MOHAMMED, S. K.; CHOCKALINGAM, A. ; RAJAN, B. S.. A low-complexity detector for large mimo systems and multicarrier cdma systems. *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, 26(3):473–485, 2008. 3
- [17] TALBI, E.-G.. *Metaheuristics: from design to implementation*, volume 74. John Wiley & Sons, 2009. 1, 3.3
- [18] FA, R.; DE LAMARE, R. C.. Multi-branch successive interference cancellation for mimo spatial multiplexing systems. In: *WIRELESS COMMUNICATIONS AND NETWORKING CONFERENCE, 2009. WCNC 2009. IEEE*, p. 1–6. IEEE, 2009. 1, 2.4, 2.4, 2.4.1
- [19] MOHAMMED, S. K.; ZAKI, A.; CHOCKALINGAM, A. ; RAJAN, B. S.. High-rate space-time coded large-mimo systems: Low-complexity detection and channel estimation. *Selected Topics in Signal Processing, IEEE Journal of*, 3(6):958–974, 2009. 1, 3.1

- [20] DATTA, T.; SRINIDHI, N.; CHOCKALINGAM, A. ; RAJAN, B. S.. **Random-restart reactive tabu search algorithm for detection in large-mimo systems**. *Communications Letters, IEEE*, 14(12):1107–1109, 2010. 1, 3.3
- [21] CASTANHEIRA, D.; GAMEIRO, A.. **Distributed antenna system capacity scaling [coordinated and distributed mimo]**. *Wireless Communications, IEEE*, 17(3):68–75, 2010. 4
- [22] SRINIDHI, N.; DATTA, T.; CHOCKALINGAM, A. ; RAJAN, B. S.. **Layered tabu search algorithm for large-mimo detection and a lower bound on ml performance**. *Communications, IEEE Transactions on*, 59(11):2955–2963, 2011. 1, 3, 3.3
- [23] HESKETH, T.; LI, P.; LAMARE, R. C. D. ; WALES, S.. **Multi-feedback successive interference cancellation with dynamic log-likelihood-ratio based reliability ordering**. In: *WIRELESS COMMUNICATION SYSTEMS (ISWCS 2013), PROCEEDINGS OF THE TENTH INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON*, p. 1–5. VDE, 2013. 1, 2.3.2
- [24] ARÉVALO, L.. **Sistemas mimo**. Technical report, CETUC - Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, RJ, 2013. 2.1, 2.3.2, 2.3.2, 2.3.2, 2.3.2, 2.3.2, 2.4
- [25] MINHAS, A. A.; SHABIR, K.; MEHMOOD, I. ; AL MAZYAD, A.. **Layers ordered multiple feedback successive interference cancellation in mu-mimo**. In: *HIGH CAPACITY OPTICAL NETWORKS AND ENABLING TECHNOLOGIES (HONET-CNS), 2013 10TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON*, p. 214–218. IEEE, 2013. 2.3.2, 2.3.2
- [26] FANG, X.; FANG, S.; YING, N.; CAO, H. ; LIU, C.. **The performance of massive mimo systems under correlated channel**. In: *NETWORKS (ICON), 2013 19TH IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON*, p. 1–4. IEEE, 2013. 4
- [27] WANG, S.; LI, Y.; WANG, J. ; ZHAO, M.. **Low-complexity multiuser detection in massive spatial modulation mimo**. In: *GLOBECOM WORKSHOPS (GC WKSHPs)*, 2014, p. 784–789. IEEE, 2014. 1, 3
- [28] GUEY, J.-C.; ZANGI, K. C.. **Distributed antenna system**, Jan. 21 2014. US Patent 8,634,357. 4
- [29] SHIDA, M.. **Distributed antenna system**, Dec. 30 2014. US Patent 8,923,908. 4

- [30] PEREIRA JR, A. A.; SAMPAIO-NETO, R.. A random-list based las algorithm for near-optimal detection in large-scale uplink multiuser mimo systems. In: WSA 2015; 19TH INTERNATIONAL ITG WORKSHOP ON SMART ANTENNAS; PROCEEDINGS OF, p. 1–5. VDE, 2015. 1, 2.4, 2.4.3, 3, 3.2, 14
- [31] FADLALLAH, Y.; AÏSSA-EL-BEY, A.; AMIS, K. ; PASTOR, D.. Low-complexity detector for very large and massive mimo transmission. In: SIGNAL PROCESSING ADVANCES IN WIRELESS COMMUNICATIONS (SPAWC), 2015 IEEE 16TH INTERNATIONAL WORKSHOP ON, p. 251–255. IEEE, 2015. 1
- [32] ALNAJJAR, K. A.; SMITH, P. J. ; WOODWARD, G. K.. Low complexity v-blast for massive mimo with adaptive modulation and power control. In: INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGY RESEARCH (ICTRC), 2015 INTERNATIONAL CONFERENCE ON, p. 1–4. IEEE, 2015. 1
- [33] FANG, L.; XU, L.; GUO, Q.; HUANG, D. ; NORDHOLM, S.. A low complexity iterative soft-decision feedback mmse-pic detection algorithm for massive mimo. In: ACOUSTICS, SPEECH AND SIGNAL PROCESSING (ICASSP), 2015 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON, p. 2939–2943. IEEE, 2015. 1
- [34] DAHMAN, G.; RUSEK, F.; ZHU, M. ; TUFVESSON, F.. Massive mimo performance evaluation based on measured propagation data. IEEE Wireless Communications Letters, (99), 2015. 3, 4
- [35] DE LAMARE, R. C.; SAMPAIO-NETO, R.. Signal detection and parameter estimation in massive mimo systems. In: SIGNALS AND IMAGES: ADVANCES AND RESULTS IN SPEECH, ESTIMATION, COMPRESSION, RECOGNITION, FILTERING, AND PROCESSING. CRC Press, Chapter 13, 2015. 1, 2.1, 2.3.1, 2.3.2, 2.4, 4, 4.1, 4.1.1, 4.1.2

A

Enfoques de ordenamento SINR ou SNR em detectores SIC

Como foi dito na subseção 2.3.2, o ordenamento dos cancelamentos nos receptores SIC tem um papel importante. As estratégias de ordenamento por SINR ou SNR podem ter dois enfoques. O primeiro destes enfoques é estabelecer o ordenamento já na primeira iteração, ou seja, estabelecer uma função que pré-ordene os N_t símbolos da maior para a menor SINR ou SNR. O segundo enfoque é o de determinar após cada cancelamento de símbolo qual dos símbolos restantes tem maior SINR ou SNR. É claro que no último enfoque, a complexidade computacional aumenta, pois é preciso realizar o ordenamento $N_t - 1$ vezes. Adota-se na notação o termo "reordenado" para identificar o segundo enfoque de ordenamento.

A Figura 31, ilustra as diferenças destes enfoques em termos de desempenho das duas estratégias consideradas (i.e., SINR e SNR). Os resultados foram obtidos considerando o modelo do sistema descrito na Seção 2.1 com $N_t = 8$ antenas transmissoras e $N_r = 8$ antenas receptoras. Em cada experimento é considerado: (i) transmissão de 100 vetores de símbolos, onde cada símbolo tem energia unitária ($\sigma_s^2 = 1$), (ii) canais fixos durante a transmissão, modelados por variáveis aleatórias complexas gaussianas de média nula e variância unitária, (iii) recepção síncrona, (iv) modulação QAM-4. Os resultados correspondem à média de 10^3 experimentos. A relação sinal-ruído (SNR) em dB por antena receptora é dada por $SNR = 10 \log_{10} \frac{N_t \sigma_s^2}{\sigma_n^2}$.

Da Figura 31, verifica-se que no caso do detector ZF-SIC ambos enfoques obtêm o mesmo desempenho; porém, para o detector MMSE-SIC(SINR-reordenado) os resultados indicam ganhos superiores a 1 dB com respeito ao MMSE-SIC(SINR). Note que no caso de ordenamento por Norma, os resultados em ambos enfoques serão iguais.

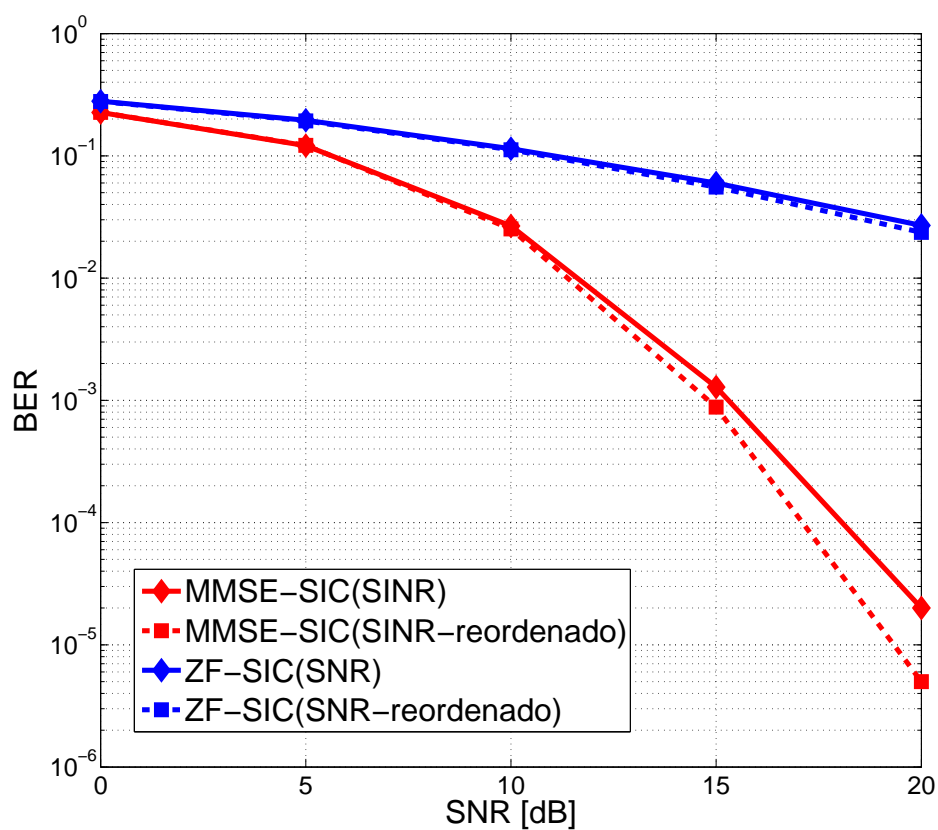


Figura 31: Comparação de desempenho dos enfoques de ordenamento SINR ou SNR no detector SIC em um sistema 8x8 com modulação 4-QAM