

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE
ESCOLA DE ENGENHARIA
GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE TELECOMUNICAÇÕES

Thiago Elias Bitencourt Cunha

Estudo de técnicas de acesso em ambiente de computação em
nuvem para sistema de comunicação 5G

Niterói-RJ

2017

THIAGO ELIAS BITENCOURT CUNHA

ESTUDO DE TÉCNICAS DE ACESSO EM AMBIENTE DE COMPUTAÇÃO EM NUVEM PARA
SISTEMA DE COMUNICAÇÃO 5G

Dissertação apresentada ao Curso de Graduação em Engenharia de Telecomunicações da Universidade Federal Fluminense, como requisito parcial para obtenção do Grau de Engenheiro de Telecomunicações.

Orientador: Prof. TADEU NAGASHIMA FERREIRA
Co-orientador: Prof. RODRIGO CAIADO DE LAMARE

Niterói-RJ

2017

Dedico este trabalho aos meus pais Sideir e Neida.

Agradecimentos

Agradeço aos meus pais, por acreditarem em mim de todas as formas possíveis.

Agradeço de todo coração aos professores Tadeu Ferreira e Rodrigo de Lamare pela orientação e por tudo que me ensinaram durante a elaboração deste trabalho.

Lista de Figuras

2.1	Representação de Sistema MIMO com duas antenas de transmissão e duas antenas de recepção.	5
2.2	Representação do Cenário MIMO multiusuário em múltiplas células com M células e K usuários.	5
2.3	Representação de Sistema MIMO ponto a ponto com N_T antenas transmissoras e N_R antenas receptoras.	6
2.4	Representação de Sistema MIMO multiusuário com K usuários com N_T antenas transmissoras cada e uma estação base com N_R antenas receptoras.	7
2.5	Representação de Sistema MIMO multiusuário em uma célula	8
2.6	Representação do modelo MIMO multiusuário em múltiplas células com processamento em nuvem.	10
3.1	Diagrama em blocos da filtragem linear.	16
3.2	Função custo J	16
3.3	Representação do método SIC	20
3.4	Representação da arquitetura de acesso rádio RAN	25
3.5	Representação da arquitetura de acesso rádio C-RAN	25
3.6	Comparação entre imagens quantizadas com diferentes quantidades de bits	27
4.1	Representação sistema celular C-RAN com 4 células com 3 usuários cada. Cada usuário possui 2 antenas transmissoras e cada RRH possui 8 antenas receptoras.	33
4.2	Resultado para comparação entre o desempenho do método Linear nos ambientes não quantizado e quantizado com 5 e 6 bits.	34
4.3	Resultado para comparação entre o desempenho do método Linear nos ambientes não quantizado e quantizado com 6 bits e o método Linear calculado com o algoritmo DCD no ambiente quantizado com 6 bits.	35
4.4	Resultado para comparação entre métodos Linear e O-SIC em ambiente quantizado com 6 bits	36
4.5	Resultado para comparação entre métodos O-SIC e O-SIC-DCD em ambiente quantizado com 6 bits	37

4.6	Resultado para comparação entre métodos O-SIC, O-SIC-DCD e RO-SIC em ambiente quantizado com 6 bits	38
4.7	Resultado para comparação entre métodos O-SIC, O-SIC-DCD, RO-SIC e RO-SIC-DCD em ambiente quantizado com 6 bits	39
4.8	Resultado para comparação entre métodos Linear, Linear-DCD, O-SIC, O-SIC-DCD, RO-SIC e RO-SIC-DCD em ambiente quantizado com 6 bits	40

Lista de Tabelas

3.1	Método SIC	21
3.2	Método O-SIC	22
3.3	Método RO-SIC	24
3.4	Algoritmo DCD	29

Sumário

Agradecimentos	iv
Lista de Figuras	vi
Lista de Tabelas	vii
Resumo	x
Abstract	xi
1 Introdução	1
1.1 Tema e proposta deste trabalho	1
1.2 Organização	3
2 Cenário	4
2.1 Introdução	4
2.2 Modelo MIMO ponto a ponto	6
2.3 Modelo MIMO multiusuário	7
2.4 Modelo MIMO multiusuário em uma célula	8
2.5 Modelo MIMO multiusuário em múltiplas células	9
2.6 Relação Sinal Ruído	12
2.6.1 SNR no modelo MIMO ponto a ponto	12
2.6.2 SNR no modelo MIMO multiusuário	12
2.6.3 SNR no modelo MIMO multiusuário em uma célula	13
2.6.4 SNR no modelo MIMO multiusuário em múltiplas células	13
2.7 Conclusão	14
3 Técnicas de Detecção	15
3.1 Introdução	15
3.2 Filtro Linear de Wiener	15
3.2.1 Cálculo do filtro linear segundo o critério MMSE	18
3.2.2 Cálculo do filtro linear segundo o critério MMSE no modelo MIMO multiusuário em múltiplas células	19

3.3	Successive Interference Cancellation (SIC)	20
3.3.1	Cancelamento ordenado de interferência	21
3.3.2	Cancelamento dinâmico de interferência	22
3.4	Quantização	24
3.4.1	Introdução	24
3.4.2	Amostragem	26
3.4.3	Ruído de Quantização	26
3.5	Algoritmo Dichotomous Coordinate Descent (DCD)	27
3.6	Decomposição QR	29
3.6.1	Decomposição QR da matriz autocorrelação (R) do filtro de Wiener	30
3.7	Conclusão	31
4	Resultados Experimentais	32
4.1	Introdução	32
4.2	Simulações no sistema MIMO com múltiplas células	32
4.2.1	Introdução	32
4.2.2	Comparação de desempenho do método Linear em ambiente não quantizado e em ambiente quantizado com 5 e 6 bits	34
4.2.3	Filtro Linear com o algoritmo DCD	34
4.2.4	Ordered Successive Interference Cancelling (O-SIC)	35
4.2.5	Ordered SIC com o algoritmo DCD (O-SIC-DCD)	36
4.2.6	Reability Ordering SIC (RO-SIC)	37
4.2.7	Reability Ordering SIC com o algoritmo DCD (RO-SIC-DCD)	38
4.2.8	Comparação geral entre métodos	39
5	Conclusão	41
5.1	Sugestões para trabalhos futuros	43
	Referências Bibliográficas	44

Resumo

Ano após ano aumenta a exigência dos usuários perante os serviços fornecidos pela rede celular. Novas aplicações são criadas e novos dispositivos são conectados ao sistema. Em 2020 não será diferente. Com o advento da Internet das Coisas ocorrerá o aumento massivo dos dispositivos que estarão conectados durante todo o tempo. Aplicações como transmissão de vídeo em alta definição demandam uma maior taxa de transmissão. A preocupação com o desenvolvimento sustentável requer uma maior eficiência energética. Esses são alguns dos desafios que a quinta geração de rede celular (5G) enfrentará. Para vencer esses desafios novas soluções são criadas como a cooperação entre células e o processamento dos dados em nuvem. Desta forma o processamento deixa de ser realizado em cada estação e passa a ser realizado em servidores na nuvem. Isto melhora o desempenho da comunicação, reduz o custo e o consumo de energia das estações porém acrescenta a necessidade de se quantizar os sinais em um número reduzido de bits e o uso de técnicas que lidem com o problema. Neste trabalho são apresentadas e comparadas técnicas de cancelamento de interferência que serão utilizadas em sistemas *Multiple-Input-Multiple-Output* (MIMO) na 5G.

Palavras-chave: 5G, MIMO, Processamento em nuvem, C-RAN.

Abstract

Year after year, the exigence of users for the services provided by mobile network increases. New applications are created and new devices are conected to the system. In 2020 this will not be different. The Internet of Things will increase the number of devices that will be connected all the time. High resolution video applications needs a greater data rate transmission. The necessity for a sustainable development requires a more efficient energy system. These are some of challenges that the fifth generation network system (5G) will face. To overcoming these challenges new solutions are developed, like cell cooperation and cloud computing. With cloud computing the signal processing system stops being realized in each base station and happens to be realized at cloud computing servers. This solution improves the communication performance, reduces the cost and the energy consumption. However this adds the necessity to quantify the signals with a low number of bits but this degrades the signal. So, we need techniques that deal with this problem. In this work interference cancellation techniques that will be used in Multiple-Input-Multiple-Output (MIMO) systems in 5G will be presented and compared.

Keywords: 5G, MIMO, cloud computing, C-RAN.

Capítulo 1

Introdução

1.1 Tema e proposta deste trabalho

A cada ano a necessidade de uma maior taxa de transmissão cresce exponencialmente. Os usuários estão cada vez mais exigentes com aplicações que demandam mais processamento, mais banda e estão presentes em maior número em seus dispositivos móveis. Aplicações como, por exemplo, *streaming* de vídeo em alta resolução, jogos em tempo real, redes sociais, entre outras. Isso, inevitavelmente, demanda um maior consumo de energia dos dispositivos o que implica a necessidade de um sistema mais eficiente energeticamente.

Com o advento da Internet das Coisas o número de dispositivos conectados será enorme. Logo, além de uma maior eficiência energética e maior taxa de transmissão, também há a necessidade de uma utilização eficiente do espectro. Para isso devem ser utilizadas redes de rádios cognitivos mitigando o problema de congestionamento do espectro.

A quinta geração de redes celulares enfrenta diversos desafios para atender as necessidades de seus usuários. Dentre elas, ter pelo menos 1 Gbit/s de taxa de dados para aplicações de vídeo em alta definição, taxa de dados de 10 Gbit/s para apoiar o serviço móvel na nuvem, reduzir o consumo de energia por um fator de 1000 vezes para diminuir a emissão de CO_2 das redes celulares, grande capacidade de rede para suportar a quantidade de usuários e vários milhões de aplicações referente a comunicação M2M (*machine-to-machine*) e latência e tempo de resposta de 1 milissegundo para apoiar as aplicações em tempo real [3].

Os sistemas *Multiple-Input-Multiple-Output* (MIMO) denotam o uso de múltiplas antenas de recepção (*Multiple-Output*) e múltiplas antenas de transmissão (*Multiple-Input*). Para atender as necessidades do 5G utiliza-se a tecnologia MIMO com uma grande quantidade de antenas. Essa técnica é conhecida como *Massive MIMO*. Ela oferece maior capacidade de transmissão de dados, melhor confiabilidade na recepção da informação e minimização da potência de transmissão do sistema.

A arquitetura de acesso rádio (RAN) atual é composta por uma unidade de rádio conhecida como *Remote Radio Head* (RRH) e uma unidade de processamento de banda conhecida como *Baseband Unit* (BBU), a qual está localizada próxima a RRH. Neste sistema cada RRH é servida por uma BBU

dedicada. A rede de acesso à rádio centralizada (C-RAN) propõe que as RRHs não sejam mais servidas por BBUs dedicadas. Neste sistema o processamento que hoje é realizado em cada BBU passa a ser realizado de forma centralizada em servidores na nuvem.

A solução C-RAN traz alguns benefícios. Primeiramente melhora o desempenho da comunicação pois os servidores têm conhecimento dos dados recebidos por todas RRHs [8]. Desta forma há um controle mais preciso da interferência inter-celular entre as estações de rádio. Segundo, reduz o consumo de energia e a ocupação de espaço pois o hardware que estaria presente em cada BBU está agora centralizado na nuvem. Ao mesmo tempo, isto reduz o custo pois na necessidade de uma expansão da rede só há a necessidade de novas RRHs com conexão ao clusters de BBUs na nuvem.

Para que os dados recebidos por cada RRH sejam processados por servidores na nuvem há a necessidade de transportá-los. A conexão entre cada RRH e o cluster de BBUs é feita através de canais de fibra óptica ou de links de ondas milimétricas. Estes meios de comunicação podem encarecer o sistema e possuem uma banda limitada para a enorme quantidade de dados a ser transportada. Para que isso possa ser feito há então a necessidade de comprimir estes dados e isso pode ser feito de diversas formas, dentre elas, reduzir o número de bits de quantização do sinal. Além disso o sistema quantizado com um menor número de bits possibilita uma maior eficiência energética e minimiza o custo do sistema, que são objetivos da 5G. Por sua vez, a quantização com poucos bits degrada o sinal. Logo o sistema deverá ser robusto em um ambiente sub-quantizado.

O presente trabalho consiste no estudo de algoritmos de processamento de sinais em sistemas MIMO utilizados na quinta geração de telefonia celular (5G) para cancelamento de interferência. O sinal transmitido pelos usuários sofre interferências existentes no canal. O sinal recebido pela estação é, então, a soma entre o sinal transmitido e o ruído inerente ao canal. Este sinal precisa então ser processado para se recuperar o sinal transmitido. Para isso foram testados e comparados diferentes algoritmos de mitigação de interferência em um ambiente MIMO com múltiplas células. Estes algoritmos incluem as abordagens Linear, Cancelamento Sucessivo de Interferência (SIC) e o "*Dichotomous Coordinate Descent algorithm*"(DCD). Calcula-se também o método linear utilizando a fatoração QR da matriz autocorrelação \mathbf{R} a fim de diminuir o custo computacional da inversão matricial na equação de "*Wiener-Hopf*".

Este trabalho analisa a performance dos algoritmos de cancelamento de interferência em um sistema quantizado com um número reduzido de bits. Como o sistema se comporta e qual seria o menor número de bits que se poderia utilizar para que os símbolos possam ser recuperados na recepção de forma satisfatória. O sinal processado é avaliado através dos gráficos BER ("*Bit Error Rate*") X SNR ("*Signal-to-Noise Ratio*") gerados. Analisa-se também a interferência inter-celular provocada pela sobreposição de cobertura entre células adjacentes de um *cluster*.

1.2 Organização

Esta monografia está organizada em cinco capítulos. O primeiro capítulo consiste na introdução do trabalho descrevendo seu tema e sua proposta. O segundo capítulo apresenta diferentes modelos MIMO de forma gradual em complexidade e por fim apresenta o modelo MIMO Multiusuário em múltiplas células que será utilizado como cenário. Neste capítulo definimos também o cálculo da SNR que será utilizada nos resultados experimentais. No capítulo três apresentamos as técnicas de mitigação de interferência que serão utilizadas para compressão de ruído e interferência inter-celular. O quarto capítulo apresenta os resultados experimentais das técnicas de supressão de interferência apresentadas pelo capítulo três no cenário MIMO Multiusuário em múltiplas células. O quinto capítulo conclui o trabalho comparando os resultados obtidos com as diferentes técnicas abordadas e elege a melhor dentre elas. Este capítulo apresenta também os trabalhos futuros a serem desenvolvidos.

Capítulo 2

Cenário

2.1 Introdução

É crescente na atualidade a presença dos serviços de telecomunicações e a dependência que o ser humano tem deles. As telecomunicações passaram a assumir um papel importante nas nossas vidas através de meios de comunicação como a Internet e a telefonia. Desta forma cresce tanto o número de usuários quanto a diversidade de aplicações e serviços oferecidos. Por sua vez temos usuários cada vez mais exigentes e aplicações em maior número o que nos leva a uma busca por qualidade de serviço e uma crise de espectro eletromagnético. Este cenário torna a comunicação através dos sistemas sem fio ainda mais desafiadora.

O desvanecimento é um fenômeno físico inerente dos canais sem fio e uma forma de amenizá-lo é inserindo redundância na transmissão. Diversidade espacial compreende um conjunto de técnicas que consistem em se transmitir várias réplicas do sinal de informação sobre canais com desvanecimento independentes. Com isso há uma boa probabilidade de que pelo menos um dos sinais recebidos não seja severamente degradado pelo desvanecimento do canal.

Para que este conjunto de técnicas seja eficiente há a necessidade de que os enlaces formados entre os pares de antenas transmissoras e receptoras sejam independentes estatisticamente e portanto decorrelacionados. Deste modo garante-se que os sinais transmitidos pelos enlaces experimentem diferentes desvanecimentos e então aumente a relação sinal ruído no receptor.

Dentre as técnicas de diversidade espacial destaca-se a técnica MIMO (*Multiple Input, Multiple Output*) que utiliza de múltiplas antenas na transmissão e múltiplas antenas na recepção. Esta técnica possui algumas virtudes e é uma das soluções para os desafios a serem vencidos na 5G. Dentre elas podemos mencionar:

- Aumento da taxa de transmissão de dados: com o uso de um número maior de antenas, temos mais fluxos de dados independentes sendo enviados e mais terminais podem ser servidos simultaneamente.
- Maior confiabilidade: devido ao ganho obtido pela diversidade espacial e pelo arranjo de antenas a curva de taxa de erro de bit em um sistema MIMO é mais acentuada. Portanto o sistema é mais confiável.

- Maior eficiência energética: Porque a estação base pode concentrar sua energia emitida para as direções espaciais onde se sabe onde os terminais estão localizados.
- Redução da interferência: Pois a estação base pode propositalmente deixar de transmitir em uma direção onde a interferência é muito alta.

Este sistema é ilustrado na Figura 2.1. Nele, os sinais transmitidos são linearmente combinados através de um enlace sem fio, sendo possível explorar a diversidade espacial.

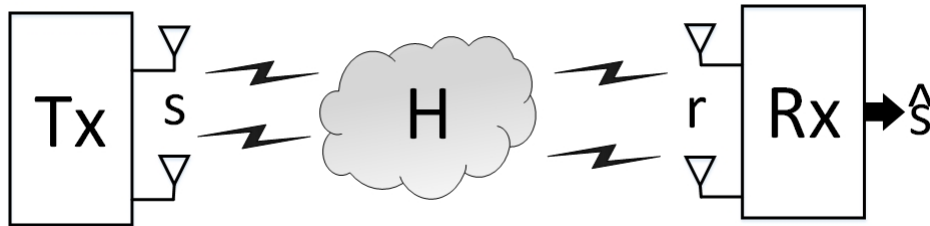


Figura 2.1: Representação de Sistema MIMO com duas antenas de transmissão e duas antenas de recepção.

Recentemente o interesse sobre sistemas MIMO se volta para o cenário MIMO multiusuário em múltiplas células. Nele cada célula possui uma RRH com múltiplas antenas servindo um determinado número de usuários equipados com mais de uma antena, porém com um número muito menor de antenas do que nas RRHs. Este cenário é ilustrado na Figura 2.2.

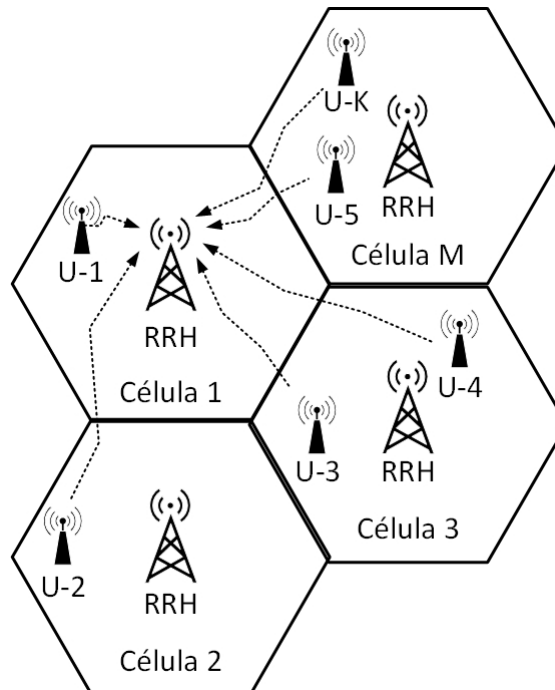


Figura 2.2: Representação do Cenário MIMO multiusuário em múltiplas células com M células e K usuários.

Neste capítulo apresento os modelos de sistema MIMO de forma gradual, em complexidade, até chegarmos ao modelo multi-celular que é o cenário presente na quinta geração.

2.2 Modelo MIMO ponto a ponto

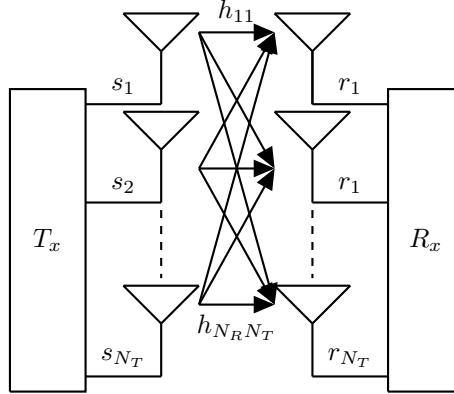


Figura 2.3: Representação de Sistema MIMO ponto a ponto com N_T antenas transmissoras e N_R antenas receptoras.

Este modelo para *uplink* considera um link MIMO ponto a ponto multiplexado espacialmente com N_t antenas transmissoras e N_R antenas receptoras [2]. Ele combina os ganhos obtidos pela diversidade, o que torna o sistema mais confiável e robusto a desvanecimentos, e pela multiplexação espacial, que aumenta a capacidade do sistema. Nele os símbolos \mathbf{s}_t para $t = 1, 2, \dots, N_t$ transmitidos pelas antenas transmissoras são decorrelacionados. O vetor, $N_T \times 1$, $\mathbf{s}[i] = [s_1, s_2, \dots, s_{N_T}]^T$ representa os símbolos transmitidos pelas N_T antenas do transmissor. O operador $[\cdot]^T$ denota a transposição do vetor $\mathbf{s}[i]$. Cada entrada s_n do vetor transmissão $\mathbf{s}[i]$ é um símbolo de uma constelação \mathbb{A} . Por exemplo, em um sinal 4-QAM temos $\mathbb{A} = \{1 + 1i, 1 - 1i, -1 + 1i, -1 - 1i\}$

O canal por onde o vetor de símbolos $\mathbf{s}[i]$ será transmitido é assumido como sendo um canal de *Rayleigh* com desvanecimento plano. Para representar este canal se considera uma matriz $N_r \times N_t$ complexa \mathbf{H} . Suas colunas são vetores $\mathbf{h}_t \in \mathbb{C}^{N_R \times 1}$ que representam os parâmetros do canal de transmissão formado entre uma antena transmissora t e as N_R antenas receptoras do receptor. Estes parâmetros são assumidos como independentes e identicamente distribuídos (i.i.d.) de uma distribuição complexa normal com média zero e variância igual a 1 i.e. $\sim \mathcal{CN}(0, 1)$.

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_1 & \dots & \mathbf{h}_n & \dots & \mathbf{h}_{N_T} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{1,1} & \dots & h_{1,N_T} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{N_R,1} & \dots & h_{N_R,N_T} \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

O vetor recebido $\mathbf{r}[i] = [r_1, r_2, \dots, r_{N_R}]^T$ depois de demodulado no receptor pode ser escrito como

$$\begin{aligned} \mathbf{r}[i] &= \sum_{t=1}^{N_T} \mathbf{h}_t \mathbf{s}_t[i] + \mathbf{n}[i], \\ &= \mathbf{H}\mathbf{s}[i] + \mathbf{n}[i]. \end{aligned} \quad (2.2)$$

em que $\mathbf{h}_t = [h_{1,t}, h_{2,t}, \dots, h_{N_R,t}]^T$. O vetor $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_{N_R}]^T$ representa o ruído aditivo Gaussiano branco, em inglês *Additive White Gaussian Noise (AWGN)*. Os elementos de $\mathbf{n}[i]$ são independentes e identicamente distribuídos $\sim \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2)$.

2.3 Modelo MIMO multiusuário

O modelo de sistema para o canal reverso MIMO de múltiplos usuários considera uma estação base com N_R antenas receptoras e K usuários com N_T antenas transmissoras cada um.

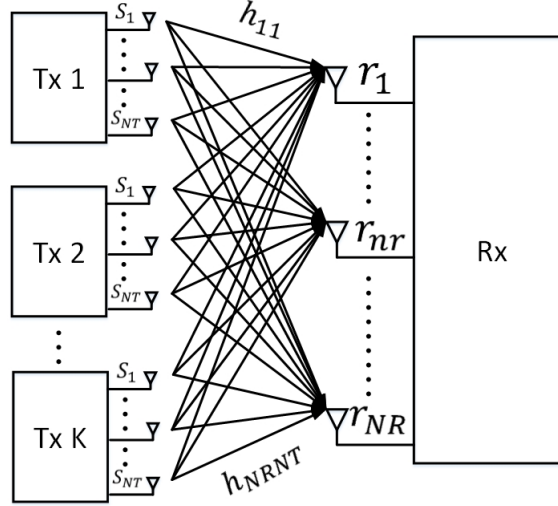


Figura 2.4: Representação de Sistema MIMO multiusuário com K usuários com N_T antenas transmissoras cada e uma estação base com N_R antenas receptoras.

A cada instante de tempo, os usuários transmitem KN_T símbolos organizados em um vetor $KN_T \times 1$ definido como $\mathbf{s}[i] = [\mathbf{s}_1[i], \dots, \mathbf{s}_k[i], \dots, \mathbf{s}_K[i]]^T$. Cada entrada do vetor $\mathbf{s}[i]$ corresponde a um vetor de símbolos, $N_T \times 1$, da constelação da modulação, transmitidos pelas N_T antenas do usuário k . Assume-se que todos os usuários transmitem com a mesma modulação. O vetor de símbolos é então transmitido pelos usuários através de um canal rádio contaminado pelo ruído *AWGN*. A estação base recebe o sinal em suas N_R antenas na forma de um vetor $N_R \times 1$, $\mathbf{r}[i]$, que pode ser calculado como

$$\begin{aligned} \mathbf{r}[i] &= \sum_{n=1}^{KN_T} \mathbf{h}_n \mathbf{s}_n[i] + \mathbf{n}[i] \\ &= \mathbf{H}\mathbf{s}[i] + \mathbf{n}[i] \end{aligned} \quad (2.3)$$

O vetor $\mathbf{h}_n = [h_{1,t}, h_{2,t}, \dots, h_{N_R,t}]^T$ corresponde aos ganhos do canal formado entre uma antena transmissora n de um usuário k e as N_R antenas receptoras da estação receptora. O vetor $\mathbf{n}[i]$ representa o ruído *AWGN*. A matriz $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N_R \times KN_T}$ representa o canal de transmissão entre todas as N_T antenas transmissoras presentes no sistema e as N_R antenas do receptor.

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_1 & \dots & \mathbf{H}_k & \dots & \mathbf{H}_K \end{bmatrix} \quad (2.4)$$


em que \mathbf{H}_k é uma matriz de tamanho $N_R \times N_T$ referente aos canais entre as N_T antenas transmissoras do usuário k e as N_R antenas receptoras do receptor possui. Como no modelo MIMO ponto a ponto a

matriz \mathbf{H}_k possui em suas colunas os vetores \mathbf{h}_t .

$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_1 & \dots & \mathbf{h}_n & \dots & \mathbf{h}_{N_T} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_{1,1} & \dots & \mathbf{h}_{1,N_T} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{h}_{N_R,1} & \dots & \mathbf{h}_{N_R,N_T} \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Nesse sistema nós assumimos que todos os K usuários estão perfeitamente sincronizados e transmitem os símbolos simultaneamente. O vetor de símbolos transmitidos $\mathbf{s}[i]$ tem uma matriz covariância $E\{\mathbf{s}[i]\mathbf{s}[i]^H\} = \sigma_s^2 \mathbf{I}$, em que σ_s^2 é a potência do sinal [2].

2.4 Modelo MIMO multiusuário em uma célula

Neste modelo consideraremos uma célula m com K usuários transmitindo com N_T antenas transmissoras cada e uma estação RRH com N_R antenas receptoras. Nele consideraremos também o efeito da atenuação do sinal causada pela perda de percurso. 

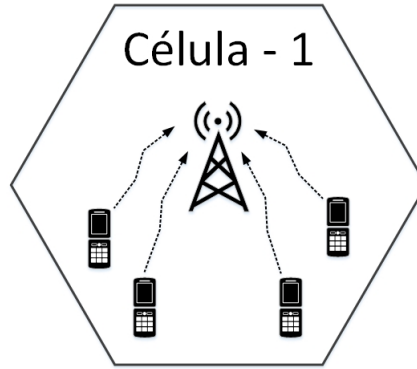


Figura 2.5: Representação de Sistema MIMO multiusuário em uma célula

O vetor, $KN_T \times 1$, $\mathbf{z}_m[i] = [\mathbf{s}_1[i], \dots, \mathbf{s}_k[i], \dots, \mathbf{s}_K[i]]^T$ é o vetor dos símbolos transmitidos simultaneamente pelos K usuários da célula. Em que $\mathbf{s}_k[i]$ corresponde a um vetor de símbolos, $N_T \times 1$, da constelação da modulação, transmitidos pelas N_T antenas do usuário k . No *uplink* o vetor de símbolos recebidos pela estação m num dado instante i pode ser calculado por

$$\mathbf{r}_m[i] = \sum_{k=1}^K \mathbf{H}_{m,k} \rho_{m,k} \mathbf{z}_m + \mathbf{n}_m \quad (2.6)$$

$$= \mathbf{G}_m[i] \mathbf{z}_m[i] + \mathbf{n}_m[i] \quad (2.7)$$

em que $\mathbf{n}_m[i] = [n_1, n_2, \dots, n_{N_R}]^T$ denota o ruído AWGN com variância $E\{\mathbf{n}[i]\mathbf{n}[i]^H\} = \sigma_n^2$.

A matriz $\mathbf{H}_{m,k}$, tem dimensão $N_R \times N_T$ e possui em suas colunas os vetores \mathbf{h}_t correspondentes aos coeficientes que representam o canal entre a antena transmissora t do usuário k e as antenas receptoras da RRH da célula m . O coeficiente $\rho_{m,k}$ é um escalar que representa a perda de percurso entre o usuário k e a estação m . Estes coeficientes possuem distribuição log-normal e neste modelo variam entre 0dB e -3dB.

A equação (2.6) pode ser representada pela equação matricial (2.7). A matriz $N_R \times KN_T$, $\mathbf{G}_m = [\mathbf{H}_{m,1}\rho_{m,1}, \dots, \mathbf{H}_{m,K}\rho_{m,K}]$ é composta pelos produtos entre as matrizes $\mathbf{H}_{m,k}$ e os respectivos coeficientes $\rho_{m,k}$.

A matriz \mathbf{G}_m também pode ser escrita pelo produto entre a matriz \mathbf{H} , $N_R \times KN_T$ semelhante a do modelo MIMO multiusuário, e uma matriz \mathbf{P} , $KN_T \times KN_T$. A matriz \mathbf{P} é uma matriz diagonal cujos elementos da diagonal são os coeficientes $(\rho_{m,1}, \dots, \rho_{m,K})$.

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{m,1} & \mathbf{H}_{m,2} & \dots & \mathbf{H}_{m,K} \end{bmatrix} \quad (2.8) \quad \mathbf{P} = \begin{bmatrix} \rho_{m,1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \rho_{m,2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \rho_{m,K} \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

Por exemplo, para uma célula com $N_R = 4$ antenas receptoras e $K = 2$ usuários com $N_T = 2$ antenas transmissoras cada, a equação se resume a $\mathbf{r}_{m=1}[i] = \mathbf{H}\mathbf{P}\mathbf{s}[i] + \mathbf{n}[i] = \mathbf{G}_m\mathbf{s}[i] + \mathbf{n}[i]$ que pode ser escrita como

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_m[i] &= \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{m,1} & \mathbf{H}_{m,2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \rho_{m,1} & 0 \\ 0 & \rho_{m,2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{s}_1[i] \\ \mathbf{s}_2[i] \end{bmatrix} + \mathbf{n}_m[i] \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{m,1}\rho_{m,1} & \mathbf{H}_{m,2}\rho_{m,2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{s}_1[i] \\ \mathbf{s}_2[i] \end{bmatrix} + \mathbf{n}_m[i] \end{aligned}$$

Neste modelo consideramos os usuários estáticos durante a transmissão de um bloco de dados. Deste modo os coeficientes $\rho_{m,k}$ não mudam durante a transmissão de um bloco e mudam apenas na transição entre blocos.

2.5 Modelo MIMO multiusuário em múltiplas células

Neste modelo consideramos um sistema celular composto por M células cooperativas. Cada célula deste sistema possui um número K de usuários em sua área de cobertura com N_T antenas transmissoras e uma estação base remota com $N_R > N_T$ antenas receptoras [1],[2],[7].

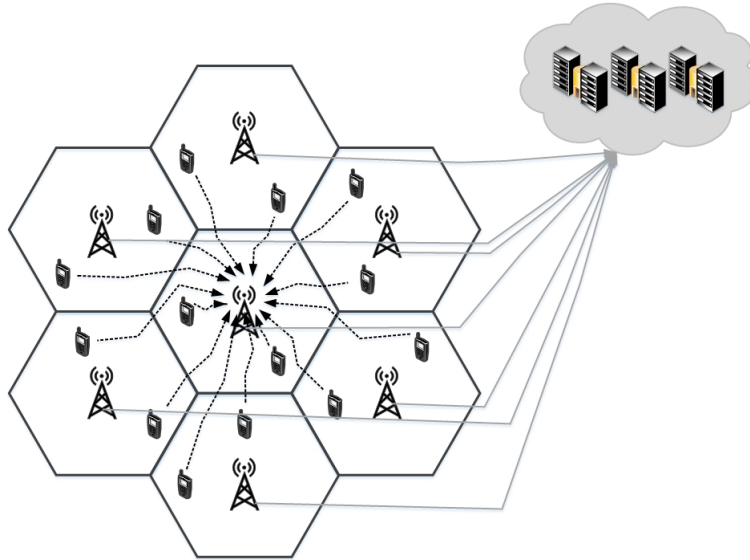


Figura 2.6: Representação do modelo MIMO multiusuário em múltiplas células com processamento em nuvem.

As células estão agrupadas próximas uma das outras e operam com portadores na mesma frequência. Deste modo há a possibilidade da RRH presente na célula m conseguir receber o sinal atenuado de um usuário k pertencente a célula l vizinha a m . Este fenômeno, conhecido como *inter-cell interference* (ICI), é prejudicial ao sistema pois o sinal transmitido pelo usuário indesejado interfere no sinal recebido pela célula m . A ICI restringe a reutilização de frequências limitando a eficiência espectral.

Pelo modelo descrito em [2] o sinal $\mathbf{r}_m \in \mathbb{C}^{N_R \times 1}$ recebido pelas N_R antenas receptoras da RRH de uma célula m pode ser calculado por

$$\mathbf{r}_m[i] = \sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^K \mathbf{H}_{m,l,k} \rho_{m,l,k} \mathbf{z}_{l,k}[i] + \mathbf{n}_m[i] \quad (2.10)$$

$$= \mathbf{B}_m[i] \mathbf{z}_m[i] + \mathbf{n}_m[i], \quad (2.11)$$

em que $\mathbf{H}_{m,l,k}$ e $\rho_{m,l,k}$ representam respectivamente o canal e a perda de percurso entre o usuário k pertencente a célula l em relação a célula m .

O sinal transmitido pelo usuário k que pertence a célula l chega a estação da célula m com o efeito do desvanecimento de pequena escala representado pelos parâmetros de $\mathbf{H}_{m,l,k}$ e também atenuado pela perda de percurso representada por $\rho_{m,l,k}$. O vetor $\mathbf{n}_m \in \mathbb{C}^{N_R \times 1}$ representa o ruído AWGN presente no canal de transmissão. O elemento $\mathbf{z}_{l,k} \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$ representa os símbolos transmitidos pelo usuário k da célula l .

A equação (2.10) pode ser representada pela equação matricial (2.11). O vetor $\mathbf{z}_m \in \mathbb{C}^{MKN_T \times 1}$ representa os símbolos transmitidos por todos os usuários de todas as células. A matriz dos canais $\mathbf{B}_m = [\mathbf{G}_{m,1}, \dots, \mathbf{G}_{m,l}, \dots, \mathbf{G}_{m,M}]$ tem dimensão $N_R \times MKN_T$. A entrada $\mathbf{G}_{m,l}$ de \mathbf{B}_m é uma matriz composta pelo produto entre a matriz $\mathbf{H}_{m,l} \in \mathbb{C}^{N_R \times KN_T}$ e a matriz diagonal $\mathbf{P}_{m,l} \in \mathbb{Q}_+^{KN_T \times KN_T}$.

A matriz $\mathbf{H}_{m,l}$ corresponde ao canal formado entre as antenas transmissoras dos usuários da célula l e as antenas receptoras da célula m . A matriz $\mathbf{P}_{m,l}$ é uma matriz diagonal em que suas entradas

se encontram presentes os coeficientes $\rho_{m,l,k}$ da perda de percurso do sinal transmitido pelo usuário k pertencente a célula l em relação a célula m .

Por exemplo, para um cluster contendo quatro células com dois usuários em cada célula, o vetor \mathbf{B}_m será escrito por $\mathbf{B}_m = [\mathbf{G}_{m,1} \ \mathbf{G}_{m,2} \ \mathbf{G}_{m,3} \ \mathbf{G}_{m,4}]$. A matriz $\mathbf{G}_{m,1}$ pode ser calculado por

$$\mathbf{G}_{m,1} = \mathbf{H}_{m,1}\mathbf{P}_{m,1} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{m,1,1} & \mathbf{H}_{m,1,2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \rho_{m,1,1} & 0 \\ 0 & \rho_{m,1,2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{m,1,1}\rho_{m,1,1} & \mathbf{H}_{m,1,2}\rho_{m,1,2} \end{bmatrix}$$

Na arquitetura de acesso rádio C-RAN o processamento dos dados não será mais realizado em BBUs dedicados às RRHs. Ele passará a ser realizado em servidores na nuvem. Assume-se então que estes servidores tem conhecimento dos dados recebidos por todas as células presentes no *cluster*. Com estas informações podemos computar todos os símbolos recebidos por todas as células em uma única vez.

Deste modo consideraremos algumas generalizações de forma a abranger todas as M células do *cluster*. Neste modelo o vetor de símbolos recebidos é representado por um vetor de dimensão $MN_R \times 1$, $\mathbf{r}_M[i] = [\mathbf{r}_1[i], \dots, \mathbf{r}_m[i], \dots, \mathbf{r}_M[i]]^T$. Em que cada entrada \mathbf{r}_m de \mathbf{r}_M é um vetor $N_R \times 1$ correspondente aos símbolos recebidos pela estação da célula m . Já o vetor $\mathbf{n}_m[i]$ que representa o ruído AWGN passa a ser escrito como o vetor $\mathbf{n}_M[i] = [\mathbf{n}_1[i], \dots, \mathbf{n}_m[i], \dots, \mathbf{n}_M[i]]$, $\mathbf{n}_M \in \mathbb{C}^{MN_R \times 1}$. Cada entrada \mathbf{n}_m de \mathbf{n}_M é um vetor $N_R \times 1$ que representa o ruído AWGN presente em m .

O vetor de símbolos recebidos \mathbf{r}_M pode então ser calculado por

$$\underbrace{\mathbf{r}_M[i]}_{MN_R \times 1} = \underbrace{\mathbf{B}_M[i]}_{MN_R \times MKN_T} \underbrace{\mathbf{z}_M[i]}_{MKN_T \times 1} + \underbrace{\mathbf{n}_M[i]}_{MN_R \times 1} \quad (2.12)$$

em que

$$\mathbf{B}_M = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_{1,1} & \dots & \mathbf{G}_{1,l} & \dots & \mathbf{G}_{1,M} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{G}_{m,1} & \vdots & \mathbf{G}_{m,m} & \dots & \mathbf{G}_{m,M} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{G}_{M,1} & \dots & \mathbf{G}_{M,m} & \dots & \mathbf{G}_{M,M} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{1,1}\mathbf{P}_{1,1} & \dots & \mathbf{H}_{1,m}\mathbf{P}_{1,m} & \dots & \mathbf{H}_{1,M}\mathbf{P}_{1,M} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{H}_{m,1}\mathbf{P}_{m,1} & \dots & \mathbf{H}_{m,m}\mathbf{P}_{m,m} & \dots & \mathbf{H}_{m,M}\mathbf{P}_{m,M} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{H}_{M,1}\mathbf{P}_{M,1} & \dots & \mathbf{H}_{M,m}\mathbf{P}_{M,m} & \dots & \mathbf{H}_{M,M}\mathbf{P}_{M,M} \end{bmatrix}$$

Cada matriz $\mathbf{G}_{m,l}$ de \mathbf{B}_M pode ser escrita pelo produto entre as matrizes $\mathbf{H}_{m,l}$ e $\mathbf{P}_{m,l}$. Quando o índice m é igual ao índice l estamos se referindo aos canais entre os usuários de uma célula l em relação a própria célula l . Estes usuários possuem uma atenuação causada pela perda de percurso pequena pois pertencem a mesma célula em que o sinal recebido será computado. Neste trabalho as variáveis $\rho_{m,l,k}[i]$ de $P_{i,j}$ tem distribuição log-normal e nesta situação estes valores variam entre 0 dB e -3dB.

No caso em que o valor de $|m-l|=1$ estamos nos referindo aos canais dos usuários da célula l em relação a célula m em que l está próxima a célula m . Neste caso a atenuação é um pouco maior pois não se tratam se usuários da mesma célula de referência. Logo, os coeficientes $\rho_{m,l,k}[i]$ de $P_{i,j}$ variam entre -3dB e -10dB.

Por fim, na situação em que $|m-l| \geq 2$ estamos nos referindo a canais de usuários pertencentes a uma célula l que está distante da célula m de referência. A atenuação experimentada por estes usuários

distantes é muito alta. Para estes usuários os coeficientes $\rho_{m,l,k}[i]$ serão nulos representando a atenuação de $-\infty$ dB.

A matriz B_M pode ser decomposta no produto de *Hadamard* entre a matriz H_M e uma matriz P_M em que

$$\mathbf{H}_M = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{1,1} & \dots & \mathbf{H}_{1,m} & \dots & \mathbf{H}_{1,M} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{H}_{m,1} & \dots & \mathbf{H}_{m,m} & \dots & \mathbf{H}_{m,M} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{H}_{M,1} & \dots & \mathbf{H}_{M,m} & \dots & \mathbf{H}_{M,M} \end{bmatrix} \quad (2.13) \quad \mathbf{P}_M = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{1,1} & \dots & \mathbf{P}_{1,m} & \dots & \mathbf{P}_{1,M} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{P}_{m,1} & \dots & \mathbf{P}_{m,m} & \dots & \mathbf{P}_{m,M} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{P}_{M,1} & \dots & \mathbf{P}_{M,m} & \dots & \mathbf{P}_{M,M} \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

desta forma cada submatriz de $B_M(i, j)$ é igual ao produto $(H_M \circ P_M)(i, j) = H_M(i, j)P_M(i, j)$.

Como no modelo MIMO multiusuário em uma única célula consideraremos os usuários do modelo MIMO multiusuário em múltiplas células estáticos durante a transmissão de um bloco. Dessa forma, os coeficientes $\rho_{m,l,k}$ que representam a perda de percurso não variam durante os instantes de transmissão de um bloco de dados. Eles variam apenas na transição entre blocos.

2.6 Relação Sinal Ruído

A presença de de diferentes tipos de interferências presentes no meio de transmissão faz com que o sinal transmitido chegue diferente ao receptor. Neste trabalho estudamos a degradação do sinal causada pelo ruído AWGN e pela interferência intercelular.

Para mensurar a qualidade do sinal utiliza-se relação sinal/ruído ou (do inglês *Signal Noise Ratio SNR*), que é definida pela razão, em decibéis, do valor da potência média do sinal no receptor pelo valor da potência média do ruído presente. Isto é,

$$SNR = 10 \log \left(\frac{E[||\mathbf{s}[i]||^2]}{E[||\mathbf{n}[i]||^2]} \right) \quad (2.15)$$

Quanto maior for o valor desta razão, menor será o ruído presente.

2.6.1 SNR no modelo MIMO ponto a ponto

No modelo MIMO ponto a ponto o cálculo da ~~relação sinal ruído~~ (SNR) no receptor feito pela equação (2.15) tem como resultado

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{N_t E_s}{\sigma_n^2}, \quad (2.16)$$

em que E_s é a média da energia por símbolo e σ_n^2 é a variância do ruído.

2.6.2 SNR no modelo MIMO multiusuário

No modelo MIMO multiusuário o cálculo da SNR no receptor pode ser feito da seguinte forma,

$$\mathbf{SNR}_\lambda = 10 \log \left(\frac{E[||\mathbf{s}[i]||^2]}{E[||\mathbf{n}[i]||^2]} \right) \quad (2.17)$$

em que

$$E[||\mathbf{s}[i]||^2] = E[||\mathbf{s}^H \mathbf{s}||^2] = E\left[\sum_{K=1}^{KN_T} |s_k|^2 \right] = \sum_{K=1}^{KN_T} E[|s_k|^2] = KN_T \sigma_s^2 \quad (2.18)$$

e

$$E[||\mathbf{n}[i]||^2] = \sigma_n^2 \quad (2.19)$$

Logo

$$\mathbf{SNR}_\lambda = 10 \log \left(\frac{KN_T \sigma_s^2}{\sigma_n^2} \right) \quad (2.20)$$

Desconsideramos o efeito da matriz do canal \mathbf{H} neste cálculo por ela representar os efeitos de pequena escala. A matriz \mathbf{H} obedece à distribuição ~~do tipo Rayleigh~~ e portanto possui média nula e variância σ^2 igual a 1.

$$\mathbf{H} \sim \mathcal{C}(0, \sigma^2 = 1) \quad (2.21)$$

2.6.3 SNR no modelo MIMO multiusuário em uma célula

No modelo MIMO multiusuário em uma célula consideramos o efeito de propagação de larga escala representado pela matriz diagonal \mathbf{P} . Neste modelo calculamos a equação (2.17) da seguinte forma

$$E[||\mathbf{z}||^2] = E[(\mathbf{P}\mathbf{z})^H (\mathbf{P}\mathbf{z})] = E\left[\sum_{k=1}^{KN_T} |P_k|^2 |z_k|^2 \right] \quad (2.22)$$

em que P_k corresponde ao elemento k da diagonal da matriz \mathbf{P} . Supondo perda de percurso constante durante a transmissão temos que

$$E[||\mathbf{z}||^2] = \sum_{k=1}^{KN_T} |P_k|^2 E[|z_k|^2] = \sum_{k=1}^{KN_T} |P_k|^2 \sigma_z^2 = \text{tr}[\mathbf{P}^H \mathbf{P}] \sigma_z^2 \quad (2.23)$$

Como

$$E[||\mathbf{n}[i]||^2] = \sigma_n^2 \quad (2.24)$$

Temos

$$\mathbf{SNR}_\lambda = 10 \log \left(\frac{\text{tr}[\mathbf{P}^H \mathbf{P}] \sigma_z^2}{\sigma_n^2} \right) \quad (2.25)$$

2.6.4 SNR no modelo MIMO multiusuário em múltiplas células

Para o modelo MIMO multiusuário com múltiplas células a matriz \mathbf{P}_M que representa o desvanecimento em larga escala tem dimensão $MKN_T \times MKN_T$. Neste modelo calcula-se a equação (2.15) desta maneira

$$E[||\mathbf{z}_M[i]||^2] = E\left[\sum_{i=1}^{MKN_T} \sum_{j=1}^{MKN_T} |\mathbf{P}_M(i, j)|^2 |z_M|^2 \right] \quad (2.26)$$

Considerando a perda de percurso constante durante a transmissão temos

$$E\left[\sum_{i=1}^{MKN_T} \sum_{j=1}^{MKN_T} |\mathbf{P}_M(i, j)|^2 |\mathbf{z}_M|^2\right] = \sum_{i=1}^{MKN_T} \sum_{j=1}^{MKN_T} |\mathbf{P}_M(i, j)|^2 E[|\mathbf{z}_M|^2] = \sum_{i=1}^{MKN_T} \sum_{j=1}^{MKN_T} |\mathbf{P}_M(i, j)|^2 \sigma_z^2 \quad (2.27)$$

Portanto a equação (2.17) assume a forma

$$\mathbf{SNR}_s = 10 \log \left(\frac{\sum_{i=1}^{MKN_T} \sum_{j=1}^{MKN_T} |\mathbf{P}_M(i, j)|^2 \sigma_z^2}{\sigma_n^2} \right) \quad (2.28)$$

2.7 Conclusão

Neste capítulo foram apresentados diferentes modelos MIMO. Dentre eles o modelo MIMO multiusuário em múltiplas células que será utilizado nas simulações deste trabalho. Neste modelo consideramos um sistema *cluster* com M células onde o processamento dos dados será realizado em servidores na nuvem. Nele temos presente a interferência provocada pelo ruído AWGN e também a interferência inter-celular (ICI). A ICI é gerada quando sinais de rádio são transmitidos em uma mesma frequência em células adjacentes. Uma estação remota de uma célula m passa a receber o sinal indesejado de um usuário de uma célula l vizinha a m . A recepção do sinal deste usuário indesejado degrada o sinal recebido pela célula m o que é prejudicial pois restringe a reutilização de frequências e limita a eficiência espectral do sistema.

É apresentado também o cálculo da SNR no modelo utilizado. A SNR consiste na razão entre a potência média do sinal no receptor e a potência média do ruído presente. Ela é utilizada para mensurar a qualidade do sinal recebido. Quanto maior for o valor desta razão menor será a quantidade do ruído presente. Nas simulações deste trabalho utilizaremos diferentes valores de SNR para avaliar técnicas de cancelamento de interferência através da taxa de erro de bit (BER - do inglês, *bit error rate*).

No próximo capítulo são apresentadas técnicas de cancelamento de interferência. Elas serão utilizadas para mitigação das interferências presentes no modelo Mimo multiusuário em múltiplas células. Como conclusão deste trabalho iremos comparar a performance destas técnicas através da BER elegendando a mais eficiente em um ambiente quantizado.

Capítulo 3

Técnicas de Detecção

3.1 Introdução

Considerando um sistema MIMO com N_T antenas transmissoras e N_R antenas receptoras, cada uma das N_R antenas receptoras recebe todos os sinais transmitidos a partir de cada uma das N_T antenas transmissoras. O sinal transmitido por uma antena transmissora sofre diferentes interferências presentes no canal e chega degradado ao receptor.

No receptor o sinal recebido deve passar primeiramente por um processamento para cancelamento das interferências provocadas pelo canal e posteriormente ser detectado corretamente. Na literatura temos diversos métodos de mitigação de interferência para sistemas MIMO.

Neste trabalho iremos abordar algumas destas técnicas. Primeiramente o método Linear de *Wiener* que detecta todos os símbolos transmitidos simultaneamente. Em seguida o método SIC que detecta os símbolos de forma sucessiva, segundo uma ordem, mitigando a interferência de forma mais eficiente. Estudaremos duas técnicas de ordenamento para o método SIC. A primeira delas o ordenamento por potência do símbolo a ser detectado e a segunda o ordenamento pela estimativa instantânea do sinal LLR. Por fim abordaremos o algoritmo DCD que é um algoritmo otimizado em sistemas quantizados com baixa resolução. Este algoritmo soluciona o sistema de equações lineares de *Wiener Hopf* através de deslocamentos de bit.

3.2 Filtro Linear de Wiener

No método de detecção linear o sinal transmitido pela antena n é tratado como o sinal desejado, enquanto os sinais de outras antenas transmissoras são tratados como interferência. O processamento linear no vetor recebido é então usado para suprimir a interferência das outras antenas. Neste procedimento, também conhecido como anulamento (*nulling*), a detecção dos símbolos é feita pela ponderação linear satisfazendo algum critério de desempenho como o critério do mínimo erro quadrático médio ou MMSE (*Minimum Mean Square Error*) [Toledo and Wang,2006].

O filtro linear de Wiener é um filtro ótimo de estimação no sentido do erro quadrático médio.

Em sua entrada temos o sinal desejado $\mathbf{d}[i]$ contaminado com ruído branco aditivo com ele decorrelacionado $\mathbf{n}[i]$, formando a sequência $\mathbf{u}[i] = \mathbf{d}[i] + \mathbf{n}[i]$. Este filtro se caracteriza pela resposta impulsional $\omega_0[i], \omega_1[i], \omega_2[i], \dots, \omega_{M-1}[i]$. Em um determinado instante i , o filtro produz a saída $\mathbf{d}'[i]$. Esta é então utilizada como estimativa da resposta desejada $\mathbf{d}[i]$. Por fim, $\mathbf{d}'[i]$ é comparado à resposta desejada $\mathbf{d}[i]$, sendo a diferença entre os dois dita como erro de estimação $\mathbf{e}[i]$.

$$\mathbf{e}[i] = \mathbf{d}'[i] - \mathbf{d}[i] \quad (3.1)$$

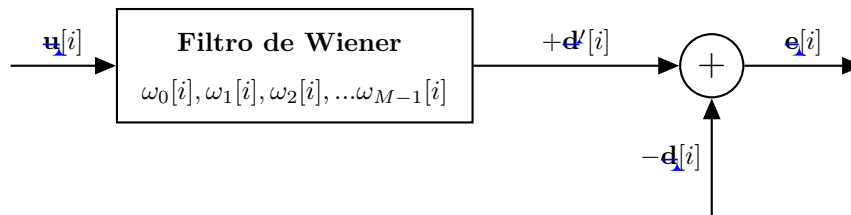


Figura 3.1: Diagrama em blocos da filtragem linear.

Quanto menor o erro de estimação $\mathbf{e}[i]$, mais próxima a saída do filtro $\mathbf{d}'[i]$ é da resposta desejada $\mathbf{d}[i]$. Logo, o objetivo é ajustar os parâmetros do filtro de modo a minimizar o erro quadrático médio, cuja função é dada por

$$J = E[|\mathbf{e}[i]|^2] = E[\mathbf{e}[i]\mathbf{e}^*[i]] \quad (3.2)$$

em que $E[\cdot]$ denota o operador de valor esperado e $*$ representa o complexo conjugado. A função J é conhecida como função-desempenho, ou função custo, a ser minimizada. J satisfaz duas importantes exigências:

- É uma função simples, ou seja, J é limitada e assume um conjunto finito de valores, e
- É quadrática, possuindo um ponto de mínimo global.

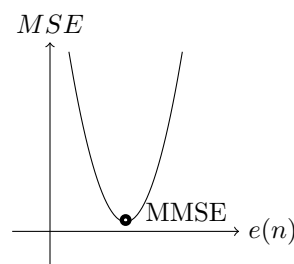


Figura 3.2: Função custo J .

Os vetores de entrada $\mathbf{u}[i]$ e de parâmetros do filtro $\boldsymbol{\omega}[i]$ são definidos como

$$\begin{aligned} \mathbf{u}[i] &= [u[i], [(i-1), \dots, u[i-M+1]]^T \\ \boldsymbol{\omega}[i] &= [\omega_0[i], \omega_1[i], \omega_2[i], \dots, \omega_{M-1}[i]]^T \end{aligned}$$

A saída do filtro de Wiener $\mathbf{d}'[i]$ pode ser calculada como

$$\mathbf{d}'[i] = \sum_{k=0}^{M-1} \boldsymbol{\omega}_k[i] \mathbf{u}[i-k] = \boldsymbol{\omega}^H[i] \mathbf{u}[i] \quad (3.3)$$

Por sua vez, o sinal erro estimado pode ser expresso como

$$\begin{aligned} \mathbf{e}[i] &= \mathbf{d}'[i] - \mathbf{d}[i] \\ &= \sum_{k=0}^{M-1} \boldsymbol{\omega}_k[i] \mathbf{u}[i-k] - \mathbf{d}[i] \\ &= \boldsymbol{\omega}^H[i] \mathbf{u}[i] - \mathbf{d}[i] \end{aligned}$$

Substituindo o erro estimado $\mathbf{e}[i]$ na função custo $J[i]$

$$\begin{aligned} J &= E[|\mathbf{e}[i]|^2] = E[\mathbf{e}[i] \mathbf{e}^*[i]] \\ &= E[\mathbf{d}[i] - \boldsymbol{\omega}^H[i] \mathbf{u}[i]] [\mathbf{d}^*[i] - \mathbf{u}^H[i] \boldsymbol{\omega}[i]] \\ &= E[\underbrace{\mathbf{d}[i] \mathbf{d}^*[i]}_{|\mathbf{d}[i]|^2} - \mathbf{d}[i] \mathbf{u}^H[i] \boldsymbol{\omega}[i] - \underbrace{\boldsymbol{\omega}^H[i] \mathbf{u}[i] \mathbf{d}^*[i]}_{\mathbf{r}_{du}} + \underbrace{\boldsymbol{\omega}^H[i] \mathbf{u}^H[i] \boldsymbol{\omega}[i]}_{\mathbf{R}}] \\ &= E[|\mathbf{d}[i]|^2 - \mathbf{r}_{du}^H \boldsymbol{\omega}[i] - \boldsymbol{\omega}^H[i] \mathbf{r}_{du} + \boldsymbol{\omega}^H[i] \mathbf{R} \boldsymbol{\omega}[i]], \end{aligned}$$

em que \mathbf{r}_{du} é a correlação cruzada entre o vetor de entrada $\mathbf{u}[i]$ e o sinal desejado $\mathbf{d}[i]$ e \mathbf{R} é a matriz autocorrelação de $\mathbf{u}[i]$.

$$\mathbf{r}_{du} = E[\mathbf{u}[i] \mathbf{d}^*[i]] \quad (3.4)$$

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{u}[i] \mathbf{u}^H[i]] \quad (3.5)$$

O objetivo é então calcular os coeficientes do filtro de forma a minimizar o erro quadrático médio. Desta forma associa-se um vetor $\boldsymbol{\omega}_o[i]$ correspondente aos coeficientes do filtro ótimo ao mínimo global da função custo J . Como J é contínua em um intervalo fechado $[a, b]$, possui derivada, e possui um valor de mínimo global sabe-se que este ponto se localiza onde a derivada primeira da função é nula. Logo, para calcularmos estes coeficientes calcula-se o gradiente da função J em relação aos coeficientes do filtro $\boldsymbol{\omega}_o[i]$ e iguala-se a zero.

$$\Delta J = \frac{\partial J}{\partial \boldsymbol{\omega}} = \left[\frac{\partial J}{\partial \omega_0}, \frac{\partial J}{\partial \omega_1}, \frac{\partial J}{\partial \omega_2}, \dots, \frac{\partial J}{\partial \omega_{M-1}} \right]^T = 2\mathbf{R}\boldsymbol{\omega} - 2\mathbf{r}_{du} \quad (3.6)$$

Igualando a equação (3.6) a zero obtém-se

$$\Delta J = 0 \quad (3.7)$$

$$2\mathbf{R}\boldsymbol{\omega}_o[i] - 2\mathbf{r}_{du} = 0$$

$$\boldsymbol{\omega}_o[i] = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}_{du} \quad (3.8)$$

A equação (3.8) é conhecida como equação de *Wiener-Hopf*.

3.2.1 Cálculo do filtro linear segundo o critério MMSE

Segundo o modelo MIMO Multiusuário podemos calcular o vetor de símbolos recebidos pela equação (2.3)

$$\begin{aligned}\mathbf{r}[i] &= \sum_{t=1}^{KN_T} \mathbf{h}_t \mathbf{s}_t[i] + \mathbf{n}[i] \\ &= \mathbf{H}\mathbf{s}[i] + \mathbf{n}[i]\end{aligned}$$

Para calcular o filtro linear utilizamos a equação de *Wiener Hopf* (3.8)

$$\boldsymbol{\omega}_o[i] = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}_{du}$$

em que a matriz autocorrelação, \mathbf{R} , do sinal recebido pode ser calculada por (3.5)

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{r}[i] \mathbf{r}^H[i]]$$

Substituindo (2.3) em (3.5) temos

$$\begin{aligned}\mathbf{R} &= E[(\mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n})(\mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n})^H], \\ &= E[(\mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n})(\mathbf{s}^H \mathbf{H}^H + \mathbf{n}^H)], \\ &= E[\mathbf{H}\mathbf{s}\mathbf{s}^H \mathbf{H}^H + \mathbf{H}\mathbf{s}\mathbf{n}^H + \mathbf{n}\mathbf{s}^H \mathbf{H}^H + \mathbf{n}\mathbf{n}^H], \\ &= E[\mathbf{H}\mathbf{s}\mathbf{s}^H \mathbf{H}^H] + E[\mathbf{H}\mathbf{s}\mathbf{n}^H] + E[\mathbf{n}\mathbf{s}^H \mathbf{H}^H] + E[\mathbf{n}\mathbf{n}^H], \\ &= \mathbf{H}\mathbf{H}^H E[\mathbf{s}\mathbf{s}^H] + \mathbf{H}E[\mathbf{s}\mathbf{n}^H] + \mathbf{H}^H E[\mathbf{n}\mathbf{s}^H] + E[\mathbf{n}\mathbf{n}^H].\end{aligned}\tag{3.9}$$

Considerando que:

- $E[\mathbf{s}\mathbf{s}^H] = \sigma_s^2 \mathbf{I}_{N_T}$
- $E[\mathbf{n}\mathbf{n}^H] = \sigma_n^2 \mathbf{I}_{N_R}$
- $E[\mathbf{s}\mathbf{n}^H]$ e $E[\mathbf{n}\mathbf{s}^H]$ são iguais a zero pois o sinal transmitido é decorrelacionado com o ruído.

A equação (3.9) fica na forma

$$\mathbf{R} = \mathbf{H}\mathbf{H}^H \sigma_s^2 + \sigma_n^2 \mathbf{I}_{N_R}.\tag{3.10}$$

A matriz correlação cruzada, \mathbf{r}_{du} , entre o sinal recebido $\mathbf{r}[i]$ e o sinal transmitido $\mathbf{s}[i]$ pode ser calculada pela equação (3.4)

$$\mathbf{r}_{du}[i] = E[\mathbf{r}[i] \mathbf{s}^H[i]]$$

Substituindo a equação do sinal recebido, $\mathbf{r}[i] = \mathbf{H}\mathbf{s}[i] + \mathbf{n}[i]$, em (3.4) ficamos com:

$$\begin{aligned}\mathbf{r}_{du} &= E[(\mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n})\mathbf{s}^H], \\ &= E[\mathbf{H}\mathbf{s}\mathbf{s}^H + \mathbf{n}\mathbf{s}^H], \\ &= \mathbf{H}E[\mathbf{s}\mathbf{s}^H] + E[\mathbf{n}\mathbf{s}^H], \\ &= \mathbf{H}\sigma_s^2.\end{aligned}\tag{3.11}$$

Substituindo as equações (3.10) e (3.11) em (3.8) concluímos que

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\omega}_o[i] &= \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}_{du} \\
&= (\mathbf{H}\mathbf{H}^H \sigma_s^2 + \sigma_n^2 \mathbf{I}_{N_R})^{-1} \mathbf{H} \sigma_s^2 \\
&= (\mathbf{H}\mathbf{H}^H + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_s^2} \mathbf{I}_{N_R})^{-1} \mathbf{H},
\end{aligned} \tag{3.12}$$

em que $\boldsymbol{\omega}_o[i]$ representa o filtro linear segundo o critério MMSE.

3.2.2 Cálculo do filtro linear segundo o critério MMSE no modelo MIMO multiusuário em múltiplas células

No modelo MIMO com múltiplas células o vetor de símbolos recebidos é calculado pela equação (2.12)

$$\mathbf{r}_M[i] = \mathbf{B}_M[i] \mathbf{z}_M[i] + \mathbf{n}_M[i]$$

O vetor que contém os símbolos estimados pode ser calculado da seguinte forma

$$\begin{aligned}
\hat{\mathbf{z}}[i] &= \mathbf{W}_M^H \mathbf{r}_M[i] \\
&= \mathbf{W}_M^H (\mathbf{B}_M[i] \mathbf{z}_M[i] + \mathbf{n}_M[i])
\end{aligned} \tag{3.13}$$

Em que \mathbf{W}_M representa o filtro linear segundo o critério MMSE no modelo MIMO multiusuário em múltiplas células. Para calcularmos os coeficientes do filtro \mathbf{W}_M utilizamos o sistema de equações lineares de *Wiener-Hopf* (3.8)

$$\boldsymbol{\omega}_o = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}_{du}$$

em que a matriz autocorrelação \mathbf{R} , no modelo com múltiplas células, pode ser calculada por

$$\begin{aligned}
\mathbf{R} &= E[\mathbf{r}_M[i] \mathbf{r}_M^H[i]] \\
&= E[(\mathbf{B}_M \mathbf{z}_M[i] + \mathbf{n}_M[i]) (\mathbf{B}_M \mathbf{z}_M[i] + \mathbf{n}_M[i])^H] \\
&= E[(\mathbf{B}_M \mathbf{z}_M[i] + \mathbf{n}_M[i]) (\mathbf{z}_M^H[i] \mathbf{B}_M^H + \mathbf{n}_M^H[i])] \\
&= E[(\mathbf{B}_M \underbrace{\mathbf{z}[i] \mathbf{z}_M^H[i]}_{=\sigma_z^2 \mathbf{I}_{N_T}} \mathbf{B}_M^H + \mathbf{B}_M \underbrace{\mathbf{z}_M[i] \mathbf{n}_M^H[i]}_{=0} + \underbrace{\mathbf{n}_M[i] \mathbf{z}_M^H[i]}_{=0} \mathbf{B}_M^H + \underbrace{\mathbf{n}_M[i] \mathbf{n}_M^H[i]}_{=\sigma_n^2 \mathbf{I}_{N_R}})] \\
&= \mathbf{B}_M \sigma_z^2 \mathbf{I}_{N_T} \mathbf{B}_M^H + \sigma_n^2 \mathbf{I}_{N_R}
\end{aligned} \tag{3.14}$$

Neste modelo a matriz correlação cruzada, \mathbf{r}_{du} , é calculada por

$$\begin{aligned}
\mathbf{r}_{du} &= E[\mathbf{r}_M[i] \mathbf{z}_M^H[i]] \\
&= E[(\mathbf{B}_M \mathbf{z}_M[i] + \mathbf{n}_M[i]) \mathbf{z}_M^H[i]] \\
&= E[\mathbf{B}_M \mathbf{z}_M[i] \mathbf{z}_M^H[i] + \underbrace{\mathbf{n}_M[i] \mathbf{z}_M^H[i]}_{=0}] \\
&= \mathbf{B}_M E[\underbrace{\mathbf{z}_M[i] \mathbf{z}_M^H[i]}_{=\sigma_z^2 \mathbf{I}_{N_T}}] \\
&= \mathbf{B}_M \sigma_z^2 \mathbf{I}_{N_T}
\end{aligned} \tag{3.15}$$

Substituindo as equações (3.14) e (3.15) na equação (3.8)

$$\begin{aligned}
 \mathbf{W}_M &= \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}_{du} \\
 &= (\mathbf{B}_M \sigma_z^2 \mathbf{I}_{N_T} \mathbf{B}_M^H + \sigma_n^2 \mathbf{I}_{N_R})^{-1} (\mathbf{B}_M \sigma_z^2 \mathbf{I}_{N_T}) \\
 &= (\mathbf{B}_M \mathbf{B}_M^H + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_z^2} \mathbf{I}_{N_R})^{-1} \mathbf{B}_M
 \end{aligned} \tag{3.16}$$

A equação (3.16) é então a equação do filtro linear segundo o critério MMSE para o modelo MIMO multiusuário em múltiplas células.

3.3 Successive Interference Cancellation (SIC)

O método de cancelamento sucessivo de interferência (SIC) é um método de detecção não linear baseado no cancelamento ordenado de interferência.

A princípio, os métodos não-lineares podem ter um desempenho melhor que os lineares a custo de uma maior complexidade de implementação em hardware.

Ao invés de N_T fluxos de dados serem detectados simultaneamente como o detector linear faz, o método de detecção SIC detecta as componentes do sinal em sequência. Neste método o efeito de propagação de cada fluxo de dados já estimado é subtraído do sinal recebido. Por fim, o sinal recebido remanescente com a interferência reduzida é utilizado na estimação dos fluxos de dados seguintes. Tomando-se decisões exatas em relação ao símbolo transmitido, o sinal ficará livre de interferência dos símbolos anteriormente detectados.

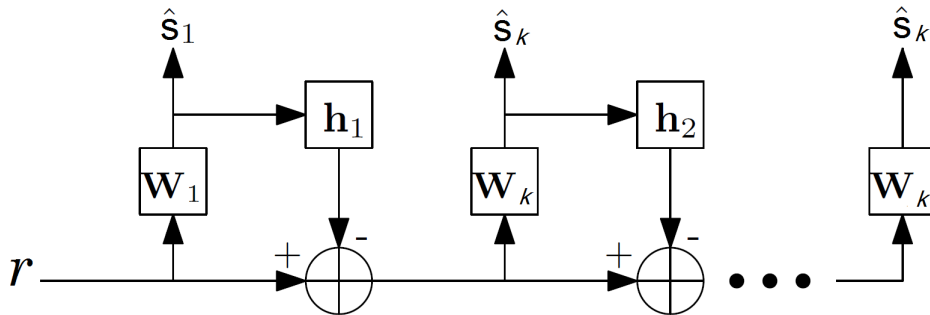


Figura 3.3: Representação do método SIC

Inicialmente o algoritmo convencional SIC computa o filtro MMSE $N_R \times 1$ correspondente a cada camada de fluxo de dados da forma

$$\boldsymbol{\omega}_k = (\bar{\mathbf{H}}_k \bar{\mathbf{H}}_k^H + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_s^2} \mathbf{I})^{-1} \bar{\mathbf{H}}_k \tag{3.17}$$

em que $\bar{\mathbf{H}}_k$ denota a matriz obtida pegando-se as colunas $k, k+1, \dots, K$ da matriz do canal \mathbf{H} [2]. Neste algoritmo, o procedimento utiliza da anulação e cancelamento sucessivo do símbolo do fluxo desejado de símbolos $\hat{s}_k[i], k = 1, \dots, K$.

Detecta-se o símbolo transmitido

$$\hat{\mathbf{s}}_k[i] = Q(\boldsymbol{\omega}_k^H \check{\mathbf{r}}_k[i]), \quad (3.18)$$

em que $Q(\cdot)$ denota a quantização do símbolo. Com esses símbolos detectados forma-se um vetor de decisão $\hat{\mathbf{s}}[i] = [\hat{s}_1[i], \hat{s}_1[i], \dots, \hat{s}_K[i]]^T$. O cancelamento sucessivo do vetor recebido, no estágio k , pode ser calculado por

$$\begin{cases} \check{\mathbf{r}}_k[i] = \mathbf{r}[i] & k = 1, \\ \check{\mathbf{r}}_k[i] = \mathbf{r}[i] - \sum_{j=1}^{K-1} \mathbf{H}_j \hat{s}_j[i], & k \geq 2. \end{cases} \quad (3.19)$$

Anula-se a coluna da matriz $\bar{\mathbf{H}}$ correspondente ao usuário K recém detectado.

$$\bar{\mathbf{H}}_{\mathbf{k}} = \mathbf{0}. \quad (3.20)$$

A recursão continua, retornando-se a equação (3.17), até que o último símbolo seja detectado.

Após se subtrair do vetor recebido os símbolos detectados, o vetor recebido remanescente é processado por um filtro MMSE para estimativa dos símbolos nos fluxos seguintes.

O método SIC é ilustrado na Tabela (3.1)

Tabela 3.1: Método SIC

Inicialização: $\mathbf{W}_{\text{sic}} = \mathbf{W}_{\mathbf{o}}$, $\mathbf{H}_{\text{sic}} = \mathbf{H}$, $\mathbf{r}_{\text{sic}} = \mathbf{H}_{\text{sic}}\mathbf{s} + \mathbf{n}$
Para $k=1$ até KN_T faça:
$\mathbf{W}_{\text{sic-k}} = \mathbf{W}_{\text{sic}}(:, k)$
$\hat{s}_k = \mathbf{W}_{\text{sic-k}}^H \mathbf{r}$
$\hat{s}_j = Q(\hat{s}_k)$
$\mathbf{H}_{\text{sic}}[:, k] = \text{zeros}(N_R)$
$\mathbf{r}_{\text{sic}} = \mathbf{r}_{\text{sic}} - \mathbf{H}_{\text{sic}}[:, k] \hat{s}_k$
$\mathbf{W}_{\text{sic}} = (\bar{\mathbf{H}}_k \bar{\mathbf{H}}_k^H + \frac{\sigma_v^2}{\sigma_s^2} \mathbf{I})^{-1} \mathbf{H}_k$
FimPara

3.3.1 Cancelamento ordenado de interferência

Como o método SIC possui uma arquitetura sequencial que depende dos símbolos detectados previamente ele pode ser crítico se um símbolo for detectado erroneamente. Os símbolos posteriores a serem detectados sofrerão erros gerados pela detecção errônea feita anteriormente.

Este problema pode ser mitigado se a detecção for ordenada. Esta ordem pode ser determinada, detectando-se primeiramente o símbolo com maior SNR e posteriormente o segundo símbolo com maior SNR e assim sucessivamente. O princípio para este método é remover primeiro o sinal que causa maior interferência. Deste modo as estimativas subsequentes têm uma chance maior de serem estimadas corretamente. O símbolo com maior potência é também menos provável de ser estimado de forma incorreta.

O símbolo com maior potência pode ser encontrado tomando-se a magnitude do canal \mathbf{h}_t associado ao canal de cada antena transmissora. Ordena-se então as colunas da matriz dos canais \mathbf{H} do canal de maior potência para o canal de menor potência sempre tomando-se os índices dos respectivos canais. O primeiro símbolo a ser detectado será aquele cujo índice está associado ao canal de maior potência. Com este modo de ordenamento o método SIC é chamado de O-SIC (*Ordered Successive Interference Cancelling*).

O método O-SIC é mostrado na Tabela (3.2)

Tabela 3.2: Método O-SIC

Inicialização: $\mathbf{W}_{sic} = \mathbf{W}_o$, $\mathbf{H}_{sic} = \mathbf{H}$, $\mathbf{r}_{sic} = \mathbf{H}_{sic}\mathbf{s} + \mathbf{n}$

Para $i=1$ **até** KN_T **faça**

$$m = [m \text{ norm}(\mathbf{H}_{sic}(:,k))^2]$$

FimPara

$[yo, ind] = \text{sort}(m, 'descent')$

Para $i=1$ **até** KN_T **faça:**

$$j = \text{ind}(k)$$

$$\mathbf{W}_{sic-j} = \mathbf{W}_{sic}(:, j)$$

$$\hat{\mathbf{s}}_k = \mathbf{W}_{sic-j}^H \mathbf{r}$$

$$\hat{\mathbf{s}}_j = Q(\hat{\mathbf{s}}_k)$$

$$\mathbf{H}_{sic}(:, j) = \text{zeros}(N_R)$$

$$\mathbf{r}_{sic} = \mathbf{r}_{sic} - \mathbf{H}_{sic}(:, j) \hat{\mathbf{s}}_j$$

$$\mathbf{W}_{sic} = (\mathbf{H}_{sic} \mathbf{H}_{sic}^H + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_s^2} \mathbf{I})^{-1} \mathbf{H}_{sic}$$

FimPara

3.3.2 Cancelamento dinâmico de interferência

O método O-SIC pode alcançar uma maior eficiência por detectar os símbolos de forma ordenada pela SNR. Contudo, este método de detecção não considera o efeito do ruído em cada instante de tempo. Desta forma o O-SIC não leva em consideração as flutuações instantâneas da SINR (*Signal to Interference plus Noise Ratio*) nas antenas receptoras.

A SINR de cada antena pode variar por diversos fatores como a aleatoriedade do ruído nas antenas e os efeitos das interferências provocadas por outros sistemas próximos. Desta forma, como o O-SIC considera apenas o estado do canal a cada vez que um símbolo é detectado, e realiza o cancelamento com base nesta informação, pode haver perda de precisão na detecção.

Uma possibilidade de tornar o método SIC mais preciso é realizar a detecção dinamicamente. Desta forma o algoritmo realiza o ordenamento a cada instante de tempo baseando-se em uma estimativa instantânea que leva em consideração a flutuação da SINR.

A estimativa instantânea que consideraremos para realizar o ordenamento será a LLR (*Log Likelihood Ratio*) [3]. Primeiramente consideramos a LLR de um bit de um símbolo recebido dado um símbolo

estimado \hat{s}_t

$$L_i = \left| \ln \left[\frac{f(\hat{s}_i | b_i = +1)}{f(\hat{s}_i | b_i = -1)} \right] \right|. \quad (3.21)$$

O filtro linear MMSE \mathbf{W}_{MMSE} considerado é obtido pela equação

$$\mathbf{W}_{MMSE} = (\mathbf{H}\mathbf{H}^H + \sigma_n^2 \mathbf{I})\mathbf{H} = \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{H}, \quad (3.22)$$

equação do filtro linear pode ser reescrita de forma individual para cada antena ω_n através do produto da matriz autocorrelação da interferência mais ruído \mathbf{R}_t na forma

$$\omega_t = (1 + \mathbf{h}_t^H \mathbf{R}_t^{-1} \mathbf{h}_t)^{-1} \mathbf{R}_t^{-1} \mathbf{h}_t, \quad (3.23)$$

em que

$$\mathbf{R}_t = \left(\sum_{\substack{l=1, \\ l \neq i}}^M \mathbf{h}_l \mathbf{h}_l^H + \sigma_n^2 \mathbf{I} \right). \quad (3.24)$$

Como se pode ver em [3] a SINR instantânea $\bar{\gamma}_i$ pode ser calculada por

$$\bar{\gamma}_i = \mathbf{h}_t^H \mathbf{R}_t^{-1} \mathbf{h}_t \quad (3.25)$$

Por sua vez a confiabilidade pode ser escrita como

$$L_i = 4(1 + \bar{\gamma}_i) |\hat{s}_i| \approx (1 + \bar{\gamma}_i) |\hat{s}_i|. \quad (3.26)$$

A equação (3.25) requer a inversão da matriz autocorrelação R_n . Como descrito em [3] pode ser complexo para o sistema obter esta matriz. Contornando este problema há outra forma de se obter a SINR instantânea aplicando o lema da inversão matricial \mathbf{R}_n^{-1} na equação (3.25)

$$\bar{\gamma}_i = \frac{\mathbf{h}_t^H \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{h}_t}{1 - \mathbf{h}_t^H \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{h}_t} \quad (3.27)$$

A equação (3.27) utiliza a matriz autocorrelação \mathbf{R}_y^{-1} que já é utilizada para o cálculo do filtro MMSE em (3.22). Substituindo este resultado em (3.26) obtemos

$$L_i = (1 + \mathbf{h}_t^H \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{h}_t)^{-1} |\hat{s}_i|. \quad (3.28)$$

Esta equação calcula a confiabilidade para uma modulação que utilize um único bit b_t . Caso se utilize uma modulação com múltiplos bits como a QPSK, pode-se reescrever a equação (3.29) por

$$L_i = (1 + \mathbf{h}_t^H \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{h}_t)^{-1} (|\Re(\hat{s}_i)| + |\Im(\hat{s}_i)|). \quad (3.29)$$

A confiabilidade L_i é incorporada ao método SIC. A cada iteração a confiabilidade é calculada para cada símbolo ainda não detectado. O símbolo com maior confiabilidade será o próximo símbolo a ser detectado.

O ordenamento dinâmico realizado a cada instante de tempo enquanto o método SIC é processado denomina-se R0-SIC (Reliability Ordering SIC). A tabela (3.3) mostra o algoritmo SIC realizando o ordenamento dinâmico através do cálculo da confiabilidade L_i .

Tabela 3.3: Método RO-SIC

Inicialização: $\mathbf{H}_{sic,0} = \mathbf{H}$, $\mathbf{r}_{sic,0} = \mathbf{H}_{sic,0}\mathbf{s} + \mathbf{n}$, $\mathbf{R}_{y,0} = \mathbf{H}_{sic,0}\mathbf{H}_{sic,0}^H + \mathbf{I}\sigma_n^2$

Para $i = 1$ **até** KN_T

$\mathbf{L} = \text{zeros}(K)$

$\mathbf{W}_i = \mathbf{R}_{y,i-1}^{-1}\mathbf{H}_{sic,i-1}$

$\hat{\mathbf{s}}_i = \mathbf{W}_i^H\mathbf{r}_{sic,i-1}$

Para $j = 1$ **até** $(KN_T + 1 - i)$

$\mathbf{L}(j) = (1 + \mathbf{h}_j^H\mathbf{R}_{y,i-1}^{-1}\mathbf{h}_j)^{-1}(|\Re(\hat{x}_j)| + |\Im(\hat{x}_j)|)$

FimPara

$j = \arg \max(\mathbf{L})$

$\hat{s}_j = \mathcal{Q}[\hat{s}_i(j)]$

$\mathbf{r}_{sic,i} = \mathbf{r}_{sic,i-1} - \mathbf{H}_{sic,i}(:,j)\hat{x}_j$

$\mathbf{H}_{sic,i}(:,j) = \text{zeros}(N_R)$

$\mathbf{R}_{y,i} = \mathbf{H}_{sic,i}\mathbf{H}_{sic,i}^H + \mathbf{I}\sigma_n^2$

FimPara

3.4 Quantização

3.4.1 Introdução

No sistema atual, a arquitetura de rede de acesso rádio (RAN) é constituída pelas estações móveis, uma unidade de rádio remota conhecida como *Remote Radio Head* ou RRH e uma unidade de processamento de banda ou BBU. Neste sistema cada BBU serve a uma RRH e se encontra próxima a estação remota.

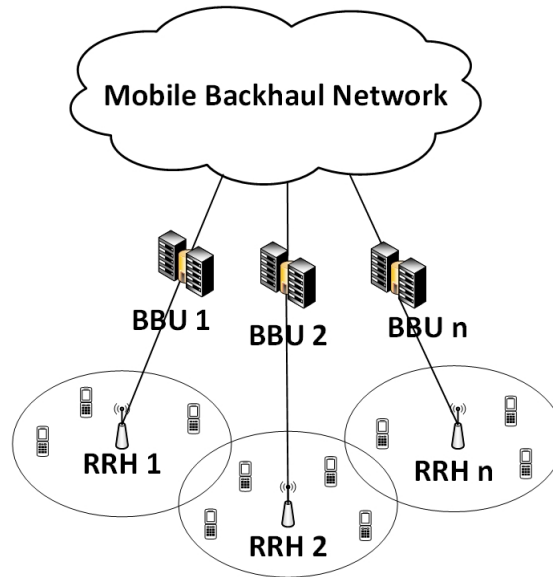


Figura 3.4: Representação da arquitetura de acesso rádio RAN

Na quinta geração será diferente. Cada estação rádio base física não combinará mais as funções de BBU e RRH. O processamento de banda base para muitas células será centralizado em servidores na nuvem. Esta arquitetura recebe o nome de C-RAN que significa *Cloud RAN* ou RAN Centralizada. Dentre os benefícios da C-RAN podemos citar o aumento do desempenho, por causa da capacidade de coordenação entre as células, a redução de despesas, decorrente da associação de recursos e também a redução de consumo de energia, visto que equipamentos de refrigeração, por exemplo, estarão centralizados em um único local[5].

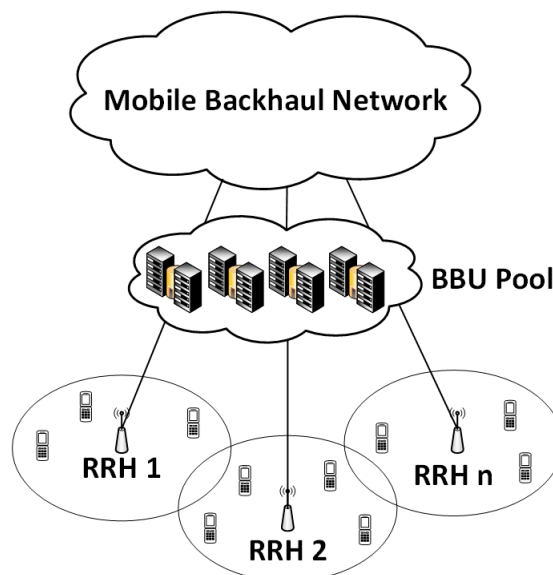


Figura 3.5: Representação da arquitetura de acesso rádio C-RAN

A nova arquitetura C-RAN enfrenta alguns desafios. Dentre eles temos a necessidade de uma rede de transporte com alta largura de banda, baixo custo e rigoroso controle de latência e jitter. Normalmente estas redes de transportes utilizam ou fibra óptica ou ondas milimétricas como meio de propagação. Todavia

estes meios podem não ter largura de banda suficiente para transportar a altíssima quantidade de dados gerados pelos usuários conectados as RRHs.

Para que estes dados possam ser transportados há a necessidade de comprimi-los. Desta forma o sinal que antes era representado com um número grande de bits passa então a ser representado com um número menor de bits o que reduz o número de palavras binárias necessárias para representar o sinal e conseqüentemente a carga massiva de dados a ser transportada. Porém, a quantização com um número reduzido de bits degrada o sinal acrescentando-o o ruído de quantização. O sistema terá que ser robusto ao ruído de quantização evitando ao máximo a perda de informação em um ambiente sub-quantizado. Nas próximas seções iremos apresentar o processo para quantizar um sinal e a degradação causada pela quantização com poucos bits.

3.4.2 Amostragem

O processo de amostragem é a primeira etapa para se realizar a conversão de Analógico para Digital ou A/D. A amostragem é a obtenção de amostras de um sinal contínuo, em instantes de tempo igualmente espaçados (T_S). O sinal analógico $x(t)$ é então discretizado e passa então a ser representado por um sinal discreto na forma $x[n] = x(nT_S)$.

No entanto, para que o processo ocorra corretamente, a frequência de amostragem ($F_s = 1/T_S$) deverá atender ao teorema de amostragem, conhecido como teorema de *Nyquist*. Seja um sinal $x(t)$ com banda limitada, ou seja, $X(j\omega) = 0$ para $|\omega| > \omega_M$, onde ω_M representa a máxima frequência do sinal. Neste caso, $x(t)$ pode ser determinado por amostras $x(nT_S)$, onde T_S é o período de amostragem e $n = \pm 1, \pm 2, \pm 3, \dots$, se $\omega_S \geq 2\omega_M$, onde ω_S é a frequência de amostragem.

Para que o sinal possa ser reconstruído a partir de suas amostras há a condição de que a frequência de amostragem ω_s ser maior em pelo menos duas vezes a maior frequência do sinal a ser reconstruído. Esta condição é conhecida como taxa de *Nyquist*.

Caso a taxa de *Nyquist* não for atendida, teremos a ocorrência do efeito de *Aliasing*. Este efeito consiste na sobreposição do espectro de $x(t)$ impossibilitando a recuperação fiel do sinal original.

3.4.3 Ruído de Quantização

A partir das amostras obtidas pelo processo de amostragem, podemos quantificar as amplitudes, que pertencem a um intervalo contínuo de valores, em um conjunto finito de valores possíveis, chamados níveis de quantização.

Cada amplitude é alocada ao nível de quantização mais próximo, ou seja, ao nível que leve ao menor erro absoluto. Este processo recebe o nome de arredondamento.

O conjunto de níveis de quantização é definido pelo número de bits que serão utilizados para a codificação. O número de níveis pode ser obtido pela fórmula 2^n onde n é o número de bits utilizado. Por exemplo, se o número de bits do sinal quantizado for 8, o sinal quantizado terá 256 níveis. Contudo, se o sinal for quantizado com apenas 2 bits, o sinal terá somente 4 níveis de quantização.

Quantizar um sinal com um número reduzido de bits significa aumentar os erros causados pelo

arredondamento e conseqüentemente degradar o sinal. Podemos ver este efeito através da Figura 3.6.

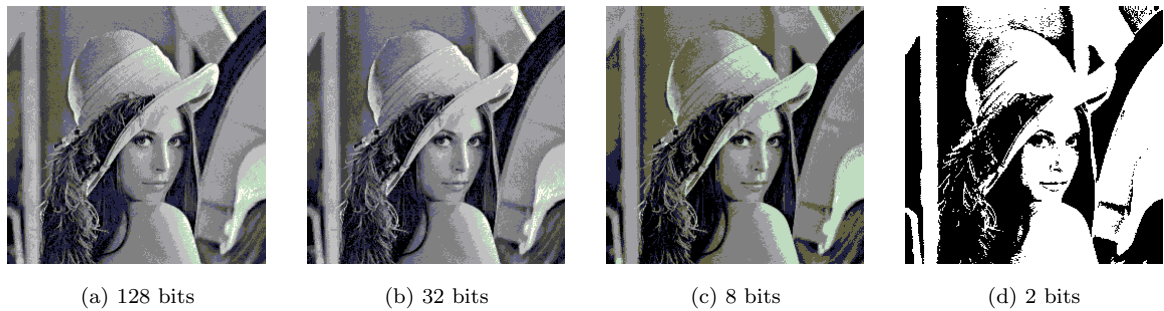


Figura 3.6: Comparação entre imagens quantizadas com diferentes quantidades de bits

Para minimizar o erro de quantização, dado pela diferença entre a entrada não quantizada e a saída quantizada, é necessário buscar o melhor método de quantização, o que depende do sinal que está sendo considerado. Para isso têm-se duas formas diferentes para se realizar a quantização.

O processo de quantização uniforme possui intervalos de amplitudes divididos de forma uniforme, ou seja, igualmente espaçados. Ela é mais utilizada em sinais que não possuem um *range* dinâmico alto, ou seja, a diferença de amplitude mínima e máxima é pequena.

Em sinais que possuem um range dinâmico alto, a quantização uniforme pode gerar erros de quantização muito altos. Neste caso, se torna interessante utilizar métodos de quantização não uniformes. Assim os níveis de quantização podem acompanhar as variações do sinal, ficando mais próximos para descrever amplitudes menores e mais distantes para amplitudes maiores.

3.5 Algoritmo Dichotomous Coordinate Descent (DCD)

O algoritmo Dichotomous Coordinate Descent (DCD) foi proposto como uma alternativa livre de multiplicações para resolver problemas de mínimos quadrados, ou do inglês *Least-Squares (LS) problems* [11]. Ele é implementado utilizando somas e deslocamentos de bit para evitar operações de multiplicação e divisão. Este algoritmo é iterativo e eficiente computacionalmente e pode ser utilizado para solucionar sistemas de equações lineares na forma $\mathbf{R}\mathbf{h} = \boldsymbol{\beta}$ muito comuns na área de processamento digital de sinais. A matriz \mathbf{R} é uma matriz $N \times N$ e \mathbf{h} e $\boldsymbol{\beta}$ são vetores $N \times 1$. A solução do sistema é calculada através de adições e deslocamentos de bits que requerem bem menos operações do que os algoritmos convencionais.

O cálculo do filtro de *Wiener* segundo o critério MMSE também pode ser feito através de sistemas de equações lineares $\mathbf{R}\mathbf{h} = \boldsymbol{\beta}$. Para cada *stream* de dados do filtro linear $\boldsymbol{\omega}_o$ solucionamos este sistema de equações lineares em que \mathbf{h} é o vetor desconhecido. Nele, a matriz \mathbf{R} corresponde a autocorrelação do vetor de entrada, o vetor \mathbf{h} corresponde a coluna $\boldsymbol{\omega}_t$ do filtro linear $\boldsymbol{\omega}_o$ e o vetor $\boldsymbol{\beta}$ corresponde a coluna correspondente da matriz dos canais \mathbf{H} . Desta forma temos:

$$\begin{aligned}
(\mathbf{H}\mathbf{H}^H + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_s^2}I_{N_R})\boldsymbol{\omega}_t &= \mathbf{h}_t \\
\mathbf{R}\mathbf{h} &= \boldsymbol{\beta} \\
\mathbf{R} &= (\mathbf{H}\mathbf{H}^H + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_s^2}I_{N_R}) \\
\mathbf{h} &= \boldsymbol{\omega}_o(:, t) \\
\boldsymbol{\beta} &= \mathbf{H}(:, t)
\end{aligned} \tag{3.30}$$

O algoritmo se baseia na representação binária dos elementos do vetor solução \mathbf{h} com M_b bits em uma faixa de amplitude de $[-H, H]$ [12]. Para o cálculo deste vetor o algoritmo DCD realiza os seguintes passos. Primeiramente denotamos $\mathbf{R}(i, j)$, $\mathbf{h}(j)$ e $\boldsymbol{\theta}(j)$ como elementos da matriz \mathbf{R} e dos vetores \mathbf{h} e $\boldsymbol{\theta}$ respectivamente. A expressão $\mathbf{R}(:, j)$ representa a j^{th} coluna da matriz \mathbf{R} . Na primeira iteração o vetor solução, \mathbf{h} , é inicializado como um vetor de zeros. O primeiro conjunto de iterações determina o bit mais significativo (MSBs) para todos os elementos de \mathbf{h} utilizando o passo α inicializado com algum valor $H > 0$. Isso significa que os elementos do vetor solução possuem amplitudes limitadas o que torna o cálculo realista para a maioria das aplicações [11]. As iterações subsequentes determinam as ordens de bits mais baixas até que um número adequado de bits M_b seja obtido [13].

Se uma iteração atualiza um elemento do vetor solução (de modo que a iteração receba um rótulo de "bem sucedida"), um vetor auxiliar $\boldsymbol{\theta}$ (que foi inicializado como uma cópia do vetor $\boldsymbol{\beta}$) é também atualizado. A carga computacional do algoritmo DCD é principalmente devido as iterações bem sucedidas. Para limitar esta carga computacional é pré-definido um número N_{upd} máximo de iterações bem sucedidas. Se tal limite não existir, ou o limite for alto o suficiente, a precisão da solução será $2^{-M_b H}$ [12].

Desta forma os parâmetros utilizados no algoritmo DCD são os seguintes. O elemento M_b é o número de bits utilizados para representar os elementos do vetor solução \mathbf{h} que estão dentro de uma faixa de amplitudes de $[-H, H]$. O elemento N_{upd} fixa um limite de iterações "bem sucedidas" em que o vetor solução é atualizado. Os elementos $\mathbf{R}(i, j)$, $\mathbf{h}(j)$ e $\boldsymbol{\theta}(j)$ são elementos da matriz correlação do vetor de entrada \mathbf{R} , da coluna $\boldsymbol{\omega}_t$, a ser calculada, do filtro linear $\boldsymbol{\omega}_o$ e da coluna correspondente da matriz dos canais \mathbf{H} . As operações realizadas no algoritmo podem ser visualizadas através do pseudo-código da Tabela 3.4 [13].

Tabela 3.4: Algoritmo DCD

Inicialização: $\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\beta}, \mathbf{h} = \mathbf{0}, \alpha = H, counter = 0$
Para $m = 1$ até M_b
$\alpha = \alpha/2$
Faça
$flag = 0$
Para $j = 1$ até N_u
Se $ \boldsymbol{\theta}(j) > (\alpha/2)\mathbf{R}(j, j)$ então
$flag = 1$
$counter = counter + 1$
$h(j) = h(j) + sgn(\boldsymbol{\theta}(j))\alpha$
$\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\theta} - sgn(\boldsymbol{\theta}(j))\alpha\mathbf{R}(:, j)$
Se $counter \geq N_u$ então
<i>Para o algoritmo</i>
FimSe
FimSe
FimPara
Repita enquanto $flag = 1$
FimPara

Como descrito em [12], o algoritmo DCD garante a convergência para a solução verdadeira se a amplitude dos elementos do vetor solução estiverem dentro da faixa de $[-H, H]$. A partir da descrição do algoritmo é possível ver que se H é potência de dois, então são utilizadas somente multiplicações por fatores de dois. Então estas operações podem ser substituídas por deslocamentos de bit. Desta forma o algoritmo DCD pode ser implementado sem multiplicações e divisões explícitas. Reduzindo assim área de chip e consumo de energia na implementação em hardware visto que operações de adição e deslocamento de bits são menos custosas. Além disso as operações de divisão são frequentemente fonte de instabilidade numérica. A complexidade do algoritmo para um sistema de equações específico depende de inúmeros fatores. Contudo, para um número de fixo de updates N_{upd} e um número de bits M_b , no pior caso, a complexidade pode ser calculada por $N(2N_{upd} + N_b)$ *shift-acumulate (SACs) operations* [13].

3.6 Decomposição QR

A decomposição QR consiste na fatoração de uma matriz qualquer "A" em duas matrizes. Uma matriz ortogonal (\mathbf{Q}) e uma matriz triangular superior (\mathbf{L}), na forma:

$$\mathbf{A} = \mathbf{QL} \tag{3.31}$$

Como \mathbf{Q} é uma matriz ortogonal verifica-se que:

$$\mathbf{Q}^T \mathbf{Q} = \mathbf{Q} \mathbf{Q}^T = \mathbf{I} \quad (3.32)$$

$$\mathbf{Q}^{-1} = \mathbf{Q}^T \quad (3.33)$$

A solução da inversão da matriz \mathbf{A}^{-1} é da forma:

$$\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{L}^{-1} \mathbf{Q}^T \quad (3.34)$$

A matriz \mathbf{Q} diz-se unitária com as seguintes propriedades:

$$\mathbf{Q}^H \mathbf{Q} = \mathbf{Q} \mathbf{Q}^H = \mathbf{I} \quad (3.35)$$

$$\mathbf{Q}^{-1} = \mathbf{Q}^H \quad (3.36)$$

em que \mathbf{Q}^H denota a matriz transconjugada ou matriz hermitiana de \mathbf{Q} . No domínio complexo (\mathbb{C}) a solução da inversão matricial de \mathbf{A} pode ser calculada pela equação (3.38) sendo apresentada como:

$$\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{L}^{-1} \mathbf{Q}^H \quad (3.37)$$

O método da inversão matricial através da decomposição QR possui três fases distintas. A primeira com maior complexidade computacional, a decomposição da matriz A em duas matrizes, uma matriz ortogonal \mathbf{Q} e uma matriz triangular superior \mathbf{L} . Uma segunda fase é um processo relativamente simples que é a inversão matricial da matriz triangular superior \mathbf{L} que devido a sua estrutura triangular pode ser calculada através da eliminação gaussiana.

$$\mathbf{L} \mathbf{L}^{-1} = \mathbf{I} \quad (3.38)$$

A última fase consiste na multiplicação da matriz triangular invertida \mathbf{L}^{-1} pela matriz unitária transconjugada \mathbf{Q}^H .

Neste trabalho o método utilizado para realizar a decomposição QR será o método de Ortogonalização de Gram-Schmidt (*Classical Gram-Schmidt- CGS*).

3.6.1 Decomposição QR da matriz autocorrelação (\mathbf{R}) do filtro de Wiener

O cálculo do filtro linear através da resolução do sistema de equações lineares de *Wiener Hopf* em (3.8) resulta na necessidade da inversão matricial da matriz autocorrelação \mathbf{R} . O cálculo da inversão matricial exige um processo computacional intensivo. O filtro linear calculado será utilizado em sistemas MIMO que, por sua vez, exige operações computacionais mais eficientes.

A decomposição QR apresenta uma arquitetura eficiente e escalável para a inversão matricial de matrizes quadradas com elementos complexos [6]. Baseando-se no processo de decomposição QR descrito anteriormente teremos a representação da matriz autocorrelação \mathbf{R} através da matriz \mathbf{A} ,

$$\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{R}^{-1} = (\mathbf{Q} \mathbf{L})^{-1} = \mathbf{L}^{-1} \mathbf{Q}^H, \quad (3.39)$$

Substituindo a equação (3.39) em (3.12) temos,

$$\boldsymbol{\omega}_o = \mathbf{L}^{-1} \mathbf{Q}^H \mathbf{H}. \quad (3.40)$$

Em que $\boldsymbol{\omega}_o$ corresponde ao filtro Linear MMSE calculado com o processo de decomposição QR. O vetor de símbolos detectados pode ser calculado então por

$$\hat{\mathbf{s}} = \boldsymbol{\omega}_o \mathbf{r} = \mathbf{L}^{-1} \mathbf{Q}^H \mathbf{H} \mathbf{r}. \quad (3.41)$$

em que \mathbf{r} representa o vetor de símbolos recebidos.

3.7 Conclusão

Neste capítulo foram apresentados diferentes métodos de supressão de interferência. Primeiro foi apresentado o filtro linear de *Wiener* que é um filtro ótimo no sentido do mínimo erro médio quadrático (MMSE). Este método estima os símbolos transmitidos simultaneamente.

Logo após foi apresentado o método SIC que detecta os símbolos de forma sucessiva, símbolo a símbolo. A cada iteração é removida do vetor de símbolos recebidos a interferência provocada pelo símbolo recém detectado. Como a detecção é sucessiva este método utiliza de uma técnica de ordenamento para estimar qual o símbolo a ser detectado em cada iteração. Foram apresentadas então duas técnicas de ordenamento diferentes. A primeira técnica detecta os símbolos de acordo com a potência média. O método SIC que utiliza esta técnica de ordenamento é conhecido por O-SIC (*Ordering SIC*). A segunda técnica estima os símbolos dinamicamente de acordo com a estimativa LLR que calcula a confiabilidade de se detectar um dado símbolo. Com esta técnica o método SIC passa a ser denominado RO-SIC (*Reability Ordering SIC*).

Como a quantidade de dados recebidos pelas RRHs do sistema é muito grande há a necessidade de quantizar os sinais recebidos com um número reduzido de bits. O uso de um número menor de bits também reduz o custo e o consumo de energia do sistema o que é um dos objetivos para a 5G. Foi apresentado então o processo de quantização de um sinal assim como a degradação provocada por este processo.

O sistema quantizado requer métodos ainda mais eficientes. Apresentou-se então o algoritmo DCD que resolve o sistema de equações lineares de *Wiener-Hopf* através de deslocamento de bits. Deste modo o algoritmo DCD possui um custo computacional menor e é mais eficiente em ambientes quantizados com um número reduzido de bits.

No próximo capítulo simularemos os métodos de cancelamento de interferência apresentados neste capítulo no modelo MIMO multiusuário em múltiplas células. A performance dos métodos é então comparada através de curvas BER x SNR onde apresentamos a taxa de erro de bit do sistema quando o mesmo trabalha com diferentes níveis de interferência presente no sinal.

Capítulo 4

Resultados Experimentais

4.1 Introdução

Nesta seção são apresentados os resultados das simulações realizadas. Analisaremos a performance das técnicas de cancelamento de interferência apresentadas no capítulo 3 no modelo MIMO multiusuário em múltiplas células apresentado no capítulo 2. A eficiência das técnicas é avaliada através de curvas $\text{BER} \times \text{SNR}$. Através destas curvas podemos avaliar a quantidade de bits detectados erroneamente no receptor para o número total de bits transmitidos pelo transmissor, BER, variando a razão entre a potência do sinal transmitido e a potência do ruído presente no canal, SNR.

Analisamos a eficiência destas técnicas no sistema *cluster* onde estão presentes múltiplas células com estações operando na mesma frequência. Neste modelo, além das interferências do canal com ruído *AWGN* e do arredondamento, há a interferência provocada pela *inter-cell interference* (ICI) ou interferência intercelular. Por fim compararemos a performance de todas as técnicas utilizadas a fim de eleger a melhor dentre elas.

Os resultados apresentados aqui foram obtidos através do aprimoramento do simulador, desenvolvido no *software Matlab*, "*Multiuser MIMO Detectors*" disponível na página do professor Dr. Rodrigo C. de Lamare [14]. Foram acrescentados ao simulador o modelo MIMO multiusuário em múltiplas células e também as técnicas de cancelamento de interferência abordadas.

4.2 Simulações no sistema MIMO com múltiplas células

4.2.1 Introdução

Este experimento simula uma situação real em um *cluster* com 4 células operando na mesma frequência. Cada célula possui $K = 3$ usuários cada. O sistema possui então um número $K = 12$ usuários transmissores. Cada usuário possui $N_T = 2$ antenas transmissoras e a estação base de cada célula possui $N_R = 8$ antenas receptoras.

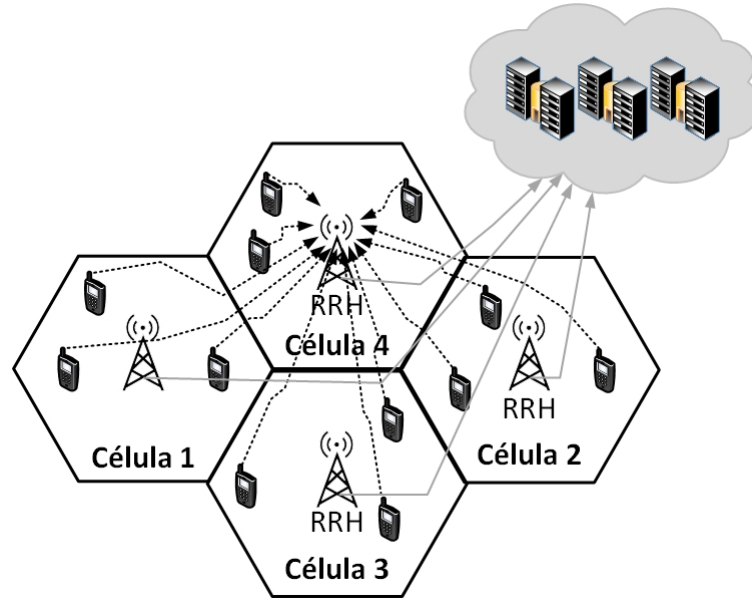


Figura 4.1: Representação sistema celular C-RAN com 4 células com 3 usuários cada. Cada usuário possui 2 antenas transmissoras e cada RRH possui 8 antenas receptoras.

Em cada simulação são realizadas 10 transmissões onde cada usuário do sistema transmite um bloco de dados com 100 símbolos por antena transmissora. Cada antena de cada usuário transmite no instante i um símbolo da modulação QPSK. As N_R antenas receptoras de cada estação base recebem os símbolos transmitidos contaminados pelo ruído do canal e multiplicado pela perda de percurso.

Neste modelo consideramos os usuários estáticos dentro da transmissão de um bloco. Desta forma os coeficientes de perda de percurso $\rho_{m,l,k}$ não variam nos instantes de transmissão de um bloco. Os usuários pertencentes a mesma célula em que o sinal recebido será computado possuem um coeficiente de perda de percurso $\rho_{m=l,k}$ que varia segundo uma distribuição log-normal entre 0 dB e -3 dB. Já os usuários de uma célula adjacente a célula considerada, experimentam uma atenuação maior e possuem coeficientes de perda de percurso que variam entre -3 dB a -10dB. Por fim, os usuários que estão em células não adjacentes a célula considerada possuem uma atenuação do sinal extremamente alta tendo um coeficiente $\rho_{m,l,k} = 0$ correspondendo a perda de 100% do sinal transmitido.

O arredondamento do sinal recebido provocado pela quantização degrada o sinal acrescentando ao mesmo o ruído de quantização. Como o objetivo deste trabalho é analisar a eficiência dos métodos de cancelamento de interferência em um ambiente quantizado com um número reduzido de bits comparamos os resultados obtidos quando o sistema opera com poucos bits.

Os métodos são comparados através de curvas $BER \times SNR$ onde podemos analisar a performance dos mesmos em um ambiente com diferentes níveis de interferência. Olhando da direita para a esquerda do eixo horizontal do gráfico vemos que a relação sinal ruído diminui. Isto representa que quanto mais a esquerda maior é a interferência presente no ambiente.

4.2.2 Comparação de desempenho do método Linear em ambiente não quantizado e em ambiente quantizado com 5 e 6 bits

Através da Figura 4.2 podemos comparar a performance do método Linear calculado pela equação (3.16) nos ambientes quantizado com 5 e 6 bits e não quantizado.

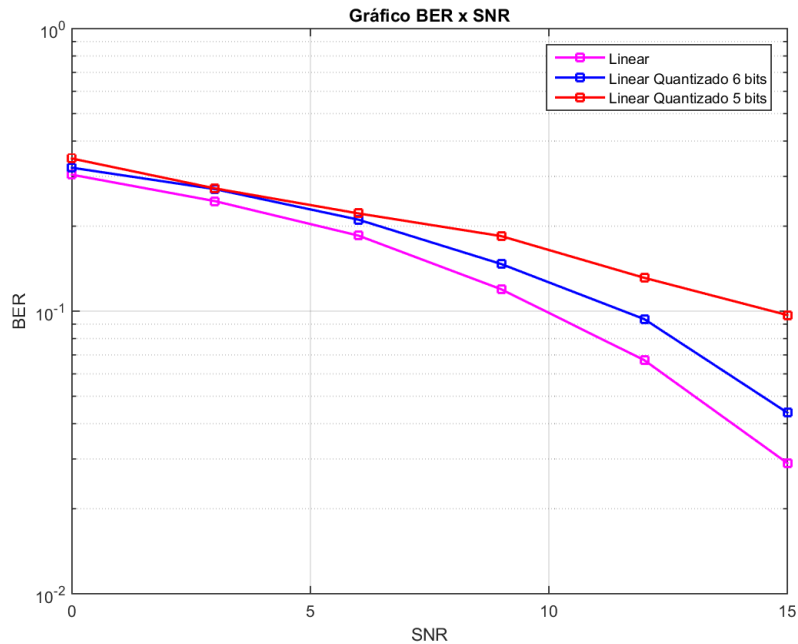


Figura 4.2: Resultado para comparação entre o desempenho do método Linear nos ambientes não quantizado e quantizado com 5 e 6 bits.

A curva em rosa representa o desempenho do método Linear no ambiente não quantizado. A curva azul no ambiente quantizado com 6 bits e a vermelha no ambiente quantizado com 5 bits. Pelo gráfico 4.2 podemos ver que desempenho do filtro linear nos ambientes quantizados é pior do que no ambiente não quantizado. Isso ocorre devido aos erros provocados pelo arredondamento do sinal. Pode-se constatar que o desempenho do filtro no sistema quantizado com 5 bits é pior do que no sistema quantizado com 6 bits. Isto ocorre devido ao número menor de níveis de quantização que o sistema com 5 bits possui.

A medida que aumentamos o número de bits o resultado do filtro no sistema quantizado se aproxima do resultado no sistema não quantizado. Como neste trabalho um dos objetivos é analisar o desempenho dos métodos em um ambiente quantizado com um número reduzido de bits iremos analisar o desempenho das técnicas seguintes no ambiente quantizado com 6 bits.

4.2.3 Filtro Linear com o algoritmo DCD

Na seção 3.5 vimos o algoritmo DCD. Ele é um algoritmo eficiente computacionalmente que pode ser utilizado para solucionar sistemas de equações lineares na forma $\mathbf{R}\mathbf{h} = \boldsymbol{\beta}$ em ambientes quantizados. Este algoritmo é implementado utilizando somas e deslocamentos de bit de forma a evitar operações de

multiplicação e divisão. Deste modo propomos o uso do algoritmo DCD para solucionarmos o sistema de equações lineares de *Wiener-Hopf* para calcularmos os coeficientes do filtro Linear.

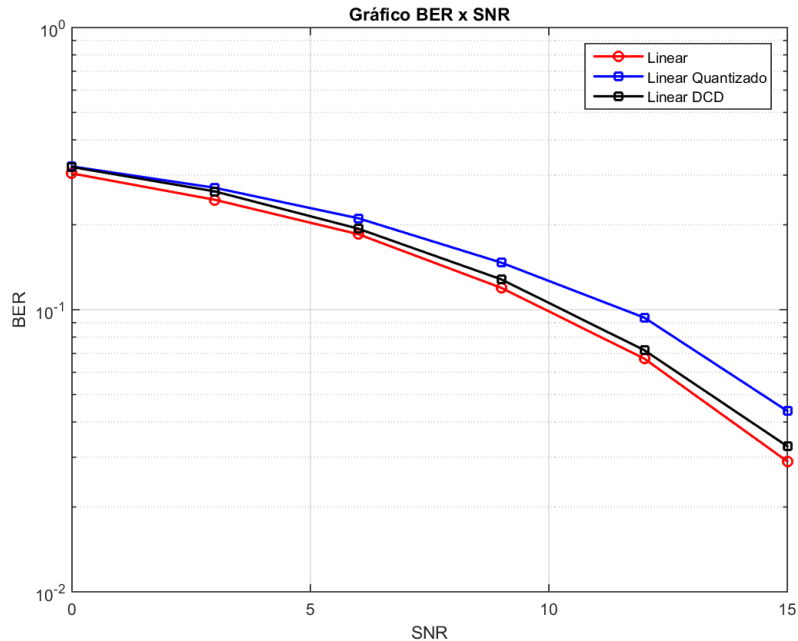


Figura 4.3: Resultado para comparação entre o desempenho do método Linear nos ambientes não quantizado e quantizado com 6 bits e o método Linear calculado com o algoritmo DCD no ambiente quantizado com 6 bits.

Na figura 4.3 vemos em preto o desempenho do filtro Linear calculado com o algoritmo DCD em ambiente quantizado. A curva em azul representa o desempenho do filtro Linear, em um ambiente quantizado, calculado pelo método convencional onde calculamos seus coeficientes através do produto entre a inversa da matriz autocorrelação \mathbf{R} e o vetor correlação-cruzada \mathbf{r}_{dx} . Em vermelho temos o desempenho do filtro Linear em um ambiente sem quantização.

Analisando o gráfico 4.3 podemos ver, em ambiente quantizado, um resultado melhor do filtro Linear calculado através do algoritmo DCD do que o filtro Linear convencional. Pode-se explicar o melhor resultado devido o algoritmo DCD não utilizar do cálculo da inversão matricial de \mathbf{R} e solucionar o sistema de equações somente com somas e deslocamento de bits. Desta forma, em ambientes quantizados, o método Linear com o algoritmo DCD possui uma melhor performance do que o método Linear convencional.

4.2.4 Ordered Successive Interference Cancelling (O-SIC)

Com o objetivo de se obter um melhor desempenho do que método Linear que detecta os símbolos transmitidos de forma simultânea, o método O-SIC realiza a detecção símbolo a símbolo de forma ordenada. Primeiramente o símbolo de SNR mais alta é detectado, posteriormente os símbolos com SNR mais baixa são detectados, sempre detectando o símbolo de maior potência a cada ciclo. A cada iteração é removida do vetor recebido a interferência provocada pelo símbolo recém detectado. Desta maneira o símbolo com

maior energia no receptor terá menos probabilidade de ser detectado erroneamente, e gerará menos erros nas detecções seguintes.

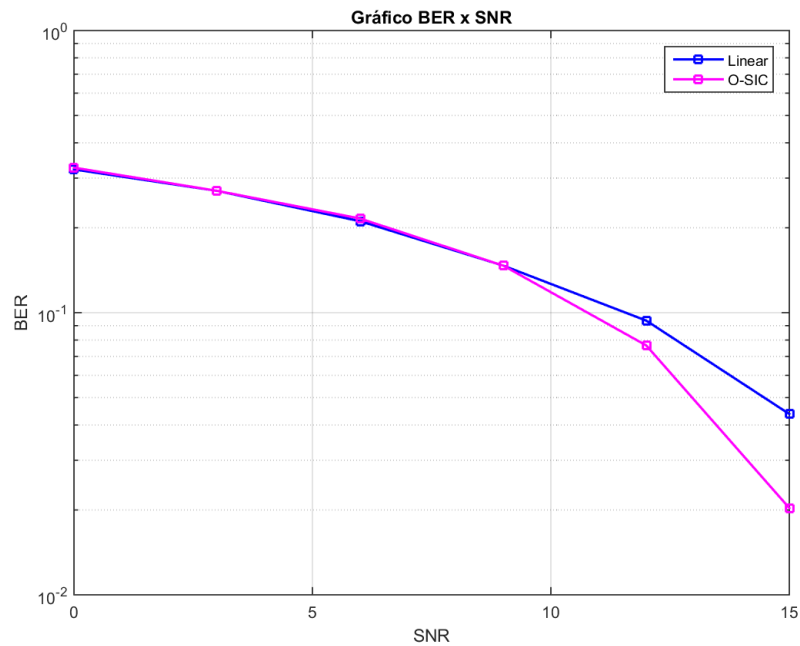


Figura 4.4: Resultado para comparação entre métodos Linear e O-SIC em ambiente quantizado com 6 bits

Na Figura 4.4 a curva em azul representa o método Linear calculado de forma convencional e a curva em rosa o método O-SIC. Através dela é possível analisar o ganho de desempenho obtido pelo método O-SIC que remove a interferência do sinal recebido e detecta os símbolos sequencialmente em relação ao método Linear que detecta os símbolos simultaneamente.

4.2.5 Ordered SIC com o algoritmo DCD (O-SIC-DCD)

O método de cancelamento sucessivo de interferência utiliza do cálculo do filtro Linear para detectar o símbolo transmitido a cada iteração. Em 4.2.3 vimos que o filtro Linear calculado através do algoritmo DCD possui, em ambientes quantizados, uma melhor performance do que o filtro Linear calculado de forma convencional. Deste modo podemos acrescentar ao método O-SIC o ganho obtido pelo cálculo do filtro Linear com o algoritmo DCD.

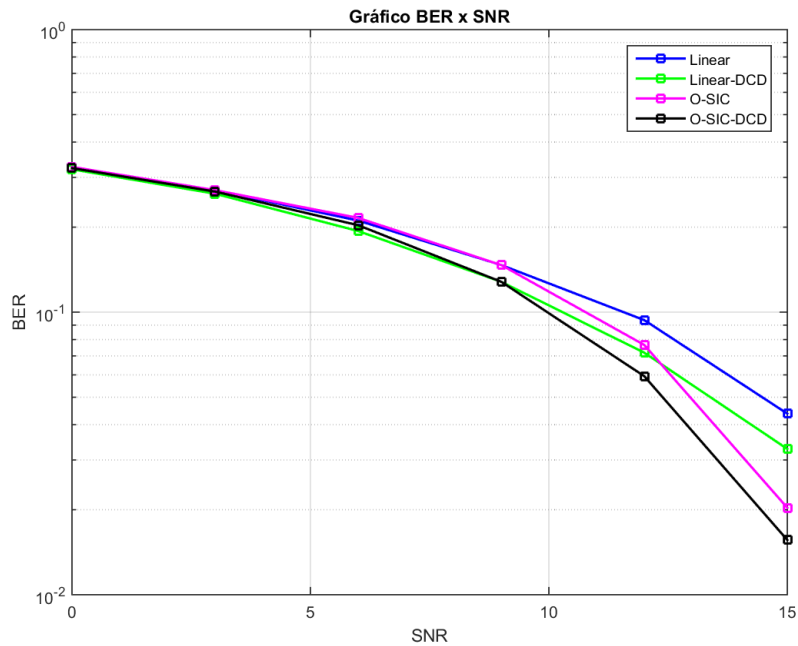


Figura 4.5: Resultado para comparação entre métodos O-SIC e O-SIC-DCD em ambiente quantizado com 6 bits

Na Figura 4.5 vemos em preto o método O-SIC onde calculamos os coeficientes do filtro L linear através do algoritmo DCD. A curva em magenta representa o desempenho do método O-SIC em que o filtro L linear é calculado de forma tradicional. Em verde temos o resultado obtido pelo filtro L linear com o algoritmo DCD e em azul o filtro L linear convencional.

Com o resultado obtido na Figura 4.5 observamos, na composição O-SIC-DCD, a soma dos ganhos de desempenho obtidos pelo algoritmo DCD e pelo cancelamento sucessivo de interferência de forma ordenada pela SNR.

4.2.6 Reability Ordering SIC (RO-SIC)

No resultado 4.4 vimos que o método O-SIC alcança uma maior eficiência por detectar os símbolos de forma ordenada pela SNR. Contudo este método não leva em consideração as flutuações instantâneas da SINR nas antenas receptoras. Um método ainda mais preciso é o RO-SIC proposto na seção 3.3.2. O RO-SIC realiza a detecção dinamicamente. Ele realiza o ordenamento a cada instante de tempo baseando-se na estimativa instantânea LLR. A cada iteração o símbolo com maior LLR é detectado e a interferência provocada por este é removida do sinal recebido.

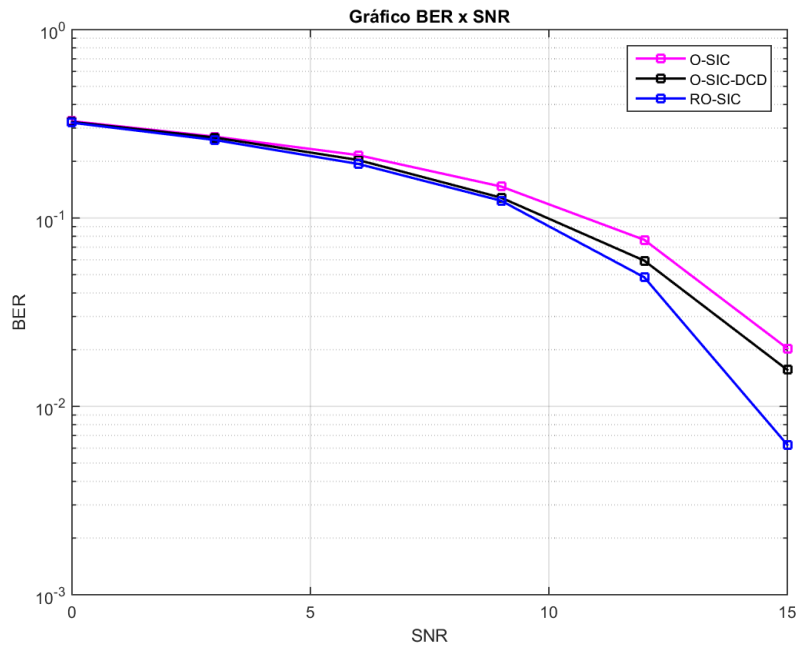


Figura 4.6: Resultado para comparação entre métodos O-SIC, O-SIC-DCD e RO-SIC em ambiente quantizado com 6 bits

Na Figura 4.6 a curva em azul representa o método RO-SIC. Em preto temos a curva que representa a composição O-SIC-DCD e em rosa temos a curva do método O-SIC. Vemos que dentre estes métodos o que possui melhor desempenho é o RO-SIC. Deste modo confirmamos a maior precisão deste método devido a detecção dinâmica que leva em consideração as flutuações instantâneas da SINR nas antenas receptoras.

4.2.7 Reability Ordering SIC com o algoritmo DCD (RO-SIC-DCD)

No resultado 4.6 vimos que o método RO-SIC apresenta um desempenho melhor por detectar os símbolos e remover a interferência provocada por estes no sinal recebido de forma sucessiva utilizando o ordenamento dinâmico através da estimativa LLR.

No resultado apresentado na Figura 4.3 vimos que o algoritmo DCD possibilita o cálculo de um filtro Linear mais eficiente em um ambiente quantizado. Em 4.5 vimos que a composição do método O-SIC com o cálculo do filtro Linear com o algoritmo DCD incorporou o ganho do cancelamento sucessivo de interferência com o ganho obtido com filtro Linear calculado com o algoritmo DCD. Esta composição proporcionou então taxa de erro de bit menor comparado aos outros métodos.

O método RO-SIC também utiliza de um filtro Linear para realizar a detecção dos símbolos. Desta forma também podemos somar ao RO-SIC os ganhos obtidos com cancelamento sucessivo de interferência, o ordenamento dinâmico e o algoritmo DCD como fizemos com o método O-SIC-DCD em 4.5.

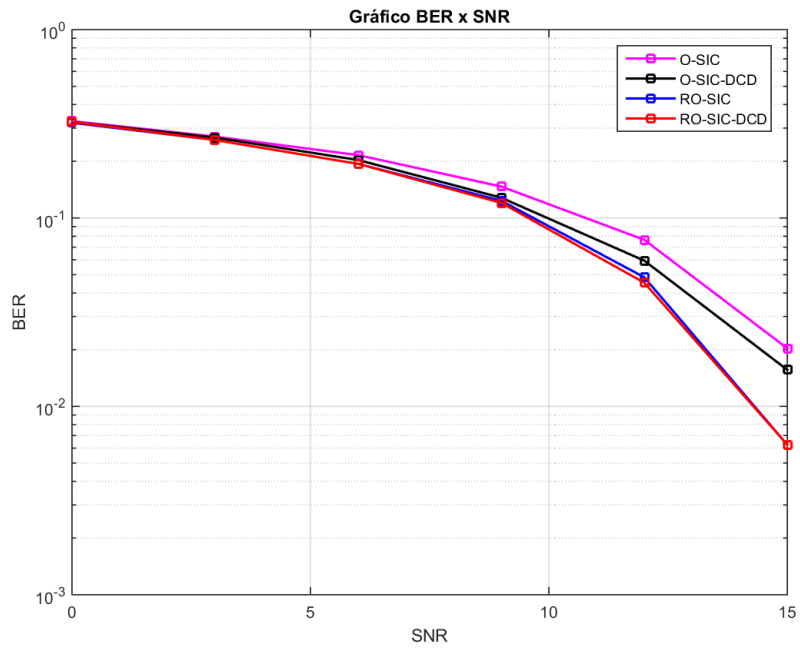


Figura 4.7: Resultado para comparação entre métodos O-SIC, O-SIC-DCD, RO-SIC e RO-SIC-DCD em ambiente quantizado com 6 bits

Na Figura 4.7 a curva em azul representa o método RO-SIC e a curva em vermelho o método RO-SIC-DCD. Conseguimos observar uma pequena melhoria de desempenho com o uso do algoritmo DCD.

4.2.8 Comparação geral entre métodos

Neste capítulo foram apresentados os resultados das simulações dos métodos Linear, Linear-DCD, O-SIC, O-SIC-DCD, RO-SIC e RO-SIC-DCD no modelo MIMO multiusuário em múltiplas células. Apresentamos na Figura 4.8 as curvas de desempenho de todos estes métodos no ambiente quantizado com 6 bits.

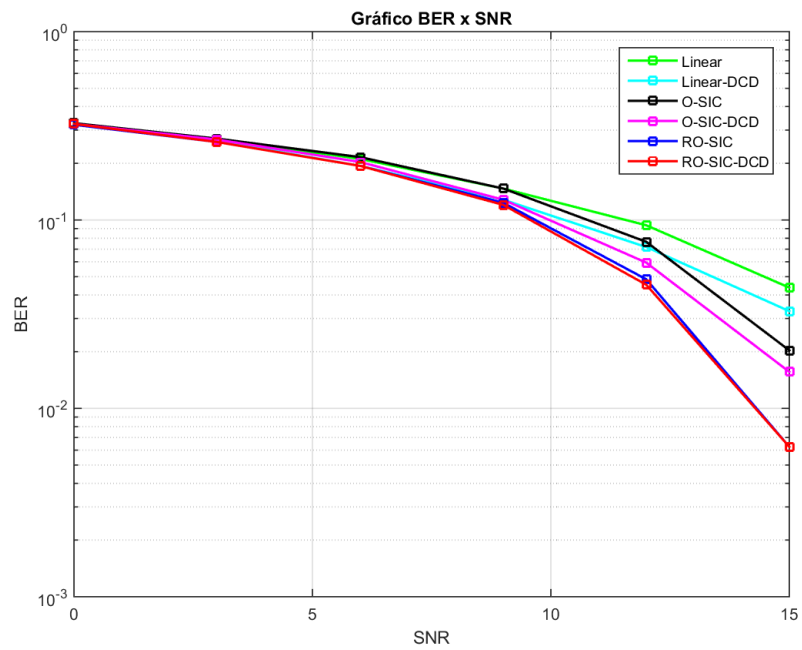


Figura 4.8: Resultado para comparação entre métodos Linear, Linear-DCD, O-SIC, O-SIC-DCD, RO-SIC e RO-SIC-DCD em ambiente quantizado com 6 bits

Com o resultado apresentado na Figura 4.8 constata-se que dentre todos os métodos abortados o que apresenta melhor desempenho, ou seja, melhor taxa de erro de bit, é o método RO-SIC-DCD composto pelo cancelamento sucessivo de interferência com uso do ordenamento dinâmico e com os coeficientes do filtro calculados pelo algoritmo DCD.

Capítulo 5

Conclusão

Neste trabalho foram apresentadas e avaliadas as performances de técnicas de cancelamento de interferência que podem vir a ser utilizadas na 5G. A quinta geração traz alguns desafios a serem vencidos. Dentre eles citamos a necessidade de uma alta taxa de transmissão, o enorme número de dispositivos conectados e a necessidade de um sistema com maior eficiência energética e menor custo. Contudo no cenário presente se encontram diferentes tipos de interferências que degradam o sinal transmitido pelos usuários e que dificultam a solução destes desafios. Dentre elas temos o desvanescimento em pequena escala representado pelo canal de *Rayleigh*, o ruído AWGN presente no meio de transmissão e a interferência inter-celular.

Para vencer estes desafios soluções são propostas. Dentre elas temos o uso de um sistema com múltiplas antenas de transmissão e múltiplas antenas de recepção (MIMO). Vimos no Capítulo 2 este sistema possibilita o aumento da taxa de transmissão de dados, uma maior confiabilidade, uma maior eficiência energética e a redução de interferência.

Na atual arquitetura de acesso rádio RAN o processamento dos dados recebidos pelas estações RRH é realizado por unidades de processamento BBU dedicadas a cada estação. A proposta é que em 2020 a arquitetura de acesso rádio não seja mais a RAN e sim a C-RAN. Na C-RAN o processamento será realizado por um conjunto de BBUs localizados na nuvem. Desta forma o sistema possuirá um melhor controle sobre as interferências presentes no meio de transmissão por conhecer os dados transmitidos por todos os usuários. Vimos no Capítulo 3 que para essa solução seja possível há a necessidade de se quantizar o sinal com um número reduzido de bits a fim de diminuir a carga massiva de dados a ser transportada das RRHs para a nuvem. Todavia, vimos também que a quantização com um número reduzido de bits degrada o sinal recebido, o que é prejudicial ao sistema.

Temos então um cenário MIMO com múltiplos usuários em múltiplas células onde o processamento é realizado por um conjunto de BBUs na nuvem e nele encontram-se presentes o desvanescimento em pequena escala, o ruído AWGN, a interferência inter-celular e o ruído de quantização. No capítulo 3 propomos diferentes métodos para mitigar estas interferências presentes nesse meio. Foram eles o [filtro Linear](#) e o Cancelamento Sucessivo de Interferência (SIC).

O método SIC utiliza de uma técnica de ordenamento para decidir qual símbolo estimar em cada uma de suas iterações. Vimos então, o ordenamento pela potência do símbolo estimado, que é conhecido

como *Ordered SIC* ou O-SIC. Vimos também o ordenamento pela SINR que leva em consideração a estimativa instantânea LLR. Este método de ordenamento é conhecido como *Reability Ordering SIC* ou RO-SIC.

Como tanto o método \underline{L} inear como os métodos SIC utilizam da resolução do sistema de equações lineares de *Wiener-Hopf* para o cálculo dos coeficientes do filtro, e como estamos em um ambiente quantizado, propomos o uso do algoritmo DCD para solução do sistema. Vimos que o algoritmo DCD realiza a resolução do sistema somente com adições e deslocamento de bits e é um algoritmo eficiente em sistemas quantizados. Com isso propomos então a composição dos métodos Linear-DCD, O-SIC-DCD e RO-SIC-DCD.

No capítulo 4 analisamos a eficiência destes métodos em um cenário com quatro células em que cada célula possui em sua estação RRH oito antenas receptoras. Cada uma destas células possui três usuários em sua região de cobertura e cada usuário possui duas antenas transmissoras.

Analisamos através do resultado da Figura 4.2 as performances do filtro \underline{L} inear no sistema sem quantização e no sistema quantizado com 5 e 6 bits. Foi possível através deste resultado ver a degradação provocada pela quantização pois o mesmo filtro alcançou um desempenho pior no sistema quantizado. Vimos que quanto maior o número de bits de quantização mais a curva de desempenho do filtro se aproxima da curva de desempenho do sistema não quantizado. Como queremos analisar a performance dos métodos em um ambiente quantizado com poucos bits analisamos os próximos resultados com um sistema quantizado com 6 bits.

Para comprovar a eficiência do algoritmo DCD no cálculo dos coeficientes do filtro \underline{L} inear no ambiente quantizado comparamos o desempenho da composição Linear-DCD com o desempenho do filtro \underline{L} inear convencional no ambiente não quantizado e no ambiente quantizado. Foi possível observar pelo resultado da Figura 4.3 que a composição \underline{L} inear-DCD obteve um desempenho melhor do que o \underline{L} inear calculado pelo método convencional.

Na sequência comparamos pelo resultado da Figura 4.4 a performance do método O-SIC com a performance do método \underline{L} inear convencional. Através desta comparação foi possível constatar a melhor performance do método O-SIC. Este método detecta os símbolos sucessivamente e remove do sinal recebido a interferência provocada por estes. Ao contrário do método \underline{L} inear que realiza a detecção simultânea dos símbolos. Isto justifica o melhor resultado obtido pelo O-SIC.

O próximo passo foi adicionar ao método O-SIC o ganho de desempenho obtido pelo cálculo dos coeficientes do filtro pelo algoritmo DCD gerando a composição O-SIC-DCD. Comparamos então a composição O-SIC que utiliza os coeficientes do filtro calculados pela equação de *Wiener-Hopf* invertendo a matriz autocorrelação \mathbf{R} e multiplicando pelo vetor autocorrelação cruzada \mathbf{r}_{dx} com a composição O-SIC-DCD que soluciona o sistema de equações lineares de *Wiener-Hopf* através de adições e deslocamentos de bit. Foi possível ver no resultado 4.5 que a composição O-SIC-DCD obteve uma melhor performance adquirindo os ganhos do ordenamento e do algoritmo DCD.

A técnica de ordenamento pela LLR faz com que o método RO-SIC seja mais preciso do que o método O-SIC. Conseguimos observar através do resultado 4.6 o melhor desempenho do método RO-SIC em relação ao método O-SIC como se era esperado. A melhoria de desempenho se deve ao método

RO-SIC considerar as flutuações da SINR nas antenas receptoras, tornando o método ainda mais preciso do que o O-SIC.

Por fim, adicionamos ao método RO-SIC o cálculo dos coeficientes do filtro com o algoritmo DCD compondo o método RO-SIC-DCD. No resultado da Figura 4.7 pudemos observar uma pequena melhora em relação ao RO-SIC convencional devido ao filtro utilizado pelo RO-SIC-DCD ser mais preciso em ambiente quantizado do que o filtro convencional calculado pela inversão da matriz autocorrelação \mathbf{R} .

Como resultado final deste trabalho comparamos todos os métodos de cancelamento de interferência apresentados e alcançamos o resultado da Figura 4.8. Nele pudemos constatar que a melhor técnica dentre as apresentadas é a composição RO-SIC-DCD. Esta técnica obteve uma taxa de erro de bit entre 10^{-2} e 10^{-3} com uma relação sinal ruído de 15 dB em um ambiente quantizado com 6 bits, o que é satisfatório para transmissão de dados no cenário analisado. Desta forma podemos verificar também que o sistema quantizado com apenas 6 bits é viável para o 5G.

5.1 Sugestões para trabalhos futuros

Para trabalhos futuros irei escrever um artigo para o XXXV Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais em 2017 sobre os métodos de cancelamento de interferência e os resultados apresentados por este trabalho.

Referências Bibliográficas

- [1] David Gesbert; Stephen Hanly; Howard Huang; Shlomo Shamai; Osvaldo Simeone ; Wei Yu. *Multi-Cell MIMO Cooperative Networks: A New Look at Interference*, IEEE Journal on Selected Areas in Communications, Vol. 28, N°9, December 2010.
- [2] Peng Li. *Low-Complexity Iterative Detection Algorithms for Multi-Antenna Systems*, Ph. D. thesis, University of York, December 2011.
- [3] Thomas John Hesketh. *Detection and Resource Allocation Algorithms for Cooperative MIMO Relay Systems*, Ph. D. thesis, University of York, February 2014.
- [4] Guilherme Pedro Aquino. *Perspectivas para o 5G*, Research Gate, Article, January 2015.
Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/271838803>.
- [5] China Mobile Research Institute. *C-RAN The Road Towards Green RAN*, China Mobile, Version 2.5 , Oct, 2011.
- [6] Eugénio Filipe Nogueira Costa. *Aceleração por Hardware de Cálculos Matriciais para Aplicações de Comunicação Sem Fios*, Instituto Superior Técnico, Universidade Técnica de Lisboa, Janeiro, 2012.
- [7] Hien Quoc Ngo, Erik G. Larsson, Thomas L. Marzetta. *The Multicell Multiuser MIMO Uplink with Very Large Antenna Arrays and a Finite-Dimensional Channel*, IEEE Transactions on Communications, Vol XX, NO. X, XXX 2013.
- [8] Peng Li, Rodrigo C. de Lamare. *Distributed Iterative Detection Based on Reduced Message Passing for Networked MIMO Cellular Systems*, IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014
- [9] T. Hesketh, P. Li, R.C. de Lamare and S.Wales. *Multi-Feedback Successive Interference Cancellation with Dynamic Lo-Likelihood-Ratio Based Reliability Ordering*, in Proc. of Tenth International Symposium on Wirel. Commun. Systems (ISWCS 2013) IEEE, pp. 1-5, 2013.
- [10] Charles C. Cavalcante, Antônio A. P. Guimarães, Raymundo N. S. Netto, Walter C. F. Júnior. *Sistemas de Informação MIMO: Desempenho, Limitantes e Perspectivas*, XXX Simpósio Brasileiro de Telecomunicações - SBrT , setembro, 2011.
- [11] Y.V. Zakharov and T.C. Tozer. *Multiplication-free iterative algorithm for LS problem*, ELETRONIC LETTERS 29th April 2004 Vol.40 No.9

- [12] Yuriy Zakharov, Felix Albu. *Coordinate Descent Iterations in Fast Affine Projection Algorithm*, IEEE SIGNAL PROCESSING LETTERS, Vol. 12, No. 5, May 2005.
- [13] Jie Liu, Ben Weaver and George White. *FPGA implementation of the DCD algorithm*, Department of Electronics, University of York, UK
- [14] Rodrigo C. de Lamare . *Precoding and Detection Algorithms*, 5G-Lab, PUC-RIO, http://delamare.cetuc.puc-rio.br/Prec_and_detect.htm, acessado em: novembro 2016