Cancelamento Sucessivo de Interferência em Ambiente de Computação em Nuvem com Baixa Resolução para Sistemas 5G

Thiago E. B. Cunha, Rodrigo C. de Lamare e Tadeu N. Ferreira

Resumo—Este artigo apresenta e compara técnicas de cancelamento sucessivo de interferência em um cenário MIMO multiusuário em múltiplas células com processamento em nuvem. Neste cenário os sinais são quantizados com poucos bits. Os efeitos provocados pelo desvanecimento em pequena escala, ruído branco e interferência intercelular são considerados e são desenvolvidas técnicas de cancelamento sucessivo de interferência com ordenamento baseado em razões log-verossimilhança e filtros receptores para sinais com baixa resolução. As técnicas são avaliadas através de curva de taxa de erro de bits, com avaliação para sua utilização em sistemas 5G.

Palavras-Chave—5G, MIMO, Computação em Nuvem, C-RAN.

Abstract—This paper presents and compares sucessive interference cancellation techniques in multicell multiuser MIMO scenario with cloud computing. In this scenario the signals are quantized with few bits. Simulations comprise flat-fading effects, AWGN noise and inter-cell interference. These techniques are evaluated through the bit-error-rate curve, with feasibility considerations in relation to 5G systems.

Keywords-5G, MIMO, Cloud computing, C-RAN.

I. Introdução

A quinta geração (5G) de redes móveis pretende dar suporte à Internet das coisas, a uma maior taxa de transmissão de dados e uma maior eficiência energética. Para isso, soluções são propostas com base em sistemas MIMO (*Multiple-Input Multiple-Output*) e em computação em nuvem [1],[2]. O cenário previsto para a 5G é um cenário desafiador para a transmissão de dados sem fio em que muitos dispositivos estarão conectados simultaneamente por um meio demarcado por diversos tipos de interferência.

Na arquitetura de acesso rádio introduzida desde quando as redes 3G estavam sendo desenvolvidas, se separa a arquitetura em uma unidade de rádio e uma unidade de processamento. A unidade de rádio chamada *Remote Radio Head* (RRH) fornece a interface com fibra, processamento digital, conversão analógico digital, amplificação e filtragem de sinais. A unidade de processamento de banda base é chamada de BBU ou *Data Unit* (DU). A estação RRH e a unidade BBU são conectadas geralmente por fibras ópticas ou *links* de microondas por uma distância de até 40 km, onde há limitações provenientes do processamento e do atraso de propagação [3]. Para as

Thiago E. B. Cunha, Tadeu N. Ferreira Escola de Engenharia, Universidade Federal Fluminense, Niterói-RJ, Brasil, E-mails: [thiagobitencourt, tadeu_ferreira]@id.uff.br. Rodrigo C. de Lamare, Centro de estudos em telecomunicações da PUC-Rio, Rio de Janeiro, Brasil, E-mail: delamare@cetuc.puc-rio.br . Este trabalho foi financiado pelo CNPq.

redes 5G uma nova arquitetura é proposta, a C-RAN. Nela, o processamento na banda base é centralizado e compartilhado entre as estações RRH em um conjunto de BBUs virtualizado chamado BBU *Pool*. A C-RAN é capaz de se adaptar ao tráfico não uniforme e utiliza os recursos de forma mais eficiente. Deste modo, são necessários menos BBUs para atender a uma mesma área em comparação com as arquiteturas anteriores [3]. Um problema é o transporte de uma gigantesca quantidade de dados recebidos nas RRHs para o *pool* de BBUs por meios que podem ser caros ou com capacidade limitada. Uma solução é a quantização dos sinais utilizando poucos bits, o que diminui a carga de dados a ser transportada. Porém, como é acrescentado o ruído de quantização, os sinais são degradados.

Este artigo apresenta o desenvolvimento de técnicas de cancelamento sucessivo de interferência, com ordenamento baseado em razões log-verossimilhança e filtros receptores, para sinais com baixa resolução em um cenário MIMO multiusuário em múltiplas células onde o processamento é realizado na nuvem. Com objetivo de melhorar o desempenho das técnicas neste cenário, utiliza-se do algoritmo DCD (*Dichotomous Coordinate Descent*), que opera a partir de deslocamento de bits, gerando os métodos O-SIC-DCD (*Ordered Sucessive Interference Cancelling DCD*) e RO-SIC-DCD (*Reability Ordering SIC DCD*).

O artigo está organizado como segue, a próxima seção apresenta o modelo de sinais e o cenário onde o desempenho das técnicas é avaliado. A Seção III mostra o algoritmo DCD utilizado e o desenvolvimento das técnicas de cancelamento sucessivo de interferência. Na Seção IV são apresentados os resultados das simulações, e a Seção V encerra o artigo apresentando as conclusões do trabalho.

II. MODELO DE SINAIS E CENÁRIO 5G

O cenário considerado corresponde a um sistema MIMO multiusuário em múltiplas células composto por M células cooperativas agrupadas em um cluster. Cada célula possui K usuários com N_T antenas transmissoras e uma estação RRH com $N_R > N_T$ antenas receptoras. Considera-se as células próximas umas das outras e operando na mesma frequência central. Portanto, simula-se a possibilidade da estação RRH de uma célula $m \in [1, M]$ receber o sinal atenuado de um usuário k pertencente a uma célula $l \in [1, M]$, $l \neq m$, vizinha a m. Este fenômeno, conhecido como inter-cell interference (ICI), é prejudicial ao sistema, pois restringe a reutilização de frequências. O que limita a eficiência espectral do sistema, e consequentemente limita a sua capacidade [8].

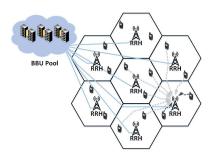


Fig. 1. Representação do modelo MIMO multiusuário em múltiplas células com processamento em nuvem.

O vetor $\mathbf{z}_{l,k}=[s_1,s_2,...,s_{N_T}]^T$ contém os símbolos transmitidos pelas N_T antenas de um usuário k pertencente a uma célula l do cluster. O operador $[.]^T$ denota a transposição de uma matriz. Cada elemento $s_i, i=1,2,...,N_T,$ é um símbolo de uma constelação \mathbb{A} com potência $E[|s|^2] = \sigma_s^2$. Para um sinal 4-QAM, $\mathbb{A} = \{1+1i, 1-1i, -1+1i, -1-1i\}.$ O canal por onde o vetor de símbolos $\mathbf{z}_{l,k}$ será transmitido é assumido como sendo um canal Rayleigh com desvanecimento plano representado pela matriz complexa, $N_R \times N_T$, $\mathbf{H}_{m,l,k}$. 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. Esses parâmetros são assumidos como independentes e identicamente distribuídos (i.i.d.) de uma distribuição complexa Gaussiana com média zero e variância igual a 1, i.e. $\sim \mathcal{CN}(0,1)$. No uplink, o vetor de símbolos recebidos pelas N_R antenas receptoras da estação base de uma célula m pode ser calculado por [4], [6]

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

$$= \mathbf{B}_{m} \mathbf{z}[i] + \mathbf{n}_{m}[i], \qquad (1)$$

em que o coeficiente $\rho_{m,l,k}$ representa o desvanecimento em larga escala entre o usuário k pertencente a célula l em relação a célula m. O vetor $\mathbf{n}_m \in \mathbb{C}^{N_R \times 1}$ representa o ruído AWGN e seus elementos n_i para $i=1,2,...,N_R$ são i.i.d $\sim \mathcal{CN}(0,\sigma_n^2)$.

Na equação matricial (1), $\mathbf{z}[i] \in \mathbb{C}^{MKN_T \times 1}$ representa os símbolos transmitidos simultaneamente por todos os MK usuários do cluster, com média nula e matriz de covariância $E[\mathbf{z}[i]\mathbf{z}[i]^H] = \sigma_z^2$. A matriz dos canais $\mathbf{B}_m = [\mathbf{G}_{m,1},...,\mathbf{G}_{m,l},...,\mathbf{G}_{m,M}]$, de dimensão $N_R \times MKN_T$, modela os canais tanto com os efeitos de perda de percurso quanto os multipercursos. Cada 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 $\mathbf{P}_{m,l} \in \mathbb{Q}_+^{KN_T \times KN_T}$, com os coeficientes $\rho_{m,l,k}$ em sua diagonal principal [4].

Na arquitetura de acesso rádio C-RAN, o processamento dos dados será realizado por um conjunto de servidores localizados na nuvem. Assume-se, então, que estes servidores tem conhecimento dos dados recebidos por todas as estações presentes no *cluster*. Desta forma, podemos organizar os dados em um vetor $\mathbf{r}_M \in \mathbb{C}^{MN_R \times 1}$, contendo todos os vetores r_m através de

$$\mathbf{r}_M[i] = \mathbf{B}_M \mathbf{z}[i] + \mathbf{n}_M[i],\tag{2}$$

em que $\mathbf{n}_{M}[i] = [n_{1}[i], n_{2}[i], ..., n_{M}[i]]^{T}$ e

A matriz \mathbf{B}_M pode ser decomposta no produto de Hadamard entre uma matriz \mathbf{H}_M e uma matriz \mathbf{P}_M sendo

$$\mathbf{H}_{M} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{1,1} & \dots & \mathbf{H}_{1,m} & \dots & \mathbf{H}_{1,M} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{H}_{m,1} & \dots & \mathbf{H}_{m,m} & \dots & \mathbf{H}_{m,M} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{H}_{M,1} & \dots & \mathbf{H}_{M,m} & \dots & \mathbf{H}_{M,M} \end{bmatrix}$$
(3)

$$\mathbf{P}_{M} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{1,1} & \dots & \mathbf{P}_{1,m} & \dots & \mathbf{P}_{1,M} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{P}_{m,1} & \dots & \mathbf{P}_{m,m} & \dots & \mathbf{P}_{m,M} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{P}_{M,1} & \dots & \mathbf{P}_{M,m} & \dots & \mathbf{P}_{M,M} \end{bmatrix}$$
(4)

Portanto, $\mathbf{B}_M(i,j) = (\mathbf{H}_M \circ \mathbf{P}_M)(i,j) = \mathbf{H}_M(i,j)\mathbf{P}_M(i,j)$. Neste modelo consideraremos os usuários estáticos durante a transmissão de um bloco. Dessa forma, os coeficientes $\rho_{m,l,k}$ não variam durante os instantes de transmissão de um bloco de dados. Eles variam apenas na transição entre blocos.

Para mensurar a qualidade do sinal que chega ao receptor utiliza-se a relação sinal/ruído ou, do inglês, *Signal-to-Noise Ratio* (SNR). Esta relação é comumente expressa em decibel (dB) e pode ser calculada por

$$SNR = 10 \log \left(\frac{E[||\mathbf{z}[i]||^2]}{E[||\mathbf{n}[i]||^2]} \right). \tag{5}$$

Quanto maior for o valor desta razão, menor será a contribuição relativa do ruído. Nesse modelo, considerando-se constante a perda de percurso durante a transmissão, calcula-se o numerador da equação (5) por

$$E[(||\mathbf{z}[i]||^2] = \sum_{i=1}^{MKN_T} \sum_{j=1}^{MKN_T} |\mathbf{P}_M(i,j)|^2 \sigma_z^2.$$
 (6)

Desconsideramos o efeito da matriz dos canais \mathbf{H}_M neste cálculo, pois ela obedece à distribuição Gaussiana em que os coeficientes são complexos, o que resulta em uma envoltória com distribuição de Rayleigh e, portanto, possui média nula e variância σ^2 igual a 1. Substituido-se (6) em (5) temos

$$SNR = 10 \log \left(\frac{\sum_{i=1}^{MKN_T} \sum_{j=1}^{MKN_T} |\mathbf{P}_M(i,j)|^2 \sigma_z^2}{\sigma_n^2} \right), \quad (7)$$

(2) em que σ_n^2 é a variância do ruído.

III. MÉTODOS DE SUPRESSÃO DE INTERFERÊNCIA

A. Detecção linear

O detector linear utiliza o filtro linear de Wiener [7] para realizar a detecção simultânea dos símbolos. Nele, o sinal transmitido por uma antena é considerado como sinal desejado, enquanto os sinais das outras antenas são considerados como interferência. O processamento linear no vetor recebido é usado para suprimir a interferência causada pelos sinais indesejados. Neste procedimento, a detecção dos símbolos é feita pela ponderação linear satisfazendo algum critério de desempenho como o critério MMSE (*Minimum Mean Square Error*) [4],[7]. O filtro linear de Wiener é um filtro de estimação ótimo no sentido do erro quadrático médio. Seus coeficientes podem ser calculados através da equação de *Wiener-Hopf* [5]

$$\boldsymbol{\omega}_o[i] = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{R}_{du}, \tag{8}$$

em que \mathbf{R} corresponde à matriz autocorrelação do sinal de entrada e \mathbf{R}_{du} corresponde à matriz correlação cruzada entre o sinal de entrada e o sinal desejado.

Utilizando-se as equações (2) e (8) pode-se calcular os coeficientes do filtro linear segundo o critério MMSE para o modelo descrito no cenário 5G. A matriz autocorrelação **R** pode ser calculada por

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{r}_M[i]\mathbf{r}_M^H[i]] = \mathbf{B}_M \mathbf{B}_M^H \sigma_z^2 + \sigma_n^2 \mathbf{I}_{MN_R}, \quad (9)$$

em que $[.]^H$ denota a Hermitiana da matriz. A matriz correlação cruzada \mathbf{R}_{du} pode ser calculada por

$$\mathbf{R}_{du} = E[\mathbf{r}_M[i]\mathbf{z}^H[i]] = \mathbf{B}_M \sigma_z^2. \tag{10}$$

Substituindo-se as equações (9) e (10) na equação (8) obtém-se

$$\mathbf{W}_{M} = (\mathbf{B}_{M} \mathbf{B}_{M}^{H} + \frac{\sigma_{n}^{2}}{\sigma_{z}^{2}} \mathbf{I}_{MN_{R}})^{-1} \mathbf{B}_{M}$$
 (11)

A equação (11) é, então, a equação do filtro linear segundo o critério MMSE para o modelo MIMO multiusuário em múltiplas células. Os símbolos podem ser estimados por $\hat{\mathbf{z}}_M[i] = \mathbf{W}_M^H \mathbf{r}_M[i]$.

B. Dichotomous Coordinate Descent Algorithm

O algoritmo DCD foi proposto como uma alternativa livre de multiplicações para resolver problemas de mínimos quadrados (*Least-Squares problems*) [9]. Tais problemas lidam com a minimização da função convexa $J(\mathbf{h}) = |\mathbf{Z}\mathbf{h} - \mathbf{d}|^2$, $\mathbf{h} \in R^N$ e $\mathbf{d} \in R^M$, em respeito a um vetor desconhecido \mathbf{h} , em que \mathbf{Z} é uma matriz $M \times N$. Este problema é conhecido como equivalente a solucionar um sistema de equações na forma $\mathbf{A}\mathbf{h} = \mathbf{b}$, em que $\mathbf{A} = \mathbf{Z}^T\mathbf{Z}$ e $\mathbf{b} = \mathbf{Z}^T\mathbf{d}$.

A solução da equação (11) pode ser calculada iterativamente através de sistemas de equações $\mathbf{Ah} = \mathbf{b}$. Para cada coluna t do filtro linear \mathbf{W}_M soluciona-se o sistema de equações (12), em que ω_t é o vetor desconhecido,

$$(\mathbf{B}_M \mathbf{B}_M^H + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_z^2} \mathbf{I}_{MN_R}) \omega_t = \mathbf{B}_{M_t}, \tag{12}$$

e \mathbf{B}_{M_t} corresponde à coluna t correspondente da matriz dos canais \mathbf{B}_M . Logo, utiliza-se do algoritmo descrito em [9] para solucionar (12).

O procedimento se dá segundo os seguintes passos. Primeiramente, considera-se os elementos ω_i do vetor ω_t limitados em amplitude, portanto

$$\omega_t \in \mathbf{U} = \{(\omega_1, ..., \omega_{N_R}) : |\omega_i| \le H, i = 1, ..., N_R\},$$
 (13)

em que H>0 é um número conhecido, o que é realista para esta aplicação. Aplicando-se a otimização $co\text{-}ordinate\ descent}$ [11] para minimizar a função $J(\omega_t)$, é preciso, na k-ésima iteração, analizar as inequações $\Delta J(\omega_{t_k})=J(\omega_{t_k}\pm\alpha_k\mathbf{e}_i)-J(\omega_{t_k})<0$. O parâmetro α_k corresponde a um passo ou step, \mathbf{e}_i é um vetor de unidade base cuja i-ésima coordenada é 1 e as outras são 0, sendo $i=k\ mod(N_R)+1$. Caso uma das inequações seja realizada, a iteração é denominada como "bem sucedida" e atualizam-se os parâmetros $\omega_{t_{k+1}}=\omega_{t_k}\pm\alpha_k\mathbf{e}_i$ e $\alpha_{k+1}=\alpha_k$. Caso contrário, considera-se $\omega_{t_{k+1}}=\omega_{t_k}$ e

$$\alpha_{k+1} = \begin{cases} \lambda \alpha_k, & \text{se} \quad i = N_R \quad \text{e} \quad \boldsymbol{\omega}_{t_k} = \boldsymbol{\omega}_{t_{k-N+1}} \\ \alpha_k, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$
(14)

em que $\lambda(0 < \lambda < 1)$ é um parâmetro do método. Pode ser mostrado que, para quaisquer valores iniciais $\omega_{t_0} \in \mathbf{U}$ e $\alpha_0 > 0$, a sequência ω_{t_k} no método descrito minimiza a função $J(\omega_t)$ em \mathbf{U} e converge para a solução correta [11].

A função a ser minimizada pode ser escrita como $J(\boldsymbol{\omega}_t) = \sum_{m=1}^{N_R} \sum_{n=1}^{N_R} a_{mn} \omega_m \omega_n - 2 \sum_{m=1}^{N} b_m \omega_m$, em que a_{mn} são elementos da matriz \mathbf{A} e b_m são elementos do vetor \mathbf{b} . Substituindo-se $J(\omega_t)$ em (13) e considerando-se que $a_{im} = a_{mi}$, obtemos $\Delta J(\omega_t) = \alpha_k (\alpha_k a_{ii} \pm Q_i)$, em que $Q_i = -2b_i + 2 \sum_{m=1}^{N_R} \omega_m^{(k)} a_{mi}$ e $\omega_m^{(k)}$ são elementos do vetor ω_t . As inequações (13) podem agora ser representadas por

$$Q_i < -\alpha_k a_{ii} \text{ ou } Q_i > \alpha_k a_{ii}$$
 (15)

Deste modo, a cada iteração, calcula-se um elemento Q_i de um vetor $\mathbf{Q}, N \times 1$, e checam-se as inequações (15) e $|\omega_i \pm \alpha_k| \leq H$. Os elementos do vetor \mathbf{Q} na K-ésima iteração são representados por $Q_n^{(k)}$. Se a K-ésima iteração não for "bem sucedida", temos $\omega_i^{(k+1)} = \omega_i^{(k)}$ e $Q_n^{(k+1)} = Q_n^{(k)}$, $n=1,...,N_R$. Se a K-ésima iteração for "bem sucedida", atualizamos um elemento do vetor ω_t ,

$$\omega_i^{(k+1)} = \omega_i^{(k)} \pm \alpha_k \tag{16}$$

e pode ser mostrado que a seguinte equação recursiva é verdadeira:

$$Q_n^{(k+1)} = Q_n^{(k)} \pm 2\alpha_k a_{ni}, \ n = 1, ..., N_R$$
 (17)

O vetor $\omega_t^{(0)}$ é inicializado como um vetor nulo e, neste caso, o vetor inicial $\mathbf{Q}^{(0)}=-2\mathbf{b}$. Então, o algoritmo realiza iterações consistindo na análise das inequações (15) para determinar se a iteração é "bem sucedida", e se for, atualizar (16) e (17).

Para evitar multiplicações explícitas o algoritmo representa H como 2^{P+M_b} , em que M_b é um inteiro positivo e P é qualquer inteiro, e escolhe $\alpha_0 = H/2$, e $\lambda = 1/2$. Esta escolha permite que todas as multiplicações em (15) e em

(17) sejam substituídas por operações de deslocamento de bit. Caso seja definido um número M_b de atualizações, então M_b será o número de bits de representação dos elementos do vetor solução ω_t . Portanto, a solução do sistema é calculada através de adições e deslocamentos de bits que requerem bem menos operações do que os algoritmos convencionais. Desta forma, o algoritmo DCD pode ser implementado sem multiplicações e divisões explícitas, reduzindo área de chip e consumo de energia na implementação em hardware, visto que operações de adição e deslocamento de bits são menos custosas. Além disto, o DCD permite soluções mais precisas para ambientes com baixa resolução uma vez que opera no nível dos bits, evitando-se arredondamentos.

Os métodos Linear, O-SIC e RO-SIC utilizam os coeficientes do filtro de *Wiener* para realizar a detecção dos símbolos. Como o objetivo deste trabalho é o cancelamento de interferência em um ambiente quantizado com poucos bits utilizamos o algoritmo DCD no cálculo desses coeficientes e assim apresentamos os métodos Linear-DCD, O-SIC-DCD e RO-SIC-DCD.

C. Cancelamento Sucessivo de Interferência

O método do cancelamento sucessivo de interferência (SIC) [7] consiste na detecção não-linear baseada no cancelamento ordenado da interferência. A princípio, os métodos não-lineares podem ter um desempenho melhor que os lineares ao custo de uma maior complexidade de implementação em *hardware*. Em vez de detectar os fluxos de dados simultaneamente, como o detector linear, 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, [4], [7], [8]. Tomando-se decisões exatas em relação ao símbolo transmitido, o sinal ficará livre da interferência dos símbolos anteriormente detectados.

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

$$\omega_k = (\bar{\mathbf{B}}_{M_k}\bar{\mathbf{B}}_{M_k}^H + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_z^2}\mathbf{I}_{MN_R})^{-1}\mathbf{B}_{M_k},\tag{18}$$

em que \mathbf{B}_{M_k} denota a matriz obtida pegando-se as colunas $k,k+1,...,MKN_T$, da matriz dos canais \mathbf{B}_M [4]. Neste algoritmo, o procedimento opera com a anulação e cancelamento sucessivo da interferência provocada pela estimação de $\hat{\mathbf{s}}_k[i]$. Detecta-se o símbolo transmitido por $\hat{\mathbf{s}}_k[i] = Q(\boldsymbol{\omega}_k^H \check{\mathbf{r}}_k[i])$, em que Q(.) denota a quantização do símbolo. Com esses símbolos detectados, forma-se um vetor de decisão $\hat{\mathbf{z}}[i] = [\hat{s}_1[i], \hat{s}_2[i],...,\hat{s}_{MKN_T}[i]]^T$. O cancelamento sucessivo do vetor recebido, no estágio k, pode ser calculado por

$$\begin{cases}
\check{\mathbf{r}}_{k}[i] = \mathbf{r}_{M}[i] & k = 1, \\
\check{\mathbf{r}}_{k}[i] = \mathbf{r}_{M}[i] - \sum_{j=1}^{K-1} \mathbf{B}_{M_{j}} \hat{\mathbf{s}}_{j}[i], & k \ge 2.
\end{cases}$$
(19)

Ao fim de cada iteração a coluna de $\bar{\mathbf{B}}_{M_k}$ correspondente ao canal da antena N_T do usuário k recém detectado é anulada. A recursão continua, retornando-se à equação (18), até que todos os símbolos tenham sido detectados.

1) Cancelamento ordenado de interferência: O método SIC possui uma arquitetura sequencial onde a cada iteração um símbolo é detectado e a interferência provocada por este símbolo é subtraída do vetor de símbolos recebidos. Uma detecção errada pode prejudicar a detecção correta dos símbolos seguintes [7]. Os símbolos posteriores, a serem detectados, sofrerão erros gerados pela detecção errônea feita anteriormente. Esse problema pode ser mitigado se a detecção for ordenada. Essa 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 o menos provável de ser estimado de forma incorreta.

O símbolo com maior potência pode ser encontrado tomando-se a magnitude dos colunas de $\bar{\mathbf{B}}_{M_k}$ associadas ao canal de cada antena transmissora. Ordenam-se, então, as colunas da matriz dos canais \mathbf{B}_M do canal de maior potência para o canal de menor potência sempre tomando 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 Sucessive Interference Cancelling*) [7].

2) Cancelamento dinâmico de interferência: O método O-SIC pode alcançar uma maior eficiência por detectar os símbolos de forma ordenada pela SNR. Contudo, esse método não considera as flutuações instantâneas da SINR (Signalto-Interference-plus-Noise Ratio) nas antenas receptoras. A SINR de cada antena pode variar por vários fatores ambientais. Como o O-SIC considera apenas o estado do canal a cada vez que um bloco de símbolos 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. Dessa 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. Um método mais preciso é conhecido como RO-SIC (Reability Ordering SIC) [7]. Este método realiza o ordenamento baseando-se na estimativa instantânea $Log\text{-}Likehood\ Ratio$ ou LLR, que considera a flutuação da SINR nas antenas receptoras. Para calcularmos esta estimativa, primeiramente consideramos a LLR de um bit de um símbolo recebido dado um símbolo estimado \hat{s}_i

$$L_i = \left| \ln \left[\frac{f(\hat{s}_i | b_i = +1)}{f(\hat{s}_i | b_i = -1)} \right] \right|. \tag{20}$$

A magnitude de L_i pode ser considerada como uma medida do quão correto está o símbolo estimado pelo detector quando a quantização de \hat{s}_i é realizada. Portanto, esta medida pode ser considerada como uma medida de confiabilidade do bit estimado. O filtro MMSE para o detector linear é calculado pela equação (11) e pode ser representada por $\mathbf{W}_M = \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{B}_M$. O cálculo de L_i é desenvolvido em [7] e pode ser realizado por

$$L_i = (1 + \mathbf{B}_{M_t}^H \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{B}_{M_t})^{-1} |\hat{s}_t|, \tag{21}$$

em que \mathbf{B}_{M_t} corresponde a coluna t de \mathbf{B}_M correspondente ao canal da antena transmissora do símbolo \hat{s}_t , para uma modulação que utilize apenas um único bit. Caso se utilize uma modulação com múltiplos bits, pode-se calcular L_i por

$$L_i = (1 + \mathbf{B}_{M_t}^H \mathbf{R}_u^{-1} \mathbf{B}_{M_t})^{-1} (|\Re(\hat{s}_t)| + |\Im(\hat{s}_t)|).$$
 (22)

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 passa, então, a ser realizado dinamicamente a cada instante de tempo enquanto o método SIC é processado.

IV. RESULTADOS

O resultado apresentado foi obtido com base no simulador "Multiuser MIMO Detectors" [10]. O experimento simulou uma situação real em um cluster com 4 células operando na mesma frequência. Cada célula possui, em sua área de cobertura, 3 usuários com 2 antenas transmissoras cada e uma estação RRH com 8 antenas receptoras.

Em cada simulação são realizadas 10 transmissões onde cada antena transmissora de cada usuário transmite um bloco de dados com 100 símbolos QPSK (*Quadrature Phase Shift-Keying*). Os símbolos transmitidos pelos usuários sofrem os efeitos do desvanecimento em pequena escala, representado pelo canal de *Rayleigh*, por AWGN e pela interferência intercelular.

A distribuição dos coeficientes $\rho_{m,l,k}$, que representam a atenuação causada pela perda de percurso, se deu da seguinte forma. 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. Os usuários em uma célula adjacente à célula considerada experimentam uma atenuação maior e possuem coeficientes de perda de percurso que variam entre -3 dB a -10 dB. Por fim, os usuários que estão em células não adjacentes à célula considerada possuem uma atenuação do sinal extremamente alta, tendo um coeficiente $\rho_{m,l,k}=0$ correspondendo à perda de 100% do sinal transmitido.

Como o objetivo deste trabalho é analisar o desempenho dos métodos em sinais quantizados com poucos bits, o processamento é realizado em sinais quantizados com 6 bits.

Na Fig. 2 é possível analisar a diferença de desempenho das técnicas apresentadas. O método O-SIC apresentou um desempenho melhor do que o método Linear por realizar a detecção sequencial dos símbolos. O método RO-SIC apresentou um desempenho ainda melhor do que o método O-SIC por considerar as flutuações instantâneas da SINR nas antenas receptoras utilizando a estimativa LLR. Percebe-se o desempenho melhor nos métodos que utilizam o algoritmo DCD para o cálculo dos coeficientes do filtro. Embora o método RO-SIC-DCD apresente um resultado muito próximo ao do método RO-SIC ele possui algumas vantagens. Como método RO-SIC-DCD utiliza os coeficientes do filtro linear calculados com o algoritmo DCD, ele possui as vantagens

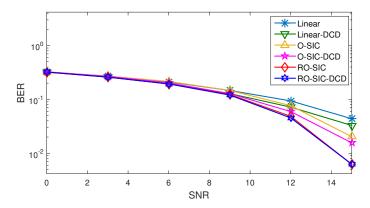


Fig. 2. Resultado para comparação entre os métodos Linear, Linear-DCD, O-SIC, O-SIC-DCD, RO-SIC e RO-SIC-DCD

de ser livre de multiplicações e divisões explícitas no cálculo destes coeficientes. Isto reduz área de *chip*, o consumo de energia na implementação em *hardware* e é mais estável numericamente por não utilizar operações de divisão.

V. Conclusão

Analisando os resultados obtidos o método que apresentou o melhor desempenho foi o RO-SIC-DCD. Este método combinou os benefícios do cancelamento dinâmico de interferência com os benefícios do algoritmo DCD. O RO-SIC-DCD apresentou uma taxa de erro de bit entre 10^{-2} e 10^{-3} em uma SNR de 15 dB, que é uma taxa de erro que viabiliza aplicações como conversação gravada e mensagens V2X (*Vehicle-to-everything*) em sistemas de comunicações móveis 5G.

REFERÊNCIAS

- [1] B. Bangerter, S. Talwar, R. Arefi and K. Stewart. "Networks and devices for the 5G era", *IEEE Communications Magazine*, vol. 52, no. 2, pp. 90-96, February 2014.
- [2] P. Rost et al., "Cloud technologies for flexible 5G radio access networks", *IEEE Communications Magazine*, vol. 52, no. 5, pp. 68-76, May 2014.
- [3] A. Checko, H. L. Christiansen, Y. Yan, L. Scolari, G. Kardaras, M. S. Berger, and L. Dittmann. "Cloud RAN for Mobile Networks A Technology Overview", *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 17(1):405-426, 2015.
- [4] P. Li and R. C. de Lamare, "Distributed Iterative Detection with Reduced Message Passing for Networked MIMO Cellular Systems", IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014.
- [5] S. S. Haykin, "Adaptive Filter Theory", Fourth Edition, Prentice Hall, New Jersey, 2002.
- [6] D. Gesbert, S. Hanly, H. Huang, et al., "Multi-Cell MIMO Cooperative Networks: A New Look at Interference", IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 28, n. 9, December 2010.
- [7] T. J. Hesketh. "Detection and Resource Allocation Algorithms for Cooperative MIMO Relay Systems", Ph. D. thesis, *University of York*, February 2014.
- [8] W. S. Choi, H. S. Chang, P. S. Kim and J. G. Kim, "Joint ML and MMSE-SIC Detection for Multi Cell Network Environment", in Proc. of 8th International Conference on Signal Processing and Communication Systems (ICSPCS), pp. 1–5, December 2014.
- [9] Y.V. Zakharov and T.C. Tozer. "Multiplication-free iterative algorithm for LS problem", *IEEE Eletronic Letters*, vol. 40, n. 9, April 2004.
- [10] R. C. de Lamare, "Precoding and Detection Algorithms", Technical Report, 5G-Lab, PUC-RIO, Disponível em: http://delamare. cetuc.puc-rio.br/Prec_and_detect.htm. Acessado em: novembro de 2016.
- [11] Vasiliev, F.P. "Chislennye metodi reshenia ekstremalinyh zadach", Nauka, Moscow, 1988.