

Redução da complexidade em sistemas MIMO de larga escala com seleção de antena utilizando redes imunológicas artificiais

Carlos I. Fernandes, Cristiano M. Panazio, Bruno F. Canale e Guilherme P. Coelho.

Resumo—A seleção de antenas permite reduzir o consumo energético e a complexidade de hardware, com baixa perda de desempenho. Contudo, trata-se de um problema combinatorial não polinomial, que rapidamente torna inviável a busca exaustiva pela solução ótima. A fim de reduzir a complexidade computacional e, ainda assim, alcançar um bom desempenho, propõe-se o uso do algoritmo meta-heurístico baseado na teoria de redes imunológicas artificiais para seleção de antenas em sistemas MIMO de larga escala ou massivo. São avaliados o desempenho e a complexidade computacional da técnica proposta em relação a diversos parâmetros do sistema e outra técnica equivalente. Os resultados mostram a superior efetividade da técnica proposta.

Palavras-Chave—Seleção de antenas, MIMO de larga escala ou massivo, redes imunológicas artificiais.

Abstract—Antenna selection allows to reduce energy consumption and hardware complexity with low performance penalty. However, it is a non-polynomial combinatorial problem, which rapidly renders an exhaustive search approach unfeasible. Aiming a complexity reduction with minimal performance impact, we propose the use of the metaheuristic optimization algorithm based on the immune network theory for antenna selection in large scale or massive MIMO systems. The performance and computational complexity of the proposed technique in relation to several system parameters and another equivalent technique are evaluated. The results show the superior effectiveness of the proposed technique.

Keywords—Antenna selection, large scale or massive MIMO, immune network theory.

I. INTRODUÇÃO

A tecnologia MIMO (*multiple-input multiple-output*) é uma das principais tecnologias habilitantes para o sistema 5G, em especial o MIMO de larga escala ou massivo, em que a estação rádio base possui várias dezenas, ou até centenas, de antenas e serve um grande número de usuários que compartilham o mesmo recurso de tempo e frequência, gerando uma eficiência espectral maior quando comparada ao sistema MIMO convencional [1]. A grande desvantagem desse tipo de sistema é que, devido ao grande número de antenas, aumenta-se o custo de fabricação e o consumo energético do sistema [1]. Neste sentido, a técnica de seleção de antenas permite combater este problema com baixo impacto no desempenho. É demonstrado em [1], através de experimentação em ambiente de propagação

Carlos I. Fernandes, Bruno F. Canale e Cristiano M. Panazio, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, {carlosif,bruno.canale,cpanazio}@usp.br. Guilherme P. Coelho, Faculdade de Tecnologia da Universidade Estadual de Campinas, guilherme@ft.unicamp.br. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) - Brasil - Código de Financiamento 001.

real, que algumas antenas contribuem mais que outras para o desempenho do sistema. Selecionar tais antenas permite reter grande parte do desempenho, reduzindo a complexidade de *hardware* e aumentando a eficiência energética, *i.e.*, o sistema trabalha com um menor número de amplificadores e conversores analógico-digitais e digitais-analógicos, gastando menos energia. Contudo, a principal questão é, dado um certo número de antenas a ser utilizado, escolher o subconjunto que leva ao melhor desempenho possível. Como no caso de um sistema MIMO massivo o número total de antenas é muito elevado, o número de possíveis combinações para formação do subconjunto se torna rapidamente intratável para realizar uma busca exaustiva, de modo que se faz necessário o uso de técnicas sub-ótimas que apresentem um menor custo computacional com o melhor desempenho possível.

Uma possibilidade é tratar o problema de seleção de antenas como um problema de otimização convexa aplicando relaxamento [1][2], com o intuito de maximizar a soma das capacidades. Em [3] e [4] se utilizam de algoritmos genéticos (AG) para realizar a busca. Por fim, uma técnica de seleção de antenas denominada ITES - *iterative searches* [5] é aplicada fora de um contexto de MIMO de larga escala com o propósito de minimizar a taxa de erro de bit (*bit error rate* - BER, em inglês). Tal técnica apresenta um bom compromisso entre complexidade computacional e desempenho, superior ao AG de [4] e próximo à busca exaustiva.

A contribuição deste artigo é a proposição, no mesmo contexto usado em [5] mas utilizando MIMO de larga escala, em que o espaço de busca aumenta consideravelmente, do uso de uma meta-heurística baseada na teoria de redes imunológicas artificiais, o *concentration-based artificial-immune network* (CobAiNet) [6], para realizar a seleção de antenas. O motivo de tal escolha se dá pelo fato da existência do teorema *no free lunch* para otimização [7], que diz que não necessariamente o AG levaria a melhores resultados, e de que o CobAiNet tende a apresentar resultados superiores ao AG quando aplicado em alguns problemas combinatoriais (*e.g.*, o problema do caixeiro viajante [6]). Assim, neste artigo, apresenta-se uma análise da eficiência deste algoritmo, comparando-o com o ITES, no contexto MIMO de larga escala com seleção de antenas. São avaliados e comparados o desempenho para diferentes configurações de sistema e de complexidade.

O artigo está dividido da seguinte forma. Na Seção II, o modelo do sistema utilizado é apresentado, seguida da Seção III, em que se descreve o problema de seleção de antenas. É descrito, na Seção IV, o CobAiNet adaptado ao problema tratado neste artigo. Na Seção V, os resultados de

simulação são apresentados e discutidos. Finalmente, a Seção VI apresenta as conclusões e perspectivas.

II. MODELO DO SISTEMA

Considera-se neste trabalho o mesmo sistema em banda-base empregado em [5], com apenas uma estação base (*base station* - BS, em inglês) com N_T antenas, servindo K usuários, cada um com N_R antenas e conhecimento perfeito do canal. Contudo, diferentemente de [5], trataremos apenas o caso do enlace descendente, uma vez que estamos interessados no caso da busca em grandes espaços.

O sinal recebido pelos usuários é concatenado e representado através do vetor de dimensão $KN_R \times 1$, dado por

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n}, \quad (1)$$

em que $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{KN_R \times N_T}$ representa canais de desvanecimento plano, em que cada elemento de \mathbf{H} é dado por uma variável aleatória complexa gaussiana circular e independente, com média nula e variância unitária, o vetor $\mathbf{n} \in \mathbb{C}^{KN_R \times 1}$ representa o ruído gaussiano complexo branco, em que cada elemento possui média nula e variância σ_n^2 e, por fim, o sinal transmitido pelas N_T antenas da BS é representado por $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$.

Como esse sistema considera múltiplos usuários, a técnica empregada para a separação de suas informações, assim como em [5], é uma técnica de multiplexação espacial conhecida como *zero-forcing* (ZF) *beamforming* [8], que é capaz de mitigar a interferência entre usuários através da precodificação do sinal transmitido. Deste modo, a matriz de precodificação é dada por

$$\mathbf{P} = \mathbf{H}^H(\mathbf{H}\mathbf{H}^H)^{-1}, \quad (2)$$

e o sinal transmitido é tal que

$$\mathbf{x} = \mathbf{P}\mathbf{s}, \quad (3)$$

em que $\mathbf{P} \in \mathbb{C}^{N_T \times KN_R}$ e $\mathbf{s} = [\mathbf{s}_1^T, \mathbf{s}_2^T, \dots, \mathbf{s}_K^T]^T$ é o vetor de símbolos dos usuários, com $\mathbf{s}_k \in \mathbb{C}^{N_R \times 1}$, $k = 1, 2, \dots, K$, representando os símbolos referentes ao k -ésimo usuário. Ainda, tal como em [5], adota-se que

$$\mathbf{s}_k = \sqrt{E_k}\tilde{\mathbf{s}}_k = \sqrt{E_s\epsilon_k}\tilde{\mathbf{s}}_k, \quad (4)$$

em que E_k é a energia média dos símbolos enviados pelo k -ésimo usuário, $E_s = 1/K \sum_{k=1}^K E_k$ é a energia média dos símbolos considerando todos os K usuários, $\epsilon_k = E_k/E_s$ e $\tilde{\mathbf{s}}_k \in \mathbb{C}^{N_R \times 1}$ são símbolos independentes de uma dada modulação de cardinalidade M , com média nula e variância unitária.

Assim, aplicando o método de pré-codificação ZF, *i.e.*, eqs. (2) e (3), o sinal recebido nos receptores é dado por

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{P}\mathbf{s} + \mathbf{n} = \mathbf{s} + \mathbf{n}. \quad (5)$$

III. SELEÇÃO DE ANTENAS

Tal como em [5], trataremos a minimização da taxa de erro de bit condicionada à seleção de antenas no transmissor, dado que apenas um número limitado de transceptores N_{ta} da BS podem ser utilizados simultaneamente. Para tanto, considere

primeiramente que a energia média E_T empregada na BS é dada por

$$E_T = \mathbb{E} \{ \|\mathbf{x}\|^2 \} = \text{Tr} \{ \mathbb{E} \{ \mathbf{x}\mathbf{x}^H \} \}, \quad (6)$$

que por sua vez está relacionada à energia média dos símbolos enviados aos K usuários por

$$E_T = E_s\gamma, \quad (7)$$

em que

$$\gamma = \sum_{k=1}^K \epsilon_k \mathbf{u}^T \mathbf{g}_k \quad (8)$$

sendo \mathbf{u} um vetor unitário de dimensão $N_R \times 1$ e os vetores \mathbf{g}_k são obtidos de [5]

$$[\mathbf{g}_1^T, \mathbf{g}_2^T, \dots, \mathbf{g}_K^T]^T = \text{diag}(\mathbf{P}^H \mathbf{P}), \quad (9)$$

em que $\text{diag}(\cdot)$ extrai a diagonal de uma matriz quadrada ou gera uma matriz diagonal a partir de um vetor. Para a seleção de antenas define-se, assim como em [2], os elementos Δ_i ($i = 1, \dots, N_T$), indexando as posições das N_T antenas, com:

$$\Delta_i = \begin{cases} 1, & \text{se a } i\text{-ésima antena foi selecionada} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (10)$$

sujeito a $\sum_{i=1}^{N_T} \Delta_i = N_{ta}$,

em que $\mathbf{\Delta} = \text{diag}([\Delta_1 \dots \Delta_{N_T}])$ é a matriz diagonal de seleção de antenas e N_{ta} é o número de antenas selecionadas.

Aplicando a seleção de antenas, obtém-se uma submatriz do canal \mathbf{H} relacionada às antenas selecionadas, aqui é representado como [5]

$$\mathbf{H}_{(\mathbf{\Delta})} = \mathbf{H}\mathbf{U}_{(\mathbf{\Delta})}, \quad (11)$$

em que $\mathbf{H}_{(\mathbf{\Delta})}$ possui dimensão $KN_R \times N_{ta}$ e $\mathbf{U}_{(\mathbf{\Delta})}$ é uma matriz que possui dimensão $N_T \times N_{ta}$ obtida de \mathbf{I}_{N_T} suprimindo as i -ésimas colunas quando $\Delta_i = 0$ com ($i = 1, \dots, N_T$). Pode-se observar que a matriz $\mathbf{U}_{(\mathbf{\Delta})}$ possui as seguintes propriedades [5], $\mathbf{U}_{(\mathbf{\Delta})}^T \mathbf{U}_{(\mathbf{\Delta})} = \mathbf{I}_{N_{ta}}$ e $\mathbf{U}_{(\mathbf{\Delta})} \mathbf{U}_{(\mathbf{\Delta})}^T = \mathbf{\Delta}$.

Em função da seleção das antenas, a solução ZF passa a ser dada por [5]

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{(\mathbf{\Delta})} &= \mathbf{H}_{(\mathbf{\Delta})}^H \left(\mathbf{H}_{(\mathbf{\Delta})} \mathbf{H}_{(\mathbf{\Delta})}^H \right)^{-1} \\ &= \mathbf{U}_{(\mathbf{\Delta})}^H \mathbf{H}^H \left(\mathbf{H} \mathbf{\Delta} \mathbf{H}^H \right)^{-1}. \end{aligned} \quad (12)$$

Portanto, o sinal recebido por todos os usuários passa a ser escrito por

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{U}_{(\mathbf{\Delta})}\mathbf{P}_{(\mathbf{\Delta})}\mathbf{s} + \mathbf{n} = \mathbf{H}_{(\mathbf{\Delta})}\mathbf{P}_{(\mathbf{\Delta})}\mathbf{s} + \mathbf{n} = \mathbf{s} + \mathbf{n}, \quad (13)$$

em que tal modelo é representado pela Figura 1.

A partir disto, pode-se escrever que o sinal recebido para o k -ésimo usuário é

$$\mathbf{y}_k = \sqrt{E_k}\tilde{\mathbf{s}}_k + \mathbf{n}_k = \sqrt{E_T \frac{\epsilon_k}{\gamma}} \tilde{\mathbf{s}}_k + \mathbf{n}_k. \quad (14)$$

Como E_T e ϵ_k são valores fixos, a minimização da taxa de erro para o k -ésimo usuário se dá pela minimização de γ , que é comum a todos os usuários, que equivale a maximizar a relação sinal-ruído (SNR).

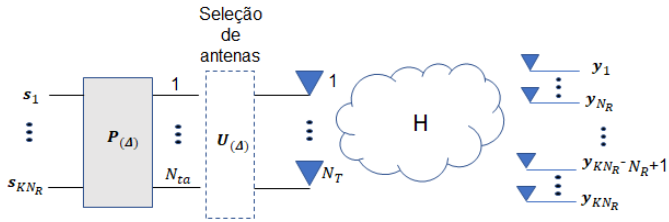


Fig. 1. Modelo do sistema com seleção de antenas e pré-codificação ZF.

Portanto, o problema de minimização da BER em sistema que utiliza seleção de antenas pode ser escrito como um problema de otimização dado por [5]

$$\min_{\Delta} \gamma(\Delta) = \sum_{k=1}^K \epsilon_k \mathbf{u}^T \mathbf{g}_k(\Delta), \quad (15)$$

em que

$$\left[\mathbf{g}_1^T(\Delta), \mathbf{g}_2^T(\Delta), \dots, \mathbf{g}_K^T(\Delta) \right]^T = \text{diag} \left[\left(\mathbf{H} \Delta \mathbf{H}^H \right)^{-1} \right]. \quad (16)$$

IV. REDE IMUNOLÓGICA ARTIFICIAL PARA PROBLEMAS COMBINATORIAIS - COBAINET

Dada a característica combinatorial do problema a ser tratado e o grande espaço de soluções a ser explorado, uma possível abordagem é o uso de meta-heurísticas que permitam explorar este espaço com baixa complexidade computacional. Neste sentido, algumas pesquisas que utilizam AG mostraram resultados promissores (*e.g.*, [3] e [4]). Contudo, dado o teorema *no free lunch* para otimização [7] e resultados encorajadores e superiores ao AG em problemas combinatoriais obtidos pela meta-heurística baseada na teoria de redes imunológicas artificiais, o *concentration-based artificial-immune network* - CobAiNet [6], decidiu-se pela avaliação desta técnica neste contexto de MIMO de larga escala e seleção de antenas, e sua comparação com a técnica ITES [5] que já demonstrava ser melhor que o AG.

Para a busca da solução que maximiza a SNR e, portanto, minimiza a BER, o CobAiNet gera inicialmente um conjunto aleatório de soluções, *i.e.*, indivíduos, e testa a afinidade destes com o problema de minimização, ou seja, o quão boa cada solução é em relação às demais. Após esta etapa, o algoritmo renova a população de indivíduos, gerando clonagens e mutações, de forma a priorizar os indivíduos mais promissores e suprimir os demais.

Para aplicação do CobAiNet apresentado em [6] no problema de seleção de antenas, foram feitas as seguintes adaptações:

- **Representação dos anticorpos:** Os anticorpos (ou indivíduos) foram codificados como vetores binários de dimensão $N_T \times 1$, em que elementos “1” representam antenas selecionadas/ativas e os elementos “0”, antenas não selecionadas/desativadas.
- **Afinidade com o antígeno:** A afinidade com o antígeno visa mensurar o quão boa dada solução é frente ao problema de maximização. Como o objetivo do algoritmo é minimizar γ , a função objetivo do CobAiNet, chamada

afinidade, é:

$$\text{afinidade} = \frac{1}{\gamma}. \quad (17)$$

- **Afinidade entre anticorpos:** Para o cálculo da afinidade entre anticorpos, a medida de dissimilaridade $d(\mathbf{m}, \mathbf{n})$ [6] entre os anticorpos \mathbf{m} e \mathbf{n} utilizada foi a distância de *Hamming*. Essa medida visa mensurar o quão os anticorpos \mathbf{m} e \mathbf{n} são diferentes, e a distância de *Hamming* aponta o número mínimo de alterações para se transformar uma solução em outra.
- **Mutações:** Mutações que não levam à mudança do conjunto de antenas ativas devem ser eliminadas, *i.e.*, a troca entre dois elementos “1” ou entre dois elementos “0” do anticorpo levaria à mesma solução. Assim, para um anticorpo \mathbf{m} , as posições das antenas ativas e inativas são representadas nos vetores \mathbf{a} , de dimensão $N_{ta} \times 1$, e \mathbf{d} , de dimensão $(N_T - N_{ta}) \times 1$, respectivamente. Assim, para realizar mutações no anticorpo \mathbf{m} , transformando-o no anticorpo \mathbf{n} , o algoritmo determina o número de antenas n_{mut} que sofrerá alteração utilizando a equação (5) de [6], sendo esse número inversamente proporcional à afinidade do anticorpo, e, de forma aleatória e equiprovável, define quais n_{mut} elementos serão removidos de \mathbf{a} e inseridos em \mathbf{d} e vice-versa. A partir dos vetores \mathbf{a} e \mathbf{d} obtidos após a mutação, constrói-se o anticorpo \mathbf{n} , com seus elementos dados por

$$n_i = \begin{cases} 1, & \text{se } i \in \mathbf{a} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (18)$$

em que $i = 1, \dots, N_T$.

- **Busca local:** Para esta aplicação foi utilizada a versão do CobAiNet sem a busca local, de modo a comparar tal versão não-híbrida com o ITES. Para trabalhos futuros pretende-se incorporar a busca local, explorando diferentes algoritmos e avaliando sua relação com o desempenho e complexidade computacional.

O CobAiNet possui diversos parâmetros que devem ser ajustados de modo a otimizar seu desempenho. São eles [6]:

- nAB : Quantidade inicial de anticorpos.
- $maxAB$: Número máximo de anticorpos.
- nCI^{max} : Número máximo de clones por anticorpo.
- nCI^{min} : Número mínimo de clones por anticorpo.
- C_0 : Concentração inicial.
- σ : Limiar de supressão.
- β^i : Parâmetro inicial de mutação.
- β^f : Parâmetro final de mutação.

A escolha destes parâmetros foi realizada de forma iterativa, em que um parâmetro foi alterado até apresentar melhor desempenho, enquanto os demais foram fixados. Para essa escolha buscou-se os parâmetros ótimos para diversos cenários e foi encontrado que eles eram praticamente idênticos. Deste modo, adotou-se um conjunto único de parâmetros do CobAiNet para todos os cenários, sendo que a diferença de desempenho para o conjunto ótimo é de cerca de 0,2 dB. O cenário adotado para essa definição foi o da Figura 3 de [5], em que, $N_T = 20$, $N_{ta} = 6$, $N_R = 3$ e $K = 2$. A Tabela I resume os parâmetros utilizados no CobAiNet.

TABELA I
PARÂMETROS DO COBAINET UTILIZADOS

| Parâmetro | Valor |
|----------------|----------------|
| n_{AB} | 2 |
| max_{AB} | 100 |
| n_{CI}^{max} | 6 |
| n_{CI}^{min} | 1 |
| C_0 | 0,5 |
| σ | $0,5 * N_{ta}$ |
| β^i | 0,2 |
| β^f | 0,01 |

V. RESULTADOS

Nesta seção são apresentados os resultados das simulações para análise da taxa de erro de bit realizando seleção de antenas na transmissão. Os resultados são obtidos após $N_{CR} = 1000$ realizações independentes do canal \mathbf{H} , em que, para todas as realizações foram consideradas $\epsilon_k = 1, \forall k$. Seguindo [5], o parâmetro de comparação de complexidade computacional, por ser dominante, é o número de avaliações de padrões de antenas, dado que a inversa presente em eq. (15) tem custo dominante sobre o custo das operações de cada algoritmo. Assim, tal como [5], o número de avaliações foi fixado em 252 para ambos algoritmos, salvo algo dito em contrário. O cálculo da BER foi realizado com a mesma aproximação de [5], para uma modulação QPSK, considerando

$$BER_k \cong \frac{1}{N_{CR}} \sum_{i=1}^{N_{CR}} Q\left(\sqrt{\frac{SNR}{\gamma_i}} \epsilon_k\right), \quad (19)$$

em que foi aplicada a relação sinal ruído por usuário utilizando $E_k = E_T \frac{\epsilon_k}{\gamma}$, sendo [5]

$$\frac{E_k}{\sigma_n^2} = \frac{E_T}{\sigma_n^2} \frac{\epsilon_k}{\gamma} = SNR \frac{\epsilon_k}{\gamma}, \quad (20)$$

e $Q(\cdot)$ é dada por $Q(x) = \frac{1}{2\pi} \int_x^\infty \exp\left(-\frac{\beta^2}{2}\right) d\beta$.

A fim de realizar uma comparação inicial da nossa proposta com [5], utilizamos um dos cenários lá utilizados: $N_T = 20, N_{ta} = 6, N_R = 3$ e $K = 2$, cujos resultados estão representados na Figura 2 deste artigo. Observa-se que o resultado da simulação para o ITES é idêntico ao apresentado na Figura 3 de [5], o que mostra que nossa implementação do ITES está correta. Neste cenário, o CobAiNet apresenta um desempenho ligeiramente inferior ao do ITES, mas ainda sim, superior ao AG [4] simulado em [5]. Considerando um valor de BER de 10^{-4} , o ITES atinge esse patamar com menos de 14dB de SNR, enquanto o CobAiNet e o AG com cerca de 14,5dB e 15dB, respectivamente.

A seguir foi avaliado o comportamento dos algoritmos sobre a capacidade de minimizar a BER enquanto o espaço de busca total aumenta. Os gráficos da Figura 3 apresentam as simulações realizadas, em que foi variada a dimensão do espaço de busca, dado pela combinação $\binom{N_T}{N_{ta}} = \binom{S}{S/2}$ em que $S = 32, 64, 128, 256$. Já os demais parâmetros do sistema foram fixados em $N_R = 4$ e $K = S/8$.

Observa-se, pelos resultados apresentados na Figura 3, que ambos algoritmos apresentam desempenho muito próximo até

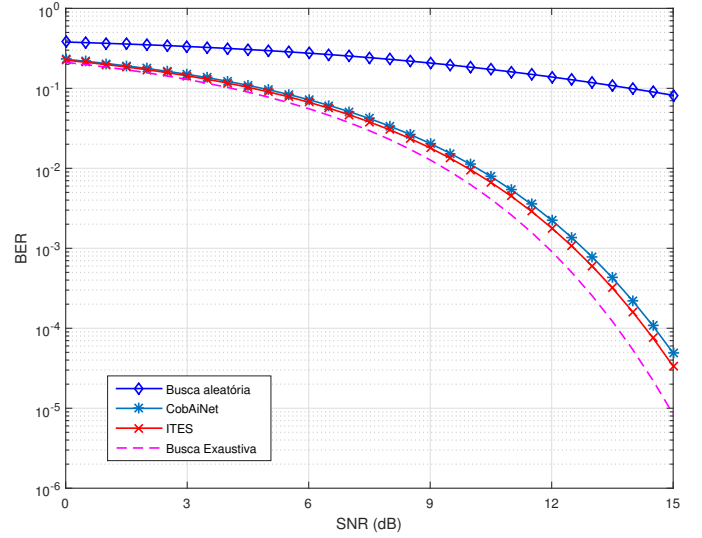


Fig. 2. BER X SNR para $N_T = 20, N_{ta} = 6, N_R = 3$ e $K = 2$.

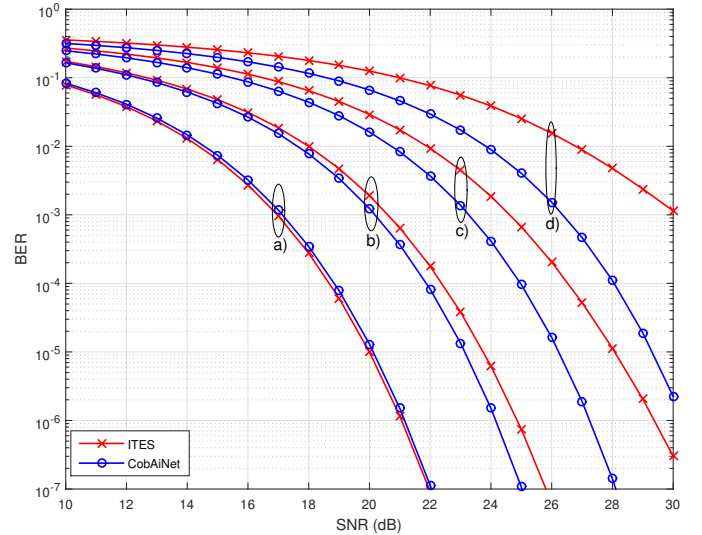


Fig. 3. BER X SNR para: a) $N_T = 32, N_{ta} = 16, N_R = 4$ e $K = 4$; b) $N_T = 64, N_{ta} = 32, N_R = 4$ e $K = 8$; c) $N_T = 128, N_{ta} = 64, N_R = 4$ e $K = 16$; d) $N_T = 256, N_{ta} = 128, N_R = 4$ e $K = 32$.

$S = 64$, i.e., $\binom{64}{32} = 1,8326 \times 10^{18}$ combinações possíveis. Contudo, para valores acima de $S = 64$, os dois algoritmos começam a demandar maiores valores de SNR para garantir um valor específico de BER. Apesar desse fato, o CobAiNet apresenta um melhor desempenho em relação ao ITES em termos de BER, que aumenta gradualmente com o aumento de S . Por exemplo, no caso “d) da Figura 3, em que $S = 256$, sendo $\binom{256}{128} = 5,7687 \times 10^{75}$ o número de combinações possíveis, o CobAiNet obtém uma BER de 10^{-3} com cerca de 26,2 dB de SNR enquanto com ITES alcança o mesmo patamar com pouco mais de 30 dB, gerando praticamente 4 dB de diferença de desempenho.

Na Figura 4, as técnicas foram comparadas variando os parâmetros do sistema, mas mantendo o mesmo tamanho do espaço de busca total, em que $\binom{128}{80} = \binom{128}{48} = 4,3403 \times 10^{35}$ e considerando $N_R K = N_{ta}$. Observa-se que em ambos os casos da Figura 4, o CobAiNet apresenta desempenho superior

ao ITES. Contudo, no caso do item “b)”, a vantagem é de cerca de 2 dB, enquanto no item “a)”, é de cerca de 1 dB, apesar do espaço de busca ser igual em ambos casos. Não se sabe explicar a razão de tal diferença de comportamento no momento, mas é algo que será avaliado em futuros trabalhos.

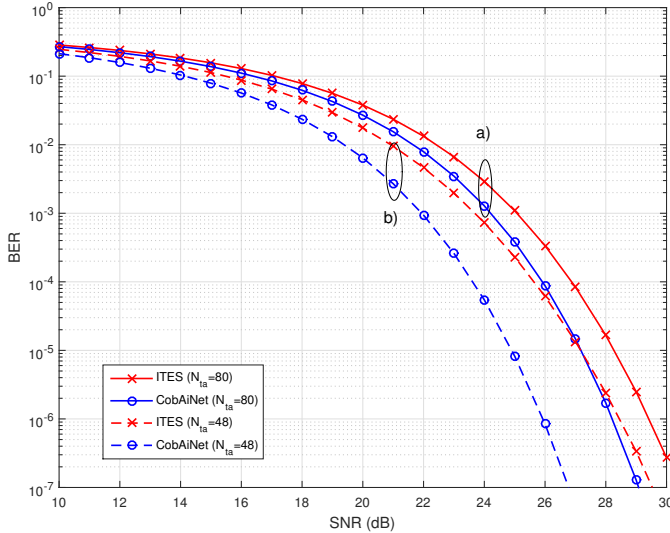


Fig. 4. BER X SNR para: a) $N_T = 128$, $N_{ta} = 80$, $N_R = 4$ e $K = 20$; b) $N_T = 128$, $N_{ta} = 48$, $N_R = 4$ e $K = 12$.

Por último, é avaliado o comportamento dos algoritmos quando se aumenta o número de avaliações de padrões de seleção de antenas, considerando 10 e 1000 os números mínimo e máximo de avaliações respectivamente. A simulação apresentada na Figura 5 foi realizada para uma SNR fixa de 21 dB para o item “a)” e 10 dB para o item “b)”, e apresenta a evolução da BER ao longo das avaliações. Pode-se notar sobre o item “a)” que o CobAiNet apresenta uma convergência mais rápida em termos de BER em comparação ao ITES, sendo que, para o contexto considerado, o CobAiNet supera o patamar de $BER \leq 0,01$ com pouco mais de 200 avaliações, enquanto o ITES, com pouco mais de 400 avaliações. Para o caso de se realizar 1000 avaliações, ambos algoritmos convergem para mesmo patamar. Contudo, sobre o item “b)”, nota-se que para um espaço de busca menor, a velocidade de convergência de ambos os algoritmos é praticamente a mesma. Assim, fica comprovado que o CobAiNet só é vantajoso para espaços de busca grandes.

VI. CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS

Neste artigo foi apresentada a modificação do algoritmo CobAiNet proposto em [6] para o problema de seleção de antenas. Seu desempenho foi avaliado levando em conta o aumento no espaço de busca total dado por todas as combinações possíveis e foi realizado um comparativo com o algoritmo ITES proposto em [5]. Fica evidente que o CobAiNet é uma boa aplicação para o caso de MIMO larga escala com seleção de antenas. Para pesquisas futuras, pretende-se avaliar melhor o que leva a diferenças de desempenho, principalmente no caso da Fig. 4, em que o espaço de busca era fixo e variou-se o número de usuários. Outro objetivo é comparar o CobAiNet

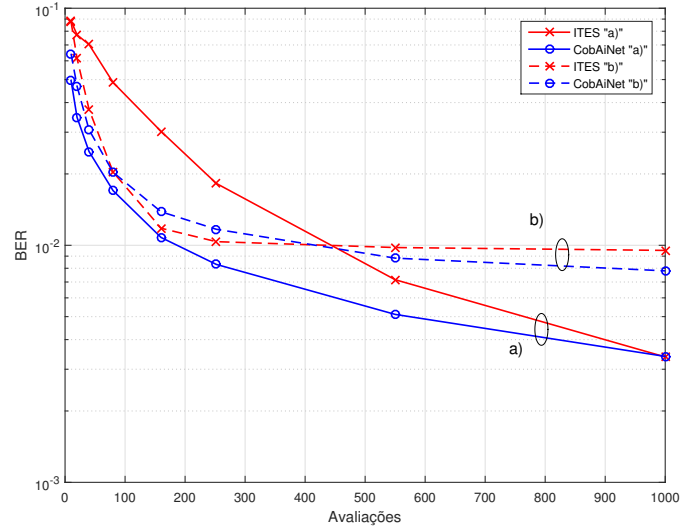


Fig. 5. BER X Avaliações para: a) SNR = 21dB, sendo, $N_T = 128$, $N_{ta} = 64$, $N_R = 4$ e $K = 16$; b) SNR = 10dB, sendo, $N_T = 20$, $N_{ta} = 6$, $N_R = 3$ e $K = 2$.

com outras meta-heurísticas e técnicas baseadas em relaxamento. Também é de interesse avaliar o desempenho da técnica apresentada em outros contextos, como por exemplo, sistemas de seleção de antenas baseados na maximização da capacidade total de canal e em condições de operação com carga não plena (*i.e.*, $KN_R < N_{ta}$) e com correlação/acoplamento entre as antenas. Outra possibilidade é avaliar soluções híbridas do CobAiNet, com o uso da busca local, utilizando diferentes algoritmos.

REFERÊNCIAS

- [1] X. Gao, O. Edfors, F. Tufvesson, and E. G. Larsson, “Massive MIMO in real propagation environments: Do all antennas contribute equally?,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 63, pp. 3917–3928, Nov 2015.
- [2] A. Dua, K. Medepalli, and A. J. Paulraj, “Receive antenna selection in MIMO systems using convex optimization,” *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 5, pp. 2353–2357, Sep. 2006.
- [3] N. Sindhwani and M. Singh, “Transmit antenna subset selection in MIMO OFDM system using adaptive mutation genetic algorithm,” *CoRR*, vol. abs/1410.6795, 2014.
- [4] B. Makki, A. Ide, T. Svensson, T. Eriksson, and M. Alouini, “A genetic algorithm-based antenna selection approach for large-but-finite MIMO networks,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 66, pp. 6591–6595, July 2017.
- [5] D. Arronde and R. S. Neto, “Bit error rate minimizing antenna selection in zero-forcing precoded MU-MIMO systems.,” in *XXXVI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais - SBrT2018*, Sep 2018.
- [6] G. P. Coelho, F. O. de França, and F. J. Von Zuben, “A concentration-based artificial immune network for combinatorial optimization,” in *2011 IEEE Congress of Evolutionary Computation (CEC)*, pp. 1242–1249, June 2011.
- [7] D. H. Wolpert and W. G. Macready, “No free lunch theorems for optimization,” *Trans. Evol. Comp.*, vol. 1, pp. 67–82, Apr. 1997.
- [8] A. Wiesel, Y. C. Eldar, and S. Shamai, “Zero-forcing precoding and generalized inverses,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56, pp. 4409–4418, Sep. 2008.