

Projeto de Sistemas MIMO Utilizando Otimização por Enxame de Partículas

Israel A. C. Leal, Waslon T. A. Lopes e Marcelo S. Alencar

Resumo— Este artigo apresenta uma técnica para aumento da taxa de transmissão de dados em sistemas de múltiplas entradas e múltiplas saídas (MIMO), considerando o número de antenas e o espalhamento Doppler em canais com desvanecimento Rayleigh. A técnica utiliza uma meta-heurística para otimizar a taxa de transmissão e escolher a melhor solução. A otimização baseia-se na inteligência artificial, mais precisamente, no algoritmo de otimização por enxame de partículas (PSO) com o objetivo de encontrar a melhor configuração de antenas que atinja a maior taxa de transmissão. Os resultados da simulação mostram um aumento de mais de 15% na taxa de transmissão considerando canais MIMO 8x4.

Palavras-Chave— Sistemas MIMO; taxa de transmissão; otimização por enxame de partículas.

Abstract— This paper presents a technique to increase the data throughput in Multiple Input Multiple Output (MIMO) Systems, considering the number of antennas and the Doppler spread for fading Rayleigh channels. The technique uses a meta-heuristic to optimize the throughput and to choose the best solution. The optimization is based on Artificial Intelligence, more precisely, on the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm with the objective of finding out the best antenna configuration to achieve the highest throughput. Simulation results show an increase of more than 15% in the data throughput considering 8x4 MIMO channels.

Keywords— MIMO systems; data throughput; particle swarm optimization.

I. INTRODUÇÃO

Com o aumento significativo da demanda por taxa de transmissão, operadoras de redes sem fio devem estar preparadas para suportar um aumento de até mil vezes no tráfego móvel total, obrigando os pesquisadores a desenvolver padrões com taxas de transmissão maiores que os atuais [1] especificadas para alcance de altas taxas de dados em sistemas de quinta geração (5G) com lançamento previsto para 2020. Relatórios anuais divulgados pela Empresa Cisco evidenciam que existe um rápido crescimento na quantidade de dados em redes sem fio. Um desses relatórios mostra que, em apenas uma década, a quantidade de dados manipulados por IP em redes sem fio terá aumentado mais de um fator de 100: partindo de três hexabytes em 2010 para mais de 190 hexabytes em 2018, em ritmo de exceder 500 hexabytes em 2020 [2].

Uma das técnicas para aumento da taxa de transmissão do canal de rádio em redes sem fio é o sistema de múltiplas entradas e múltiplas saídas (MIMO – *Multiple Input Multiple Output*) que consiste da utilização de múltiplas antenas no

transmissor e no receptor. Com isto, há maior eficiência energética e espectral. Consequentemente, mais dados podem ser transmitidos pelo canal sem fio [1], [3], [4]. O conceito do MIMO traz novos desafios para o 5G, com o aumento massivo de antenas e inúmeras pesquisas associadas ao seu desempenho [5]. Algoritmos que otimizem a taxa de transmissão de dados e atendam as expectativas desse avanço tecnológico, estão sendo pesquisados na comunidade científica e na indústria.

Esses algoritmos podem ser aplicados na minimização do custo da rede, do aperfeiçoamento da qualidade dos serviços e da capacidade oferecida pela rede [6], [7]. Neste artigo, é proposto um algoritmo de otimização por enxame de partículas (*Particle Swarm Optimization* – PSO) com o objetivo de aumentar a capacidade, medida em termos da taxa de transmissão de dados, de um sistema MIMO.

Este artigo está organizado da seguinte forma: a Seção II apresenta conceitos gerais dos sistemas MIMO. A Seção III introduz as principais características do algoritmo PSO. A Seção IV apresenta uma proposta para aumento da taxa de transmissão em sistemas MIMO. O arranjo experimental e os resultados da simulação são discutidos nas Seções V e VI, respectivamente. Finalmente, a Seção VII é dedicada a conclusão do artigo e as propostas de trabalhos futuros.

II. SISTEMA MIMO

A técnica MIMO, para diversidade espacial em antenas, parte do pressuposto que a utilização de um arranjo de antenas aumenta a qualidade do sistema, assegurando que o sinal atingirá o receptor com uma adequada relação sinal-ruído (SNR – *Signal-to-Noise Ratio*). A técnica aproveita o fenômeno do multipercurso para aproveitar a capacidade do canal em ambientes com grandes influências dos mecanismos de propagação de reflexão e difração [8]. Dependendo do número de antenas no transmissor e receptor, a taxa de transmissão do canal pode ser aumentada, à custa de uma maior complexidade do sinal recebido [9].

A. Capacidade do Canal MIMO

A capacidade de um canal de comunicação sem fio é definida como a maximização da informação mútua média, entre a entrada e saída do canal, de acordo com a distribuição de probabilidade do sinal de entrada, ou seja [10], [11], [12],

$$C = \max_{P(x)} I(X; Y), \quad (1)$$

ou de modo equivalente [11],

$$C = \max_{P(x)} [H(Y) - H(Y/X)], \quad (2)$$

Israel A. C. Leal e Marcelo S. Alencar, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande-PB, Brasil, E-mails: iairesleal@gmail.com, malencar@dee.ufcg.edu.br. Waslon T. A. Lopes, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa-PB, Brasil, E-mail: waslon@ieee.org

em que $H(Y)$ é a entropia, ou seja, a incerteza do sinal de saída Y e $H(Y|X)$ a entropia do sinal de saída Y dado o sinal de entrada X . A capacidade é a taxa máxima que as informações podem ser transmitidas através de um canal com confiabilidade, esta é uma característica inerente ao canal [13].

Em um sistema MIMO sem fio, o canal é descrito por uma matriz complexa \mathbf{H} . A relação entre o sinal de entrada X e o sinal de saída Y pode ser expressa como [10],

$$Y = \mathbf{H}X + \mathbf{N}, \quad (3)$$

em que \mathbf{N} é o ruído gaussiano com a propriedade de correlação $\mathbf{R}_N = E[\mathbf{N}\mathbf{N}^T] = \sigma_n^2$, em que σ_n^2 é a potência do ruído, em que $E[\cdot]$ é o operador do valor esperado. O sinal de entrada, X , tem autocorrelação dada por $\mathbf{R}_X = E[XX^T]$ que fornece a potência total transmitida P_X . Sendo assim, a SNR é dada por $\gamma = P_X/\sigma_n^2$ [10].

Desta forma, a informação mútua de um sistema MIMO pode ser escrita como [10],

$$I(X;Y) = E \left[\log_2 \left(\det \left(\mathbf{I}_{N_r} + \frac{P_x}{N_t \sigma_n^2} \mathbf{H}\mathbf{H}^T \right) \right) \right] \quad (4)$$

em que \mathbf{I}_{N_r} é matriz identidade do sinal de entrada e \mathbf{H}^T , a matriz trans-conjugada da matriz de canal \mathbf{H} para um sistema MIMO com N_r antenas receptoras e N_t antenas transmissoras [14].

A capacidade ergódica no limite superior pode ser escrita como [10],

$$C = \max_{R_x \leq P_x} E \left[\log_2 \left(\det \left(\mathbf{I}_N + \frac{\gamma}{N_t} \mathbf{H}\mathbf{H}^T \right) \right) \right]. \quad (5)$$

Uma expressão alternativa para a capacidade da taxa de transmissão pode ser obtida pela decomposição do canal MIMO em $n = \min(N_r, N_t)$ subcanais SISO equivalentes. Esta capacidade está relacionada a eficiência espectral através do canal em função da SNR. O ganho de cada subcanal pode ser representado por valores próprios da matriz de correlação $\mathbf{H}\mathbf{H}^T$ dada por [13]

$$C = \sum_{i=1}^n \log_2(1 + \gamma_i \lambda_i), \quad (6)$$

em que γ_i e λ_i são a SNR e o ganho do i -ésimo subcanal, respectivamente [10], [12].

B. Coeficiente de Correlação

O modelo de canal de Kronecker é o mais utilizado nas pesquisas realizadas para construir a matrix de canal \mathbf{H} . Neste modelo, as matrizes de correlação do transmissor e do receptor são consideradas separáveis e a matriz do canal é representada por [10], [14]

$$\mathbf{H} = \mathbf{R}_Y^{1/2} \mathbf{G}_H \mathbf{R}_X^{1/2}, \quad (7)$$

em que \mathbf{G}_H é uma matriz gaussiana com variáveis independentes e identicamente distribuídas (i.i.d. – *independent and identically distributed*) com média zero e variância unitária, \mathbf{R}_X e \mathbf{R}_Y são as matrizes de correlação espacial do transmissor e do receptor, respectivamente.

Assume-se também que as antenas transmissoras e receptoras dos sistemas MIMO estão equipadas com polarização vertical e antenas dipolo omnidirecionais. O meio de dispersão é representado pelo desvanecimento de Rayleigh distribuído em torno das antenas de transmissão e recepção. A função densidade de probabilidade de Rayleigh é dada por [13]

$$f(x; \sigma) = \frac{x}{\sigma^2} \exp \left\{ \frac{-x^2}{2\sigma^2} \right\}, x \geq 0 \quad (8)$$

em que $\sigma^2(2 - \pi/2)$ é a variância da função. Essa função é frequentemente usada em modelagem de sistemas celulares em que não existe visada direta entre as antenas transmissoras e receptoras pois considera o multipercurso no canal de desvanecimento Rayleigh. Neste caso, o multipercurso pode ser modelado por uma variável aleatória gaussiana complexa circularmente simétrica no tempo [13], [15].

Os elementos da matriz de correlação são obtidos usando um modelo de Clarke específico para o desvanecimento Rayleigh e leva em consideração do efeito Doppler [10], [13], [16]

$$\rho_{ij} = a^2 \pi J_0(d_{ij} \pi D_s / W), \quad (9)$$

em que a é o ganho da antena que é invariante no tempo, J_0 é uma função de Bessel de primeira espécie de ordem zero, d_{ij} é a distância entre os elementos i e j do agrupamento de antenas, W é a largura de banda e D_s é o espalhamento Doppler. Devido a dispersão total, o espalhamento Doppler é o dobro do desvio de frequência Doppler sendo dado por [13]

$$D_s = \frac{2f_c v}{c}, \quad (10)$$

em que f_c é a frequência da portadora, v é a velocidade do móvel e c é a constante da velocidade da luz [13]. As matrizes de correlação \mathbf{R}_X e \mathbf{R}_Y podem ser generalizadas usando

$$\mathbf{R}_X = \begin{bmatrix} \rho_{1,1} & \cdots & \rho_{1,N_r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{N_r,1} & \cdots & \rho_{N_r,N_r} \end{bmatrix} \quad (11)$$

e

$$\mathbf{R}_Y = \begin{bmatrix} \rho_{1,1} & \cdots & \rho_{1,N_t} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{N_t,1} & \cdots & \rho_{N_t,N_t} \end{bmatrix}, \quad (12)$$

respectivamente.

Dadas as matrizes \mathbf{R}_X e \mathbf{R}_Y , a matriz do canal \mathbf{H} pode ser calculada pela Equação 7. Para evitar correlações entre os canais e o acoplamento mútuo, foram consideradas distâncias entre as antenas do arranjo do transmissor maiores que $\lambda/2$ [15]. Posteriormente, é realizada uma decomposição em valores singulares (SVD – *Singular Value Decomposition*) da matriz \mathbf{H} , e finalmente, é calculada a taxa de transmissão do canal MIMO a partir da Equação 6.

III. OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS

O Algoritmo de otimização PSO foi proposto por Kennedy e Eberhart em 1995 a partir da observação da vida social de um bando de pássaros e da teoria de enxame em partículas. Eles observaram que os pássaros seguiam regras e procedimentos

para buscar comida. O termo partícula foi atribuído às soluções possíveis do problema e cada partícula representa um pássaro. A área em que o pássaro sobrevoa em busca de comida ou do ninho é equivalente ao espaço de busca do problema. Todas as partículas têm uma função objetivo ou *fitness* a ser otimizada e possuem velocidade para direcionar o voo dentro do espaço de busca [17]. O algoritmo estará sempre buscando alcançar o alvo, as melhores soluções são encontradas por meio da atualização da velocidade e da posição da partícula.

A configuração inicial padrão é composta por um enxame de partículas, em que cada partícula i tem uma posição dentro do espaço de busca chamada $\vec{x}_i(t)$, cada posição mostra uma possível solução do problema. As partículas voam pelo espaço de busca procurando a melhor solução de acordo com sua velocidade atual $\vec{v}_i(t)$. A posição e a velocidade de cada partícula são atualizadas conforme [18]:

$$\vec{v}_i(t_i + 1) = \omega \vec{v}_i(t_i) + c_1 \cdot r_1 \cdot [\vec{p}_i(t_i) - \vec{x}_i(t_i)] + c_2 \cdot r_2 \cdot [\vec{p}_g(t_i) - \vec{x}_i(t_i)] \quad (13)$$

e

$$\vec{x}_i(t_i + 1) = \vec{x}_i(t_i) + \vec{v}_i(t_i + 1), \quad (14)$$

em que c_1 e c_2 são os coeficientes de aceleração cognitivo e social, respectivamente, r_1 e r_2 são valores aleatórios obtidos a partir de uma distribuição uniforme no intervalo $[0; 1]$, gerados a cada iteração do algoritmo para cada partícula em cada dimensão. A nova posição e a nova velocidade da partícula i , já atualizada na iteração atual, são dadas por $\vec{x}_i(t_i + 1)$ e $\vec{v}_i(t_i + 1)$, respectivamente [18], [19]. A melhor posição da partícula é chamada de $\vec{p}_i(t)$ e a melhor posição encontrada na vizinhança da partícula é conhecida como $\vec{p}_g(t)$ [20]. O fator de aceleração ω é inserido para controle da velocidade anterior e evita o comportamento de explosão entre partículas ao longo do processo [21].

O Algoritmo PSO é inicializado aleatoriamente e é definida uma condição de parada de acordo com o número de iterações necessárias para o processo de otimização. Também são definidos os valores das constantes c_1 e c_2 , a quantidade de partículas no enxame e os valores máximos e mínimos da velocidade que a partícula pode atingir. Após a sua inicialização, o algoritmo entra em um laço no qual a velocidade e a posição de cada partícula serão atualizadas, conforme Equações 13 e 14, respectivamente, até atingir o ponto de parada [22].

Quanto ao fator de aceleração, a estratégia mais utilizada é de inicializar o processo de busca com ω próximo de 1 e diminuí-lo de forma linear ao longo do processo. Ao fazer isso, as partículas iniciam num processo de busca em amplitude nas primeiras iterações e finalizam o processo com uma busca em profundidade [21].

IV. METODOLOGIA PARA OTIMIZAÇÃO

O problema consiste em aumentar a taxa de transmissão do canal de um sistema MIMO a partir da matriz de covariância e variando a distância entre as antenas do arranjo da transmissão, como também o ganho de todas as antenas do arranjo. Para otimização do problema é utilizado o algoritmo PSO.

A função objetivo é o cálculo da taxa de transmissão do canal que se inicia com o cálculo dos coeficientes de correlação a partir da Equação 9 para construção das matrizes \mathbf{R}_X e \mathbf{R}_Y , conforme Equações 11 e 12. A partir disso é obtida a matriz de propagação \mathbf{H} de acordo com a Equação 7. Após isto, é realizada uma SVD da matriz \mathbf{H} . Por fim, a capacidade da taxa de transmissão do canal MIMO é calculada a partir da Equação 6.

A Figura 1 mostra um diagrama em blocos do simulador do sistema MIMO com o otimizador. Ele é dividido em dois blocos, o primeiro chamado sistema MIMO com três entradas de controle: frequência de operação, velocidade do usuário e largura de banda, e duas entradas de informação contendo o número de antenas da transmissão e recepção. Este bloco gera a taxa de transmissão do canal, que é a função objetivo do otimizador e sua principal informação de entrada.

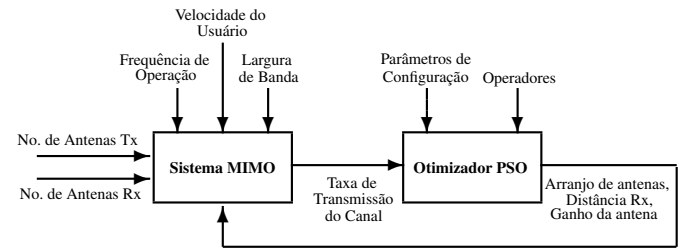


Fig. 1. Diagrama em blocos do simulador do sistema MIMO com otimizador.

O bloco otimizador tem também duas entradas de controle, relacionadas às configurações dos parâmetros e operadores do algoritmo utilizado. O objetivo é aumentar a taxa de transmissão informada a partir da alteração da distância entre as antenas do arranjo de transmissão e ganho das antenas com o cálculo da matriz de ganho. Os valores alterados são entregues ao bloco do sistema MIMO para novo cálculo da taxa de transmissão. Se este valor for maior que o anterior a saída do bloco sistema MIMO é alterado para o novo valor, caso contrário o valor é descartado. O processo se repete até atingir o valor ótimo ou definido tempo de parada.

O Algoritmo PSO trabalha com a metodologia de inteligência de enxame. Para esse propósito, a posição e a velocidade de cada partícula dentro do espaço de busca definem o desempenho do grupo de antenas. O canal é o espaço de busca, enquanto que as antenas são representadas pela quantidade de partículas previstas em cada execução do algoritmo. Cada partícula representa a configuração do arranjo de antenas necessária para medida da capacidade da taxa de transmissão do canal, ou seja, sua função objetivo.

Inicia-se a busca com uma geração aleatória em que cada antena tem o valor inicial de distância entre antenas do arranjos de $\lambda/2$, a mesma varia até 3λ com passos de $\lambda/2$ atribuídos por uma variável aleatória com distribuição uniforme. Cada partícula representa uma solução para aumento da capacidade do canal a partir da configuração do arranjo de antenas, distância entre os elementos e ganho. Cada partícula possui quatro posições, cada posição possui a quantidade de antenas do arranjo da transmissão, a quantidade de antenas no arranjo da recepção, a distância entre os elementos da transmissão e o

ganho do arranjo de antenas da transmissão. Essas posições estão associadas ao índice de cada arranjo de antenas. O módulo sistema MIMO é executado com o valor ótimo da melhor partícula do enxame e calcula a capacidade do canal para os parâmetros gerados pelo módulo otimizador. Estas etapas são repetidas até que o critério de otimização seja cumprido ou tempo de parada seja atingido.

V. ARRANJO EXPERIMENTAL

O simulador foi escrito em linguagem de programação Matlab[®] e executado em computador com processador Intel[®] Core Quad CPU Q8300 com 2,50 GHz x 4, memória RAM de 3,2 GB e sistema operacional Ubuntu 14.04 de 64 bits.

Foi considerada frequência de operação em 3 GHz e sistemas macrocelulares com antenas omnidirecionais. A distância entre as antenas do receptor é fixada em $\lambda/2$ que, para a frequência definida é de 5 cm. A distância entre as antenas do arranjo do transmissor varia de $\lambda/2$ a 3λ , ou seja, para a frequência de operação escolhida, de 5 a 30 cm, com passos de 5 cm. O ganho do arranjo de antenas na recepção é fixado em 2 dBi. Para os arranjos de antenas da transmissão foram definidos os ganhos de 10, 12, 15 e 17 dBi, com base no ganho de antenas mais comuns no mercado de telecomunicações. A velocidade dos usuários foi definida como 3 km/h (considerando usuário caminhando) e a largura de banda em 5 MHz, com base na largura de banda do WCDMA, como também, da largura de banda mínima do LTE, de acordo com as redes em operação dessas tecnologias.

Foram definidas nove configurações de arranjos de antenas MIMO: 1x1 (SISO), 2x2, 3x2, 3x3, 4x2, 4x4, 5x4, 6x4, 7x4 e 8x4. A intenção é fazer arranjos com números diferentes de antenas limitando a quatro antenas na recepção, referenciando aos aparelhos celulares que são comercializados atualmente.

A escolha dos valores dos parâmetros do PSO se deu por experimentos prévios com avaliação do algoritmo. Foram definidos 50 partículas e 1000 iterações; $c_1 = c_2$ variando entre 2,5 e 1,5; $r_1 = r_2$ variando entre 1,0 e 0,0 e ω variando entre 0,9 e 0,1. Para uma avaliação confiável, o algoritmo foi executado 30 vezes e coletado o resultado da iteração que gerou a maior taxa de transmissão em cada execução.

VI. RESULTADOS

A resposta da capacidade ergódica de sistemas MIMO sem otimização em função da SNR pode ser vista na Figura 2, pode-se observar claramente que a medida que o arranjo de antenas é aumentado, a capacidade da taxa de transmissão também aumenta, confirmando que os sistemas MIMO são mais eficientes do que os tradicionais sistemas SISO. E quanto maior o número de antenas no arranjo, maior a capacidade do canal. Também é observado que, para um mesmo número total de antenas, há maior eficiência espectral quando o arranjo é simétrico e a SNR elevada, observado nos arranjos 4x4 e 3x3.

A Figura 3 mostra a resposta da capacidade de sistemas MIMO após otimização com o PSO. Para todos os casos houve uma melhoria na taxa de transmissão dos canais MIMO propostos em relação a taxa de transmissão calculada sem

TABELA I
TAXA DE TRANSMISSÃO COM E SEM OTIMIZAÇÃO.

Sistemas MIMO	Sem Otimização	Com Otimização			
	Taxa de Transmissão (bits/s/Hz)	Taxa de Transmissão (bits/s/Hz)	Otimização (%)	Melhor Distância (cm)	Melhor Ganho (dBi)
2x2	10,38	11,21	7,99	20	15
3x2	12,39	13,66	10,25	25	15
4x2	13,72	14,93	8,82	25	12
3x3	14,77	16,26	10,08	20	12
4x4	19,14	21,14	10,45	20	15
5x4	20,93	23,19	10,79	20	15
6x4	21,11	23,77	12,60	25	15
7x4	22,61	25,90	14,55	30	17
8x4	23,82	27,44	15,19	25	15

otimização, mostrando a aplicabilidade da ferramenta em projetos de sistemas MIMO.

A Tabela I ilustra essa informação para SNR igual a 20 dB considerando vários esquemas MIMO. Para a configuração 8x4 (oito antenas na transmissão e quatro antenas na recepção) foi obtido o melhor desempenho. Nessa tabela também é mostrada a melhor distância e o ganho das antenas do arranjo na transmissão que gera este aumento de taxa de transmissão. Os valores mostrados são valores de medianas da capacidade ergódica das melhores iterações em cada execução do algoritmo. Com a otimização, a taxa de transmissão do canal melhorou em 15% para os sistemas 8x4, melhor que o resultado de 12% obtido com os algoritmos genéticos para esta mesma configuração, descrito em [23], [24].

VII. CONCLUSÕES

Este artigo apresenta uma metodologia para melhoria da capacidade em termos da taxa de transmissão (*throughput*) de dados em sistemas MIMO utilizando o Algoritmo PSO.

Para tornar o modelo matemático mais próximo dos sistemas de comunicação sem fio atuais, a construção da matriz do canal incorporou o efeito do desvanecimento por meio da utilização da função de distribuição de probabilidade de

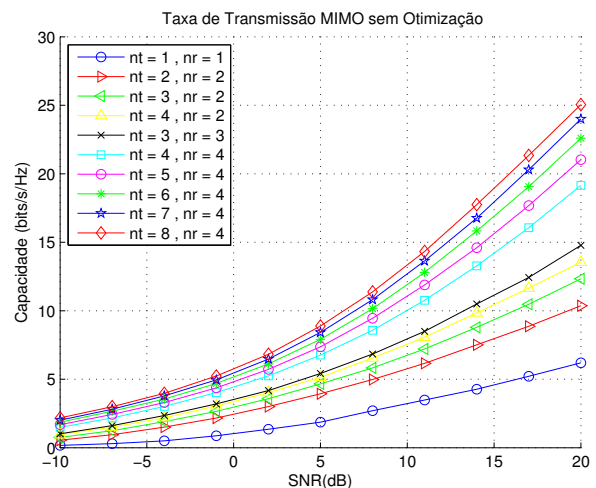


Fig. 2. Gráfico da resposta da capacidade do sistema MIMO sem otimização.

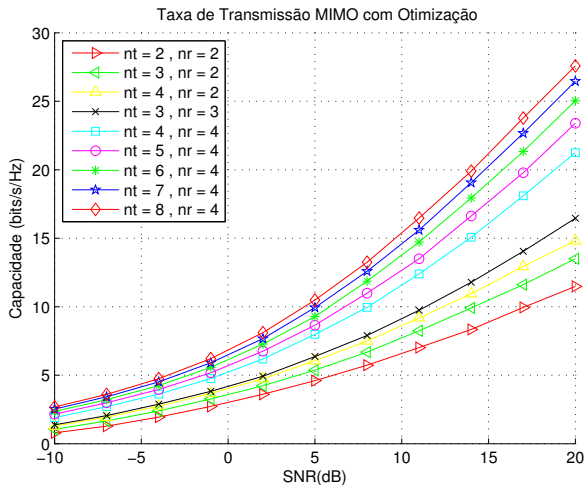


Fig. 3. Gráfico da resposta da capacidade do sistema MIMO com otimização.

Rayleigh. Também foi usada a técnica SVD de decomposição de valores singulares para cálculo da capacidade ergódica.

As simulações comprovam que o acréscimo de antenas em arranjos de sistemas MIMO, aumenta consideravelmente a taxa de transmissão destes sistemas. Quando se compara com sistemas tradicionais SISO. Também mostram a solução de um problema de três dimensões em que, além da configuração do arranjo de antenas, a distância entre as antenas e o seu ganho foram requisitos para aumento dessa capacidade.

Os melhores resultados mostram um aumento de 15,19% na taxa de transmissão de canais MIMO 8x4 com o algoritmo PSO. Estes resultados, apesar de preliminares, são satisfatórios tendo em vista a grande variedade de parâmetros que a ferramenta oferece em projetos de sistema MIMO.

A. Trabalhos Futuros

Como trabalhos futuros os autores pretendem usar o modelo de Clarke para estender os resultados obtidos considerando a utilização de antenas diretivas [25]. Além disso, deve-se aprofundar o estudo do Modelo de Weichselberger [26] para cálculo da matriz de correlação e do valor do coeficiente de correlação. Visto que ele não considera separáveis as estatísticas de desvanecimento entre o transmissor e o receptor, como é feito no modelo de Kronecker [10], [14]. Também, pretende-se avaliar a influência do acoplamento mútuo entre antenas que não foi considerado nesta pesquisa.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Instituto para estudos Avançados em Comunicações (IECOM) e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) por proverem o suporte desta pesquisa e ao programa de pós-graduação em Engenharia Elétrica (COPELE) da Universidade de Campina Grande (UFCG).

REFERÊNCIAS

- [1] T. S. Rappaport, S. Sun, R. Mayzus, H. Zhao, Y. Azar, K. Wang, G. N. Wong, J. K. Schulz, M. Samimi, and F. Gutierrez, "Millimeter wave mobile communications for 5G cellular: It will work!" *IEEE Access*, vol. 1, pp. 335–349, 2013.
- [2] J. G. Andrews, S. Buzzi, W. Choi, S. V. Hanly, A. Lozano, A. C. K. Soong, and J. C. Zhang, "What will 5G be?" *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 32, no. 6, pp. 1065–1082, June 2014.
- [3] A. Agarwal, G. Misra, and K. Agarwal, "The 5th generation mobile wireless networks-key concepts, network architecture and challenges," *American Journal of Electrical and Electronic Engineering*, vol. 3, no. 2, pp. 22–28, 2015.
- [4] T. Spiller, L. N. Silva, and W. T. A. Lopes, "Implantação da rede 4G na Arena Pernambuco," *Revista de Tecnologia da Informação e Codificação*, vol. 4, no. 2, pp. 32–39, Outubro 2014.
- [5] Y. H. Nam, M. S. Rahman, Y. Li, G. Xu, E. Onggosanusi, J. Zhang, and J. Y. Seol, "Full dimension MIMO for LTE-advanced and 5G," in *Information Theory and Applications Workshop (ITA)*, February 2015, pp. 143–148.
- [6] H. S. Lopes and R. H. C. Takahashi, *Computação Evolucionária em Problemas de Engenharia*, 1st ed. Curitiba, PR, Brasil: Omnipax, 2011.
- [7] H. S. Lopes, L. C. de Abreu Rodrigues, and M. T. A. Steiner, *Meta-heurísticas em Pesquisa Operacional*, 1st ed. Curitiba, PR, Brasil: Omnipax, 2013.
- [8] C. C. Lima, E. A. O. Lima, and W. T. A. Lopes, "Modelo de propagação empírico de interiores para redes LTE em 2600 MHz," in *Anais do XXXIV Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais (SBRT 2016)*, Santarém, PA, Agosto 2016, pp. 523–527.
- [9] J. Sharony, "Introduction to wireless MIMO – theory and applications," Center of Excellence in Wireless and Information Technology, Stony Brook University, Tech. Rep., November 2006.
- [10] X. Liu and M. E. Bialkowski, "Effect of antenna mutual coupling on MIMO channel estimation and capacity," *International Journal of Antennas and Propagation*, vol. 2010, pp. 1–9, 2010, article ID 306173.
- [11] L. J. Massey, "Applied digital information theory (lecture notes)," Swiss Federal Institute of Technology, Zurich, Switzerland, Tech. Rep., 1998.
- [12] E. Telatar, "Capacity of multi-antenna Gaussian channels," *European Transactions on Telecommunications*, vol. 10, no. 6, pp. 585–595, November/December 1999.
- [13] D. Tse and P. Viswanath, *Fundamentals of Wireless Communication*. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2004.
- [14] N. Almeida, S. Mota, and A. Rocha, "Modelação do canal rádio MIMO," *Electrónica e Telecomunicações*, vol. 5, no. 2, pp. 129–135, Junho 2010.
- [15] G. C. F. Navarro, "Sistemas simples em VHDL para o desenvolvimento de um setup de múltiplas antenas," Pontifícia Universidade Católica (PUC/RJ), Rio de Janeiro, RJ, Brasil, Dissertação de Mestrado, 2012.
- [16] F. P. Fontán and P. M. Espiñeira, *Modeling the Wireless Propagation Channel: A Simulation Approach with MATLAB*. Singapore: Wiley, 2008.
- [17] D. Le and G. Nguyen, "A novel particle swarm optimization-based algorithm for the optimal centralized wireless access network," *Journal of Computer Science Issues*, vol. 10, pp. 721–727, 2013.
- [18] A. A. I. Nascimento and C. J. A. Bastos-Filho, "Designing cellular networks using particle swarm optimization and genetic algorithms," *International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications*, vol. 4, pp. 469–505, 2012.
- [19] I. A. C. Leal, D. R. C. Silva, D. A. R. Chaves, and C. J. A. Bastos-Filho, "Bio-inspired optimization of blocked calls in cellular mobile systems," in *International Workshop on Telecommunications (IWT'2015)*, Santa Rita do Sapucaí, MG, Brazil, June 2015, pp. 1–6.
- [20] M. Günter and V. Nissen, "Application of particle swarm optimization to the British telecom workforce scheduling problem," *PATAT*, pp. 242–256, August 2013.
- [21] R. Eberhart and Y. Shi, "Comparing inertial weights and constriction factors in particle swarm optimization," in *Congress Evolutionary Computation*, July 2000, pp. 84–88.
- [22] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," in *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, Perth, Aust, 1995.
- [23] I. A. C. Leal, W. T. A. Lopes, and M. S. Alencar, "Otimização da capacidade de sistemas MIMO utilizando algoritmos genéticos," in *Anais do VI Encontro Anual do Iecom em Comunicações, Redes e Criptografia (Encom 2015)*, Fortaleza, CE, Outubro 2016, pp. 1–2.
- [24] I. A. C. Leal, "Modelagem de projetos de sistemas MIMO utilizando otimização por enxame de partículas," Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, PB, Brasil, Relatório Técnico, 2016.
- [25] R. H. Clarke, "A statistical theory of mobile-radio reception," *Bell System Technical Journal*, vol. 47, no. 6, pp. 957–1000, 1968.
- [26] W. Weichselberger, M. Herdin, and H. Özcelik, "A stochastic MIMO channel model with joint correlation of both link ends," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 5, no. 1, pp. 90–100, 2006.