

Inversão de modelo de amplificadores à fibra dopada com érbio utilizando otimização substituta

Ana Nora,¹ Marcela Pires,² Rafael A. Penchel,³ Ivan Aldaya⁴

Center for Advanced and Sustainable Technologies (CAST), UNESP, São João da Boa Vista, SP
Faculdade de Engenharia de São João da Boa Vista (FESJ), UNESP, São João da Boa Vista, SP

A demanda por capacidade de transmissão de dados na Internet é cada vez maior devido ao surgimento de novas tecnologias e o desenvolvimento de redes de Internet das Coisas [1]. A implantação de redes de fibras óptica é uma solução que atende esta necessidade, porém as perdas de transmissão limitam o alcance dos enlaces e faz-se necessária a utilização de amplificadores ópticos. Estes dispositivos são essenciais para os sistemas de ondas luminosas desde a década de 1990 e existem diversos tipos [2]. Especificamente, os amplificadores à fibra dopada com érbio (EDFA, *Erbium Doped Fiber Amplifier*) passaram a ser utilizados em sistemas multiplexados por divisão de comprimento de onda (WDM, *Wavelength Division Multiplexing*) a partir de 1995. Eles tem capacidade de amplificar simultaneamente diversos canais destes sistemas [2]. As fibras utilizadas nos EDFAs são dopadas com íons de érbio que, ao ser iluminados a 980 nm ou 1490 nm são excitados, gerando ganho óptico na banda de 1550 nm [3]. Os EDFAs tem demonstrado bom desempenho, porém em sistemas WDM, os feixes de sinal competem pelos íons excitados, causando a chamada modulação do ganho cruzado, onde o ganho de cada um deles depende das intensidades dos outros feixes e não apenas de sua própria intensidade, afetando o desempenho do sistema.

Nos últimos anos, a área de aprendizagem de máquinas tem emergido como uma importante ferramenta para solucionar problemas complexos. Em um trabalho anterior, foi desenvolvido um modelo baseado em redes neurais artificiais (ANN, *Artificial Neural Networks*) que considerava o ganho cruzado. Este modelo foi utilizado para prever as potências de saída em função das potências de entrada do amplificador. Porém, em alguns problemas de projeto de redes, não são conhecidas as potências de entrada, mas sim as potências de saída desejadas. Neste caso, o modelo desenvolvido não pode ser aplicado diretamente devido à ausência de bijetividade. Este trabalho teve como objetivo encontrar a configuração das potências de entrada que resultam em potências de saída desejadas. Para isso, o método utilizado foi a otimização substituta baseada em ANN e evolução diferencial (DE, *Differential Evolution*) implementados em Python e descritos a seguir.

Na Figura 1, são apresentados a ANN, o algoritmo DE e os resultados obtidos a partir desta combinação. A rede utilizada possui arquitetura Perceptron Multicamadas (MLP, *Multi Layer Perceptron*) com uma camada oculta de 150 neurônios, e função de ativação tangente hiperbólica. Além disso, foi aplicado o método k-fold, onde 70% dos dados são destinados ao treino e 30% ao teste. Como mostrado na Figura 1 (a), as entradas da ANN são as potências dos canais de entrada do amplificador (P_{in1} , P_{in2} , P_{in3} , P_{in4}), enquanto que as saídas são as potências de saída (P_{out1} , P_{out2} , P_{out3} , P_{out4}). Por outro lado, o DE é um algoritmo que foi baseado na evolução das espécies. Ele é composto de três etapas: a etapa de seleção, a etapa de mistura, e a de mutação, tal qual como mostrado na Figura 1 (a). Na inicialização gera-se uma população inicial P^0 , que

¹ana.nora@unesp.br

²marcela.p.souza@unesp.br

³rafael.penchel@unesp.br

⁴ivan.aldaya@unesp.br

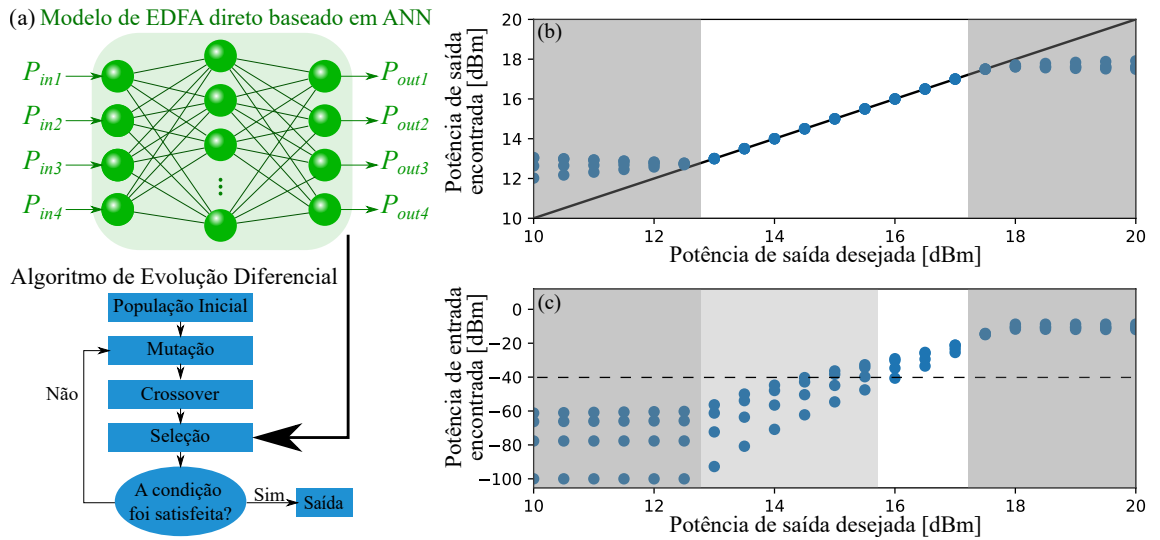


Figura 1: Representação da ANN combinada ao DE e resultados obtidos.

evolui para uma população P^1 e assim por diante. Quando a população P^n evolui a P^{n+1} , as três etapas citadas anteriormente são executadas em sequência. Na etapa de mutação, é gerado um indivíduo mutante. Este mutante é cruzado com um indivíduo de P^n , na etapa de crossover, gerando um novo indivíduo. Na etapa de seleção, se o novo indivíduo é melhor ou mais dominante que o antecessor, então ele é acrescentado a nova população, se não, o antecessor é mantido. Desta forma, na etapa de seleção precisam ser avaliadas as funções de custo tanto do antecessor como do novo indivíduo gerado. A fim de reduzir o custo computacional destas avaliações, no presente trabalho, substitui-se a simulação do EDFA pelo modelo baseado em ANN previamente descrito.

Na Figura 1 (b), onde é apresentada a relação entre potências de saída desejadas e encontradas, é possível constatar que o algoritmo alcançou os resultados almejados para a faixa de potências de saída entre 13 dBm e 17 dBm. As faixas cinza escuro representam os valores que não foram alcançados. Isso ocorreu devido ao limite imposto às potências de entrada, que poderiam variar de -100 dBm a 100 dBm. Por fim, a relação entre as potências de saída desejadas e as potências de entrada é apresentada na Figura 1 (c). Nela, observa-se que apenas uma faixa ainda menor apresenta resultados fisicamente realizáveis. As potências de entrada encontradas na região entre $15,5$ dBm e 17 dBm estão acima da linha tracejada, ou seja, são maiores que -40 dBm, potência que é considerada como mínima para um canal WDM. A faixa cinza claro indica as potências de saída desejadas que foram alcançadas pelo algoritmo, mas que precisaram de potências de entrada muito baixas para o sistema, sendo assim impossíveis de atingir fisicamente.

Agradecimentos

Agradecemos ao CNPq pelo apoio fornecido por meio de PIBIC (proc. núm. 6163) e à FAPESP por meio do processo de número 2023/00591-0.

Referências

- [1] “Cisco annual internet report (2018–2023) white paper”. Em: **San Jose, CA, USA** (2020).
- [2] Gerd Keiser. **Comunicações por Fibras Ópticas**. 4a. ed. Grupo A, 2014.
- [3] Govind Agrawal. **Sistemas de comunicação por fibra óptica**. Vol. 4. Elsevier Brasil, 2014.