

Integração do Algoritmo das Estratégias Evolutivas com a Lógica Fuzzy e Entropia de Shannon no Desenvolvimento de Dispositivos Fotônicos

Wilton M. F. Júnior, Carlos H. S. Santos e Marcos S. Gonçalves

Resumo—As otimizações metaheurísticas tornaram-se uma ferramenta poderosa no desenvolvimento de dispositivos fotônicos. Esta técnica permite projetos desafiadores quando associada a métodos numéricos de análise eletromagnética. Porém, o tamanho das populações pode ser grande, aumentando o esforço computacional. Baseado no algoritmo das Estratégias Evolutivas integrado com a lógica fuzzy e a entropia de Shannon, este artigo apresenta uma nova metodologia que pode melhorar o processo de otimização de projeto de dispositivos fotônicos. Os desenvolvimentos de um acoplador óptico e de um divisor de potência óptica foram utilizados para verificar o desempenho da metodologia proposta. A melhor configuração apresentada nos resultados é pela associação de ES, Fuzzy e taxa de entropia de Shannon de 0,4, resultando num acoplamento aproximado de 86%. No divisor óptico de potência a expectativa de 50% de acoplamento em cada um dos guias de saída também teve a mesma configuração como melhor opção e atingindo um acoplamento de 47,98%.

Palavras-Chave— *Estratégias evolutivas, lógica fuzzy, entropia de Shannon, dispositivos fotônicos.*

Abstract— Metaheuristic optimizations have become a powerful tool in the development of photonic devices. This technique allows challenging designs when associated with numerical methods of electromagnetic analysis. However, the size of populations can be large, which increases the computational effort. Based on Evolution Strategy algorithm integrated with fuzzy logic and Shannon entropy, this article presents a novel methodology that can improve the optimization process of design of photonic devices. The development of an optical coupler and an optical power splitter were used to verify the performance of the proposed methodology. The best configuration presented in the results is the combination of ES, Fuzzy and Shannon entropy rate of 0.4, resulting in an approximate coupling of 86%. In the optical power divider, the expectation of 50% coupling in each of the output guides also had the same configuration as the best option and reached a coupling of 47.98%.

Keywords— *Evolution Strategy, fuzzy logic, Shannon entropy, photonic devices.*

I. INTRODUÇÃO

O desenvolvimento tecnológico e a implementação de novos serviços de telecomunicações estão demandando taxas de transmissões cada vez mais altas. Essa demanda está sendo atendida, em parte, por novos dispositivos que operam nas faixas de frequências de microondas e óptica. Contudo os projetos desses dispositivos têm se tornado mais complexos principalmente em relação à geometria, dimensões e materiais.

Wilton M. F. Júnior e Marcos Sergio Gonçalves, Faculdade de Tecnologia, Universidade Estadual de Campinas, Limeira-SP, Brasil. Carlos Henrique S. Santos, Instituto Federal de São Paulo (IFSP), Campus Itapetininga. E-mails: wiltonmjr@gmail.com, marsergo@unicamp.br, carlos.santos@ifsp.edu.br.

Com relação aos componentes fotônicos, a redução de suas dimensões tornou-se essencial para o uso em óptica integrada, que possui inúmeras aplicações nas áreas de telecomunicações e sensores [1,2]. Porém, o desenvolvimento destes novos dispositivos representa um desafio. Uma das formas de superar este problema, é o uso de otimizações computacionais baseadas em algoritmos metaheurísticos, como o Algoritmo Genético, Estratégias Evolutivas, Enxame de Partículas, etc [3].

Uma das vantagens dos algoritmos metaheurísticos é a grande exploração de parâmetros durante as otimizações como dimensões, geometrias, propriedades eletromagnéticas e que pode resultar em componentes de alto desempenho. Por outro lado, o alto número de atributos que um processo de otimização assume pode aumentar o espaço de busca destes algoritmos [4]. Ainda, esses algoritmos devem ser associados a métodos numéricos para realizar as análises eletromagnéticas das estruturas. Desta forma, o tempo requerido para finalizar um processo de otimização pode ser tornar excessivamente longo.

Com a finalidade de melhorar a convergência dos processos de otimização de projetos de dispositivos fotônicos utilizando algoritmos metaheurísticos, este artigo apresenta uma nova metodologia que pode auxiliar na redução do tamanho das populações. Consequentemente, os processos de otimizações serão acelerados. Neste trabalho, utilizou-se o algoritmo das Estratégias Evolutivas (*Evolution Strategy-ES*) em conjunto com o método dos elementos finitos no domínio da frequência (Finite Element Method - FEM). A lógica fuzzy possui o propósito de diminuir o número de iterações requeridas para as otimizações e a entropia de Shannon foi utilizada para medir o grau de diversidade das populações e corrigi-lo quando necessário. A fim de verificar o desempenho da técnica desenvolvida, dois projetos de dispositivos fotônicos são apresentados. O primeiro trata-se de um acoplador óptico e o segundo de um divisor de potências de 3 dB. O presente trabalho a seção II explora as técnicas de hibridização utilizadas, na seção III, a metodologia de trabalho com os fluxos dos algoritmos implementados e as configurações parâmetros de configurações utilizados. Em IV, são apresentados os resultados obtidos nas otimizações dos dispositivos. Por fim, a seção discute os resultados apresentados e com sugestões de trabalhos futuros.

II. METAHEURÍSTICAS HÍBRIDAS

Nos últimos anos, as pesquisas em metaheurísticas para problemas de otimização combinatória experimentaram uma mudança notável em direção à hibridização de metaheurísticas com outras técnicas de otimização. Ao mesmo tempo, o foco da pesquisa mudou de orientado a algoritmos para orientado a

problemas. Atualmente, o foco está em resolver o problema em questão da melhor maneira possível, promovendo a metaheurística [5,6]. Esta abordagem disponibilizou algoritmos híbridos com alto desempenho e que foram desenvolvidos como combinações de duas (ou mais) técnicas de otimização diferentes. Neste contexto, a hibridização não se restringe à combinação de diferentes metaheurísticas, mas inclui o uso de algoritmos híbridos que combinam pesquisa local ou algoritmos exatos e metaheurísticas [7, 8]. Além disso, a combinação de conceitos de diferentes metaheurísticas e diferentes áreas de pesquisa pode levar a novas abordagens interessantes que combina lógica fuzzy e várias técnicas de otimização. Essas hibridizações podem ser usadas para tirar proveito dos pontos fortes de cada algoritmo, a fim de melhorar o desempenho dos algoritmos para uma solução de problemas mais eficaz e eficiente [9].

Neste contexto, este trabalho considerou a hibridização do algoritmo das Estratégias Evolutivas com a lógica fuzzy e entropia de Shannon a fim de promover um aumento da eficiência dos processos de otimização de projetos de dispositivos fotônicos. A Fig. 1 ilustra a metodologia usada no desenvolvimento desses componentes. A estrutura a ser otimizada é composta por um ou mais guias de onda de entrada e saída e por uma região de otimização. Amostras dos sinais ópticos na entrada e na saída da região de otimização são enviadas ao ES para a formação da função objetivo e são obtidas pelo FEM. A região de otimização é composta por colunas dielétricas que atuam no controle da propagação da onda eletromagnética. A composição de todos os índices de refração (n) das colunas dielétricas é determinada pelo ES para formar o dispositivo de interesse.

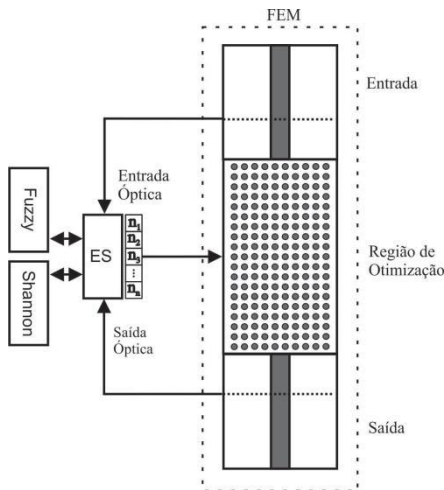


Fig. 1. Metodologia utilizada no desenvolvimento dos dispositivos fotônicos.

III. HIBRIDAÇÃO DAS ESTRATÉGIAS EVOLUTIVAS COM LÓGICA FUZZY E ENTROPIA DE SHANNON

As metaheurísticas iniciam-se com um conjunto de soluções candidatas gerado aleatoriamente. No caso de projeto de dispositivos fotônicos, como mostrado na Fig.1, são utilizados valores pré-definidos relacionados aos índices de refração das colunas dielétricas que participarão do processo de otimização. A Fig.2 ilustra o fluxograma utilizado nas simulações. Para as otimizações, utilizou-se a versão ($\mu+\lambda$)–ES em que a seleção considera os μ melhores indivíduos da

população que congrega os pais (μ) e os filhos (λ) definidos no algoritmo, ou seja, ambos competem pela sobrevivência.

Após a formação da população inicial, as soluções candidatas são transferidas à função objetivo. Nesta etapa, será determinada a aptidão de todas as soluções analisando os acoplamentos ópticos entre os guias de onda de entrada e saída. Ressalta-se que para cada valor de acoplamento óptico deve-se executar o FEM. A lógica fuzzy é empregada para determinar a relevância de cada indivíduo no processo de otimização, avaliando o valor da sua aptidão. A Fig. 3 mostra os conjuntos fuzzy empregados nas análises. Caso o indivíduo não apresente um resultado satisfatório, essa solução será associada ao conjunto C. Esse conjunto representa a região em que os valores de aptidão estão mais distantes do esperado e, portanto, devem ser penalizados.

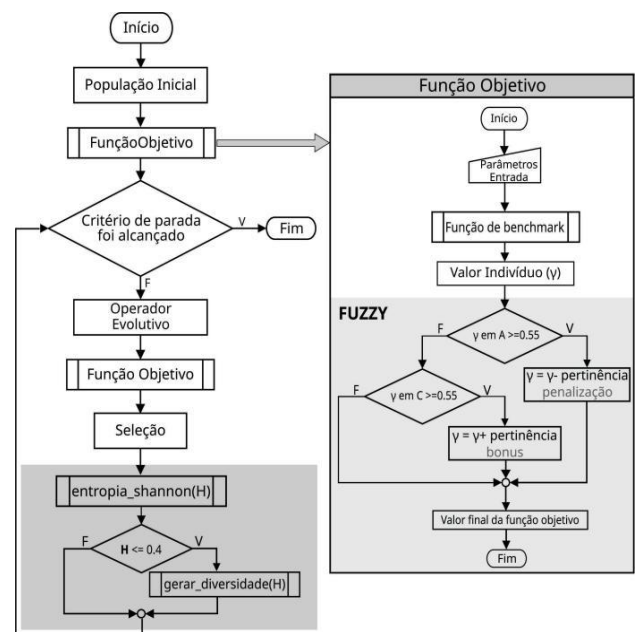


Fig. 2. Fluxograma do algoritmo utilizado.

Se o valor da aptidão for bom, estas soluções serão associadas ao conjunto A. Nesta situação, as soluções serão bonificadas. O conjunto B é uma região neutra em que o fitness não é bonificado e nem penalizado. Ressalta-se que tanto a bonificação quanto a penalização são pesos somados ou subtraídos dos valores de fitness. Desta forma, é possível indicar quais são mais adequados ao valor esperado, motivando-os a buscar outros próximos a essa região, ou menos adequados para que outros indivíduos tentem a escapar dessa região do espaço de busca.

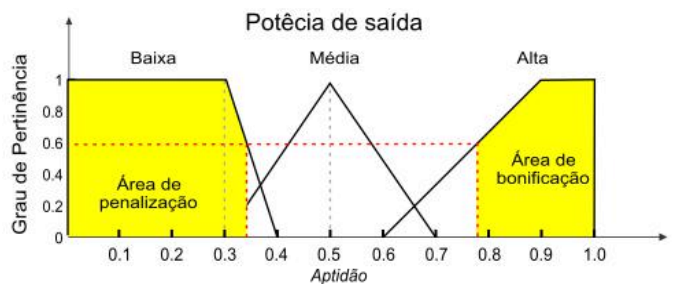


Fig. 3. Áreas de penalização e bônus nos conjuntos fuzzy A e C.

Um segundo problema a ser considerado durante a execução dos processos de otimização é a diversidade das populações. Quando não há diversificação entre as populações geradas, o procedimento principal fica preso em uma região local que pode ser um máximo/mínimo local. Para ampliar a diversificação, pode-se utilizar de fundamentos não determinísticos [10]. Para isso, foi associada ao algoritmo a entropia de Shannon com o intuito de promoção de diversidade das soluções candidatas. Após a função objetivo retornar os valores finais dos fatores da população e a aplicação dos operadores evolutivos, inicia-se a análise da sua diversidade utilizando-se a entropia de Shannon dada por [1]:

$$H(X) = -\sum_{i=1}^j p(x_i) \log_m p(x_i) \quad (1)$$

Nesse caso, a entropia considera um conjunto de j possíveis eventos de uma variável aleatória $X = x_1, x_2, \dots, x_j$, em que as probabilidades de ocorrência são, respectivamente, p_1, p_2, \dots, p_j . A probabilidade p_j de cada indivíduo é determinada pela função objetivo e j representa a quantidade de indivíduos de uma população. Neste trabalho, a base m será igual ao número de índices de refração que cada coluna dielétrica poderá assumir durante o processo de otimização.

Dessa forma, a diversidade de uma população composta pelos valores dos indivíduos pode ser medida através da entropia de Shannon. Neste caso, a Equação (1) retorna valores entre 0 e 1, sendo que valores mais próximos a 1 representam uma diversidade maior da população no cenário da otimização e os valores próximos a 0 representam diversidade menor. Com a finalidade de manter a diversidade dos cromossomos e evitar a convergência precoce, o conjunto de algoritmos desenvolvidos leva em consideração a entropia de Shannon de cada população gerada. Caso esse valor fique abaixo de um determinado limiar, aqui denominado de taxa de entropia, alguns indivíduos dessa população são substituídos de forma aleatória, eliminando os indivíduos que possuem características muito semelhantes.

No fluxograma da Fig. 2, a taxa de entropia é 0,4. Nas situações em que a entropia de Shannon de uma determinada população for menor que 0,4, os indivíduos que a formam e que possuem a mesma aptidão são substituídos por outros gerados pela função de diversidade, mantendo apenas um desses indivíduos no processo de otimização.

Para analisar o desempenho da metodologia proposta, dois projetos de dispositivos fotônicos foram utilizados. O primeiro trata-se de um acoplador óptico [12, 13]. A Fig. 4 ilustra a arquitetura do acoplador óptico em sua versão inicial. A estrutura é composta por um guia de onda de entrada com largura de $2 \mu\text{m}$ e índice de refração de 1,98, um guia de onda de saída com largura de $0,1 \mu\text{m}$ e índice de refração de 3,4. A região de otimização possui comprimento de $4,2 \mu\text{m}$, índice de refração de 1,45. Considerando a simetria da disposição das colunas dielétricas, haverá um total de 108 conjuntos de colunas dielétricas que serão otimizados e que podem assumir os índices de refração pré-estabelecidos de 3,4 ou 1,0. O comprimento de onda de operação é de $1,55 \mu\text{m}$ no modo fundamental TE_0 .

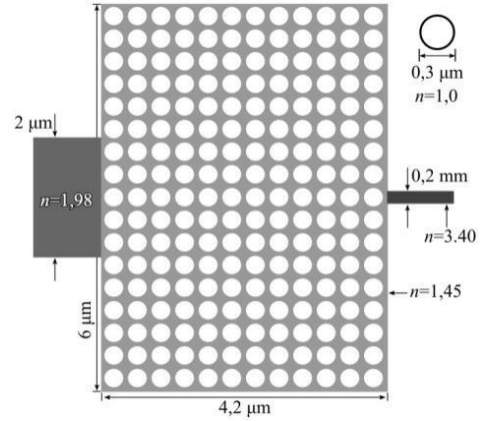


Fig. 4. Arquitetura do acoplador óptico.

O segundo dispositivo analisado é um divisor de potência de 3 dB [14]. A Fig. 5 ilustra o divisor em sua versão inicial. Os guias de onda de entrada e saída e a região de otimização possuem índices de refração de 3,4. A largura dos guias de onda são de $0,2 \mu\text{m}$ e o comprimento da região de otimização de $1,5 \mu\text{m}$. O diâmetro das colunas dielétricas possui $0,1 \mu\text{m}$ e, durante o processo de otimização, as colunas dielétricas podem assumir os valores de índices de refração de 3,4 ou 1,0. Ao todo, 90 conjuntos de colunas dielétricas serão otimizados devido à simetria da disposição das colunas dielétricas na região de otimização. O comprimento de onda é de $1,55 \mu\text{m}$ no modo fundamental TE_0 .

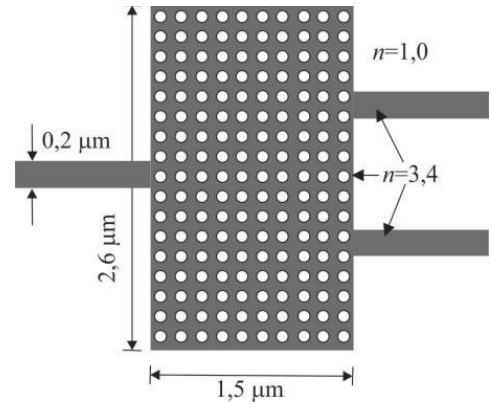


Fig. 5. Arquitetura do divisor de potência óptica.

IV. RESULTADOS NUMÉRICOS

No processo de otimização do acoplador óptico, utilizaram-se 300 gerações, com tamanho da população de 150 indivíduos. Deste total de indivíduos, 110 serão utilizados na geração seguinte. A probabilidade de mutação foi de 20%. A malha utilizada pelo FEM possui 36337 elementos triangulares quadráticos e 72922 variáveis a serem determinadas. A Fig. 6 ilustra os resultados obtidos. Essa figura representa a máxima eficiência do acoplamento de potência óptica obtida pelas otimizações para diferentes valores de entropia, incluindo variações ES + fuzzy e apenas ES.

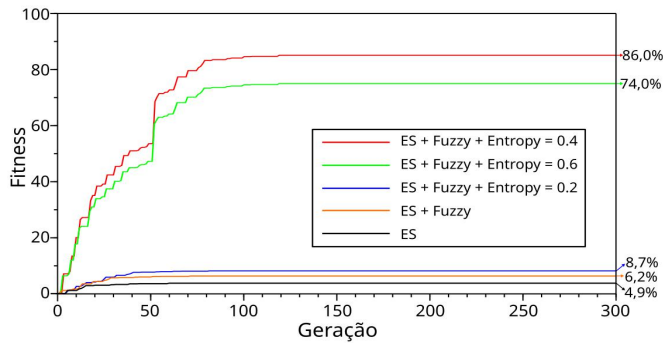


Fig. 6. Gráfico comparativo dos resultados obtidos nas otimizações utilizando ES para o acoplador óptico.

Pelos resultados da Fig. 6 pode-se observar que as otimizações que utilizaram somente o ES, a taxa de acoplamento foi de apenas 4,9%, aproximadamente. Esse resultado demonstra a falta de convergência durante o processo de otimização devido ao pequeno tamanho das populações adotado. As otimizações utilizando ES+fuzzy obtiveram uma taxa de acoplamento de 6,2%, o que representa um ganho em relação às otimizações que utilizavam apenas o ES. Porém, ainda assim representa um baixo acoplamento de potência entre os guias de onda de entrada e saída.

Associando o algoritmo da entropia de Shannon ao algoritmo ES+Fuzzy foi perceptível o aumento no acoplamento. Iniciando-se com uma taxa de entropia de 0,2, representada pela linha azul no gráfico, obteve-se uma eficiência de acoplamento de 8,7%. Este resultado é ligeiramente superior ao resultado obtido anterior, porém já traz um indicativo de que houve um aumento na diversidade da populacional para se melhorar a convergência dos resultados.

Baseando-se no resultado anterior, iniciou-se o uso entropia de Shannon com uma taxa de 0,6, representada pela linha verde no gráfico. Com essa configuração, chegou-se ao resultado de aproximadamente 74% de acoplamento. Portanto, uma considerável variação em relação a todos os resultados apresentados até aqui. Entretanto, o melhor resultado foi obtido com o valor de taxa de entropia de Shannon de 0,4, como mostra a linha vermelha do gráfico. Nessa situação, a maior eficiência de acoplamento obtida foi de 86%. A perda de inserção foi de 0,65 dB, aproximadamente. A Fig. 7 ilustra a distribuição do campo elétrico para o melhor acoplamento óptico obtido. Como é possível observar, A maior parte do campo elétrico incidente na região de otimização é direcionada para o guia de onda de saída. Por fim, a Fig.8 mostra a distribuição final das colunas dielétricas no acoplador óptico.

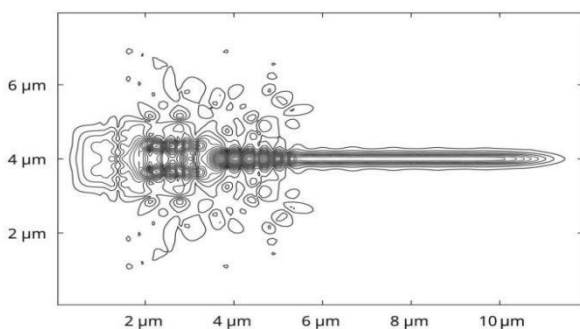


Fig. 7. Distribuição do campo elétrico no acoplador óptico utilizando a integração ES + Fuzzy + Entropia com taxa de 0,4.

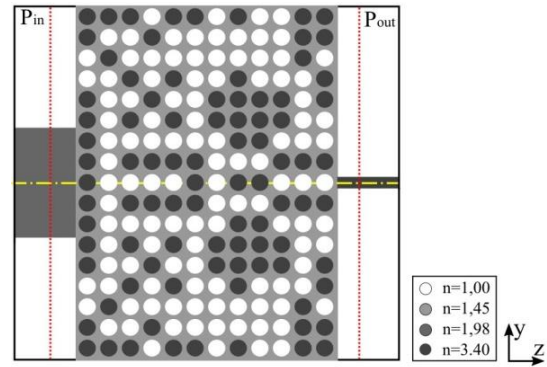


Fig. 8. Geometria final do acoplador óptico.

No processo de otimização do divisor óptico de potência, utilizou-se 120 gerações, com tamanho da população de 150 indivíduos gerados de forma aleatória com distribuição uniforme e 110 foram utilizados na geração seguinte. A probabilidade de mutação foi de 20%. A malha possui 28094 elementos triangulares quadráticos e 56481 variáveis a serem determinadas. A Fig. 9 mostra as curvas de convergência do divisor de potência em função do número de gerações. A convergência, neste caso, é a potência óptica nos guias de onda de saída dividida pela potência óptica no guia de onda de entrada. Assim, o máximo valor da potência normalizada será de 0,5 e representa um divisor de potência ideal sem perdas.

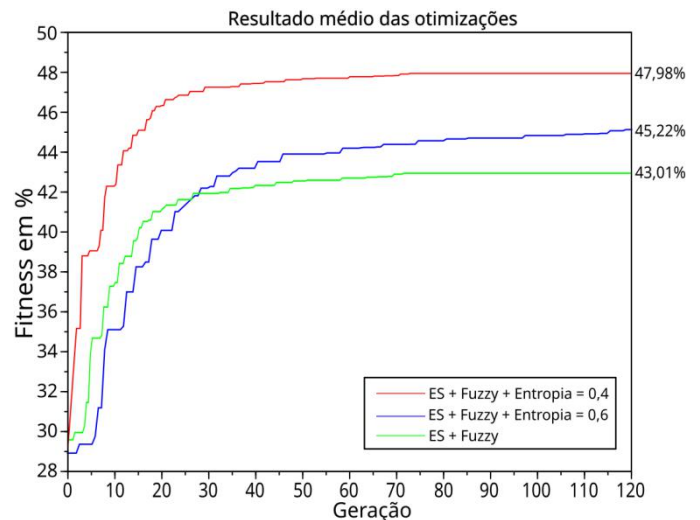


Fig. 9. Gráfico comparativo dos resultados obtidos nas otimizações utilizando ES para o divisor de potências óptico.

A Fig. 9 mostra somente as curvas com resultados relevantes. Pela figura, observa-se que somente com a integração do ES com a lógica fuzzy, a porcentagem de potência incidente no guia de onda de entrada e acoplado em cada guia de onda de saída foi de 43,01%. Com o aumento da diversidade das populações proporcionado pela entropia de Shannon, a metodologia proposta tende a convergir em resultados mais aprimorados. Assim, para a taxa de entropia de 0,6, a porcentagem de potência óptica acoplada nos guias de onda de saída atinge 45,22%. Com a taxa de entropia de 0,4, o máximo acoplamento obtido é de 47,98%. A perda de inserção total do acoplador para o melhor caso foi de 0,36 dB, aproximadamente.

A Fig. 10 mostra a distribuição do campo elétrico no divisor de potências. Como é possível observar, a distribuição dos índices de refração das colunas dielétricas permite direcionar a maior parte do campo elétrico incidente para os guias de onda de saída. Por fim, a Fig. 11 mostra a distribuição final das colunas dielétricas no divisor óptico. Nota-se que a composição final do divisor óptico é obtida através da introdução de furos em um substrato com índice de refração de 3,4, facilitando o processo de fabricação do dispositivo.

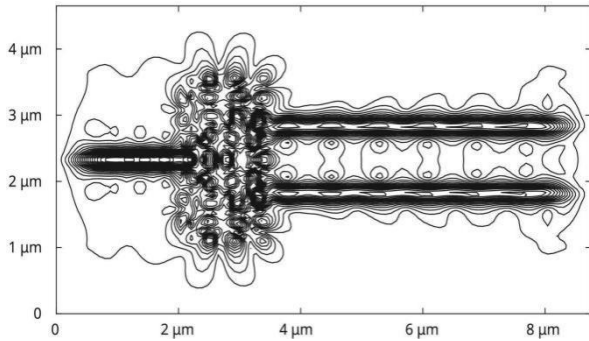


Fig. 10. Distribuição do campo elétrico no divisor óptico utilizando a integração ES + Fuzzy + Entropia com taxa de 0,4.

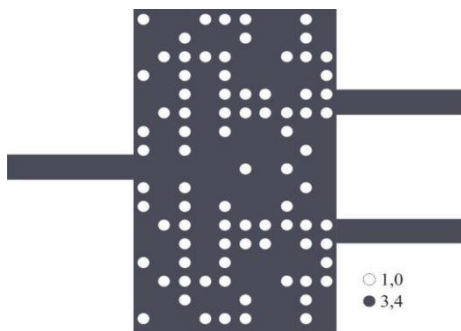


Fig. 11. Composição final do divisor óptico de 3 dB.

V. CONCLUSÕES

Através das análises realizadas no acoplador óptico, em que se considerou apenas o ES, nota-se que não houve convergência que resultasse em um resultado adequado utilizando a configuração de parâmetros de otimização com poucas iterações e alto nível de complexidade combinatória. Entretanto, com a hibridação do algoritmo ES com a lógica fuzzy e a entropia de Shannon permitiu uma melhora no desempenho dos processos de otimização. Assim, os ganhos de desempenho foram aprimorando fazendo com que o acoplamento óptico saísse de resultados inferiores a 10% e chegasse próximo de 90%.

O desenvolvimento do divisor óptico de 3 dB foi utilizado para se analisar a eficácia do método em um segundo dispositivo com características diferentes do primeiro exemplo. Para este caso, pode-se observar que novamente a metodologia permitiu a convergência para o melhor resultado. Desta forma, pode-se concluir que tanto o método adotado para a validação das soluções quanto os resultados em si são factíveis para se considerar que a metodologia proposta possa ser eficiente e promissora de ser explorada em outras aplicações combinatórias no eletromagnetismo computacional.

Assim, como trabalhos em andamento e futuros, outras metaheurísticas independentes e híbridas associadas com

Lógica Fuzzy e Entropia de Shannon serão exploradas e apresentadas para se buscar soluções que reduzam o esforço computacional das otimizações.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem pelo financiamento parcial da SETEC/MEC chamada 05/2020 que possibilitou a compra de máquinas utilizadas neste trabalho, Fapesp, CNPq, Capes e Faepex.

REFERÊNCIAS

- [1] D. Marpaung, J. Yao, and J. Capmany, "Integrated microwave photonics," *Nature photonics*, vol. 13, no. 2, pp. 80–90, 2019.
- [2] C. H. Silva-Sant, M. S. Goncalves et al., "Evolutionary strategy algorithm in a complex photonic coupler device optimization," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 16, no. 2, pp. 613–619, 2018.
- [3] M. H. K. Roni, M. Rana, H. Pota, M. M. Hasan, and M. S. Hussain, "Recent trends in bio-inspired meta-heuristic optimization techniques in control applications for electrical systems: A review," *International Journal of Dynamics and Control*, pp. 1–13, 2022.
- [4] T. Sugie, T. Akamatsu, T. Nishitsuji, R. Hirayama, N. Masuda, H. Nakayama, Y. Ichihashi, A. Shiraki, M. Oikawa, N. Takada, et al., "High-performance parallel computing for next-generation holographic imaging," *Nature Electronics*, vol. 1, no. 4, pp. 254–259, 2018.
- [5] Blum, C.; Puchinger, J.; Raidl, G. R.; Roli, A. "Hybrid metaheuristics in combinatorial optimization: A survey". *Applied Soft Computing*, Elsevier, v. 11, n. 6, p. 4135–4151, 2011.
- [6] Rajwar, K.; Deep, K.; Das, S. "An exhaustive review of the metaheuristic algorithms for search and optimization: taxonomy, applications, and open challenges". *Artificial Intelligence Review*, Springer, p. 1–71, 2023.
- [7] Blum, C. "Hybrid metaheuristics in combinatorial optimization: A tutorial". In: *Springer. International Conference on Theory and Practice of Natural Computing*. [S.l.: s.n.], 2012. P. 1–10.
- [8] Boussaid, I.; Lepagnot, J.; Siarry, P. A survey on optimization metaheuristics. *Information sciences*, Elsevier, v. 237, p. 82–117, 2013.
- [9] MONTIEL, O. et al. Human evolutionary model: A new approach to optimization. *Information Sciences*, Elsevier, v. 177, n. 10, p. 2075–2098, 2007.
- [10] E. Cuevas, A. Echavarría, and M. A. Ramírez-Ortegón, "An optimization algorithm inspired by the states of matter that improves the balance between exploration and exploitation," *Applied intelligence*, vol. 40, pp. 256–272, 2014.
- [11] C. E. Shannon, A mathematical theory of communication, *The Bell System Technical Journal* 27 (3), 379–423, 1948.
- [12] C. H. da Silva Santos, M. S. Goncalves, and H. E. Hernandez-Figueroa, "Designing novel photonic devices by bio-inspired computing," *IEEE Photonics Technology Letters*, vol. 22, no. 15, pp. 1177–1179, 2010.
- [13] A. da Silva Ferreira, C. H. da Silva Santos, M. S. Goncalves, H. E. H. Figueroa, "Towards an integrated evolutionary strategy and artificial neural network computational tool for designing photonic coupler devices", *Applied Soft Computing*, 65 (2018) 1–11.
- [14] Tahersima, M.H., Kojima, K., Koike-Akino, T. et al. "Deep Neural Network Inverse Design of Integrated Photonic Power Splitters". *Sci Rep* 9, 1368 (2019).