

Reconhecimento de Portas Lógicas em Projeto de Acopladores de Fibra de Cristal Fotônico

João Paulo Teófilo Rodrigues, Francisco Leonardo Bezerra Martins, Raimundo Farrapo Pinto Júnior, José Cláudio do Nascimento e Jarbas Joaci de Mesquita Sá Júnior

Resumo—Este trabalho investiga a relação entre os parâmetros físicos e lógicos de um acoplador duplo simétrico de Fibra de Cristal Fotônico (PCF), utilizando redes neurais Perceptrons Multicamadas (MLPs). Sob modulação PAM e on-off (OOK), o estudo mostra que, as variações das combinações específicas dos valores dos parâmetros físicos determinam os pulsos de saídas lógicas desta PCF. Tais combinações foram analisadas por uma rede MLP, e esta foi capaz de classificar e determinar com precisão de 98,71% as características físicas que determinam a ocorrência da porta lógica OR. Assim, pelo alto percentual de acertos, pode-se concluir que as MLPs podem ser usadas, com sucesso, para classificar as relações entre características físicas e lógicas desta PCF.

Palavras-Chave—Fibra de Cristal Fotônico, Acoplador, Rede Neural Artificial, Perceptron Multicamada.

Abstract—This paper investigates the relationship between the physical and logical parameters of a symmetric double Photonic Crystal Fiber (PCF) coupler using multilayer Perceptrons neural networks (MLPs). Under PAM and on-off (OOK) modulation, the study shows that variations in specific combinations of physical parameter values determine the logic output pulses of this PCF. Such combinations were analyzed by an MLP network, which was able to classify and determine with precision of 98,71% the physical characteristics that determine the occurrence of the OR logic gate. Thus, due to the high percentage of correct answers, it can be concluded that MLPs can be successfully used to classify the relationships between physical and logical characteristics of this PCF.

Keywords—Artificial Neural Network, Coupler, Photonic Crystal Fiber, Multilayer Perceptrons.

I. INTRODUÇÃO

A crescente demanda por meios de comunicação cada vez mais rápidos gera a necessidade de maior velocidade e eficiência em sistemas de telecomunicações [1]. Uma das formas de aumentar a velocidade do tráfego de dados é tornar o processamento da informação totalmente óptico dentro das redes ópticas [2].

Neste contexto, foram propostos diversos circuitos totalmente ópticos [3][4] com diversas aplicações gerando uma grande demanda por projetos ótimos e específicos. Assim, dada a necessidade de maior eficiência em sistemas de telecomunicações, a utilização de inteligência artificial no design de fibras ópticas é uma boa alternativa para a busca por

otimização e aperfeiçoamento dos projetos de fibras ópticas.

Entre os métodos já utilizados estão os algoritmos genéticos (GAs). Suas principais contribuições são: determinar estruturas otimizadas em Cristais Fotônicos (PCs) [5], solução de problemas envolvendo busca e otimização de *gap* de banda fotônica (PBG) [6], descobrir estruturas cristalinas fotônicas [8], melhorar propriedades ópticas [7] e modelar PCs (12,5% mais eficiente que o melhor PC projetado pelo homem).

Sobre Redes Neurais Artificiais (RNAs), há diversos trabalhos que mostram sua utilização na modelagem de projetos de fibras, tais como acopladores direcionais [9], design de PCF com alta birrefringência e baixas perdas para dois modos de polarização [10]. Seu uso também possibilitou melhorias na dispersão cromática em fibras microestruturadas [11], previsão da relação de dispersão e de bandas fotônicas em cristais fotônicos 2D [12].

Usando estes recursos de programação, a proposta deste trabalho é, analisar através de uma RNA todos os resultados lógicos de saída de um acoplador fotônico duplo simétrico com parâmetros físicos variados. Portanto, projetou-se uma rede neural capaz de identificar os pulsos ópticos de saída em sua forma binária e correlacioná-los aos seus respectivos parâmetros físicos na PCF.

II. MODELO TEÓRICO

A. Fibra de Cristal Fotônico

A PCF, conhecida como fibra micro estruturada, é constituída de sílica não dopada e suas características externas são semelhantes às fibras ópticas convencionais. A principal diferença consiste em sua estrutura, na qual buracos de ar atravessam a fibra de ponta a ponta formando uma matriz. Esta matriz tem como principais parâmetros físicos, o diâmetro dos buracos (d) e o espaçamento entre os núcleos dos buracos (A) [13].

A dispersão nessas fibras pode ser adaptada pela alteração da geometria de sua casca e do núcleo [14] – [16], ao mesmo tempo em que um forte campo de confinamento de luz pode ser obtido com um alto contraste de índices de refração entre o núcleo e a casca esburacada [17]. Isso permite melhoradas interações ópticas não lineares sem a necessidade de aumento de energia [18] – [20]. Portanto, estas propriedades físicas tornam as PCFs importantes em projetos de dispositivos fotônicos, daí a importância do estudo do acoplador direcional não linear (NLDC) proposto neste trabalho.

O modelo de acoplador do qual extraímos os dados de saída para serem estudados neste trabalho está representado na Figura 1. Nosso protótipo consiste de uma PCF de dois núcleos sólidos, paralelos e simétricos. Nesta, C é a distância entre os núcleos, d é o diâmetro dos buracos de ar e A é a distância entre os núcleos dos buracos de ar.

J. P. T. Rodrigues, Universidade Federal do Ceará, Sobral, Ceará, Brasil, jp.teofilo@hotmail.com

F. L. B. Martins, Universidade Federal do Ceará, Sobral, Ceará, Brasil, leonardobluesummers@gmail.com

R. F. P. Júnior, Universidade Federal do Ceará, Sobral, Ceará, Brasil, raimundo@protonmail.com

J. C. Nascimento, Universidade Federal do Ceará, Sobral, Ceará, Brasil, claudio.nasce@gmail.com

J. J. M. S. Júnior, Universidade Federal do Ceará, Sobral, Ceará, Brasil, jarbas_joaci@yahoo.com.br

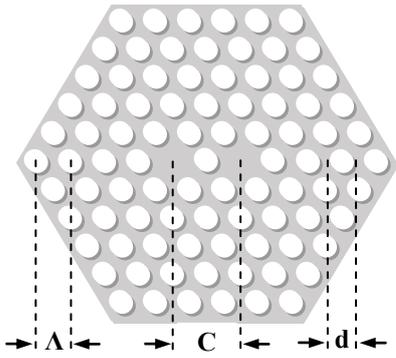


Fig. 1. Seção reta transversal de uma PCF de dois núcleos simétricos. As áreas brancas são buracos de ar e as áreas cinza são constituídas de silício.

O acoplador simulado é um dispositivo com 4 portas, duas entradas (S_1 e S_2) e duas saídas (S_3 e S_4) cuja função é dividir coerentemente o feixe óptico incidente em uma das portas de entrada e direcioná-lo para as portas de saída, conforme ilustra a Figura 2.

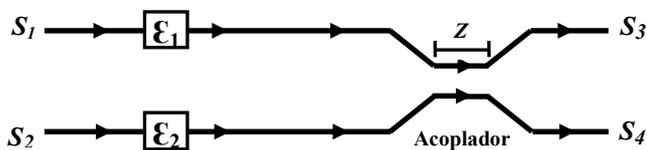


Fig. 2. Modelo esquemático do acoplador com duas entradas (S_1 e S_2) e duas saídas (S_3 e S_4). Os blocos \mathcal{E} são os moduladores de amplitude, Z é o comprimento do acoplador (neste caso, o comprimento do acoplador).

B. Feixes ópticos de baixa potência

Para o modelo de acoplador proposto (duplo e simétrico), considerando-se pulsos de baixa potência, mesma fase inicial e desconsiderando todos os efeitos não lineares de dispersão, tem-se as seguintes equações de modo acoplado:

$$\frac{\partial a_1}{\partial z} = i\kappa a_2 \quad (1)$$

$$\frac{\partial a_2}{\partial z} = i\kappa a_1 \quad (2)$$

Resolvendo esse sistema de equações diferenciais pela forma de Jordan, obtém-se como solução a matriz de transferência de potência dada por:

$$\begin{bmatrix} \cos(\kappa z) & i \sin(\kappa z) \\ i \sin(\kappa z) & \cos(\kappa z) \end{bmatrix} \quad (3)$$

Assim, para um pulso na forma normalizada inserido apenas no núcleo A , obtém-se:

$$\begin{bmatrix} \cos(\kappa z) & i \sin(\kappa z) \\ i \sin(\kappa z) & \cos(\kappa z) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\kappa z) \\ i \sin(\kappa z) \end{bmatrix} \quad (4)$$

Neste estudo, temos um acoplador simétrico. Isso significa que seus dois núcleos possuem características semelhantes. Portanto, as transferências de potências T_A e T_B , dos núcleos A e B são representadas por: $T_A^2 = (\cos(\kappa z))^2$ e $T_B^2 = (\sin(\kappa z))^2$.

Para o chaveamento completo do pulso, o comprimento de acoplamento necessário é dado por:

$$\cos(\kappa z) = 0 \rightarrow \kappa z = \frac{\pi}{2} + n\pi \quad (5)$$

$$z = \frac{\pi}{2\kappa} + \frac{n\pi}{\kappa}, \text{ com } n = 0, 1, 2, \dots \quad (6)$$

Assim, tem-se que a transmissão de potência entre núcleos é periódica com z , sendo que o menor período ocorre em $z = \pi/2\kappa$. De forma geral, tem-se a parametrização $a = \kappa z$, pois os parâmetros κ e z estão correlacionados através do ângulo a .

Para o caso de portas lógicas provenientes de variações nos parâmetros físicos da fibra, a transmissão de energia entre núcleos desempenhará um grande papel na determinação das mesmas. Assim, espera-se que a rede neural reconheça e identifique essas relações.

C. Rede Neural Perceptron de múltiplas camadas

MLPs são redes neurais em que vários neurônios estão conectados e organizados em camadas. Estas redes são caracterizadas pelas elevadas possibilidades de aplicações em diversos tipos de problemas relacionados com as mais diferentes áreas do conhecimento [21].

Na Figura 3 temos a estrutura típica de uma MLP.

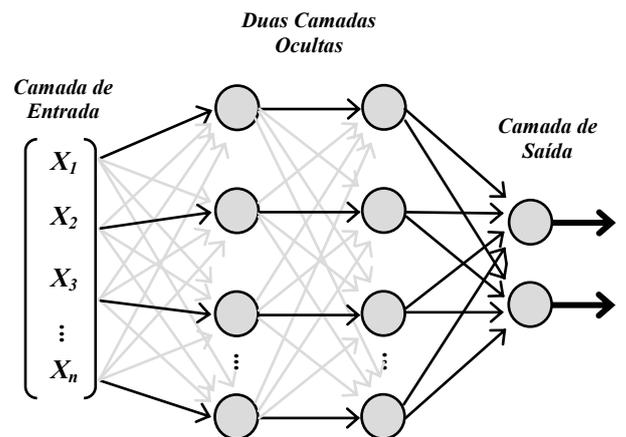


Fig. 3. Arquitetura de uma rede MLP com duas camadas ocultas.

A estrutura apresentada na Figura 3 consiste de três partes: camada de entrada, camadas ocultas e camada de saída. Na camada de entrada cada nó recebe um sinal de entrada, repassando-o para as camadas ocultas. Os sinais de entrada são transmitidos a cada um dos nós da camada oculta e a saída de cada nó desta camada é transmitida aos nós da camada de saída.

D. Retropropagação

As redes neurais multicamadas aprendem da mesma forma que as perceptrons simples, a diferença é que nas MLPs os neurônios possuem pesos associados às entradas e há muito mais pesos a serem ajustados quando um erro é cometido para um fragmento de dados de treinamento. O ajuste dos pesos é feito por retropropagação [21] – [23].

Como numa perceptron simples, o algoritmo de retropropagação inicia atribuindo valores aleatórios, geralmente entre $-0,5$ e $0,5$, aos pesos na rede. Uma

alternativa seria distribuir os pesos entre $-2,4/n$ e $2,4/n$, em que n é o número de entradas da camada de entrada [22]. As MLPs com retropropagação usam a função sigmóide, dada por:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (7)$$

Esta função é utilizada em RNAs, por ser biologicamente mais aceitável [22]. Neste caso, os neurônios atuam de forma de binária, 0 (não ativação) e 1 (ativação).

Cada iteração do algoritmo envolve, de início, a alimentação de dados por meio da rede, desde as entradas até as saídas. A próxima fase envolve a alimentação de erros de volta, das saídas às entradas. Os valores de erro são alimentados de volta, através da rede, fazendo mudanças nos pesos dos nós ao longo do caminho. Estes passos são efetuados até que os valores de erro sejam pequenos [21] – [23].

III. METODOLOGIA

A modulação OOK é mais acessível, simples de realizar, e é empregada em diversos sistemas digitais. A modulação PAM também é eficiente e bastante aplicada em sistemas ópticos. Um destaque para suas aplicações é que os pulsos transmitidos em fibras ópticas têm baixas amplitudes, comprimento de onda de $\lambda = 1,55 \mu\text{m}$, e frequência fixa. Portanto estas baixas variações de amplitudes favorecem as modulações PAM e OOK, minimizando as perdas de sinais.

No acoplador, os pulsos de entrada são modulados utilizando o parâmetro m . Esse parâmetro varia 10 pontos, de 0,1 a 1. Desta forma, no intervalo compreendido entre $0,1 \leq m \leq 0,9$, tem-se a modulação por amplitude de pulso (PAM), e quando $m = 1$, tem-se a modulação on-off (OOK).

Os pulsos de nível lógico 1 são dados por $1 + m$, isto é, podem ter amplitudes compreendidas entre 1 e 2. Os pulsos de nível lógico 0 são dados por $1 - m$, portanto, podem ter amplitudes compreendidas entre 0 e 0,9.

Na saída do acoplador, a demodulação é realizada pela análise e comparação dos valores de amplitudes dos pulsos de saídas com um valor de amplitude de referência igual a 1.

Portanto, considera-se como valor lógico 1 (bit 1) todos os pulsos cujos valores de amplitudes são maiores que 1, e valor lógico 0 (bit 0) todos os pulsos cujos valores de amplitudes são menores que 1.

A. Método Numérico

O sistema consiste em uma única PCF de dois núcleos sólidos e simétricos. Os parâmetros físicos do acoplador utilizado são: comprimento de propagação (z) variando de $0,005 m$ a $0,045 m$, com passo 0,02; parâmetro de modulação de amplitude (m) variando de 0,1 a 1,0, com passo 0,1 e parâmetro de constante de acoplamento (κ) variando de 22 a 350, com passo 4,0.

Os valores de amplitudes dos pulsos de saídas do acoplador são obtidos a partir do produto da matriz de transferência de potência, Equação 3, com o vetor coluna correspondente ao pulso de entrada normalizado. Por exemplo, para um único pulso de nível lógico 1 (bit 1) inserido no núcleo A , tem-se:

$$\begin{bmatrix} \cos(\kappa z) & i \sin(\kappa z) \\ i \sin(\kappa z) & \cos(\kappa z) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 + m \\ 1 - m \end{bmatrix} \quad (8)$$

B. Base de Dados

A base de dados deste estudo foi obtida utilizando-se os dados lógicos de saída do acoplador duplo simétrico, contendo 17.430 amostras e combinações de expressões lógicas a serem estudadas. De todos os arranjos, observa-se a ocorrência de apenas 3 pares de saídas. Portanto temos: $S_3 = 0111$ e $S_4 = 0111$; $S_3 = 0011$ e $S_4 = 0101$; e $S_3 = 0101$ e $S_4 = 0011$. Quanto às portas lógicas, isso significa que tem-se OR e OR , A e B , e B e A nas saídas S_3 e S_4 , respectivamente. A Figura 4 ilustra as três configurações possíveis desta simulação.

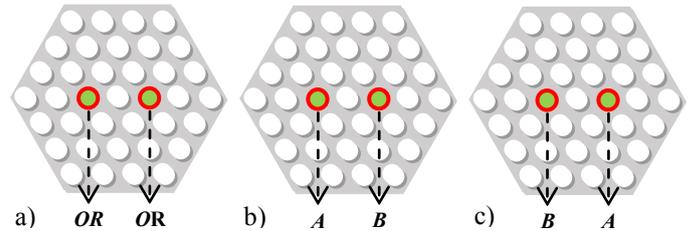


Fig. 4. Representação das saídas nos núcleos S_3 e S_4 da PCF. a) $OR - OR$, b) $A - B$, c) $B - A$.

Deste modo, analisando-se todas as variações das configurações lógicas de κ , z e m , dividiu-se os dados em três classes, contendo 3.255, 6.488 e 7.687 amostras, cada classe, respectivamente. A 1ª classe representando a combinação de portas $OR - OR$, a 2ª classe representando a combinação $A - B$ e a 3ª classe representando a combinação $B - A$.

Destaca-se neste trabalho a relação entre os parâmetros: comprimento de propagação (z), constante de acoplamento (κ) e parâmetro de modulação de amplitude (m). Sua importância está na combinação destes dados, nos quais percebe-se um padrão e as correlações que determinam as saídas lógicas nos núcleos do acoplador. A RNA proposta analisa todas as saídas lógicas e com alta precisão, identifica quando há a ocorrência da combinação lógica $OR - OR$, tornando possível observar e estudar graficamente as variações ideais para sua ocorrência.

IV. RESULTADOS E DISCUSSÕES

A. Classificadores Bayesianos.

Utilizou-se várias técnicas com a finalidade de determinar e classificar a existência de um possível padrão entre os dados de saída desta PCF. Entre tais métodos, destacaram-se os 4 resultados obtidos pelos classificadores bayesianos: Análise Linear Discriminante – LDA e Análise Quadrática Discriminante – QDA. Suas estratégias de validação foram: *Leave-one-out* e *5-fold*. A Tabela I exhibe os resultados obtidos por tais classificadores.

TABELA I

Registros dos resultados das simulações realizadas com os classificadores bayesianos LDA e QDA.

Validação	Classificador LDA	Classificador QDA
<i>Leave-one-out</i>	44,0%	44,5%
<i>5-Fold</i>	43,6%	44,3%

A análise destes dados aponta baixa eficiência dos classificadores bayesianos com suas respectivas estratégias de validação. Entretanto, apesar de serem informações com baixas taxas de acertos, serviram de incentivo, pois a partir destes resultados, percebeu-se que poderia haver padrões nos

dados e certamente algum método para a solução. A resposta para o problema foi obtida através de uma RNA e todos os resultados e análises estão descritos nas subseções B e C.

B. Análise Gráfica

As combinações da saída lógica OR – OR ao longo dos intervalos de κ , z e m considerados podem ser observados nas Figuras 5 e 6.

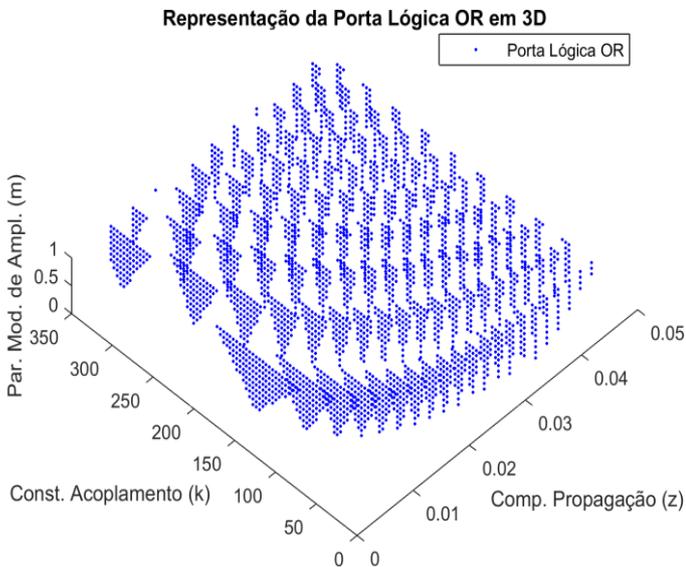


Fig. 5. Perspectiva 3D da ocorrência da combinação lógica OR – OR.

Analisando a Figura 5, percebe-se a existência de uma correlação entre comprimento de propagação (z), constante de acoplamento (κ) e parâmetro de modulação de amplitude (m). Esta correlação obedece às proposições levantadas em II-B, ficando clara a existência de diversas curvas semelhantes e de mesma saída lógica (OR – OR). Aqui, observa-se que, à medida que o valor de z diminui e m aumenta, diminui o intervalo de κ em que as portas lógicas OR aparecem. Entretanto a quantidade destas ocorrências permanece constante e independente em relação a z .

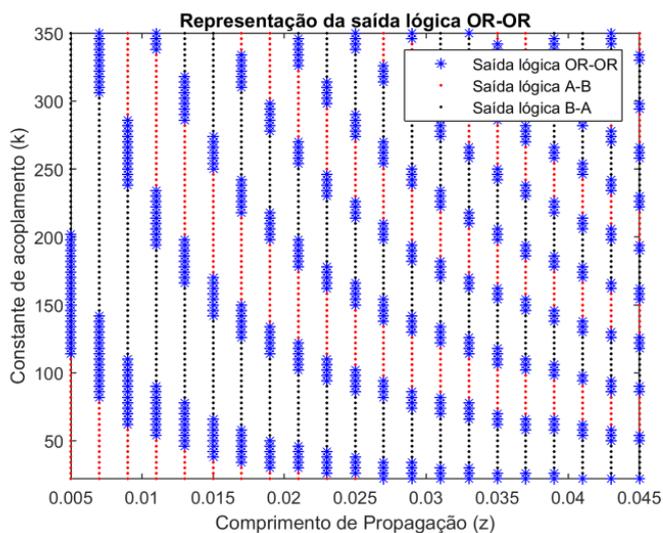


Fig. 6. Representação 2D da combinação lógica OR – OR (Asteriscos), A – B (pontos vermelhos) e B – A (pontos pretos) com amplitude fixa.

Na Figura 6, fixou-se o parâmetro de modulação de amplitude (m) em 0,9, e exibiu-se as combinações lógicas em

função do comprimento de propagação (z) e da constante de acoplamento (κ). Os asteriscos azuis representam a combinação lógica OR – OR ($S_3 = 0111$ e $S_4 = 0111$), os pontos vermelhos representam a combinação lógica A – B ($S_3 = 0011$ e $S_4 = 0101$) e os pontos pretos representam a combinação lógica B – A ($S_3 = 0101$ e $S_4 = 0011$).

Analisando a relação entre os parâmetros κ , z e m nas Figuras 5 e 6, pode-se fazer algumas observações utilizando algoritmos de regressão ou interpolação. 1ª – as combinações lógicas de saídas (OR – OR, A – B e B – A) surgem de forma periódica ao longo do espaço; 2ª – o intervalo em κ , $\Delta\kappa$, para cada tipo de combinação lógica varia com o comprimento de acoplamento pela relação $\Delta\kappa = 0,416/z$ e com o parâmetro de modulação com $\Delta\kappa = 104 m - 4,8$; 3ª – o intervalo médio em κ , $\Delta\kappa$, em cada curva de saída é aproximadamente constante para dados valores fixos de z e m ; 4ª – a soma dos intervalos de ocorrência da saída lógica OR em κ , $\sum \Delta\kappa$ é aproximadamente constante e independente de z e m ; 5ª – as curvas médias de cada saída independem do parâmetro de modulação e obedecem a relação $\kappa z = a$, onde o valor de a varia linearmente entre as curvas de uma mesma saída lógica.

Estas observações indicam que, para um dado valor de m , há o aparecimento periódico de curvas que representam o surgimento de cada saída lógica.

C. Rede Neural

De acordo com a análise dos resultados obtidos pela MLP, pode-se concluir que existe uma relação padrão entre os parâmetros físicos e as saídas lógicas desta PCF.

Das diversas simulações com redes MLPs destacou-se quatro: 1ª – rede com 2 camadas ocultas (10 e 20 neurônios, respectivamente); 2ª – rede com 2 camadas ocultas (10 e 20 neurônios, respectivamente), com normalização ($zscore$); 3ª – rede com 3 camadas ocultas (10, 20 e 10 neurônios, respectivamente); e 4ª rede com 3 camadas ocultas (10, 20 e 10 neurônios, respectivamente) com normalização ($zscore$). Todas as simulações foram realizadas com *subsampling* igual a 20 e os principais resultados das taxas de acertos da MLP estão apresentados na Tabela II.

TABELA II

Taxa de acertos da MLP aplicada à base de dados do acoplador duplo simétrico em 4 simulações.

Rede Neural	2 camadas ocultas	3 camadas ocultas
MLP	96,53%	98,71%
MLP($zscore$)	97,43%	98,71%

Em todas as simulações, selecionou-se 70% dos dados para treino e 30% para teste, e os resultados foram: com duas camadas ocultas (1º caso) os resultados apontaram uma taxa de acerto de 96,53%; com a aplicação da normalização $zscore$ à base de dados da MPL (2º caso), obteve-se 97,43% de acerto, melhorando em 0,9% a taxa de acerto em relação à simulação anterior. Então, aumentando-se uma camada à simulação inicial, a MLP agora com 3 camadas ocultas (3º caso), obteve uma taxa de acerto de 98,71%, uma melhora de 1,28% em relação ao 2º caso. Por fim, aplicou-se a normalização $zscore$ à MPL com 3 camadas ocultas (4º caso) e percebeu-se que o percentual de acertos em relação ao 3º caso permaneceu inalterado. Assim, levando em consideração as taxas de acertos e a simplicidade da rede, tem-se que das várias combinações testadas, a de melhor performance foi a 3ª

simulação, isto é, a MLP com 3 camadas ocultas e sem normalização *zscore* com taxa de acerto de 98,71%.

É importante destacar que, na literatura em estudo não se encontrou nenhuma técnica que relacionasse as características físicas e lógicas de uma PCF utilizando RNAs ou GAs. Os artigos mais recentes, geralmente utilizam GAs ou Algoritmos evolutivos para modelar e otimizar estruturas de cristal fotônico com grandes intervalos de banda. Entretanto, relacionar as características físicas e lógicas de uma PCF utilizando RNAs é a primeira vez.

V. CONCLUSÃO

Neste artigo, foi apresentado um estudo que demonstra a correlação entre os pulsos ópticos de saída de um acoplador fotônico duplo simétrico de PCF e suas características físicas. Para isto, simulou-se uma RNA usando uma técnica que analisa os pulsos de saídas da PCF e os correlacionam aos seus respectivos parâmetros físicos. Desta forma, as características físicas que geram os sinais de saída são usados como dados de treinamento e análise da RNA. Os parâmetros físicos são variados e os pulsos solitônicos bombeados tem amplitudes também variadas. Assim, projetou-se uma rede neural capaz de identificar portas lógicas específicas com base apenas nos parâmetros físicos que geram estas saídas. Os resultados obtidos mostram que a rede neural é capaz de aprender o comportamento periódico e as relações existentes entre os parâmetros físicos: constante de acoplamento, comprimento de propagação e parâmetro de modulação de amplitude. Assim, destaca-se a porta lógica *OR*, cujos sinais foram classificados com precisão de 98,71%. Desta forma, a análise e os resultados descritos sobre este dispositivo de acoplamento demonstram que a RNA proposta é eficiente na identificação dos pulsos de saída desta PCF.

AGRADECIMENTOS

Agradecemos à Universidade Federal do Ceará – UFC, à Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico – FUNCAP e à Secretaria de Educação do Estado do Ceará – SEDUC-Ce.

REFERÊNCIAS

- [1] Pernice, W. H., Schuck, C., Minaeva, O., Li, M., Goltsman, G. N., Sergienko, A. V., & Tang, H. X. (2012). High-speed and high-efficiency travelling wave single-photon detectors embedded in nanophotonic circuits. *Nature communications*, 3, 1325.
- [2] Biolatti, E., Iotti, R. C., Zanardi, P., & Rossi, F. (2000). Quantum information processing with semiconductor macroatoms. *Physical review letters*, 85(26), 5647.
- [3] Mangan, B. J., Knight, J. C., Birks, T. A., Russell, P. S. J., & Greenaway, A. H. (2000). Experimental study of dual-core photonic crystal fibre. *Electronics Letters*, 36(16), 1358-1359.
- [4] Okuno, T., Onishi, M., Kashiwada, T., Ishikawa, S., & Nishimura, M. (1999). Silica-based functional fibers with enhanced nonlinearity and their applications. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 5(5), 1385-1391.
- [5] Integrated optical devices design by genetic algorithm/L. Sanchis, A. Hakansson, D. López-Zanón, J. Bravo-Abad, and José Sánchez-Dehesa - *Centro de Tecnología Nanofotónica, ETSI Telecomunicación, Universidad Politécnica de Valencia, c/Camino de Vera s/n, E-46022 Valencia, Spain*.
- [6] Malheiros-Silveira, G. N., Rodriguez-Esquerre, V. F., & Hernandez-Figueroa, H. E. (2011). Strategy of search and refinement by GA in 2-D photonic crystals with absolute PBG. *IEEE Journal of Quantum Electronics*, 47(4), 431-438.
- [7] Kerrinckx, E., Bigot, L., Douay, M., & Quiquempois, Y. (2004). Photonic crystal fiber design by means of a genetic algorithm. *Optics Express*, 12(9), 1990-1995.
- [8] Preble, S., Lipson, M., & Lipson, H. (2005). Two-dimensional photonic crystals designed by evolutionary algorithms. *Applied Physics Letters*, 86(6), 061111.
- [9] Soares, P. L. B., & da Silva, J. P. (2011). Aplicação de redes neurais artificiais em conjunto com o método vetorial da propagação de feixes na análise de um acoplador direcional baseado em fibra ótica. *Revista Brasileira de Computação Aplicada*, 3(2), 58-72.
- [10] Hameed, M. F. O., Obayya, S. S. A., Al-Begain, K., Nasr, A. M., & El Maaty, M. A. (2008). Accurate radial basis function based neural network approach for analysis of photonic crystal fibers. *Optical and quantum electronics*, 40(11-12), 891.
- [11] Rodríguez-Esquerre, V. F., Isídio-Lima, J. J., Dourado-Sisnando, A., & Simões Silva, F. G. (2013). Artificial neural networks for the chromatic dispersion prediction of photonic crystal fibers. *Microwave and Optical Technology Letters*, 55(9), 2179-2181.
- [12] Malheiros-Silveira, G. N., & Hernandez-Figueroa, H. E. (2012). Prediction of Dispersion Relation and PBGs in 2-D PCs by Using Artificial Neural Networks. *IEEE Photonics Technology Letters*, 24(20), 1799-1801.
- [13] Martins, F. L. B. ; Rodrigues, J. P. T. ; Medeiros Neto, F. G. ; Nascimento J. C. ; Coelho Junior, A. G. ; Fraga, W. B. . Two and Three-Input All-Optical Logic Gates on a Planar Three-Core Photonic Crystal Fiber. *OPTIK*, v. 154, p. 516-523, 2018.
- [14] Knight, J. C., Arriaga, J., Birks, T. A., Ortigosa-Blanch, A., Wadsworth, W. J., & Russell, P. S. J. (2000). Anomalous dispersion in photonic crystal fiber. *IEEE photonics technology letters*, 12(7), 807-809.
- [15] Poli, F. et al. "Tailoring of flattened dispersion in highly nonlinear photonic crystal fibers" *IEEE Photon. Technol. Lett.* 16(4) 1065, 2004.
- [16] K. Saitoh, M. Koshihira, T. Hasegawa, and E. Sasaoka, "Chromatic dispersion control in photonic crystal fibers: application to ultra-flattened dispersion," *Opt. Express* 11, 843-852 (2003).
- [17] Finazzi, V., Monro, T.M. and Richardson, D.J. "Small-core silica holey fibers: nonlinearity and confinement loss trade-offs" *J. Opt. Soc. Am. B* 20(7) 1427, 2003a.
- [18] Chiang, K.S. Propagation of short optical pulses in directional couplers with kerr nonlinearity. *JOSA B* 14 (1997), 1437-1443.
- [19] Khan, K. R., Bidnyk, S., & Hall, T. J. (2012). Tunable all optical switch implemented in a liquid crystal filled dual-core photonic crystal fiber. *Progress In Electromagnetics Research M*, 22, 179-190.
- [20] Liu, M., & Chiang, K. S. (2010). Propagation of ultrashort pulses in a nonlinear two-core photonic crystal fiber. *Applied Physics B*, 98(4), 815-820.
- [21] Redes neurais artificiais: para engenharia e ciências aplicadas/Ivan Nunes da Silva; Danilo Hernane Spatti; Rogério Andrade Flauzino. – São Paulo: Artliber, 2010.
- [22] Coppin, Ben, Inteligência Artificial / Ben Coppin; tradução e revisão técnica Jorge Duarte Pires Valério. – [Reimpr.]. – Rio de Janeiro: LTC, 2012.
- [23] Haykin, Simon. Redes neurais: princípios e prática/Simon Haykin; trad. Paulo Martins Engel. – 2.ed. – Porto Alegre: Bookman, 2001.