

深層学習による Si 細線-トポロジカル導波路間カップラの結合効率向上構造の設計

坂本 樹¹, 雨宮 智宏^{1,2}, 岡田 祥¹, 各務 響¹, 西山 伸彦^{1,2}, 胡 曉³

東京工業大学 工学院 電気電子系¹, 科学技術創成研究院 未来産業技術研究所²,

WPI-MANA, National Institute for Materials Science³

¹I. Sakamoto¹, T. Amemiya^{1,2}, S. Okada¹, H. Kagami¹, N. Nishiyama^{1,2}, X. Hu³

¹Department of Electrical and Electronic Engineering, Tokyo Institute of Technology

²Institute of Innovative Research (IIR), Tokyo Institute of Technology

³WPI-MANA, National Institute for Materials Science

E-mail: sakamoto.i.ab@m.titech.ac.jp

1. はじめに

トポロジカルフォトン結晶の所望の要求に対する構造最適化手法として、結晶を構成する単位胞すべてのパラメータを個別に設計することは、計算コストの面から現実的とは言えない。その解決策として、近年盛んに行われている、機械学習を用いて円孔フォトン結晶の配置を決定するという手法のトポロジカルフォトン結晶への適応を検討する[1,2]。本報告では、Si 細線からトポロジカルフォトン結晶導波路への結合部分に対して深層学習を用いた構造決定を行った。

2. 深層学習へ向けた準備

本研究において用いるトポロジカルフォトン結晶の単位胞を Fig. 1(a) に示す。トポロジカルフォトン結晶における単位胞内の設計パラメータは、正三角孔の一边の長さ L と、単位胞の中心から正三角孔の重心までの距離 R 、また単位胞の周期 Period の3つで構造が決定される。今回は波長 $1.55 \mu\text{m}$ で動作するように、初期設計パラメータ (L, R) [nm] を Trivial 構造は (281, 231), Topological 構造は (284, 264), Period を 730 nm とした。解析には Fig. 1(b) のように、トポロジカル伝送路と Si 細線導波路をバットジョイントで結合させた構造を用いた。結合部分付近の 6×6 単位胞の領域において、まず R を深層学習に用いるパラメータとした。結合部分付近における各単位胞に対する R は、Trivial, Topological の値を基準値としてガウス分布で変化させた。この構造を入力側と出力側で線対象に配置した。解析には 2D-FDTD 法 (Finite difference time domain) 法を用い、結合部分付近における構造に対する出力 $|\text{Power}|$ の測定を試行回数 6000 回で行った。

3. 学習結果

2D-FDTD 法によって集めた構造対出力の関係を持つデータセットを用いてニューラルネットワークをトレーニングした。その学習結果であるニューラルネットワークによる予測出力値 $|\text{Power}|_{\text{NN}}$ と FDTD 法による出力値 $|\text{Power}|_{\text{FDTD}}$ との比較結果を Fig. 2 に示す。相関係数が 0.943 となり、構造に対する出力の予測が機能していることが示された。また、データセットの中で最も高い $|\text{Power}| (=0.365)$ を持つ構造を基本構造とし、基本構造よりも高い出力目標値 $|\text{Power}|_{\text{target}} (=0.4)$ を設定した。この目標値に対して学習したニューラルネットワークを用いて、構造パラメータ空間を探索することにより、

$|\text{Power}|_{\text{target}}$ を満たす構造を導出した。この設計構造について 2D-FDTD 法による解析を行ったところ、 $|\text{Power}| = 0.374$ となり、基本構造よりも大きな値となった。(Fig. 3)

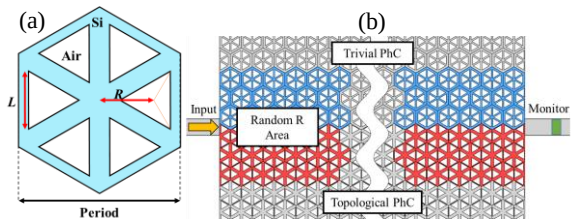


Fig. 1 (a) Unit cell (b) coupling structure used for simulation

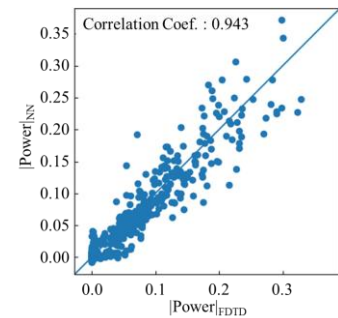


Fig. 2 Correlation between $|\text{Power}|_{\text{FDTD}}$ and $|\text{Power}|_{\text{NN}}$

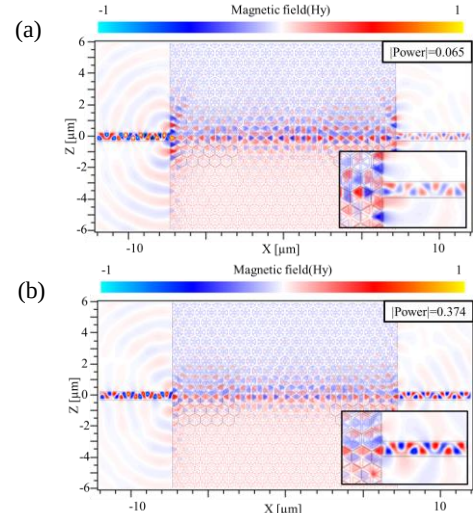


Fig. 3 Mode distribution by FDTD method.

(a) basic structure

(b) structure determined by deep learning.

謝辞: 本研究は、JST CREST (JPMJCR18T4), JSPS 科研費 (#19H02193, #20H02200, #21J14822), MIC/SCOPE (#182103111) の援助により行われた。

参考文献

- [1] R. Li, et al. *Optical Materials Express* 11 (7) 2122-2133. (2021).
[2] T. Asano & S. Noda, *Nanophotonics*, 8(12) 2243-2256. (2019).