

【助成 41-05】

リザーバーコンピューティングを実現するチップ型フォトニック素子の開発

東京科学大学工学院電気電子系 准教授 雨宮 智宏

〔研究の概要〕

本研究では、機械学習のための次世代処理技術として、半導体レーザ構造の一部をリザーバーとして用いた「フォトニック・リザーバーコンピューティング」の実現を目標とした。具体的には、マルチモードシリコン導波路の任意箇所メタマテリアルを装荷することで、強い非線形効果をもつ連続媒質型リザーバーを構成し、リザーバーに必須とされる短期記憶性・非線形性・高次元性の3つを同時に実現する。最終的に、チップレベルで高いエネルギー効率を有する光情報処理を行い、スケーリングの枠組みから解放された新しいコンピューティング技術の確立を目指す。

〔研究経過および成果〕

1. はじめに

深層学習は、人間の神経細胞の仕組みを再現したニューラルネットワークを用いた機械学習の手法のひとつであり、画像認識・音声認識・言語翻訳などをはじめとした様々な分野で導入が進んでいる。深層学習は多層構造のニューラルネットワークを用いることが特徴であり、近年のコンピュータの処理能力の向上と利用可能なデータ量の蓄積が、その技術の発展を支える要因となっている。そのような中、ニューラルネットワークに必要な計算量は年々指数関数的に増大しており、このような急増する計算ニーズを支えるべく、GPU, FPGA, ASIC などを用いた様々なハードウェアアーキテクチャの開発が行われている。

“リザーバーコンピューティング”は、ニューラルネットワークの中で動的な時系列情報処理に適したモデルのひとつであり、その最大の特徴は、他のニューラルネットワークに比べて、計算コストが非常に小さいという点にある。Fig. 1 に示すように、リザーバーコンピューティングでは、入力層とリザーバーの間の結合重みとリザーバー内のフィードバック重みは予め固定しておき、リザーバーと出力層の間の結合重みだけを線形学習で最適化する。これによって、全ての結合重みを学習する通常のニューラルネットワークに比べて計算量の大幅な低減が可能となる。

その中でも、“光による超高速処理”は、電子回路で見られるような配線抵抗や容量などによるエネルギー損失を生じないことから消費電力を大幅に改善できる上、波長多重化による高速並列処理も可能であることも相まって、物理リザーバーの媒体として非常に有望である。しかしながら、これまでのところ、光を媒体としたリザーバー（以降、光リザーバー）は、半導体レーザ・光ファイバー・シリコン光回路などをディスクリットに組み合わせることで実現されることが殆どである。このような構成の場合、リザーバーコンピューティングにおける情報処理性能を上げるほど、デバイス自体の規模が指数関数的に拡大するため、スケーリングは容易ではないという問題を包含する。

以上の背景から、本研究では、深層学習のための次世代計算処理技術として、シリコンフォトニクス技術を用いたチップ型光リザーバーの実現を目

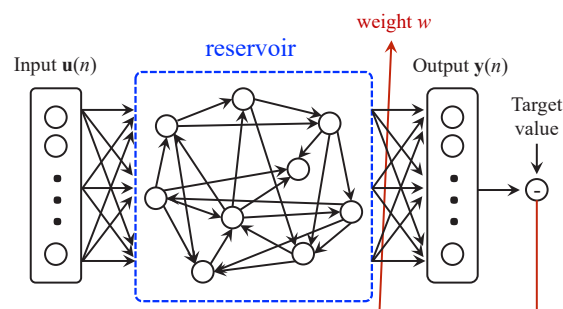


Fig. 1 リザーバーネットワークの概要

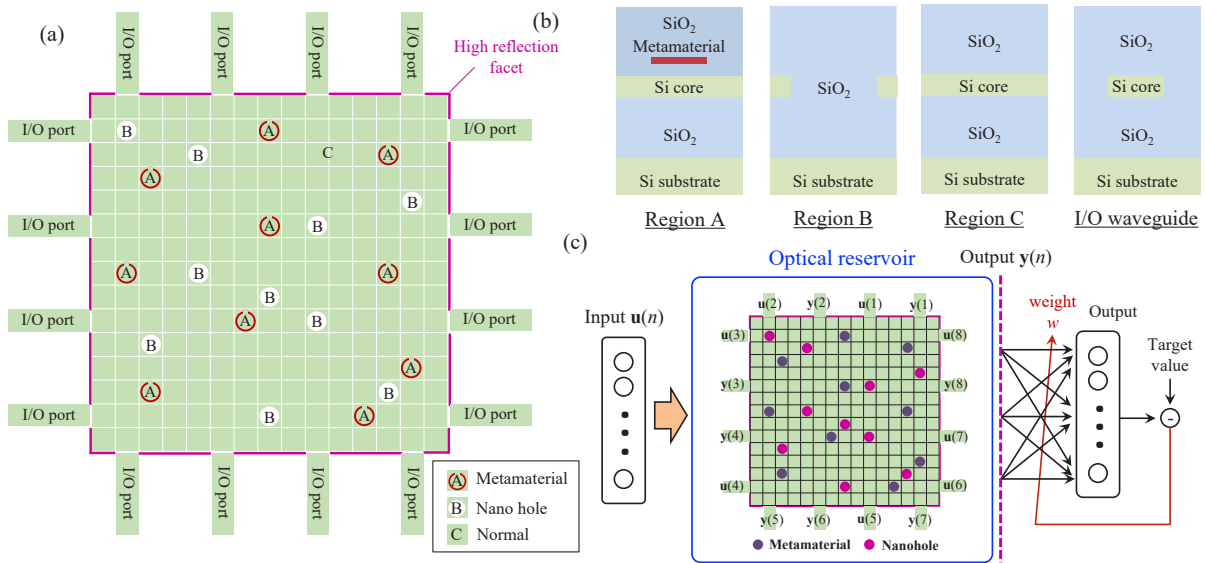


Fig. 2 (a) 光リザバーの概要：図では、デバイス全体を 15×15 領域（1 領域 800×800 nm 程度）に分けメタマテリアルとナノホールを 10 個ずつ配置、入出力ポートは 16 導波路（8 入力 8 出力）。(b) それぞれの箇所での断面構造 (c) 本素子を用いたリザバーコンピューティングの全体概要

標とした。具体的には、マルチモードシリコン導波路の任意箇所にメタマテリアルを装荷することで、強い非線形効果をもつ連続媒質型リザバーの実現を目指した。本研究で提案する光リザバーは、これまで報告されているディスクリット型ではなく、スケーリングが容易なチップ型であり、各種電子デバイスとの一体実装が可能である点が最大の特徴となる。

2. 素子の概要

本研究では、高性能化とエネルギー効率化を両立する光リザバーとして、**Fig. 2** に示すような、SOI (Silicon on Insulator) 基板上に形成したマルチモード導波路を提案した。このとき、マルチモード導波路の上下左右から出ているシングルモード導波路のいずれかを入出力ポートとして選択する。また、マルチモード導波路全域は単位セルに分割し、各々に以下の A～C の機能をもった領域を割り当てる (A～C をどのような位置に配置するかで、リザバーのネットワークを変えることができる)。

- A. メタマテリアルを配置することで、非線形性が強く表れる領域を形成する。
- B. ドライエッチングによってシリコンコア層にナノホールを形成することで、ランダムな散乱を起こす領域を形成する。

C. 特別なことはせず、通常マルチモード導波路としての機能を維持する。

リザバーコンピューティングにおいて、リザバーは「非線形性」「短期記憶性」「高次元性」の三機能を同時に満たすことが必須となる。本素子では、「非線形性」については A のメタマテリアル領域で発現させ、「短期記憶」についてはマルチモード導波路の上下左右端面反射により光を素子内部に閉じ込めることで実現する（ドライエッチングにより端面を形成することで、適当な反射率が得られるようにする）。「高次元性」に関しては、入出力ポートであるシングルモード導波路を多数配置することで達成できる。これにより、チップレベルでのリザバー実装が可能となる。

3. リザバー領域における非線形機能の評価

研究期間前半（令和 5 年 12 月～令和 6 年 5 月）では、実際に **Fig. 2** の素子を実現する前に、メタマテリアルを装荷した光導波路における非線形性の評価を行った。具体的には、メタマテリアル導波路にパルス光を入力し、その伝搬特性を観測することで非線形応答の指標である TPA（二光子吸収）係数を導出した結果、**Fig. 3** に示すように、メタマテリアル導波路の TPA 係数はメタマテリアルの形状に依存して異なる値を取り、最大で 424

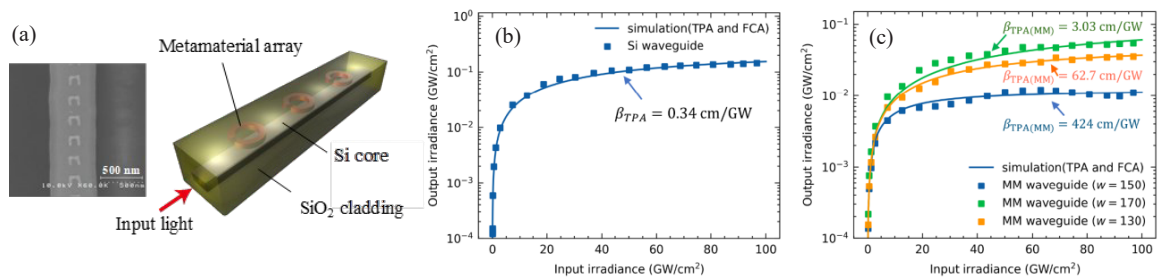
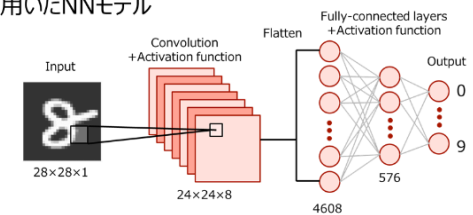


Fig. 3 メタマテリアル光導波路における非線形応答の実験結果と理論フィッティング (a) デバイス概要 (b) 通常のシリコン導波路における非線形光学応答 (c) タマテリアル光導波路における非線形光学応答

cm/GW となった。同一チップ上で測定した通常のシリコン導波路の TPA 係数は 0.34 cm/GW であり、メタマテリアル導波路の非線形応答が通常のシリコン導波路に比べて極めて大きいことを見出した (発表文献: [1])。これは光リザバーに必要とされる非線形性として十分な値といえる。

メタマテリアル導波路を非線形活性化関数として用いた際の典型的なニューラルネットワークの MNIST の手書き文字認識精度を Fig. 4 に示す (メタマテリアルの形状が異なる各導波路および通常のシリコン導波路を活性化関数として用いた場合を記載)。これにより、メタマテリアル導波路の非線形性を用いて、認識精度を 98.3%に向上できるという知見を得た。2 節で言及した光リザバーは、上記の原理を発展させた形となっており、特許出願を完了させている (発表文献: [2][3])。

■ 用いたNNモデル



■ 比較結果

Activation function	Test accuracy
MM waveguide (w=150)	98.36%
MM waveguide (w=170)	96.28%
MM waveguide (w=130)	96.77%
Si waveguide	96.48%

Fig. 4 メタマテリアル導波路を非線形活性化関数として用いた際の典型的なニューラルネットワークの認識精度

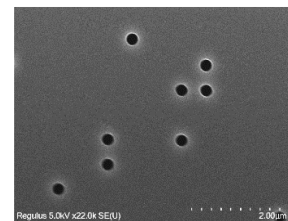


Fig. 5 マルチモード導波路内にランダム配置されたナノホールの走査電子顕微鏡画像

4. 素子の作製

研究期間後半 (令和 6 年 6 月～令和 6 年 11 月) では、Fig. 2 の素子においてナノホールおよびメタマテリアルの初期配置をランダム生成し、実際に各構造を有するマルチモード導波路の作製を行った (Fig. 5 参照)。現在、完成した素子に対して、あらかじめ準備した時系列データを入力した際の出力データの収集を行っている最中であり、その後、後段のネットワークの結合重みを最適化することで、データセットに適した光リザバーを評価する予定である。

5. 本研究を遂行する上で得られたその他の成果

本研究では、深層学習のための次世代計算処理

技術として、シリコンフォトニクス技術を用いたチップ型光リザバーの実現を目指したが、それと並行して、光デバイスの解析に深層学習を適応するソフトウェアベースの研究も、研究期間全体 (令和 5 年 12 月～令和 6 年 11 月) をとおして推進した。本節では、それについて言及する。

有限差分時間領域法 (FDTD) は、光デバイスを正確に解析する上で有用な手段であるが、3 次元 FDTD は、単純なデバイスであっても多大な計算

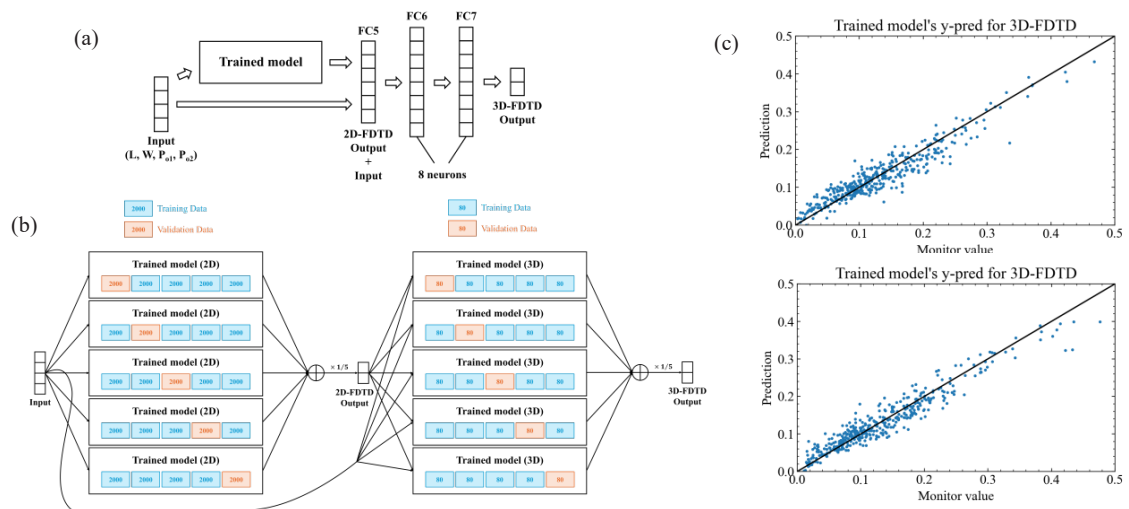


Fig. 6 転移学習により 3 次元 FDTD と同等の光デバイス解析が可能な DNN モデル (a) DNN 外観 (b) K-Fold 交差検証による学習 (c) モデル評価 (本モデルと 3 次元 FDTD との比較)

時間を要し、大量の計算資源を消費する。そのため、本研究では、多量の 2 次元 FDTD データを用いてニューラルネットワークを学習し、その後、少量の 3 次元 FDTD データによる転移学習を導入することで、低コストかつ短時間で 3 次元 FDTD と同等の計算結果を得る新しいモデルを開発した。

今回は、光デバイスの一例として 1x2 MMI に対して上記手法を適用し、デバイスパラメータを指定すると、3 次元 FDTD と遜色ない特性解析を瞬時に実行するソフトウェアを実現した。最適化したネットワークモデルは、Fig. 6 に示すような、線形結合層、バッチ正規化層、ReLU 活性化関数を含むサイドチューニング構造となっている。まず、2 次元 FDTD データ 10000 組を用いて基幹ネットワークを訓練した後 ($R^2=0.936$)、学習済みモデルに付加した小規模ネットワークに対して 3 次元 FDTD データ 400 組を用いて転移学習した ($R^2 = 0.901$)。これにより、短時間 ($47.4 \mu s$) で 3 次元 FDTD に匹敵する計算結果を得ることが可能なソフトウェアを実現するに至った。

研究代表者は、AI 技術を用いた音声変換サービス開発・運営を行うスタートアップに技術顧問として参画しており、RVC (Retrieval-based Voice Conversion) を基盤としたリアルタイム AI ボイスチェンジャーを提供している (<https://scimit.biz/>)。将来的には、1x2 MMI と同様の流れで様々な光デバイスに対して上記手法を適用し、それらのプロ

グラムをスタートアップのページに web 公開することを目指している。

〔発表文献〕

1. Y. Honda, Y. Shoji, **T. Amemiya**, “Optical activation function using a metamaterial waveguide for an all-optical neural network,” Optics Lett., Vol. 49, Issue 20, pp. 5811-5814 (2024).
2. 中川 茂, **雨宮 智宏**, 光デバイス (Optical device), 特願 2023-030261, PCT/JP2024/007259, WO2024/181492.
3. 本多 祥大, **雨宮 智宏**, 波動制御装置、光ニューラルネットワーク及び光リザバーコンピューティング (Wave control device, optical neural network, optical reservoir computing and wave control device manufacturing method), 特願 2023-021582, PCT/JP2023/022365, WO2024/171477.