

## 半導体レーザを搭載した光集積回路による リザーバコンピューティング実験

### Experiment on reservoir computing using photonic integrate circuit with semiconductor laser

埼玉大<sup>1</sup>, NTT CS 基礎研<sup>2</sup>, 鳥取大<sup>3</sup>

○高野 耕輔<sup>1</sup>, 菅野 千紘<sup>1</sup>, 内田 淳史<sup>1</sup>, 犬伏 正信<sup>2</sup>, 吉村 和之<sup>2,3</sup>

Saitama Univ.<sup>1</sup>, NTT CS lab<sup>2</sup>, Tottori Univ.<sup>3</sup>

○Kosuke Takano<sup>1</sup>, Chihiro Sugano<sup>1</sup>, Atsushi Uchida<sup>1</sup>, Masanobu Inubushi<sup>2</sup>, Kazuyuki Yoshimura<sup>2,3</sup>

E-mails: k.takano.983@ms.saitama-u.ac.jp, auchida@mail.saitama-u.ac.jp

**はじめに:** 生物の脳の構造を模倣した情報処理方式であるニューラルネットワークの研究が、現在盛んに行われている。中でも入力とネットワークの重みを固定し、出力の重みのみ学習を行うリザーバコンピューティングが注目されている[1]。本手法により、従来のリカレントニューラルネットワークの問題点であった学習における計算量を削減することが可能となった。さらに、ネットワーク部の構成に時間遅延ループと非線形素子を用いた手法の提案により、単一素子での実験的実装が容易となった。これまでに半導体レーザを用いた実装が報告されている[2]。

また近年、リザーバコンピューティングの小型化に向けた研究が行われており、数値計算での実装やシリコンチップを用いた実装方式が報告されている[3,4]。しかしながら、半導体レーザを搭載した光集積回路を用いたリザーバコンピューティングの実験実装は未報告である。

そこで本研究では、戻り光を有する半導体レーザを1つの基板上に集積化した光集積回路を用いて、リザーバコンピューティングを実験的に達成することを目的とする。

**実験装置図:** 光集積回路の構造を Fig. 1 に示す。光集積回路には半導体レーザと外部鏡、光増幅器、導波路が集積化されており、外部鏡までの距離が 10.6 mm と非常に短いことが大きな特徴である。また、光増幅器により戻り光強度を調節することが可能であり、戻り光を利用して現在の入力に対して過去の出力の影響(記憶)を持たせることができる。

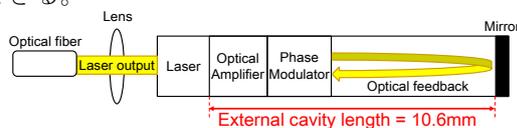


Fig. 1 Photonic integrate circuit.

**実験方法:** 離散化した入力信号に対してマスク信号を加え、位相変調した入力光を光集積回路内の半導体レーザへ注入する。半導体レーザから出力された時間波形を光検出器で検出し、一定間隔  $\theta$  で区切った値を仮想ノード状態とする。予め求めておいた重みを用いて仮想ノード出力の線形和を計算し、これを最終的な出力とする。

従来法では戻り光の遅延時間  $\tau$  内の出力を仮想ノードとして用いる方法が主であったが、光集積回路では遅延時間が非常に短い点が問題となる ( $\tau = 254$  ps)。そこで本研究では、複数の遅延時間分の出力波形を仮想ノードとして使用することで ( $5\tau \approx 1.24$  ns)、十分な仮想ノード数を確保した。さらに、本研究では仮想ノード間隔を  $\theta =$

0.01 ns と短い時間に設定することで、124 個の仮想ノード数を得た。

**実験結果:** 本研究では時系列予測タスクと非線形チャンネル等化タスクを用いて性能評価を行った。時系列予測タスクは時系列データを入力信号として、次の1点を予測するタスクであり、規格化平均二乗誤差(Normalized Mean Square Error, NMSE)の値を予測誤差として定量的に評価した。また、非線形チャンネル等化タスクは  $\pm 1$  と  $\pm 3$  の4個の数値を非線形な方程式に通し、ノイズを加えた値から元の数値を分類するタスクである。この分類の誤り率(Signal Error Rate, SER)を評価した。

光増幅器への注入電流値(戻り光強度)が 4 mA の場合の2つのタスクの結果を Fig. 2 に示す。Fig. 2(a) は時系列予測タスクの結果であり、Fig. 2(b) は非線形チャンネル等化タスクの結果である。両方とも黒の波形が理想の出力であり、赤がリザーバコンピューティングによる出力である。また青は誤差を表しており、理想の出力との誤差が少ないほど高い性能であることを示す。時系列予測では NMSE = 0.092 を達成し、非線形チャンネル等化タスクでは SER = 0.026 を達成した。

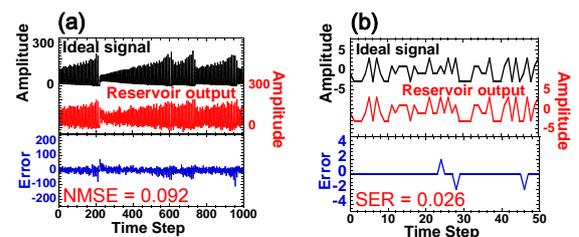


Fig. 2 Result of reservoir computing. (a) Time series prediction task. (b) Channel equalization task.

**まとめ:** 本研究では、戻り光を有する半導体レーザを1つの基板上に集積化した光集積回路を用いて、リザーバコンピューティングを実験的に達成した。複数の遅延時間分の出力波形を仮想ノードとして用いることで、仮想ノード数を大きく設定した。その結果、高い予測性能と分類性能を有するリザーバコンピューティングを実現した。

#### 参考文献

- [1] H. Jaeger, et al., Science, **304**, 5667 (2004).
- [2] D. Brunner, et al., Nat. Commun. **4**, 1364 (2013).
- [3] R. Nguimdo, et al., IEEE Trans. Neural Networks and Learning Systems, **26**, 12 (2015).
- [4] K. Vandoorne, et al., Nat. Commun., **5**, 3541 (2014).