

遅延フィードバックを有する半導体レーザを用いた
光ディープリザーバコンピューティングの構成方法の比較

Architectures of photonic deep reservoir computing using a semiconductor laser

with optical feedback and injection

埼玉大[○]長谷川 寛, 菅野 円隆, 内田 淳史

Saitama Univ.[○]H. Hasegawa, K. Kanno, and A. Uchida

E-mails: h.hasegawa.126@ms.saitama-u.ac.jp, auchida@mail.saitama-u.ac.jp

はじめに: 近年ニューラルネットワーク(NN)を用いた情報処理の進展が著しい。NNの一つとして、自己フィードバックループを有するリカレントニューラルネットワーク(RNN)が挙げられる。このRNNは、過去の入力情報を持つために記憶能力を有している点が大きな特徴である。

RNNを用いた情報処理技法として、リザーバコンピューティングが提案されている[1]。この手法の利点は、出力の重みのみ学習するため、学習が容易となることである[1]。このネットワーク部分に対して、遅延フィードバックを有する非線形システムに置き換えた単体素子でのリザーバコンピューティングが提案されている[2]。また半導体レーザはリザーバに求められる再現性(コンシステンシー)と高次元性を満たしている[3]。そこでリザーバコンピューティングの実装手法の一つとして、時間遅延した戻り光を有する半導体レーザを用いる手法が提案されている[4]。

またリザーバの性能を向上させる方法として、複数のリザーバを並列化する手法や[5]、多層化を行う手法が提案されている[6]。しかしながら、半導体レーザを用いたリザーバコンピューティングにおける多層化の影響や構成方法による性能への影響は未報告である。

そこで本研究では、戻り光を有する半導体レーザを用いた光注入型リザーバコンピューティングの多層化と並列化を数値計算で行うことを目的とする。特に、異なるタスクに対してリザーバの構成方法による性能の違いを調査する。

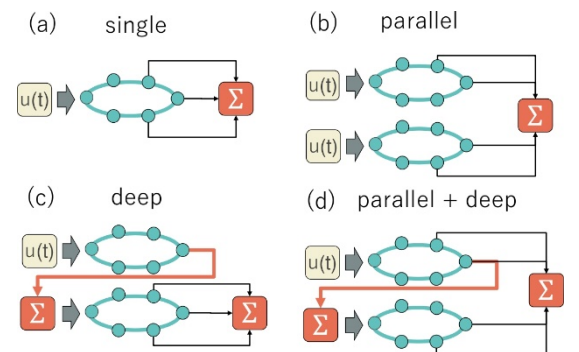


Fig. 1 Architectures of reservoir computing.

方法: 本研究では戻り光を有する半導体レーザを各リザーバとして用いる[4,5]。リザーバの構成方法を Fig. 1 に示す。Fig. 1(a) は単体のリザーバである。Fig. 1(b)は並列化されたリザーバを示している。各リザーバへの入力と同じであり、出力では重み付き線形和として全てのリザーバのノードを用いている。Fig. 1(c)は多層化されたディープリザーバコンピューティングであり(スタッキング型)、1 つ目のリザーバの出力を次のリザーバの入力に用いる手法である。出力は最後の層

のリザーバのノードのみを用いて算出する。Fig. 1(d)は、本研究で新たに提案する並列 + ディープリザーバの構成方法である。入力については Fig. 1(c)のディープリザーバと同様に、一層目ではタスクの入力データを入力し、二層目では前層の出力を入力として用いる。一方で出力については Fig. 1(b)の並列リザーバと同様に、全てのリザーバのノードを用いて算出する。本研究では、カオス時系列予測、非線形チャネル等化、記憶容量の3つのタスクで評価を行い、各構成方法について調査を行った。

結果: 各構成方法に対して3つのタスクを用いた性能評価の結果を Table 1 に示す。比較にはノード数を 800 個に統一して行った。カオス時系列予測タスクと記憶容量タスクでは、ディープリザーバの性能が高く、一方で非線形チャネル等化タスクでは並列リザーバの性能が高いことが分かった (Table 1 の赤字)。これよりディープリザーバは記憶容量を必要とするタスクが得意であることが確認できる。一方で非線形性を必要とするタスクでは並列リザーバが適していることが分かった。さらに本研究にて提案した並列 + ディープリザーバの構成方法では、3つの全てのタスクに対して高い性能を示している。この結果から、提案した構成方法では、並列リザーバとディープリザーバの長所を合わせ持っていることが分かった。

Table 1 Comparison of architectures of reservoir computing using Santa Fe time series prediction task, channel equalization task, and memory capacity task.

architecture	Santa Fe	channel equalization	Memory capacity
single	0.025	0.026	6.76
parallel	0.022	0.020	7.65
deep	0.018	0.071	8.44
parallel + deep	0.016	0.019	8.71

まとめ: 本研究では、戻り光を有する半導体レーザを用いたリザーバコンピューティングの並列化と多層化(ディープ)を数値計算で実装した。並列リザーバは非線形チャネル等化タスクで高い性能を示し、一方でディープリザーバでは時系列予測タスクと記憶容量タスクに対して高い性能を示した。さらに並列リザーバとディープリザーバを組み合わせた構成方法を提案し、本手法では3つのタスク全てにおいて高い性能を示した。

参考文献

[1] H. Jaeger, et al., Science, **304**, 78 (2004).

[2] L. Appeltant, et al., Nat. Commun., **2**, 468 (2011).

[3] A. Uchida, et al., Phys. Rev. Lett., **93**, 244102 (2004).

[4] J. Nakayama, et al., Opt. Express, **24**, 8679 (2016).

[5] C. Sugano, et al., IEEE J. Sel. Top. Quantum Electron., **26**, 1500409 (2020).

[6] M. Freiburger, et. al, IEEE J. Sel. Top. Quantum Electron., **26**, 7700611 (2020).