

# 電気光遅延リザーバコンピューティングにおける 遅延ループ数による記憶容量と非線形性のトレードオフ Memory-nonlinearity trade-off on the number of delayed feedback loops in delay-based optoelectronic reservoir computing

埼玉大 ○齊藤 健斗, 菅野 円隆, 内田 淳史

Saitama Univ ○Kento Saito, Kazutaka Kanno, Atsushi Uchida

E-mails: k.saito.395@ms.saitama-u.ac.jp, auchida@mail.saitama-u.ac.jp

**はじめに:** 近年, リザーバコンピューティングと呼ばれる機械学習の手法が盛んに研究されている[1,2]. これはネットワーク内部の重みを固定し, 出力部のみを最適化して学習を簡素化する手法である. 本手法の物理的な実装方法の一つとして電気光遅延システムを用いた手法[3] (以下, 電気光リザーバと呼ぶ) が提案されている. 電気光遅延システムは主に非線形変換の役割を担う光強度変調器と, 時間遅延フィードバックのための光ファイバから構成される.

リザーバコンピューティングによる情報処理を行うには, リザーバが非線形性および記憶能力を有する必要がある[4]. しかし物理実装の場合, 非線形性は構成要素が持つ特性により決定されるため, 非線形性の直接的な調整は困難である. これに対し, 時間遅延システムのフィードバックの強さや遅延時間は比較的自由に変化できる. これらを介してリザーバの非線形性や記憶能力を変化できれば, 情報処理タスクごとに適したリザーバ構築が容易になると期待される. 特に遅延時間は多くの研究において, 入力の前処理に用いられるマスク信号の周期と同程度の長さで設定されることが多かった. マスク周期よりも遅延時間を短い値に設定してループが繰り返される場合に, 非線形性や記憶能力がどのように変化するかは詳しく調査されていない.

そこで本研究では, 電気光リザーバの遅延時間を複数回ループする長さで設定した場合の, ループ回数に対する非線形性および記憶容量の依存性を数値計算により調査する事を目指す.

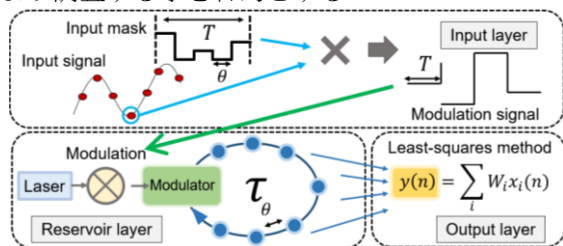


Fig. 1 Schematic diagram of electro-optic delay-based reservoir computing.  $T$  is the mask length.  $\theta$  is the node interval.  $\tau$  is the delay time in the reservoir.

**方法:** 電気光リザーバは Fig. 1 のように 3 層で構成される[3]. 入力層では入力信号とマスク信号とから変調信号を作成し, リザーバ層へ入力する. リザーバ層では電気光遅延システムから得られる応答を時間分割して仮想ノードを定義する. 出力層では, 各ノードの重み付き線形和をリザーバの計算結果として出力する. 重みは最小二乗法による学習で決定する.

従来手法ではマスク周期  $T$  と遅延時間  $\tau$  を一致させていたが, 本研究では遅延時間  $\tau$  をマスク周期  $T$  よりも短く設定し, マスク周期の間に複数回フィードバックループを行う. ループ回数は光強度変調器による非線形変換の回数と等価であり, ループ回数の増加により非線形性の向上が期待できる. このとき, 電気光遅延システムからはループ回数の異なるノードが得られ, 特定のループ回数を持つノードのみを利用して近似

を行うことでループ回数と特性の関係を調査する.

非線形性と記憶能力を定量化するために関数近似タスク[4]を用いる. 関数近似タスクはランダムな入力信号  $I(n)$  に対して  $y(n) = \sin(\nu \times I(n - \tau_D))$  で定義される関数  $y(n)$  の近似を行うタスクである. このタスクでは, 非線形係数  $\nu$  によりタスクに求められる非線形性を変化でき, 遅延ステップ数  $\tau_D$  によりタスクに求められる記憶容量を変化できる.

本研究では, リザーバの特性を調査するため以下の 2 種類のパラメータ設定値を用意する. ①非線形タスク:  $\nu = 2.0\pi$ ,  $\tau_D = 0$  (非線形性が必要) および, ②記憶タスク:  $\nu = 0.1\pi$ ,  $\tau_D = 2$  (記憶能力が必要) である. 2 つのタスクに対して関数近似を行い, 正規化平均二乗誤差 (Normalized Mean Square Error, NMSE) により近似精度を評価する (小さいほど性能が高い).

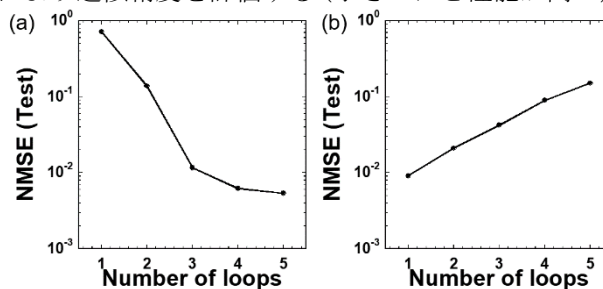


Fig. 2 NMSE as a function of the number of loops in the simple function approximation task. (a) is the nonlinear task and (b) is the memory task.

**結果:** マスク周期を  $T = 10.0 \mu s$ , 遅延時間を  $\tau = 2.0 \mu s$  に設定し, 1 つのマスク信号が入力される間に時間遅延フィードバックが 5 回行われる状況を実現した. そして, ループ回数の異なる各ノードだけを利用して近似を行った時の NMSE の変化の様子を調査した. 非線形タスクの結果を Fig. 2(a) に示す. タスクに非線形性が要求される場合, ループ回数が多いほど誤差が小さくなる. これは非線形変換の回数の増加により非線形性が向上しているためと考えられる. 次に記憶タスクの結果を Fig. 2(b) に示す. 記憶容量が求められる場合, ループ回数が少ない領域で誤差が減少しており, 非線形性と記憶容量はトレードオフの関係があると考えられる.

**まとめ:** 本研究では, 電気光遅延システムを用いたリザーバコンピューティングの非線形性と記憶容量について数値計算で調査した. 時間遅延フィードバックのループ回数が多い場合では非線形タスクの性能が良く, ループ回数が少ない場合で記憶タスクの性能が向上することが分かった.

## 参考文献

- [1] D. Brunner, et al., Nat. Commun., **4**, 1364 (2013).
- [2] G. Tanaka, et al., Neural Networks, **115**, 100 (2019).
- [3] Y. Paquot, et al., Sci. Rep., **2**, 287 (2012).
- [4] M. Inubushi and K. Yoshimura, Sci. Rep., **7** 10199 (2017).