

修士学位論文要約（令和4年3月）

光リザーバーコンピューティングに関する研究

桑原 望

指導教員：山田 博仁

Research on Optical Reservoir Computing

Nozomu KUWABARA

Supervisor: Hirohito YAMADA

With the rapid increase in the number of IoT devices, edge computing, which temporarily processes some information at the device side and sends necessary data to a central computer, is attracting attention. It is desirable for the device-side computer to be capable of processing time-series data with low power consumption and high speed. Optical reservoir computing, which is physically implemented using lightwave circuits, has been attracting attention as a computer that satisfies these requirements. In this report, we replace the lightwave circuits used in the reservoir with electronic circuits and examine whether optical reservoir computing is effective, what kind of circuit configuration is best, what are the important points in designing lightwave circuits, and other conditions that also apply to lightwave circuits.

1. はじめに

IoT デバイスの急激な増加とともにデバイス側 (エッジ) で一時的にある程度情報を処理してから中央のコンピュータへ必要なデータを送信するエッジコンピューティングが注目されている。情報処理のリアルタイム性を確保するため、デバイス側の計算機は低消費電力かつ高速に時系列データの処理が行えるものが望ましい。これを満たす計算機として光波回路を用いて物理実装した光リザーバーコンピューティングに注目が集まっている。リザーバーコンピューティングとは、Jaeger[1]によって提案された Echo State Network(ESN)と Maass[2]によって提案された Liquid State Machine(LSM)が統合された教師あり機械学習モデルである。リザーバーコンピューティングでは再帰的ニューラルネットワークの一部のノードの結合重みのみを学習する。そのため、物理実装が他の機械学習モデルと比較して容易であるという特徴を持つ。ただ、構成されたモデルのタスクに対する評価はリザーバーの性質に大きく影響を受ける。本報告では、リザーバーに用いる光波回路を同様に波の性質を持ち、特性を把握している電子回路で置き換え、光リザーバーコンピューティングは有効か、どのような回路構成が良いか、光波回路を設計する際の重要なポイントは何か等光波回路でも当てはまる条件の検討をシミュレータを用いて行った。

2. リザーバーの物理実装

リザーバーコンピューティングの物理実装に

用いられる基本的なモデルは、L. Appeltantら[3]によって提案された一つの非線形変換器Fと遅延時間 $\tau[s]$ のフィードバック遅延ループを用いた時分割多重モデルである。概要を図1に示した。

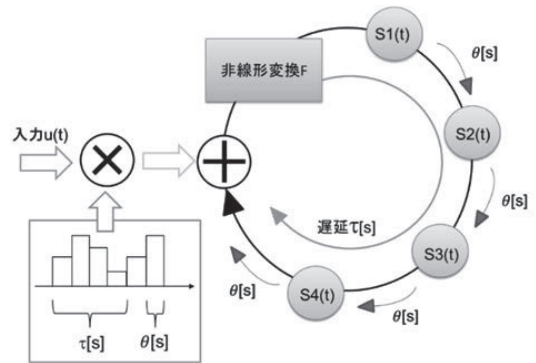


図1：時分割多重型リザーバーの概要

入力信号と周期 $\tau[s]$ で繰り返される時間長さ $\theta[s]$ 大きさ $w(n)$ のステップ信号(マスク信号とよばれる)を重畳し、入力信号としてリザーバーへ入力する。入力信号は、リザーバー中の遅延時間 $\tau[s]$ と設定されたフィードバック遅延ループへと加算入力され、リザーバー中の非線形変換器により非線形変換される。これを遅延ループ上でサンプリング周波数 $1/\theta[Hz]$ でサンプリングすることによって n 個の入力重みの異なる出力を取得できる(図1は $n=4$)。

3. 検討方法

リザーバーの評価タスクとして時間的に離れたランダムな入力データ同士の XOR 演算を行った。シミュレータにてランダムに与えた二値電圧信号を入力したリザーバーからサンプリングされた各仮想ノードごとの重みを線形回帰により学習を行い得た。これを用いてテストデータにより XOR 演算がどの程度成功するのかをビット誤り率を用いて確認した。これによりリザーバーに非線形変換機能が必用か、また信号のフィードバックはどの程度が適切か検討を行った。

4. シミュレーション結果

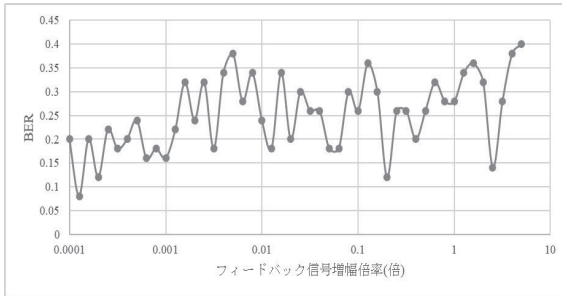


図 2: 非線形変換導入なしの場合の結果

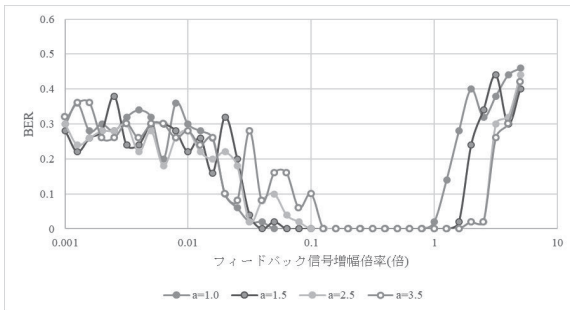


図 3: 非線形変換として半導体光増幅器を模したモデルを導入した場合の結果

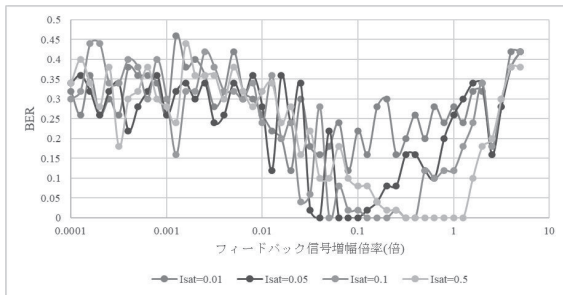


図 4: 非線形変換として過飽和と吸収体を模したモデルを導入した場合の結果

図2より目的データと入力データの中に線形では表せない非線形な関係が存在する場合、リザーバー内に入力情報を非線形変換する機能が必要だと確認した。また、図2、3、4よりリザーバー

の出力の再入力への割合であるフィードバック信号増幅倍率がタスク評価に非常に大きな影響を与えることが確認できた。フィードバック信号増幅倍率は過去の情報がどれだけリザーバーに残るかの指標であり大きいほど情報はリザーバー内に滞在し続ける。従って、一定の倍率を超えるとリザーバーに2ステップ前の情報が判別できる程度まで残るようになるためビット誤り率=0を達成したと考えられる。また、さらにフィードバック信号増幅倍率を大きくしてある一定値を超えると BER が 0 から大きく離れるのは、リザーバーが飽和し、単一の出力しか出さないためである。光波回路リザーバーでは電子回路モデルのフィードバック信号増幅倍率は光減衰器や遅延フィードバックの光減衰によるものとなる。遅延フィードバックの長さ自体はノード数に比例するので変更には注意が必要であるため。光減衰器の減衰率が大きくタスクに対する評価に影響を与えると考察した。

5. まとめ

本報告では、リザーバーコンピューティングの光波回路による物理実装を電子回路に置き換えたモデルに対して XOR タスクを行った。その結果、光リザーバーコンピューティングは良い評価を得られたことから、様々な時系列データを扱うタスクに有効であると判断した。目的データと入力データの間非線形性が存在した場合はリザーバーにも非線形性を導入しなければならないことや、タスクに対する評価に大きな影響を与えるのはリザーバー内の信号の再入力の大きさである事、タスクには適切なノード数がある事を確認、考察した。

文献

- 1) H.Jaeger, H.Haas, “Harnessing nonlinearity: Predicting chaotic systems and saving energy in wireless communication”, Science, Vol. 304, No. 5667, pp. 78-80 (2004).
- 2) Maass, Natschlagler, and Markram, “Realtime computing without stable states:A new framework for neural computation based on perturbations”, Neural Computation, Vol. 14, No. 11, pp. 2531-2560 (2002)
- 3) L. Appeltant, M.C. Soriano, G. Van der Sande, J. Danckaert, S. Massar, J. Dambre, B. Schrauwen, C.R. Mirasso & I. Fischer ” Information processing using a single dynamical node as a complex system”, Nature Communications, Vol. 2, p.468 (2011)