

非同期調整セルオートマトンを適用した リザーバーコンピューティングの学習性能の検討

Investigation of Learning Performance of
Reservoir Computing Applying Asynchronous Tuned Elementary Cellular Automata

鈴木 陸矢[†] 神野 健哉[†]

Rikuya Suzuki[†] Kenya Jin'no[†]

[†] 東京都市大学大学院総合理工学研究科

[†]Graduate School of Integrated Science and Engineering, Tokyo City University

1. はじめに

リザーバーコンピューティング(RC)[1]のリザーバー層に非同期調整セルオートマトン(AT-ECA)を導入し、カオス時系列の学習特性を検討する。AT-ECA[2]は、2 状態 3 近傍の CA であり、3 近傍 $2^3 = 8$ 種類の状態に応じて、次時点の 2 状態が決定する。この状態は 8bit の 2 進数と見做せ、 $2^8 = 256$ 種類存在する。これを更新ルールと呼ぶ[3]。

AT-ECA は各セルがランダムに更新される。状態更新時に、時間 t の状態セルのみを参照する場合を「能動ルール」、入力に印加された時間 $t + 1$ の状態も参照する場合を「受動ルール」と呼ぶ。

非同期更新順序のランダム性に起因して、長時間の情報伝達がほぼ不可能になる[2]。この問題解決のため、非同期更新に「能動ルールの調整」を行う機能を組み込む。更新順序のランダム性から、 i 番目のセルに能動ルールが適用された場合と受動ルールが適用された場合を考えた時、それぞれのルールで更新結果が異なることがある。そこで AT-ECA は受動ルールでの更新結果を優先し、能動ルールが適用された場合も結果が一致するように変更することでランダム性を排除し、決定論的動作をさせる。受動ルールはシミュレーション全体を通して同じだが、能動ルールは各セルで異なり、時間 t ごとに变化する。

2. 実験

AT-ECA をリザーバー層に用いた RC がカオス時系列の力学系を学習できるかを検証するため、次式のロジスティック写像を入力し、ロジスティック写像の力学系を捉えられるか実験を行った。

$$X_{n+1} = \alpha X_n(1 - X_n) \quad (1)$$

$\alpha = 4$, $X_0 = 0.8$ とし、 X_n を 100 倍し、整数化した 7bit の値を入力とする。図 1 のように、2 値表現に変換された入力 T を 20 のセルの中から 7 セルにランダムに与える。初期値が入力される前は、全てのセルが 0 とした。更新ルールに従い、入力によって決定したセルを $t = 4$ の間時間発展させ、 T の状態とする。次時点では入力に前時点の状態を印加する。これをリカレント結合と呼ぶ。

本稿では、セル数 L に対し M bit 入力し、それを R 個繋げたものを総セル数 N とおく。 $L = 20$, $R = 8$, $N = L \times R = 160$ のリザーバーに $M = 7$ bit の 2 値表現変換したロジスティック写像を入力する。入力が反映されるセル数は $M \times R = 56$ 個である。入力ステップ数を $T = 50$ とし、1 入力ステップにつき時間ステップ $t = 4$ の時空間パターンを生成する。

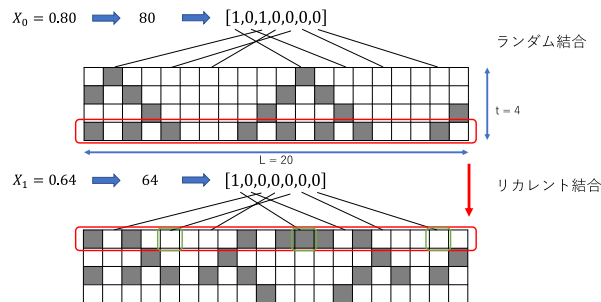


図 1. リザーバー層への入力

入力ステップ数 $T=50$ のリザーバーの発展状態を時間を 1 ずつずらして 50 パターン用意し、学習データとして、リッジ回帰で入力から出力が得られるように学習した。

次に、学習に用いていない時系列データから出力を予測し、力学系を学習しているか検証した。時系列の力学系を学習できていれば、予測データから得られる写像と元の写像が一致する。実験結果を図 2 に示す。

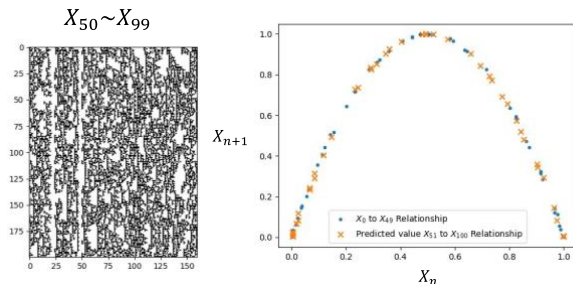


図 2. テストデータ $X_{50} \sim X_{99}$ を用いた予測値の関係性

元の力学系から得られる写像を点 (\bullet)、予測値から得られた写像を \times で表す。図 2 の結果からロジスティック写像の力学系を学習できていることが確認できる。

3. まとめ

AT-ECA をリザーバー層に用いた RC はカオス時系列の力学系を学習した。今後として、学習データのパターン数を減らして学習するか検証する。

参考文献

- [1] 田中 剛平 ”リザーバーコンピューティングの概念と最近の動向”, 電子情報通信学会誌 Vol.102, No.2, pp.109–113 2019 年 2 月。
- [2] 浦上 大輔・郡司 ペギオ 幸夫, ”セルオートマトンによる知能シミュレーション -天然知能を実装する-”, オーム社, 2021 年 11 月。
- [3] Stephen Wolfram, ”A NEW KIND OF SCIENCE”, Wolfram Media, Inc(2002)