

令和元年度 未来研究ラボシステム 研究成果報告書

研究種目：個人研究

研究期間：平成30年10月～令和元年9月

研究課題名：非線形時空間ダイナミクスを用いた機械学習：“乱流”は音声を認識するか？

ラボ長

所属：機能創成専攻・非線形力学領域

氏名：犬伏 正信

研究成果

概要：

リザーバコンピューティング（RC）は中間層に非線形力学系を用いたニューラルネットワークの学習法である。中間層の非線形力学系として様々な物理現象を用いることで、多様な情報処理が可能である。本研究では、時空間的に連続で大自由度を有する非線形力学系に着目した。そのような力学系として流体運動を用いて RC を実装し、時系列予測や状態推定、音声認識等の機械学習タスクに対する情報処理性能を調べた。その結果、中間層を学習していないにもかかわらず、流体運動を用いた RC は（LSTM 等の）他の機械学習法と同等の高い情報処理性能を持つことが明らかになった。さらに、数値シミュレーションにおける RC の学習結果を、実験に転用することを可能にする手法（RC の転移学習法）を提案した。

1. はじめに

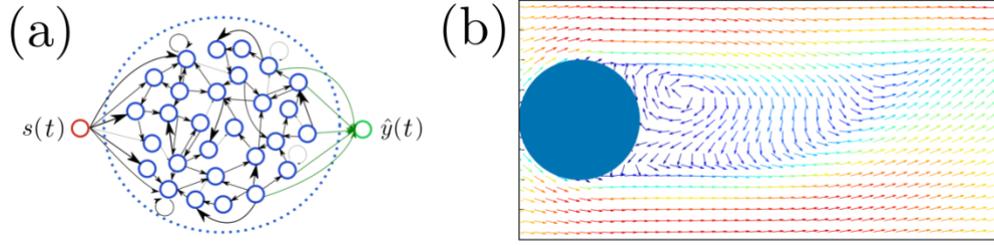
近年の人工知能・機械学習技術の発展により、音声認識等の情報処理精度は飛躍的に向上している。またハードウェアの面では、量子コンピュータに代表されるような新たな計算原理に基づく革新的な計算機の実現が求められている。

そのような社会的要請の中、リザーバコンピューティング（RC）と呼ばれる、ハードウェア実装に適した機械学習法が近年注目されている[1]。RC はリカレントニューラルネットワーク（RNN）の学習法として提案された[2]。RC の特徴は中間層としてランダムなネットワークを採用し、そのネットワーク内の結合重みは学習しない点にある。学習を出力層の重みに制限することで、低い計算コストで安定した学習が可能である。そのような制限にもかかわらず、RC は高い情報処理性能を持つことが示されている[3]。

RC の中間層の主な機能は入力信号の短期記憶と高次元空間への非線形変換である[4, 5]。この2つの機能は必ずしもランダムネットワークの構造を必要とせず、一般の高次元の非線形力学系で実現可能である。言い換えれば、RC の枠組みでは多くの非線形な物理系を『計算資源』として用いることが可能である。実際、光学系、量子系、スピン波、ソフトマテリアルと様々な物理現象を用いた多様なハードウェア実装が活発に研究されている[6]。

RC の研究のブレイクスルーの1つは、時間遅延ダイナミクスを上手く活用した実装法が提案されたことによる。この実装法は現在では最もよく研究されている一方で、高速性や情報処理性能

1 共通入力同期と呼ばれる同期現象が必要であるが、多くの力学系で適切に入力を与えることでこの同期現象は実現される。この現象は力学系の Lyapunov 指数によって特徴付けられる（より詳細な議論は[4,5]を参照）。



	(a) Conventional method	(b) Spatiotemporal method
‘Computational resource’	$r_i(t)$ ($i = 1, \dots, N$)	$\zeta(x, y, t)$ (vorticity)
Dynamics of reservoir computer	$\frac{d}{dt}r_i(t) = F_i(r(t), s(t))$	$\partial_t \zeta(x, y, t) = \mathcal{F}(\zeta(x, y, t), s(t))$
Readout from computer	$\hat{y}(t) = \sum_{i=1}^N w_i r_i(t)$	$\hat{y}(t) = \int_{\Omega} w(x, y) \zeta(x, y, t) d\Omega$

$N (< \infty)$: the number of neurons, $s(t)$: input signal, w : readout vector/function.

Fig. 1 (a) ランダムネットワークを用いた RC, (b) 提案法の概念図.

に限界があることが予想される. 本研究課題では, 従来法の延長にない新しい実装法として連続時空間ダイナミクスを用いた RC の実装法を研究する. 特に, 連続時空間ダイナミクスの代表例として, 本研究では流体運動に着目する. 外力 (入力信号) によって駆動される流体運動の巨大自由度を活用して情報処理を行うことは可能か調べる. また, 物理的性質と情報処理性能の関係を明らかにし, 一般の連続時空間ダイナミクスの RC 実装する上での共通の課題を述べる. さらに, 数値シミュレーションで学習した RC を実験に応用する際に有効な転移学習法を提案した.

2. 実装法

2.1 一般の RC

RC は入力層, 中間層, 出力層から構成される. Fig. 1(a)にはランダムネットワークを用いた RC の概念図を示す. 時刻 t における入力を $s(t)$, 中間層の状態を $r_i(t)$ ($i = 1, \dots, N$) とかく. RC の時間発展は, 入力に駆動される力学系として $dr_i/dt = F_i(r(t), s(t))$ と書かれる. この状態の線形重みによる出力 $\hat{y}(t) = \sum_i w_i r_i(t)$ が, 所望の入出力関係 $\{s(t), y(t)\}_t$ を近似するように, すなわち $y(t) \cong \hat{y}(t)$ となるように重みを最小二乗法で決定する [5, 6].

2.2 流体運動を用いた RC

本研究では流体運動として 2 次元円柱後流を扱う. Fig. 1(b)に概念図を示す. ここでは中間層の状態として渦度場 $\zeta(x, y, t)$ (または速度場) を考える. 入力 $s(t)$ は円柱の回転によって与える. すなわち円柱上の境界条件として $u|_{\text{cylinder}}(t) = Ms(t)\mathbf{e}_{\theta}$ を課す. ここで \mathbf{e}_{θ} は円柱の中心を原点にとる極座標における回転方向の単位ベクトル, M は入力に関するコントロールパラメタ (定数) である. 円柱回転によって周囲の粘性流体の運動が駆動され, 中間層 (流体運動) に信号が入力される. 出力は $\hat{y}(t) = \int_{\Omega} w(x, y) \zeta(x, y, t) dx dy$ と重み関数 $w(x, y)$ によって決定される. 学習方法は 2.1 で述べた一般の RC と同様である [7, 8].

3. 結果

3.1 Lorenz 方程式の状態推定: RC の機械学習タスクとして標準的な Lorenz 方程式の状態推定タスクを考える. このタスクは Lorenz 方程式のカオス解のデータ $\{x_L(t), y_L(t), z_L(t)\}$ を教師データ

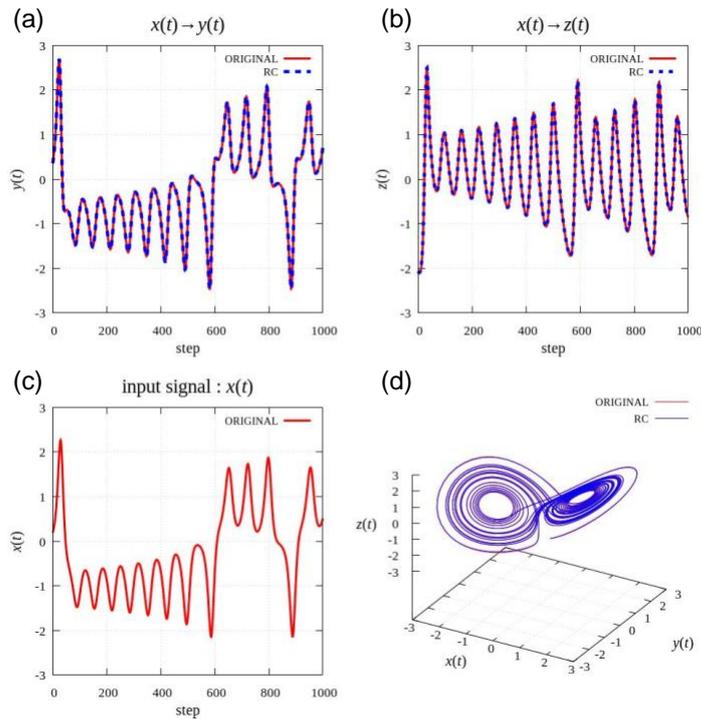


Fig. 2 (a) y_L の推定結果. (b) z_L の推定結果. (a), (b)ともに実線 (赤) は正解データ, 破線 (青) は推定結果である. (c) 入力信号 x_L , (d) 入力信号 x_L と推定結果 y_L, z_L の3次元プロット.

としてRCを学習し, テストでは $x_L(t)$ の時系列のみから他の変数 $y_L(t)$ および $z_L(t)$ を推定するタスクである. Fig. 2 (a), (b)にそれぞれ y_L と z_L の推定結果を示す. 正解データと推定結果はほぼ完全に一致している. 参考までに(c)には入力信号 $x_L(t)$, (d)には入力信号 x_L と推定結果 y_L, z_L の3次元プロットを示す. この他のタスクとして, Lorenz 方程式のカオス時系列の予測や他のカオス力学系 (Rössler 方程式) の時系列予測・状態推定も可能であることが明らかになった[7, 8].

3.2 音声認識(spoken digit recognition): 音声認識の基礎的なタスクとして spoken digit recognitionがある. これは英語で発音された10種類の音声信号{zero, one, two, ..., nine}を入力とする多クラス分類問題である. ラベル付けされた spoken digit recognitionの標準的な教師データを用いて学習を行い, 流体運動を用いたRCで分類を行った結果, 正答率は0.77であった. 現在最もよく使用されているRNNの1つであるLSTM(Long Short-Term Memory)を用いて分類を行った結果, 正答率は0.85であった. 流体運動を用いたRCはLSTMに精度の点で劣るものの, 中間層を全く学習していないにもかかわらず, 正答率は1割程度しか変わらない[7, 8].

4. 派生的成果: RCの転移学習

RCには十分な量の教師データが必要であり, 実験でデータを大量に取得することが容易でない場合は使用できない. 本研究で行ったような数値シミュレーションを用いた学習を計算機上で行い, その学習結果を実験に転用することが出来ればRCの適用範囲は大きく広がる. この転用を可能にするRCの転移学習法を提案・実装した. 提案法は学習に必要なデータ量を大幅に削減し, 本研究を含むRCの物理実装に有用な手法であることが示された[9, 10].

5. まとめ

時空間的に連続で大自由度を有する非線形力学系として、流体運動に着目し RC を実装した。カオス時系列の予測や状態推定、音声認識のタスクに対し、流体運動を用いた RC は効果的であることが明らかになった[7, 8]。さらに数値シミュレーションで得られた学習結果を実験に転用する方法である RC の転移学習法を提案した[9, 10]。これらの結果は、時空間ダイナミクスを用いた RC の物理実装の基礎になると考える。

参考文献

- [1] K. Nakajima and I. Fischer, eds., Reservoir computing: Theory, physical implementations, and applications (Springer, 2020).
- [2] H. Jaeger, The “echo state” approach to analysing and training recurrent neural networks with an erratum note, *Bonn, Germany: German National Research Center for Information Technology GMD Technical Report 148*, 13 (2001).
- [3] H. Jaeger and H. Haas, Harnessing Nonlinearity: Predicting Chaotic Systems and Saving Energy in Wireless Communication, *Science* 304, 78 (2004).
- [4] M. Inubushi and K. Yoshimura, Reservoir Computing Beyond Memory-Nonlinearity Trade-off, *Scientific Reports* 7, 10199 (2017).
- [5] 犬伏正信, 吉村和之, リザーバコンピューティングに適した力学系の特性と構造, 電子情報通信学会誌, vol.102, No.2, pp.114-120 (2019).
- [6] 田中剛平, リザーバ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.108-113, 2019.
- [7] M. Inubushi, K. Kohashi, and S. Goto, Reservoir Computing Harnessing Spatiotemporal dynamics (in preparation).
- [8] 小橋敬太, 犬伏正信, 後藤晋, 流体運動を用いたリザーバコンピューティング, 信学技報, vol.119, no. 485, CCS2019-40 (2020).
- [9] M. Inubushi and S. Goto, Transfer learning for nonlinear dynamics and its application to fluid turbulence (submitted).
- [10] M. Inubushi and S. Goto, Transferring Reservoir Computing: Formulation and Application to Fluid Physics, *Lecture Notes in Computer Science* 11731, 193, Springer (2019).

キーワード：流体運動, リザーバコンピューティング, 転移学習.

研究経費 (R1 年度) の内訳

備品費	消耗品費	旅費	謝金	その他	合計
0 円	7,201 円	202,799 円	0 円	0 円	210,000 円

共同研究者等

- (1) 共同研究者 (氏名・所属) : 後藤晋 (機能創成専攻・非線形力学領域・教授)
- (2) 研究協力者 (氏名・所属・学年) : 小橋敬太 (機能創成専攻・非線形力学領域・修士2年)

発表論文等 (令和2年3月31日現在)

研究代表者および主な共同研究者の研究業績のうち、本研究課題に関連するもののみを、現在から順に発表年次を過去に遡って記入してください。

[査読付き会議録]

- 1 Masanobu Inubushi and Susumu Goto, Transferring Reservoir Computing: Formulation and Application to Fluid Physics, *Lecture Notes in Computer Science* 11731, 193, Springer (2019).

[査読なし会議録]

1. 小橋敬太, 犬伏正信, 後藤晋, 流体運動を用いたリザーバコンピューティング, 信学技報, vol. 119, no. 485, CCS2019-40 (2020).

[学会発表]

- 1 小橋敬太, 犬伏正信, 後藤晋, 流体運動を用いたリザーバコンピューティング, 複雑コミュニケーションサイエンス研究会, 2020-3-26.
- 2 犬伏正信, 小橋敬太, 後藤晋, 流体運動の時空間ダイナミクスを用いたリザーバコンピューティング, 日本物理学会 第75回年次大会 (2020年), 名古屋大学 東山キャンパス, 2020-3-19.
- 3 犬伏正信, 小橋敬太, 後藤晋, "ながれ"を使った新しい人工知能 カオス状態推定・音声認識・しくみの理解に向けて, 第4回大阪大学豊中地区研究交流会, 大阪大学 豊中キャンパス, 2019-12-17.
- 4 犬伏正信, リザーバコンピューティング -力学系を用いた機械学習の数理と応用-, シンポジウム「数理科学におけるデータサイエンスの展望」, 奈良女子大学, 2019-12-14 【招待講演】.
- 5 Keita Kohashi, Masanobu Inubushi, and Susumu Goto, Reservoir computing harnessing spatiotemporal nonlinear dynamics, *Nonlinear Theory and Its Applications (NOLTA2020)*, Kuala Lumpur, Malaysia, 2019-12-3 【招待講演】.
- 6 犬伏正信, Reservoir Computing - theory, applications, and physical implementations -, 大阪大学 MMDS ワークショップ『工学と数学の接点を求めて』, 大阪大学 豊中キャンパス, 2019-11-15 【招待講演】.
- 7 Masanobu Inubushi and Susumu Goto, Transferring reservoir computing: formulation and application to fluid physics, *Deep Learning and Physics 2019*, Kyoto university, 2019-11-1.
- 8 Masanobu Inubushi and Susumu Goto, Transferring Reservoir Computing: Formulation and Application to Fluid Physics, *The 28th International Conference on Artificial*

Neural Networks, Technical University of Munich, 2019-9-19.

- 9 犬伏正信, 後藤晋, 乱流の普遍性に基づく転移学習: 乱流モデリングのためのエネルギー散逸率推定, 日本機械学会 2019 年度年次大会, 秋田大学 手形キャンパス, 2019-9-11.
- 10 犬伏正信, 後藤晋, 乱流の普遍性に基づく転移学習, 第 2 回先進的ながれ研究会, 京都大学 吉田キャンパス, 2019-8-24 【招待講演】.

外部資金獲得状況・申請状況 (本研究課題に関連して、科研費、JST 等の競争的資金、受託研究、奨学寄付金を受給された場合、また、申請された場合はその状況を記入ください)

- ・ 中島記念国際交流財団 研究助成

参考となるHP等

特になし.