リザーバーコンピューティングの数理的側面とカオス力学系の時系列予測

Predicting Chaotic Dynamics via Reservoir Computing

東京理科大学 理学部第一部 応用数学科, 犬伏正信

Tokyo Univ. of Sci., Masanobu Inubushi

E-mail: inubushi@rs.tus.ac.jp

リザーバーコンピューティング (RC) は線形の学習によって, 入出力時系列間の非線形関係を近似する機械学習手法である [1]. RC は物理実装に適しており [2], 多様な物理現象の特性を活かした実装研究が盛んであるが¹, それぞれの物理系に共通する普遍的な設計指針が確立されているとはいえない. 一方で, 力学系理論の様々な数学的概念 [3] を応用することで, RC に関して見通しの良い結果が報告されている. これらの数理的研究を発展・体系化し, RC の普遍的な設計指針を確立することが応用数学分野に期待されている.

本講演ではまず力学系理論 [3] の基本的な概念, 特にカオス力学系における初期値鋭敏性と Lyapunov 指数, Takens の埋め込み定理, 一般化同期現象 [4] について述べる. これらを基に, RC の基本的性質である短期記憶と非線形変換のトレードオフ関係 [5] や共通入力同期現象 (Echo State Property, Consistency) を紹介する. 特に, その特徴付けとして (条件付き) Lyapunov 指数が有用であることを述べ, RC とその同期現象に関する数学的な結果についても紹介する [6].

RC を用いてカオス力学系の予測を行う場合, 対象とする力学系から得られる観測値系列のわずかな違いを予測に役立てることが重要である (初期値鋭敏性). RC の重要な性質の一つである分離可能性 (separability) によってこの違いを識別することが期待されるが, カオス力学系の予測に適した観測時系列の入力方法を検討することも重要である. Takens の埋め込み定理を基に遅延座標入力を用いられているが, 本講演ではさらに明示的に軌道を分離する入力手法を提案し, その効果を遅延座標との比較を通して議論する. また, 対象とする力学系が (構造) 安定な場合には RC の転移学習 [7] を用いることができる. 講演ではそのアルゴリズムや最近の展開についても紹介する.

参考文献

- [1] K. Nakajima and I. Fischer (Eds.), Reservoir Computing –Theory, Physical Implementations, and Applications–, Springer (2021).
- [2] G. Tanaka *et al.*, Neural Netw. 115, 100-123 (2019).
- [3] P. Collet and J-P Eckmann, Concepts and Results in Chaotic Dynamics, Springer (2007).
- [4] N. F. Rulkov, *et al.*, Phys. Rev. E 51, 980 (1995).
- [5] M. Inubushi and K. Yoshimura, Sci. Rep. 7, 10199 (2017).
- [6] L. Grigoryeva *et al.*, Phys. Rev. E 103, 062204 (2021), A. G. Hart, arXiv preprint: 2211.09515
- [7] M. Inubushi and S. Goto, Phys. Rev. E 102, 4, 043301 (2020).

¹参考情報: RC の物理実装研究を含む学術変革領域研究 (A) 「光の極限性能を用いたフォトニックコンピューティングの創成」が発足. 参考 URL: <https://www.photoniccomputing.jp/>