

アトラクタ再構成のためのリザーバーコンピューティングの hyperparameter tuning

非線形数理講座 大石 悟

1 はじめに

力学系におけるカオスとは、決定論的な法則に従うにもかかわらず、不規則的で複雑な様相のことである。決定論的な法則が未知である場合に、カオス力学系が生成する有限の時系列データからその挙動を予測することは工学において重要な問題である。しかし、カオス力学系では、初期条件のわずかな違いによって、時間の経過とともに結果が劇的に変化することがあるため、時系列予測は困難であり、長期的な予測は原理的に不可能である。

カオス力学系の時系列予測のモデルフリーなアプローチとして、近年、リザーバーコンピューティング（以下、RC）[1] と呼ばれる機械学習の手法が応用されている。RCは短期予測および統計的性質の再現（アトラクタ再構成）が可能であることが示されており[2]、短期予測精度をMSEなどで評価するhyperparameterのtuningは試みられている。しかし、アトラクタ再構成の達成は短期予測よりも困難であるため、アトラクタ再構成を目的としたhyperparameter tuningは行われていない。

本研究の目的は、RCによるカオス力学系の時系列予測において、アトラクタ再構成が成功されるようにhyperparameter tuningをすることである。本研究で提案する手法で数値実験を行った結果、アトラクタ再構成に成功し、予測期間や精度が向上することが確認された。

2 RCとアトラクタ再構成

アトラクタとは十分な時間が経過したときに相空間上の軌道が引き付けられる集合であり、学習済みのRCに系のアトラクタが再構成されている場合、統計的性質の再現に成功する。アトラクタの性質は、Lyapunov指数と呼ばれる定量的な値で決定されるため、Lyapunov指数を用いてアトラクタ再構成の程度を評価する損失関数を導入できる。RCのLyapunov指数はhyperparameterに連続的に依存する事が観察されるため、ベイズ最適化を応用したhyperparameter tuningが可能である。

3 数値実験

ローレンツ方程式の時系列予測を提案手法で行った結果を示す。hyperparameter tuningの様子は、図1に示す通りであり、損失関数に対してtuningを行っている

ことが分かる。試行回数 (trial) = 0, 4, 189 (最適値) の時の予測結果を図2に示す。本手法によって、RCのアトラクタ再構成に成功し、予測期間、精度が向上することが確認された。

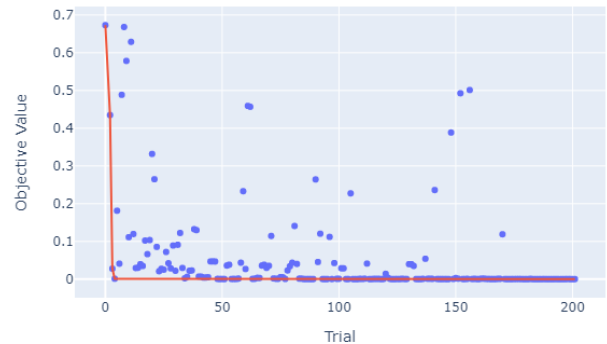


図 1: tuning 過程における損失関数のプロット

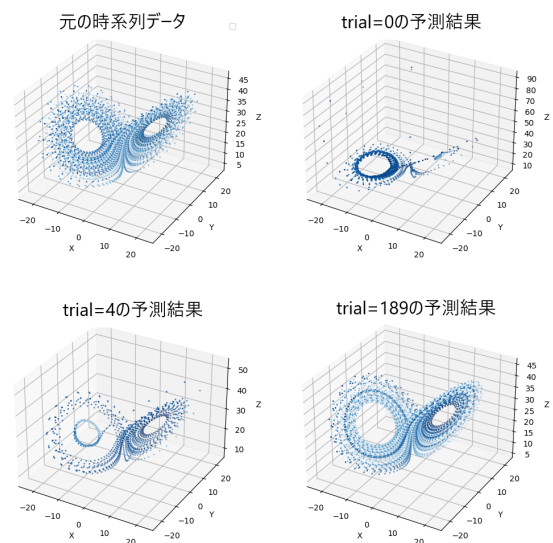


図 2: RC による 5000step の予測結果

参考文献

- [1] H. Jaeger. Echo state network. *Scholarpedia*, Vol. 2, No. 9, p. 2330, 2007.
- [2] J.Pathak et al. *Chaos*, Vol. 27, p. 121102, 2017.