

同期学習を用いた時系列解析 による予測モデリング

大阪大学 基礎工学研究科
助教 清水 雅樹

2024年1月30日

従来技術とその問題点

- 時系列過程の予測手法の1つとして、再帰型ニューラルネットワーク(RNN)がある。
- 予測モデルには必ず誤差が含まれるので、長時間の時系列過程の学習では状態変数の制御が必要である。
- RNNでは実測値の入力による状態変数の制御を行うことが多い。このため、実測値の欠損に弱く、実システムとRNNの同期にパラメータを多く費やす。また、近年の深層化技術で複雑なモデリングが可能であるが、パラメータ調整の困難化やブラックボックス化の問題点がある。

新技術の概要

本技術（同期学習RNN）に、あるシステムから部分的に観測される時系列データを入力



学習により、システムと同期学習RNNの同調の仕方を最適に学習（同期学習）

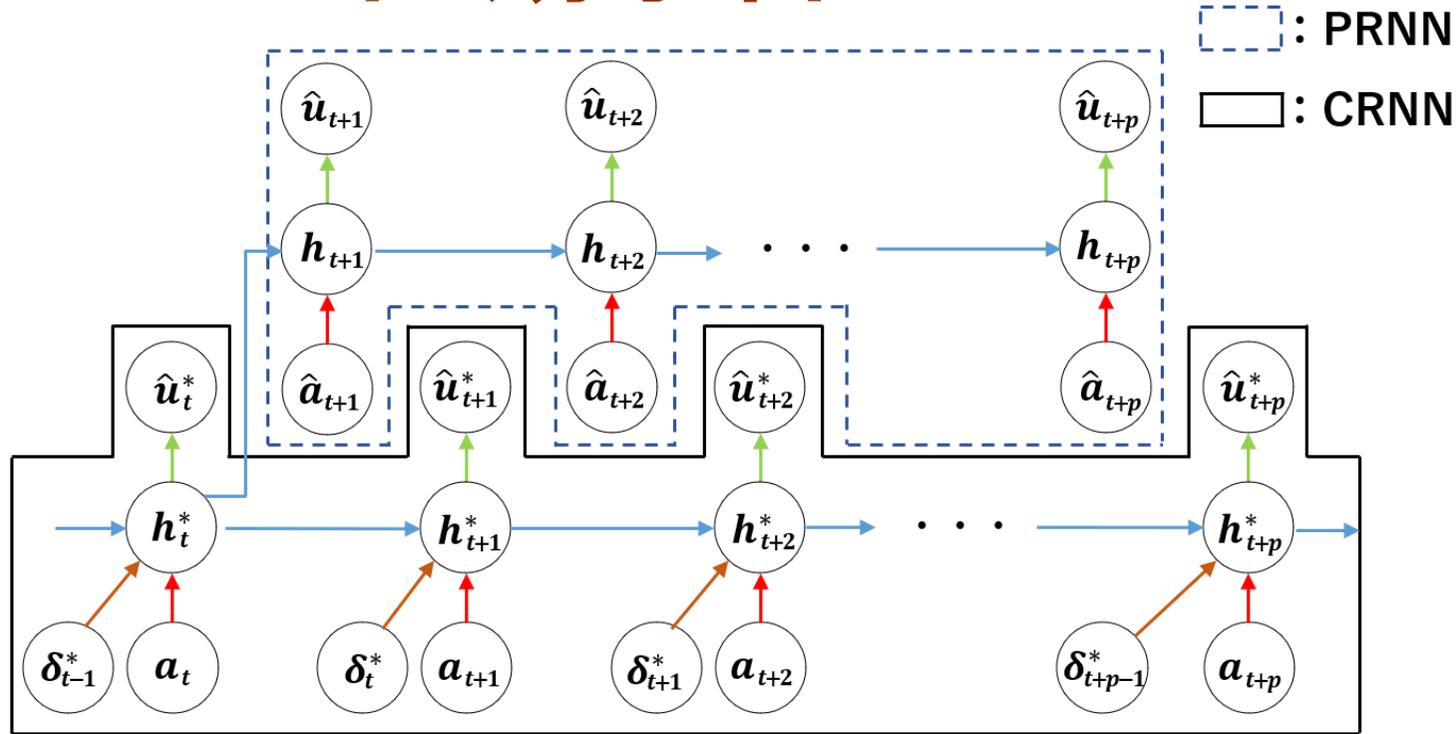


予測が高精度で欠損値等に頑健なモデルを構築



将来予測や現象解明に用いる

同期学習RNN



- システムの部分的な観測値 u の下で、その予測値 \hat{u} を求める
- $h_{t+1}^* = F(h_t^*, a_{t+1}, \delta_t^*)$ で状態変数 h^* は時間発展($\delta_t^* = \hat{u} - u$)
- 誤差 δ_t^* による制御で**実現象と同期を最適化**(予測誤差の最小化)
- 観測値の**欠損にも対応**できる(通常のRNNは欠損値に弱い)
- ネットワークが単純で、**背景の物理過程の解釈**が容易になる
- 学習のCPU時間・メモリのコストが小さい

新技術の特徴・従来技術との比較

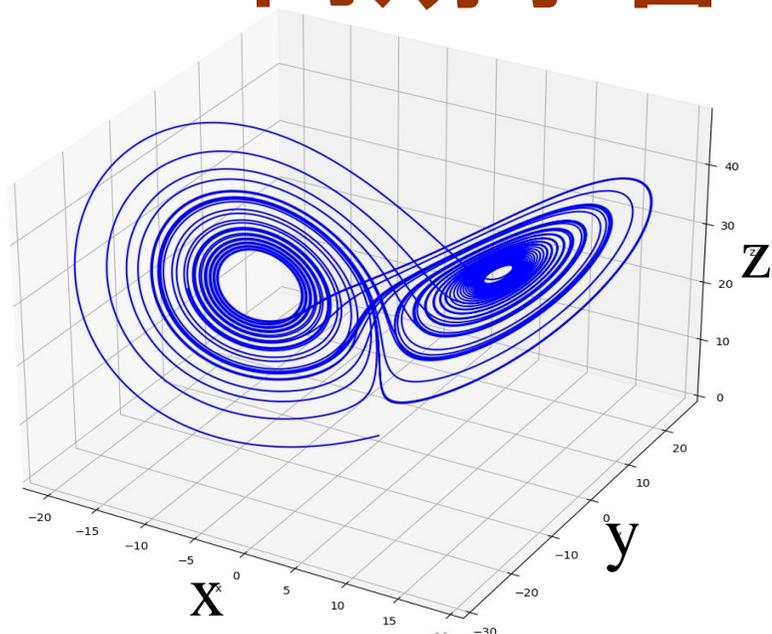
- 予測性能の向上

- 同期学習を取り入れることで、従来のRNNに比較して学習過程が容易になる
- 予測性能や頑健性の面で優れたモデリングが可能
- 本RNNは任意の非線形システムに対応する
 - ⇔従来RNNは限定的な非線形性

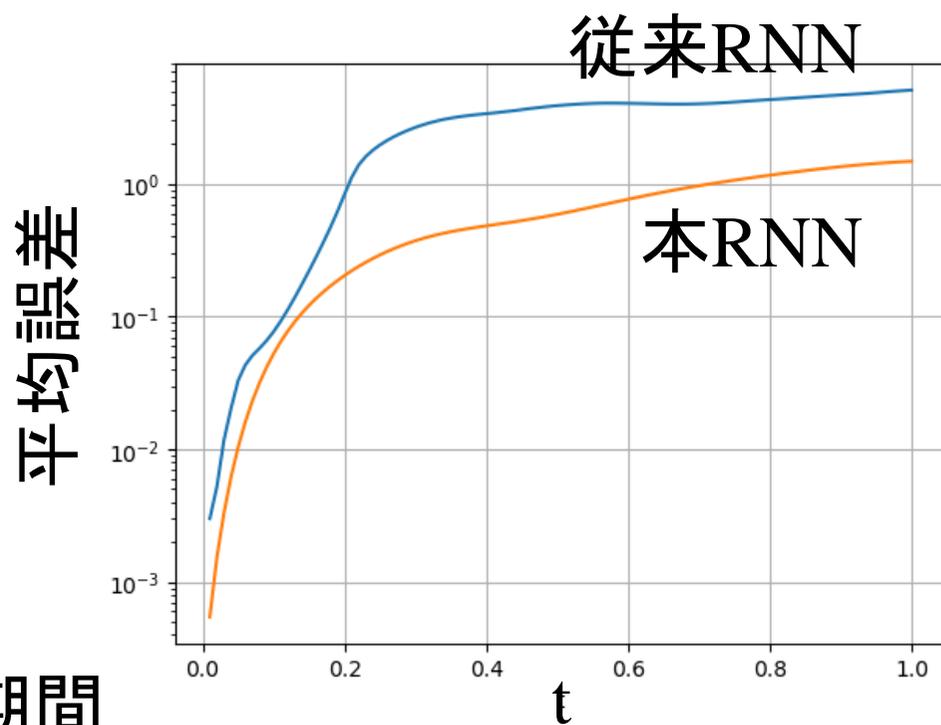
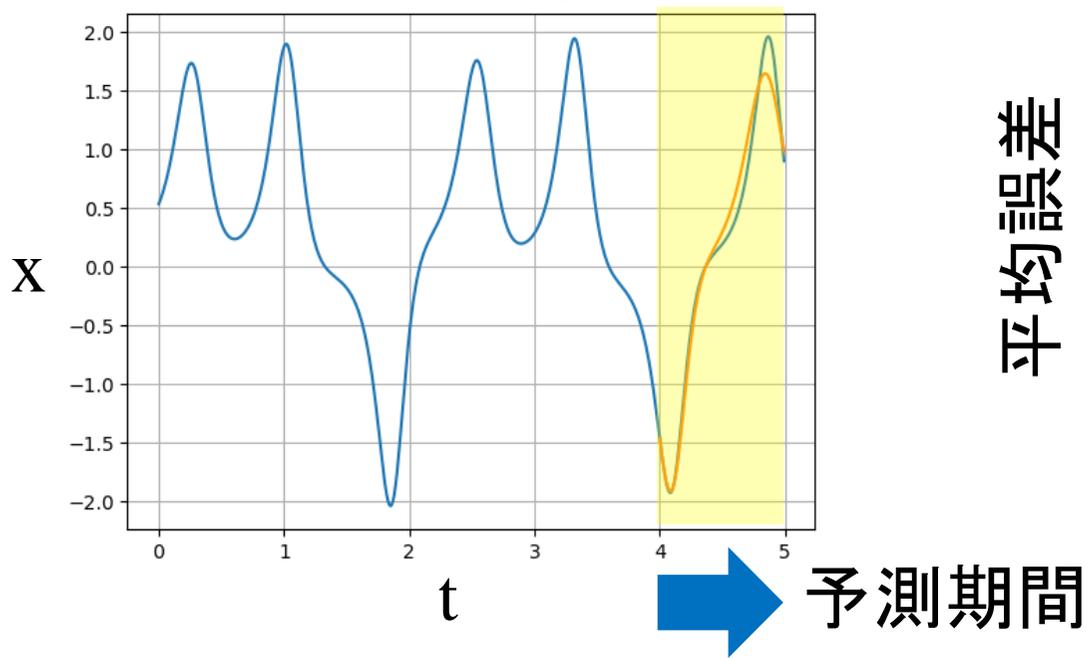
- 現象解明の容易化

- 本RNNの構造が単純で観測対象のシステムで起こる物理が理解しやすい⇔深層学習ではブラックボックス
- システムの解明・改良に役立つ

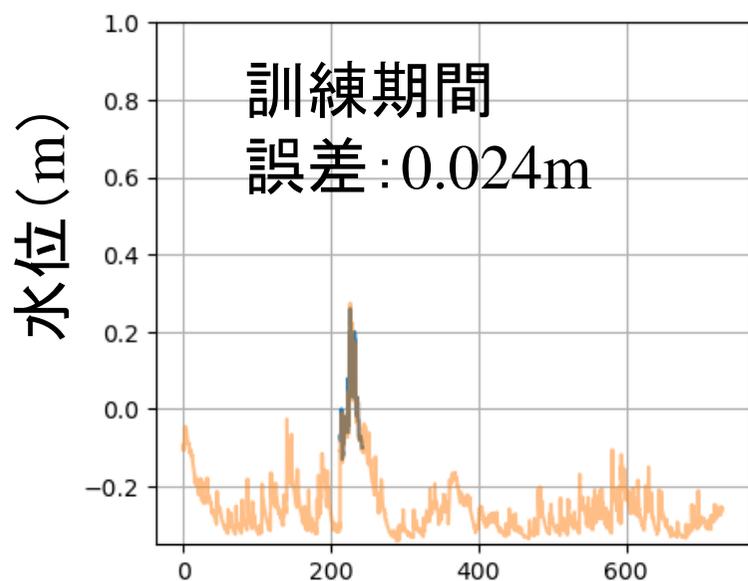
同期学習RNNの性能例



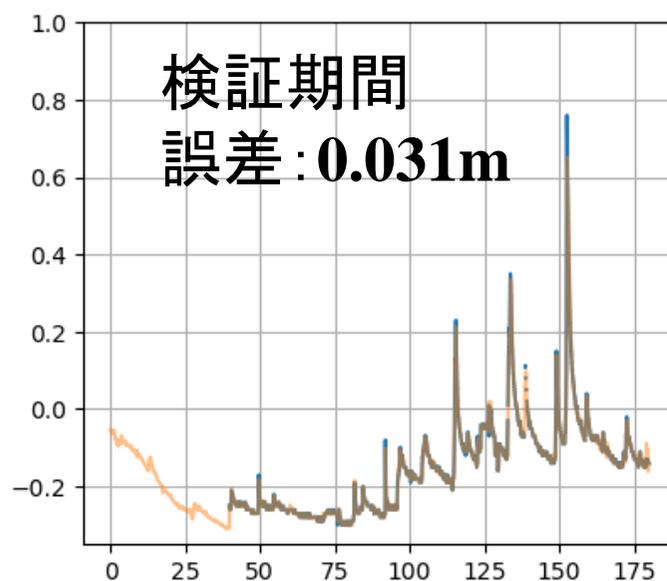
- ローレンツ系(カオス)の軌道予測
- xのみを観測し、その予測を行う
- 調整パラメータ数
従来RNN(Tensorflow):約10300
>>本RNN:約300
- 訓練時間:従来RNN:10h>>本RNN:1h



同期学習RNNによる水位予測



2021/1/1~2022/12/31 (日)



2023/1/1~ (日)

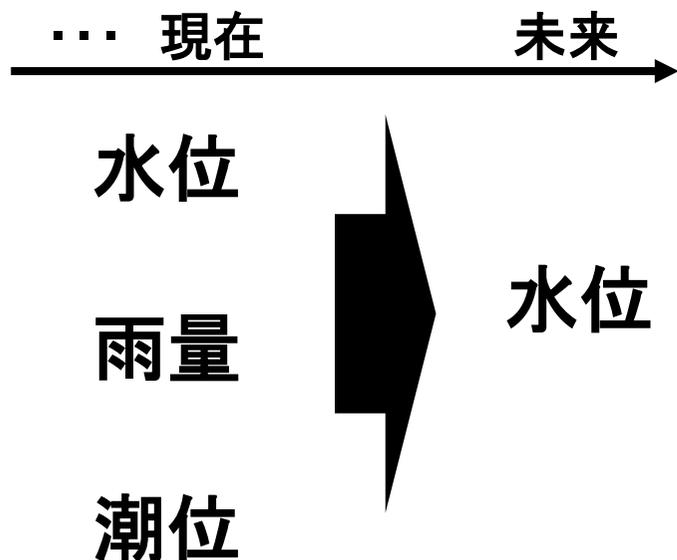
- 滋賀県内の多数地点での水位予測を行う
- 水位変化の性質を使って調整パラメータを削減
- 訓練データが左図の様に限られている地点でも過学習が起こりにくい
→ 検証期間の未知の水位にも対応出来る

野洲川(甲賀市)の水位地点の水位変化

3時間先の実測値(青)と予測値(オレンジ)の比較
(実測値に予測値を重ねてプロット)

訓練期間は青色の約1か月分の実測値しかない

同期学習RNNによる水位予測②

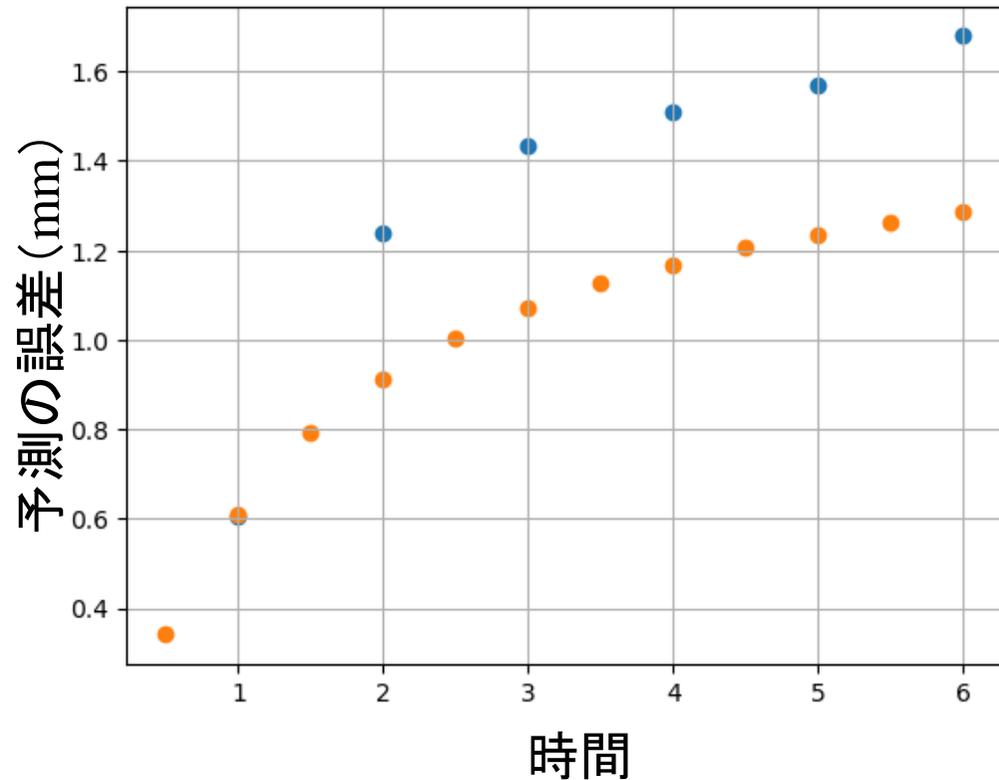


順位	チーム名 / ユーザ名	推論時間 (sec)	暫定評価	最終評価 ▼
1	TES	2.112	0.0958112	0.1189954
2		1.866	0.1020578	0.1263397
3		4.090	0.0965760	0.1264074
4		2.257	0.1013819	0.1276219

<https://signate.jp/competitions/908/leaderboard>

- 上図は2023年1月の水位予測コンペの成績（評価値は**平均誤差**(m)）
（TESが発表者と学生のチーム）
- 広島県全域の約100地点の水位予測の誤差を競う
- 本技術で他上位チームより大きく良い評価値を達成（245チーム参加）
→ 誤差が小さい程、雨量と水位の対応が上手くモデリング出来ている
→ 特に洪水時等の防災予測に優位になる

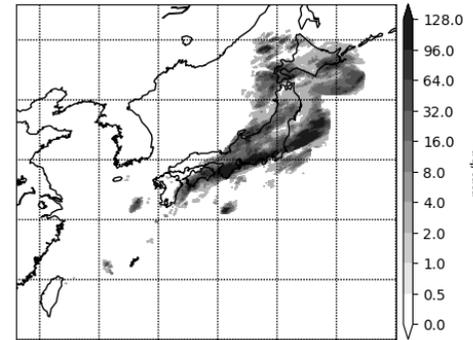
空間2次元の例~雨量予測~



2023年における予測値の誤差

- : 降水短時間予報(気象庁)
- : 本技術による予測

- 状態変数が空間分布する問題にも本技術を適応できる
- 流体力学の性質を雨量予測に適応



雨量分布の例
空間各点に状態
変数を配置

- 欠損値に強い
→観測の時間間隔以下の変動も予測可能 (観測値: 1時間雨量、予測値: 任意時間雨量)
- 雨量予測精度は河川の水位予測にも大きな影響を及ぼし、雨量予測誤差が1割減少することで、河川の水位予測精度も約1割向上する

想定される用途

- 時系列過程における将来予測・物理的解釈
 - 例1: 河川水位予測
 - 例2: 雨量予測
 - 例3: 空調システムにおける温度変化予測
 - 例4: 金融商品の価格変化予測
- 一部の時系列データのみしか学習に使えない、欠損が多いデータでも適応可能
- 流体現象のように空間に広がるデータにも可

実用化に向けた課題

- モデル構築には知識・時間が必要
 - 合理的な物理モデルを取り入れられる知識
 - 固定パラメータ(ハイパーパラメータ)の意味の理解
 - RNNの調整はトライ&エラーの繰り返し
- 本RNNでも、最初から高性能なモデルを構築することは困難であり、実践してみても性能評価する必要あり

企業への期待

- 予測精度や計算コスト・時間コストを改善したい
時系列予測の事例を共有頂く
- 共同研究などを通じて本技術を適用し、その性能を評価して頂きたい

本技術に関する知的財産権

- 発明の名称：リカレントニューラルネットワークシステム、プログラム、情報処理方法、情報処理装置及び学習方法
- 出願番号：特願2023-080371
- 出願人：大阪大学
- 発明者：清水雅樹、木村直人

お問い合わせ先

大阪大学

共創機構 イノベーション戦略部門 知的財産室

<TEL> 06-6879-4861

<e-mail> tenjikai@uic.osaka-u.ac.jp