

卒業論文

Reservoir Computer による  
外力付きカオス時系列予測と  
生体リズム研究への応用

03-210599 久野 証

指導教員 郡 宏 教授

2024 年 2 月

東京大学工学部計数工学科数理情報工学コース



## 概要

ここに概要を書く。



# 目次

第 1 章	はじめに	1
1.1	背景 . . . . .	1
1.2	本書の構成 . . . . .	1
第 2 章	前提知識	2
2.1	生体リズム研究 . . . . .	2
2.2	力学系 . . . . .	2
2.3	Reservoir Computer の概要 . . . . .	3
2.4	応用面での先行研究 . . . . .	4
第 3 章	手法	5
3.1	数値シミュレーション . . . . .	5
3.2	学習空間の測定 . . . . .	5
3.3	教師データ付き学習と Hyperparameters の最適化 . . . . .	5
3.4	短期的未来予測と統計量の取得 . . . . .	5
第 4 章	結果	6
4.1	Van Der Pol モデル . . . . .	6
4.2	Rössler モデル . . . . .	6
第 5 章	議論	7
第 6 章	おわりに	8
	謝辞	9
	参考文献	10
付録 A	Hyperparameters の設定値	11
A.1	Van Der Pol モデル . . . . .	11
A.2	Rössler モデル . . . . .	11



# 第 1 章

## はじめに

### 1.1 背景

### 1.2 本書の構成

## 第 2 章

# 前提知識

### 2.1 生体リズム研究

[1]

[2]

### 2.2 力学系

一般的な話. [3] とかを参考に一般論.

#### 2.2.1 Van Der Pol モデル

$$\frac{d^2x}{dt^2} - \mu(1 - x^2) \frac{dx}{dt} + x = 0$$

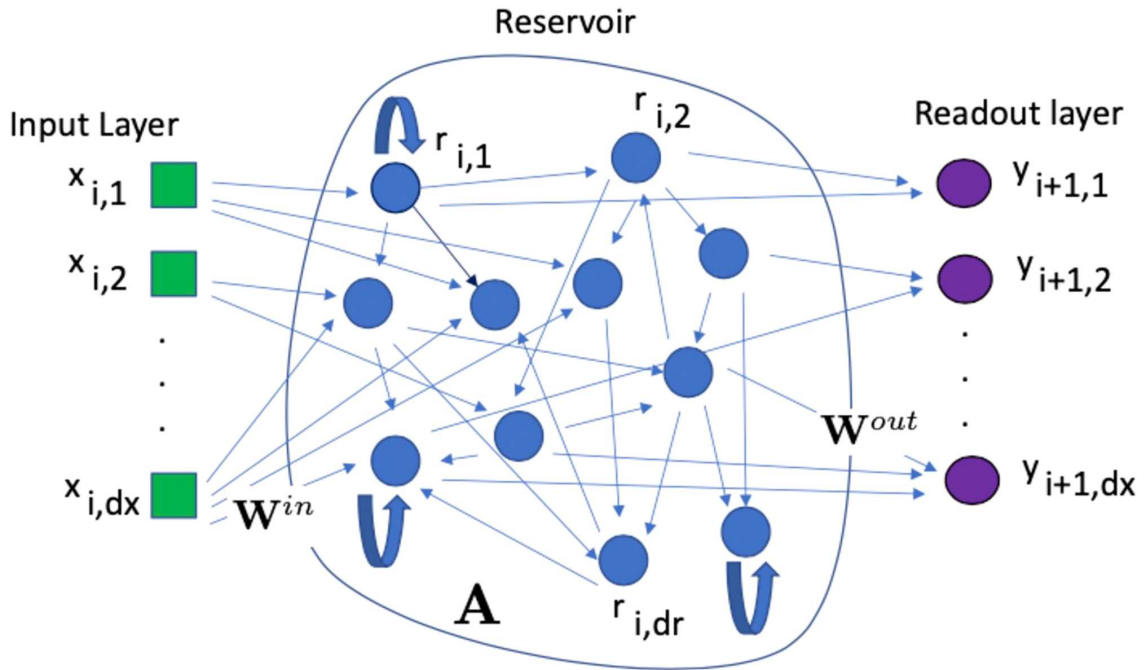
#### 2.2.2 Rössler モデル



## 2.3 Reservoir Computer の概要

Reservoir Computer は Echo State Network (ESN) の一つのモデルである。ESN は Recurrent Neural Network (RNN) の枠組みの一つで、学習の対象を出力層のみに限定することによって、従来の RNN と比較して学習コストを大幅に節約する。ここでは、[4] に基づいて、Reservoir Computer の構造と原理について概説する。また、Reservoir Computer の理論的な背景についても、先行研究を交えながら触れる。

**構造.** Reservoir Computer は、入力層 (Input layer)、レザバー層 (Reservoir layer)、出力層 (Output/ Readout Layer) の三つの層から成る。



**FIG. 2.** Reservoir computing (RC) as defined in Eq. (4), including a randomly selected  $d_r \times d_x$  read-in matrix,  $\mathbf{W}^{in}$  from  $d_x \times 1$  states vector  $\mathbf{x}$ , a randomly selected  $d_r \times d_r$  inner layer recurrence matrix  $\mathbf{A}$  for inner states  $d_r \times 1$  vector  $\mathbf{r}$ , and the  $d_x \times d_r$  trained readout matrix  $\mathbf{W}^{out}$ .

図 2.1.

原理.

理論的な背景. [5] [6] [7]

Stochastic Inputs に対する universal approximation の話. [8]

## 2.4 応用面での先行研究

比較検討論文. 二つくらいあってもいいかな. [9]: Online learning/ force algorithm 等に触れている.

### 2.4.1 Y. Lai の研究内容

本研究の直接的な先行研究として [10] があるので, ここでその内容について紹介する.

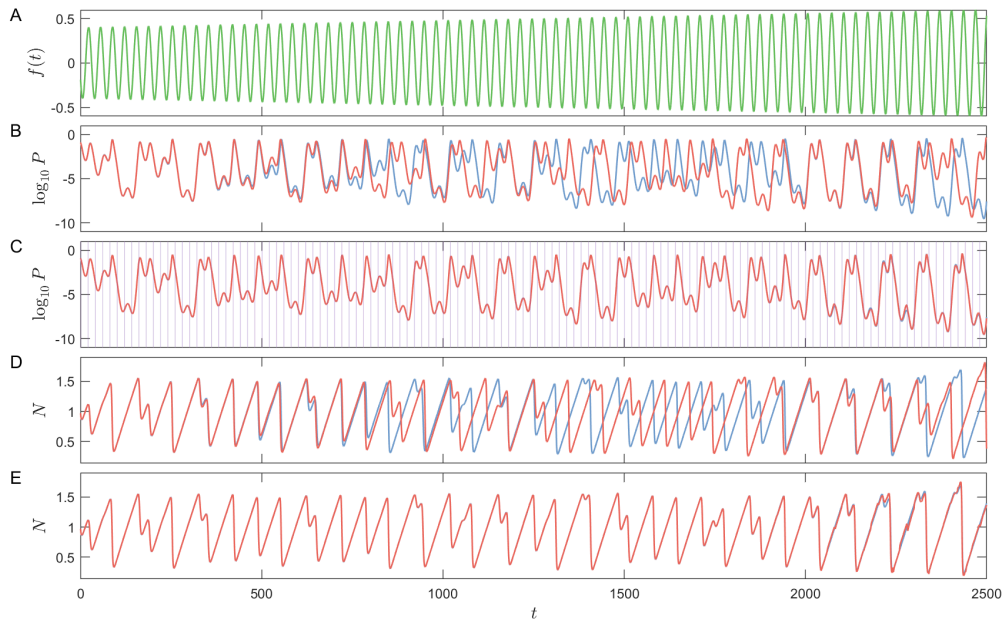


FIG. 10. Continual forecasting and monitoring of a hidden dynamical variable in the chaotic ecological system under non-stationary external driving with sparse updates from the observable. The system is described by Eqs. (B1) and (B2). The dynamical variable  $N(t)$  is hidden, and the other variable  $P(t)$  is externally accessible but only sparsely sampled measurement of it can be performed. (A) The non-stationary sinusoidal driving signal  $f(t)$  with a time-varying amplitude. (B) Digital-twin generated time evolution of the accessible variable  $P(t)$  (red) in comparison with the ground truth (blue) in the absence of any state update of  $P(t)$ . The predicted time evolution quickly diverges from the true behavior. (C) With sparse updates of  $P(t)$  at the times indicated by the purple vertical lines (10% of the times steps), the digital twin is able to make an accurate forecast of  $P(t)$ . (D) Digital-twin generated time evolution of the hidden variable  $N(t)$  (red) in comparison with the ground truth (blue) in the absence of any state update of  $P(t)$ . (E) Accurate forecasting of the hidden variable  $N(t)$  with sparse updates of  $P(t)$ .

## 第 3 章

# 手法

### 3.1 数値シミュレーション

#### 3.1.1 外力付き Van Der Pol モデル

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = y \\ \frac{dy}{dt} = \mu(1 - x^2)y - x + P(x) \end{cases}$$

#### 3.1.2 外力付き Rössler モデル

### 3.2 学習空間の測定

### 3.3 教師データ付き学習と Hyperparameters の最適化

### 3.4 短期的未来予測と統計量の取得

## 第 4 章

# 結果

### 4.1 Van Der Pol モデル

### 4.2 Rössler モデル

## 第 5 章

## 議論

## 第 6 章

## おわりに

## 謝辭

## 参考文献

- [1] Hiroshi Kori, Yoshiaki Yamaguchi, and Hitoshi Okamura. Accelerating recovery from jet lag: Prediction from a multi-oscillator model and its experimental confirmation in model animals. *Sci Rep*, 7(1):46702, April 2017.
- [2] Yoshiaki Yamaguchi, Toru Suzuki, Yasutaka Mizoro, Hiroshi Kori, Kazuki Okada, Yulin Chen, Jean-Michel Fustin, Fumiyoshi Yamazaki, Naoki Mizuguchi, Jing Zhang, Xin Dong, Gozoh Tsujimoto, Yasushi Okuno, Masao Doi, and Hitoshi Okamura. Mice genetically deficient in vasopressin V1a and V1b receptors are resistant to jet lag. *Science*, 342(6154):85–90, October 2013.
- [3] S.H. Strogatz. *Nonlinear Dynamics and Chaos: With Applications to Physics, Biology, Chemistry, and Engineering*. CRC Press, 2018.
- [4] Erik Bollt. On explaining the surprising success of reservoir computing forecaster of chaos? The universal machine learning dynamical system with contrast to VAR and DMD. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 31(1):013108, January 2021.
- [5] Lyudmila Grigoryeva, Allen Hart, and Juan-Pablo Ortega. Chaos on compact manifolds: Differentiable synchronizations beyond the Takens theorem. *Phys. Rev. E*, 103(6):062204, June 2021.
- [6] Lyudmila Grigoryeva, Allen Hart, and Juan-Pablo Ortega. Learning strange attractors with reservoir systems. *Nonlinearity*, 36(9):4674–4708, September 2023.
- [7] Tyrus Berry and Suddhasattwa Das. Learning Theory for Dynamical Systems. *SIAM J. Appl. Dyn. Syst.*, 22(3):2082–2122, September 2023.
- [8] Lyudmila Grigoryeva and Juan-Pablo Ortega. Universal discrete-time reservoir computers with stochastic inputs and linear readouts using non-homogeneous state-affine systems. *Journal of Machine Learning Research*, 19:1–40, September 2018.
- [9] Heng Zhang and Danilo Vasconcellos Vargas. A Survey on Reservoir Computing and its Interdisciplinary Applications Beyond Traditional Machine Learning. *IEEE Access*, 11:81033–81070, 2023.
- [10] Ling-Wei Kong, Yang Weng, Bryan Glaz, Mulugeta Haile, and Ying-Cheng Lai. Digital twins of nonlinear dynamical systems, October 2022.



## 付録 A

# Hyperparameters の設定値

### A.1 Van Der Pol モデル

### A.2 Rössler モデル