

# 階層リザーバーネットワークを用いた予測符号化に関する 数理情報学的研究

数理情報学専攻 48-186229 高市 昌平  
指導教員 合原 一幸 教授

## 1 予測符号化理論

予測符号化とは、認知において脳が感覚刺激の予測を、予測と実際の刺激の誤差を用いて行なっていると仮説である。予測符号化理論を裏付ける現象は視覚や聴覚において広く報告されており、その一つとして Mismatch Negativity (MMN) がある。MMN とは、先行する刺激の系列から逸脱する刺激を受けた時に生じる現象である [1]。Wcongne らは MMN を説明する、実際のニューロンに近いスパイクングニューロンによる予測符号化モデルを構築した [2]。

## 2 Predictive Coding with Reservoir Computing (PCRC)

リザーバーネットワークによる予測符号化の実装 (Predictive Coding with Reservoir Computing: PCRC) について先行研究を紹介する。

Wacongne らのモデルはスパイクングニューロンを用いているため、扱える次元がかなり小さいものであった。そこで Fukino らは Wcongne のモデルをもとに、人工ニューロンのリザーバーネットワークによる実装を行うことで、より大きい次元を動的に扱うモデルを構築した [4]。しかし、Fukino らのモデルは、予測誤差と予測の和をリザーバーの入力としており誤差により刺激を予測する予測符号化理論の枠組みから外れている。また予測誤差の計算に生理学的な妥当性を欠いていた。

Tamura らはこれらの点を修正した PCRC モデルを構築した [5]。そのモデルは以下の式で表される：

$$\mathbf{x}_{n+1} = \alpha \mathbf{x}_n + (1 - \alpha)(W^{\text{REC}} \phi(\mathbf{x}_n) + W^{\text{FB}} \mathbf{y}_n + W^{\text{IN}}(\mathbf{d}_n - \mathbf{y}_n)), \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_n = W^{\text{OUT}} \phi(\mathbf{x}_n). \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{x}$  はリザーバーの状態、 $\mathbf{y}$  は予測、 $\mathbf{d}$  は感覚入力、 $\phi$  は活性化関数を表しており、 $W^{\text{REC}}, W^{\text{IN}}, W^{\text{OUT}}, W^{\text{FB}}$  はそれぞれリザーバーの内部結合、入力、出力、出力のフィードバックの結合で、 $W^{\text{OUT}}$  は学習により更新され、その他はランダムな疎行列で固定される。本研究では、この Tamura らの PCRC モデルを階層モデルに拡張する。

## 3 提案する階層 PCRC

Rao らは視覚に関する予測符号化について、視覚野の階層性を考慮し階層性を組み込んだ理論を構築した [3]。本研究では、Rao の階層予測符号化理論をもとに Tamura らの PCRC の階層化を行う。提案する階層 PCRC について 2 つのリザーバーを階層の階層化を用いて説明する。低次・高次領域の変数は基本的に式 1, 2 に従い、低次領域のリザーバーの内部状態の更新は式 3、高次領域の入力は式 4 に従う：

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{n+1}^l &= \alpha^l \mathbf{x}_n^l \\ &+ (1 - \alpha^l) \phi(W_{\text{rec}}^l \mathbf{x}^l + W_{\text{back}}^l \mathbf{y}^l \\ &+ W_{\text{in}}^l (\mathbf{d}^l - \mathbf{y}^l) + W_{\text{td}} \mathbf{y}_n^h - W_{\text{td}} W_{\text{bu}} \mathbf{x}_n^h), \quad (3) \\ \mathbf{d}_{n+1}^h &= W_{\text{bu}} \mathbf{x}_n^l. \quad (4) \end{aligned}$$

ここで上付きの添字 l, h は低次・高次領域の変数を表し、 $W_{\text{bu}}, W_{\text{td}}$  は高次・低次間の結合を表す。 $\mathbf{x}^l$  の時系列から特異値分解による、特徴量を抽出する行列とその転置行列になっている。ネットワークの概念図は図 1 のようになる。

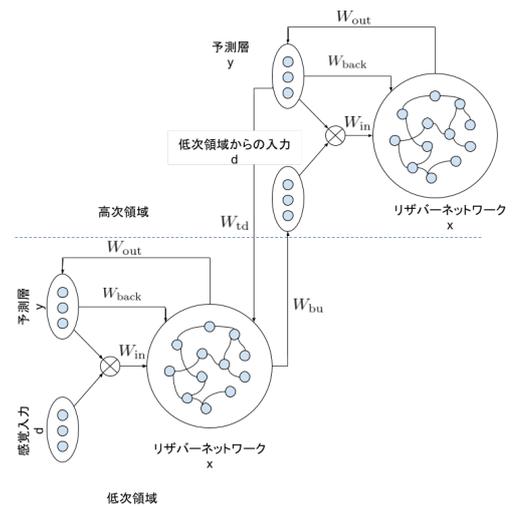


図 1: 提案する階層 PCRC モデルの概念図。

また以下の式で、上層での感覚刺激  $\mathbf{d}^l$  の予測を考慮することができる：

$$\mathbf{d}^l = W_{\text{out}}^h W_{\text{td}} W_{\text{out}}^h \mathbf{x}_n^h. \quad (5)$$

## 4 数値実験

### 4.1 3次元

ローレンツ方程式の時系列データを用いて数値実験を行った。2層で構成される階層 PCRC モデルにローレンツ方程式の3変数を入力とした結果、低次領域では精度良く予測され、高次領域では比較的誤差が生じる部分が確認された(図2)。リザーバーの内部状態の主成分分析による主要3方向をプロットすると、ローレンツアトラクタの特徴である、2つの周期軌道が交差するような形が低次・高次領域の軌跡に確認された(図3)。

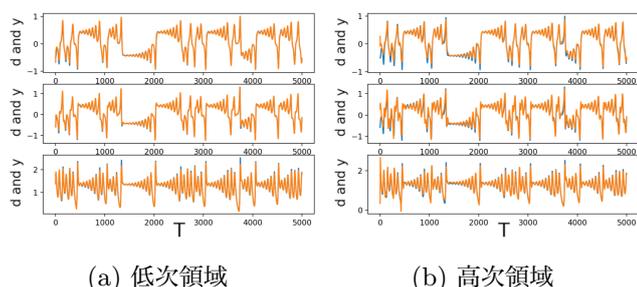


図2: 各領域での予測。オレンジの線は入力データ、青の線は予測を表す。

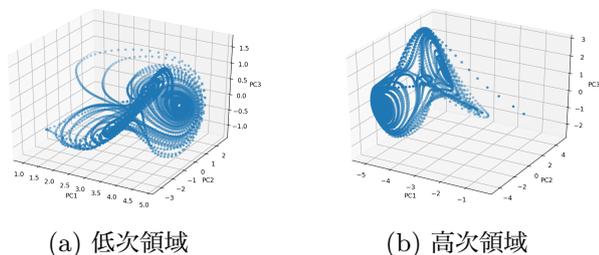


図3: 各領域のリザーバーの内部状態の軌跡。主成分分析により、主要な3方向をプロットした。

### 4.2 マウスの大脳皮質の計測動画

計測データとなる動画を入力として、入力・ボトムアップの分割、予測・トップダウンの行うことでリザーブネットワークを並列化することができる。これにより、 $32 \times 32$ の高次元の入力に対し数値実験を行った。

Matsui, Ohiki らはカルシウムイメージングによる麻酔下のマウスの大脳皮質の計測により、resting-stateにおける自発活動を確認した[6]。この計測データである動画を3層からなる並列・階層 PCRC によって予測をした(図4)。並列・階層化により上層では一つのリザーバーで高次元の入力を表現でき、またその予測は時間・空間方向のノイズが取り除かれる様子が確認された。

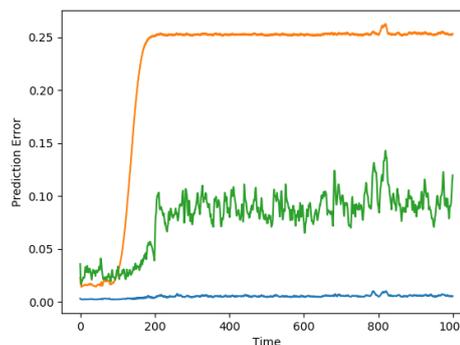


図4: 下層・中層・上層の入力の平均の大ききで規格化された予測誤差を表す。オレンジの線は下層の、青の線は中層の、緑の線は上層の予測誤差を表している。学習では区間[0, 200)のデータが用いられており、その時点を境に誤差が大きくなっている。

## 5 結論・考察

階層 PCRC の低次領域と高次領域において、入力データの特徴を保ちつつ異なる形のアトラクタが形成されることが確認された。また階層 PCRC を並列に拡張することで、高次元の入力データを扱うことが可能となり、動画の予測に適用することができた。

### 参考文献

- [1] Näätänen, Risto, et al. "The mismatch negativity (MMN) in basic research of central auditory processing: a review." *Clinical neurophysiology* 118.12 (2007): 2544-2590.
- [2] Wacongne, Catherine, Jean-Pierre Changeux, and Stanislas Dehaene. "A neuronal model of predictive coding accounting for the mismatch negativity." *Journal of Neuroscience* 32.11 (2012): 3665-3678.
- [3] Rao, Rajesh PN, and Dana H. Ballard. "Predictive coding in the visual cortex: a functional interpretation of some extra-classical receptive-field effects." *Nature neuroscience* 2.1 (1999): 79.
- [4] Fukino, Miwa, Yuichi Katori, and Kazuyuki Aihara. "A computational model for pitch pattern perception with the echo state network." 2016 International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications (Yugawara, Japan, 2016). 2016.
- [5] Tamura, Hiroto, Yuichi Katori, and Kazuyuki Aihara. "Possible Mechanism of Internal Visual Perception: Context-dependent Processing by Predictive Coding and Reservoir Computing Network." *Journal of Robotics, Networking and Artificial Life* 6.1 (2019): 42-47.
- [6] Teppei Matsui, Tomonari Murakami, and Kenichi Ohki. "Transient neuronal coactivations embedded in globally propagating waves underlie resting-state functional connectivity." *Proceedings of the National Academy of Sciences* 113.23 (2016): 6556-6561.