

M-25

ニューラルネットワークのリザーバー層における履歴保持に対する一検討

A Study on State Retention in the Reservoir Layer of Neural Networks

○山口明伸¹, 佐々木芳樹²*Akinobu Yamaguchi¹, Yoshiki Sasaki²

Abstract: In recent years, reservoir computing, which excels in parallel processing of time-series data, has garnered significant attention. Previously, we investigated the use of networks constructed by P-HCNM as reservoir layers. However, it remained unclear whether past temporal information from time-series data was preserved within the network. Therefore, in this paper, we focused on the firing Frequency of P-HCNM to evaluate the reservoir layer and examine whether past temporal information is retained. Our results indicate that the network examined in this study does indeed preserve past temporal information.

1. まえがき

近年、時系列データの並列処理に優れているリザーバーコンピューティング(以下 RC)が注目されている^[1]. RCに求められる条件は明確でない^[2]ものの、様々な物理現象を用いた RC が活発に研究されている^{[3][4][5]}. RCの実装に用いる力学系は様々なものが提案されているが、スパイクニューロンを用いて構築可能である.

先に我々は、P-HCNM^[6]により構築したネットワークをリザーバー層として用いる検討し、P-HCNMの発火生起頻度において任意の入力パターンに対して一定の出力パターンへの収束性を有することを明らかにした^[7]. しかし、ネットワーク内において過去の時系列データが保存されているか十分に検討を行っていなかった.

本稿では、リザーバー層内に過去の時系列データの影響が保持されているか評価することを目的に、同時刻にて複数個所に同一の信号を入力し、発火生起頻度の伝搬状態に着目し検討を行ったので報告する.

2. 本論

図1に、今回構築したネットワークの構成を示す. 同図は、81個の P-HCNM と 243個のシナプスモデルにより構成されている. ○枠は P-HCNM, 赤矢印は興奮性シナプスモデル, 青矢印は抑制性シナプスモデルである. ○枠で示した P-HCNM の中でも、入力信号を与えた P-HCNM は黒丸(A-0 および B-0)で、信号入力 P-HCNM からシナプスモデル1経路分を隔てた隣接 P-HCNM を橙丸(A-1 および B-1)で、2経路分を隔てた P-HCNM を緑丸(A-2, A-2' および B-2)で、3経路分を隔てた P-HCNM を青丸(A-3)で示す. また、3経路分を隔てた P-HCNM の中でも、2つある信号入力 P-HCNM それぞれから3経路である P-HCNM を衝突 P-HCNM として紫丸(CP)で示す. 各 P-HCNM は、内部ポテンシャル

回路, Down Edge 検出回路といった周辺回路を用いて構成した. また、各 P-HCNM は2個の興奮性および1個の抑制性シナプスモデルを用いて他 P-HCNM と接続した. また、81個それぞれの P-HCNM および243個それぞれのシナプスモデルは同一のパラメータで構築した.

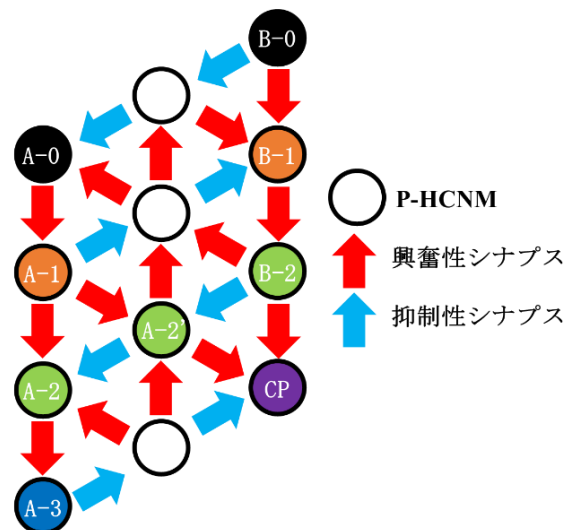


図1 構築したネットワークの構成

図2にネットワーク内における信号が入力された箇所から1~3経路伝搬したノードの P-HCNM の発火生起頻度と入力電流を示す. 同図は、横軸は時間、縦軸は入力電流および発火生起頻度とした. シミュレーション条件として、ネットワーク内における任意の P-HCNM 2個に同時刻で同一の信号を複数周期分入力した. 同図は、そのうちの2周期分を示した. I_{in} は入力電流, A-0 および B-0 は入力信号を与えた P-HCNM の発火生起頻度, A-1 および B-1 は1経路目における P-HCNM の発火生起頻度, A-2, A-2' および B-2 は2経路目における P-HCNM の発火生起頻度, B-3 は3経路

目における P-HCNM の発火生起頻度, CP は衝突 P-HCNM の発火生起頻度である. 同図に示すとおり, 1 経路目, 2 経路目, 3 経路目における P-HCNM の発火生起頻度において, 経路を伝搬するにつれ, 時間的に発火生起頻度が減衰していることがわかる. また, 信号が入力された箇所から 3 経路伝搬している B-3 と CP の発火生起頻度の比較を行った. 同図に示すとおり, B-3 における発火生起頻度は, 最大値が約 20kHz であるのに対し, CP における発火生起頻度は, 最大値が約 50kHz である. 以上より, 本稿で検討したネットワークは, 経路を伝搬するにつれ, 時間的に発火情報が広がり減衰していくことがわかる. また, 複数個所に信号を入力し, 発火情報の衝突が起こった際に, 過去の履歴情報である発火情報が合成されることにより, 発火情報の衝突が起こっていない箇所に比べ, 発火生起頻度が高くなっていることがわかる. これは, 本稿で検討したネットワークが過去の履歴情報を保存していることを示している.

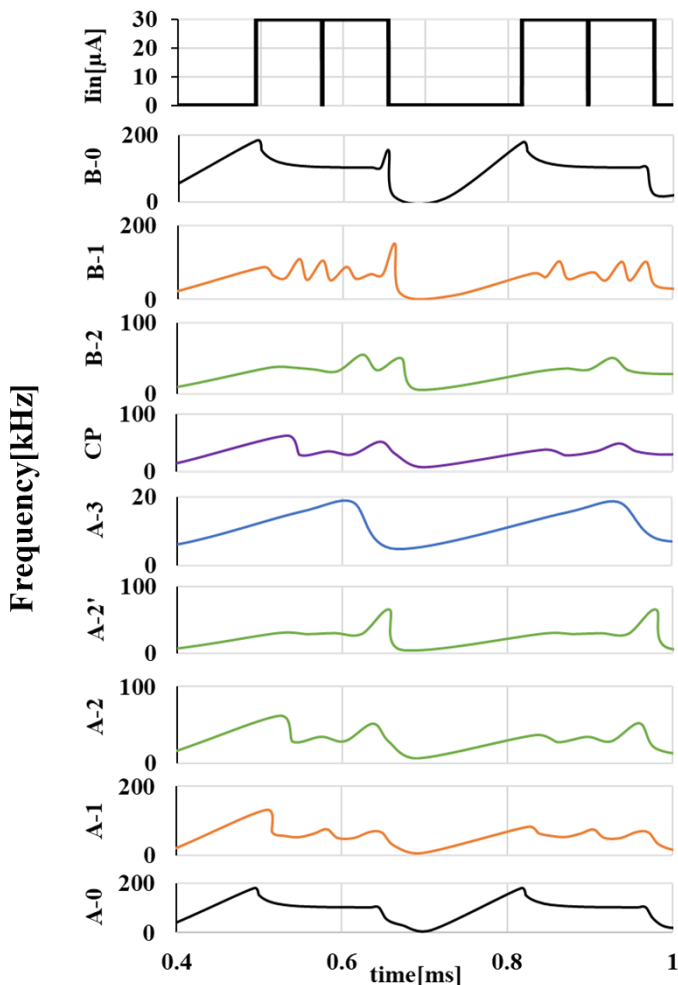


図2 ネットワーク内における信号が入力された箇所から 1~3 経路伝搬した各 P-HCNM の発火生起頻度と入力電流

3. まとめ

今回, リザーバー層の評価として, 同時刻にて同一の信号を入力し, 過去の履歴情報が保存されているか, 発火生起頻度に着目し検討を行った. その結果, 発火生起頻度において, 本稿で検討したネットワークが過去の履歴情報を保存していることが明らかになった.

今後は, リザーバー層の出力を用いて線形学習を行うことが可能なリードアウト層の構築および実装を行う予定である.

謝辞

本研究は東京大学大規模集積システム設計教育センターを通し, シノプシス株式会社, 及び日本ケイデンス株式会社の協力で行われたものである.

参考文献

- [1] 田中剛平・中根了昌・廣瀬明:「リザーバーコンピューティング~時系列パターン認識のための高速機械学習の理論とハードウェア~」, 森北出版株式会社, 2022
- [2] 犬伏正信・吉村和之:「リザーバーコンピューティングに適した力学系の特性と構造」, 電子情報通信学会誌, Vol.102, No.2, pp114-120, 2019
- [3] 井上理哲人, 福田佳祐, 堀尾喜彦:「カオスニューラルネットワークリザーバーの音声認識への応用」, 電子情報通信学会技術研究報告, NLP2019-103, pp95-98, 2020
- [4] 堀尾喜彦「脳型コンピュータハードウェア:進展・停滞と期待」, 日本神経回路学会誌, Vol.22, No.4, pp149-151, 2015
- [5] 鶴海杭之, 田中剛平:「スパイクングニューラルネットワークと reward-modulated STDP によるリザーバーコンピューティング」, IEICE Technical Report, NLP2022-7, pp31-35
- [6] 佐々木芳樹, 佐伯勝敏:「自動補正機構を有するパルス形カオスニューロンモデル」, 電子情報通信学会論文誌エレクトロニクス, VoL.J104-C, No.8, pp.233-239, 2021
- [7] 山口明伸, 佐々木芳樹:「パルス形ハードウェアカオスニューロンモデルで構成したリザーバー層に対する一検討」, 令和6年度電気学会全国大会, 3-017, pp25-26