### スパイキングニューラルネットワークにおける臨界性と情報処理能力

#### キムジュンモ、高橋宏知

Spiking Neural Network, Criticality, Information Processing Capability, Reservoir Computing, Neuromorphic Chip

## 1. 序論・目的

脳スパイキングニューラルネットワーク(以下 SNN)は、脳の神経活動をより詳細に模倣したモデルであり、脳のスパイクに基づく情報処理の原理を反映している. SNNは時系列情報や並列情報処理、低エネルギー消費といった利点を持つ. 一方、SNNの最適化や性能向上には課題が残されている.

一方,脳の神経回路は、シナプス可塑性とニューロンの自発活動を通じて徐々に臨界状態に到達することが報告されており[1],臨界状態では情報伝達が最適化され、情報が長く残ると考えられている[2].

本研究では SNN の性能向上に臨界性の調整が有効であるかを検討するため、 SNN が臨界状態になる条件を調べ、さらに臨界状態になった SNN とそうではない SNN の情報処理能力を動作シーケンス記憶タスクによって比較し、評価する.

#### 2. 手法

実験では SNN に特化したハードウェアである SpiNNaker を用い、ニューロンの膜電位をシミュレーションした. SNN が臨界状態に達した時、連鎖的な 発火(神経雪崩)の規模の分布がべき則に従うことが 言われているが、シミュレーションした SNN の臨界性をべき則との分布の差異 $\Delta p$ で評価した.

情報処理能力の評価として、入力シーケンスで指示された動作を行った時の現在地を答えるタスク (Fig.1) をリザバー計算によって行った[3].

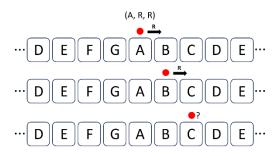


Fig.1:動作シーケンス記憶タスク

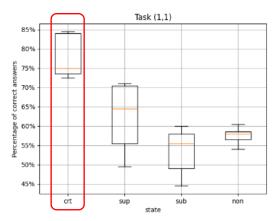


Fig.2: 各状態ごとのタスク正解率

# 3. 結果

STDP の時定数の非対称な調整を通じてネットワークを臨界状態に誘導できることを確認した.また,タスク実験の結果,臨界状態の SNN が他の条件の SNNよりも高い正解率を示した(Fig.2).

#### 4. 結論

本研究では、SNNにおいて、各ニューロンに対する ノイズの入力とシナプス可塑性(STDP)条件の調整に より、SNNを臨界状態に誘導できることを確認した. また、動作シーケンス記憶タスクを通じて臨界状態が 他の条件よりも優れた結果が示され、臨界状態の SNN が情報処理および記憶保持において有する利点を持つ ことを実験的に検証した.

### 参考文献

[1] TETZLAFF, Christian, et al. Self-organized criticality in developing neuronal networks. *PLoS computational biology*, 2010, 6.12: e1001013.

[2] SHEW, Woodrow L., et al. Information capacity and transmission are maximized in balanced cortical networks with neuronal avalanches. *Journal of neuroscience*, 2011, 31.1: 55-63.

[3] MAASS, Wolfgang; NATSCHLÄGER, Thomas; MARKRAM, Henry. Real-time computing without stable states: A new framework for neural computation based on perturbations. *Neural computation*, 2002, 14.11: 2531-2560.