

# 神経細胞の分散培養系による臨界的物理リザーバー計算

諏訪瑛介 指導教員:高橋宏知 教授

Keywords: dissociated neuronal culture, physical reservoir computing, information processing capacity, self-organized criticality, microelectrode array

## 1. 序論

脳は絶えず自発活動を行っている。この自発活動によるシナプス結合の変化により、神経回路の神経活動の規模がべき乗則に従う臨界状態へと自己組織的に変化する。そして、臨界状態の時に神経回路は最大の情報処理能力を得ると考えられる[1]。

他方、リザーバー計算[2]はリカレントニューラルネットワーク(RNN)の学習アルゴリズム学習の一つであり、中間層(リザーバー層)の再帰的な結合を固定し、出力はリザーバー層の状態から線形的に読み出す。学習では所望の入出力関係に応じて、読み出し部の重みのみを最適化する。この特徴により、RNNに限らず任意の大自由度力学系や物理現象を計算資源に用いることができる(物理リザーバー計算)。

リザーバーの情報処理能力の定量評価指標として、情報処理容量(Information processing capacity, IPC)が提案されている[3]。著者らは、神経回路の情報処理能力の定量評価手法として、神経回路を物理リザーバーとみなし、IPCを用いることができることを示してきた[4]。

本研究の目的は、脳の発達で観察される自己組織化臨界現象が、脳の計算能力を向上させる可能性を検証することである。具体的には、神経回路を物理リザーバーと見なし、リザーバー計算の情報処理能力の評価指標であるIPCを用いて、様々な状態の神経回路のIPCを算出し、臨界状態とIPCとの関係を調査する。そのために、以下の実験・解析を行う。

- ・ 神経回路のシミュレーションモデルとして自発活動するスパイクングニューラルネットワークを用いて、臨界、未臨界、超臨界の異なる3つの状態におけるIPCを算出し、比較する。
- ・ 様々な発達段階における神経細胞の分散培養系のIPCを算出し、臨界状態との関連性を検討する。

## 2. 方法

### 2.1 シミュレーション実験方法

神経回路のモデルとして自発活動するスパイクングニューラルネットワークを用いて、臨界、未臨界、超臨界の異なる3つの状態であるようなネットワークをそれぞれ30個ずつ作成した。各ネットワークに対し、特定の時間間隔(Inter-step interval, ISI)で、各ステップ50%の確率で30000ステップ分の刺激を行った。3つの異なる状態のネットワークにおけるIPCを算出し、結果を比較した。

### 2.2 培養実験方法

ラット胎児の大脳皮質から神経細胞を取り出し、高密度CMOS電極アレイ上で分散培養した。作成した神経細胞の分散培養系の自発活動を記録した後、培養に対しSNNの時と同様の刺激を与え、応答を記録した。複数回の実験データから培養のIPCを算出し、培養系の自発活動の状態(指数分布、二峰性分布、べき分布)とIPCとの関係を解析した。

### 2.3 IPC算出方法

まず、リザーバー入力と状態の定義を述べる。入力は、30000ステップのうち刺激有りの場合を1、刺激無しの場合を0とする30000次元ベクトル $u$ とした。各ステップの間に各ニューロンで起こった発火で定義した $30000 \times N$ 次元行列を状態 $X$ とした。 $N$ はシミュレーションでは100、培養では計測電極数(1024以下)である。

定義した入力と状態の時系列をもとに、IPCを算出した。単一の目標 $z$ に対する系のIPCは、次式により算出される。

$$C(X, z) = \frac{z^T X (X^T X)^{-1} X^T z}{z^T z}$$

$C(X, z)$ は学習後の目標の再現精度を表しており、学習後に目標をよく再現できていれば1に近い値、誤差が大きい場合には0に近い値となる。IPC算出における目標 $z_t^{(d_i)}$ は次式のように表される。

$$z_t^{(d_i)} = \prod_i P_{d_i}(u_{t-i})$$

ただし、 $P_{d_i}(u_{t-i})$ は $i$ ステップ前の入力 $u_{t-i}$ の $d_i$ 次の直交多項式、 $\{d_i\} = \{d_1, d_2, \dots\}$ である。また、 $\sum_i d_i$ を目標の次数と定義する。入力を時間方向にシャッフルしたサロゲートデータ<sup>(8)</sup>で200回算出したIPCの最大値の1.1倍をIPCの閾値とし、閾値未満だった場合IPCは0とした。

## 3. 結果

自発活動するSNNを用いたシミュレーション系において、ISI 15 ms以下で臨界状態のネットワークのIPC総和が未臨界状態、超臨界状態のネットワークのIPC総和よりも有意に高かった。また、実験を行った全てのISI(3, 5, 7, 10, 15, 30, 100, 300 ms)において、IPC総和の平均値は臨界状態で最も高かった(Fig. 1)。

神経細胞の分散培養系において、ISI 10 msの時に、神経雪崩の規模分布がべき分布に従う神経回路のIPC総和が、二峰性分布に従う神経回路のものよりも有意に高かった。また、ISI 10 msと30 msでは、べき分布のIPC総和の平均値が二峰性分布、指数分布よりも高かった(Fig.

2). さらに、神経細胞の分散培養系において、培養が成熟するとされる 3 週目までの範囲で、培養日数と IPC に正の相関関係が見られた (Fig. 3).

#### 4. 考察

シミュレーション系において IPC 総和が輪形状態の時に最も高かった結果は、系が臨界状態の時に情報処理の能力を最大化するという[1]の仮説を支持するものである。また、培養系で播種から 3 週間にわたって IPC が上昇傾向にあることは、神経回路が成熟するにしたがってその計算能力を自己組織的に高めていることを示唆する。

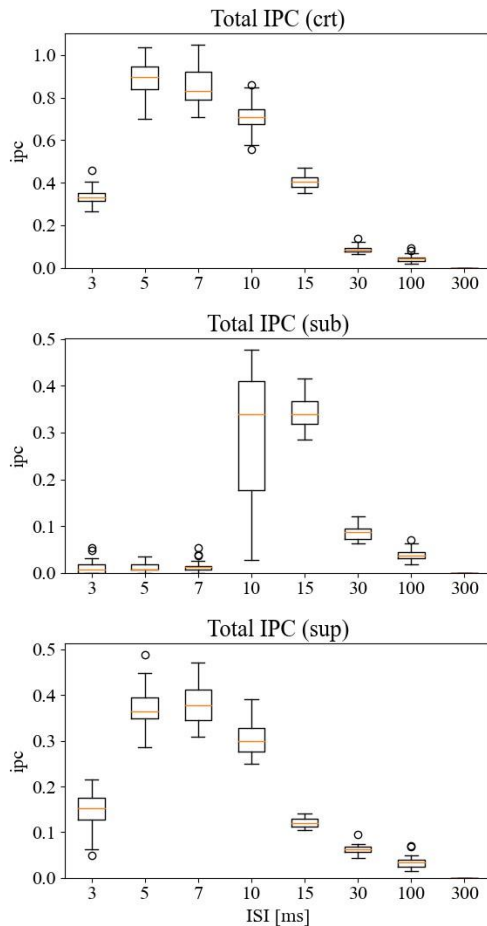


Fig. 1. Total IPCs (self-active SNN).

#### 5. 結論

本研究では、神経回路を物理リザーブと見なし、リザーブ計算の情報処理能力の評価指標である IPC を用いて、臨界状態と IPC との関係を調査した。その結果以下の知見を得た。

- シミュレーション系において、ISI 15 ms 以下で臨界状態のネットワークの IPC 総和が他の状態よりも有意に高かった。
- 培養系において、ISI 10 ms、べき分布の IPC 総和が、二峰性分布に従う神経回路のものよりも有意に高かった。また、3 週目までの範囲で、培養日数と IPC に正の相関関係が見られた。

このことから、回路が臨界状態にある時に高い IPC を持つことや、発達に伴って自己組織的に IPC を高めていくことが支持された。

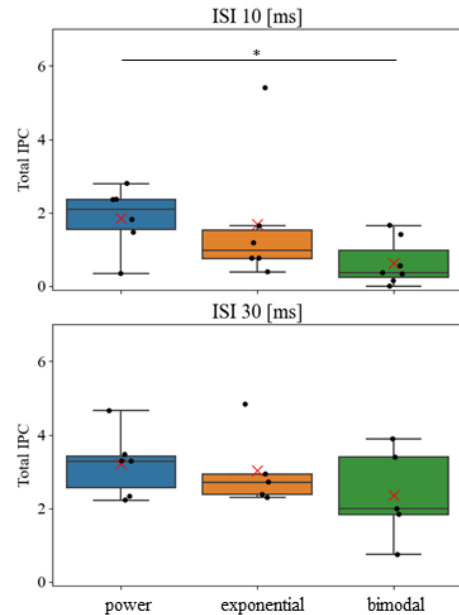


Fig. 2. Total IPCs for different distribution.

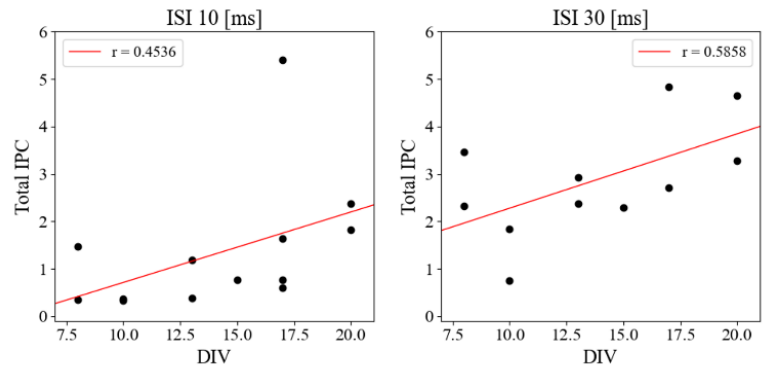


Fig. 3. Total IPCs in DIV 7~21.

#### 参考文献

- [1] Shew, W. L., Yang, H., Yu, S., Roy, R., & Plenz, D. (2011). Information capacity and transmission are maximized in balanced cortical networks with neuronal avalanches. *Journal of neuroscience*, 31(1), 55-63.
- [2] Verstraeten, D., Schrauwen, B., d'Haene, M., & Stroobandt, D. (2007). An experimental unification of reservoir computing methods. *Neural networks*, 20(3), 391-403.
- [3] Dambre, J., Verstraeten, D., Schrauwen, B., & Massar, S. (2012). Information processing capacity of dynamical systems. *Scientific reports*, 2(1), 1-7.
- [4] 諏訪瑛介, 窪田智之, 石田直輝, & 高橋宏知. (2022). 神経細胞の分散培養系の情報処理容量. *電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌)*, 142(5), 578-585.