

# リザーバー計算に基づく培養神経回路の状態制御

機械情報工学科 03-140295 安江 秀太  
指導教員 高橋 宏知 講師

## 1. 研究の背景

分散培養神経回路は生きたリカレント・ニューラル・ネットワーク(RNN)と考えられる. RNN の計算方法として近年リザーバー計算が着目されており, 分散培養神経回路へも適用されてきた[1]. リザーバー計算では, 例えば, 入力に応じて異なる出力をするように学習させることが可能である[2]. このような入力に応じた状態遷移は神経回路の必須機能と考えられるが, 分散培養神経回路では未だ実証されていない.

## 2. 目的

本研究の目的は, リザーバー計算に基づいて, 培養神経回路に状態を定義し, 制御することである. 具体的には以下の二つを目的とした.

- ① リザーバー計算に基づく状態制御手法を確立し, シミュレーション実験で有効性を評価する.
- ② 分散培養神経回路にリザーバー計算に基づく状態制御手法を適用し, 分散培養神経回路の状態を制御できることを示す.

## 3. 方法

本研究では, リザーバー計算の中でも FORCE 学習という生物の運動パターン出力を模擬した方法を用いた[3]. FORCE 学習では, 神経回路の各細胞からの出力の線形和が回路の出力と定義され, 目標関数との誤差が最小になるよう重みが更新される. 回路の出力はフィードバックとして各細胞にランダムな重みをつけて入力される. 十分に学習を行うと, 重みの更新無しでも神経回路が目標関数を出力するようになる.

外部からの入力に応じて異なる出力をさせるため, 本研究では入力を加えた状態(Stim)と加えていない状態(Non-Stim)を交互に4回切り替え, それぞれに異なる目標関数を設定した. ここでは, Stim, Non-Stim に対してそれぞれ正負を逆にした定数関数を目標関数として設定した.

以上の枠組みを, 本来リザーバー計算で用いられている[3]シミュレーション神経回路(N=3)と, 多点電極アレイ上で培養した分散培養神経回路(N=3)に適用した. 重み更新期間は300sとし, 更新停止後240sの出力を評価対象とした.

## 4. 結果と考察

図1(A)にシミュレーション回路に入力の有無に応じた2つの状態を学習させた代表結果を示す. 出力関数が目標関数に上手く追従しており, 入力の切り替え時のみ誤差が大きくなっている. 分散培養神経回路でも(図1(B)), やや誤差は大きいものの, 目標関数に追従する様子が伺える. 全試料の結果を見ると(シミュレーション:図1(C), 分散培養神経回路:(D)), シミュレーションでは全試料で成功したのに対し, 培養神経回路では失敗したものも存在した(中段). この試料は外部からの入力に対する細胞の応答性が悪く, 失敗の原因になったと考えられる.

## 5. 結論

本研究では, リザーバー計算を用いてシミュレーション回路及び分散培養神経回路の出力状態制御を試み, シミュレーションでは全ての回路(N=3), 分散培養神経回路では3

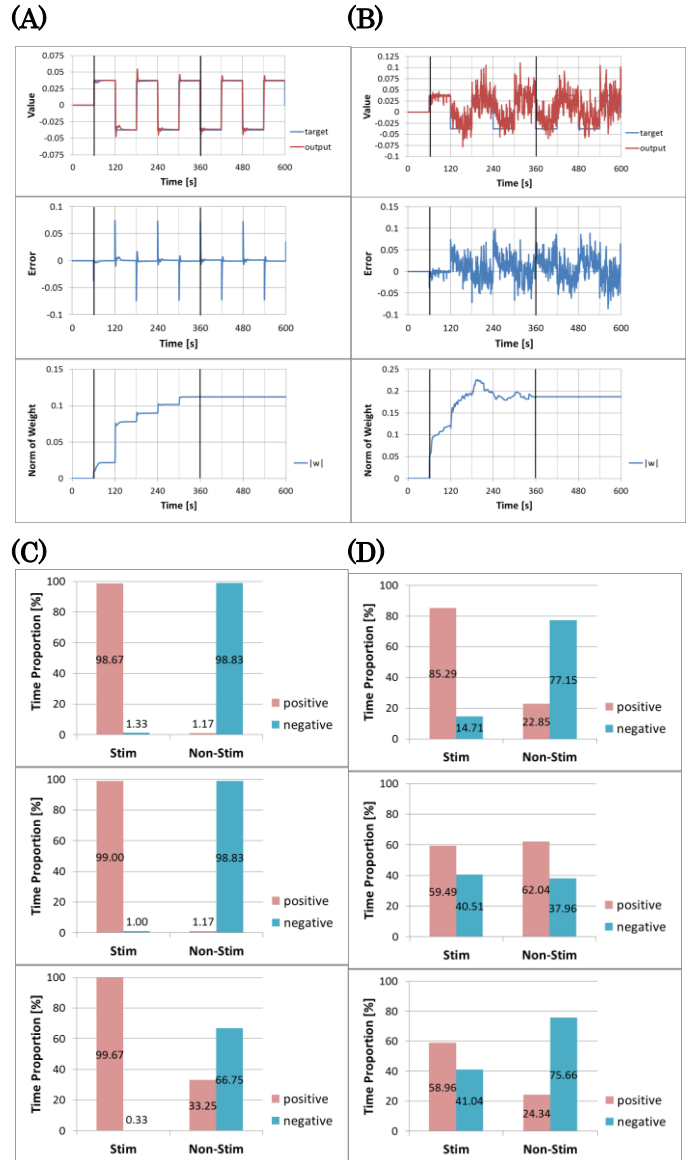


図 1. (A)シミュレーション実験の代表結果. 上段:目標関数と出力関数, 中段: 目標関数と出力関数の誤差, 下段: 重み係数の総和, (B)分散培養神経回路での代表結果. 上段・中段・下段: (A)と同じ, (C)シミュレーション回路(N=3)で, 刺激入力の有無に応じた目標状態が出力された確率, 1 (D) 分散培養神経回路(N=3)での同確率.

つ中2つの回路で状態制御が可能であるという結果を得た. これは, リザーバー計算を用いることで分散培養神経回路でも状態制御可能であることを示唆すると考える.

[1] Gürel, T., Rotter, S., and Egert, U. (2010). Functional identification of biological neural networks using reservoir adaptation for point processes. *J Comput Neurosci* 29, 279–299.

[2] Laje, R., and Buonomano, D. V. (2013). Robust timing and motor patterns by taming chaos in recurrent neural networks. *Nat Neurosci* 16, 925–933.

[3] Sussillo, D., and Abbott, L. F. (2009). Generating coherent patterns of activity from chaotic neural networks. *Neuron* 63, 544–557.