

培養神経細胞の統合情報量による解析

機械情報工学科 木村 武龍(03-170277), 指導教員: 高橋 宏知 准教授

キーワード Integrated Information Theory, Nerve Cell Culture, Neural Avalanche, Reservoir Computer, Memory Capacity

1. 序論

意識がどのようなシステムに生じ得るのかは永らく議論の的である。統合情報理論はその仮説の一つである。時系列変化するネットワークに対して統合情報量 Φ を定式化しこの値が意識と関連するとしている。具体的な計測は計算コストの高さのため、ECoG などのマクロな量を状態量とした小規模システムでしかなされておらず、 Φ を計算する際のネットワークと実際の神経結合ネットワークは対応していなかった。近年計算アルゴリズムが改良されノード数の大きなシステムに対して統合情報量が計算できるようになった。本研究では神経回路の 1 つのニューロンをシステムの 1 つのノードと対応させたミクロな状態量のシステムに対して統合情報量を計算し、そのようなシステムで統合情報量は何を表しているのかを調べた。計算には分散培養神経回路のスパイク列データとリザーバーコンピュータによるシミュレーションデータを用いた。

2. 培養実験

2.1 手法と結果

胎児ラットから大脳皮質を取り出し、電極上で培養した。様々な培養日数で自発発火のスパイクを 30 分計測し、その統合情報量値 Φ を求めた。 Φ は現在と過去の状態量の相互情報量 $I(X^t; X^{t-\tau})$ と、システムを 2 つに切断しそれぞれの状態量ベクトルが独立に変化するとして仮定して計算された相互情報量 $I^*(X^t; X^{t-\tau})$ の差分の最小値として定義される。切断されたサブシステムに対して再帰的に Φ を計算し、その局所最大となるサブシステム (Complex) も求めた。培養細胞では成長に伴い同期発火の規模が指数分布からべき分布へと変化していく。発火規模分布型に応じた統合情報量を比較した。

結果を Fig.1 に示す。指数分布にある際の Complex の Φ は 0 に近く、べき分布にある際は高くなった。成長過程の中間状態である二峰性分布では、べき分布と同様の高い Complex の Φ を示した。二峰性分布とべき分布の Complex の大きさであるノード数を比較すると、べき分布の方が優位に小さい値を示した。

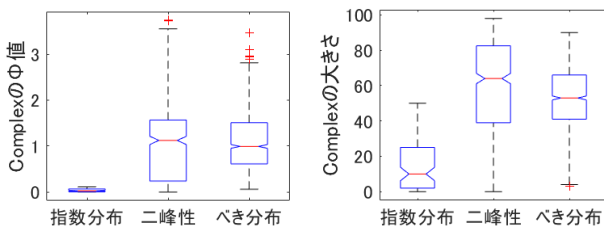


Fig 1. 発火規模分布による Complex の Φ (左) と大きさ (右)

2.2 考察

発火規模が指数分布である際はネットワークの結合形成が未熟であることが示唆されている。これは統合情報量の値が低いことと整合性がある。発火規模がべき分布になると二峰性分布時の統合情報量の値を保ったまま Complex の大きさが小さくなる。これはべき分布では二峰性分布時より多様な同期バーストが得られるという先行研究の結果から解釈できる。多様なバーストによって各細胞の持つ状態量の時系列変化が多様になり、ある細胞をネットワークから除外したときに失われる情報量が大きくなったのだと考えられる。

3. シミュレーション

3.1 手法と結果

Φ を計算する際のネットワークと実際の結合が対応する

もっとも簡単な例として次式で表わされる Echo State Network を用いた。

$$X^{t+1} = \tanh(WX^t + W_{in}u + \varepsilon E) \dots (1)$$

W がリザーバー層内結合行列、 W_{in} が入力層とリザーバー層の結合行列、 u が入力、 E がガウスノイズである。リザーバー層のノード数 N は 32 とした。リザーバー層内の状態量ベクトル X^t の時系列に対し Φ を計算する。 Φ の値が大きくなるよう局所探索法で W を 150 回探索し 1 試行とした。この試行を 50 回繰り返した。試行ごとに W の初期値と更新値について記憶容量と非線形演算タスク NARX を行いその性能を比較した。記憶容量は k ステップ前の入力 $u(t-k)$ を学習させた結果の出力値 $o(t)$ と $u(t-k)$ の相関係数の 2 乗を k について足し合わせたものである。NARX タスクは以下の式で表わされる非線形時系列を学習させる。

$$g(t+1) = \frac{g(t) * g(t-1) * (g(t) + 0.25)}{1 + g(t)^2 + g(t-1)^2} + u(t) \dots (2)$$

NARX タスクの回帰誤差を Fig 2 に示す。更新前後で記憶容量は上がり、非線形演算能力の性能は上がらなかった。

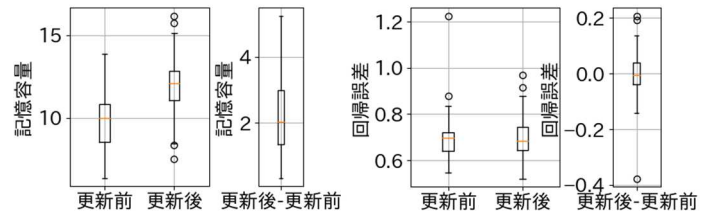


Fig 2. 更新前後の記憶容量 (左) と NARX タスク (右)

3.2 考察

ESN では状態量 X^t の更新は線形変換と $\tanh$ による活性化という比較的単純な規則に従ってなされる。高い Φ が出るよう探索した結果記憶容量が上昇したのは、探索がこの制約条件のもとで行われたことが効いていると考えられる。記憶容量を大きくするには X^t の内部に k ステップ前の入力 $u(t-k)$ を独立な基底の重ね合わせとして保存しておく必要がある。そのためにはそれぞれの独立な基底を 1 回の更新で遷移するような W を選ぶ必要がある。この状態はシステムを切断すると独立な基底への分解ができないため $I^*(X^t; X^{t-\tau})$ が小さくなり Φ が上がる描像となっている。ESN の制約条件下での探索がこの解への収束を手伝ったと考えられる。

非線形演算能力は今回のタスクでは上昇が確認できなかった。非線形演算能力は定義が難しいため、この結果から統合情報量が非線形演算能力と無関係であると断じるのは早計である。

4. 結論・展望

4.1 結論

培養細胞での統合情報量値は成長とともに大きくなることが示された。また、Complex の大きさは成熟によって小さくなり、より効率的に高い統合情報量値を生成できていた。

ESN において統合情報量値をあげることは記憶容量の上昇を引き起こした。非線形演算能力との関連は見られなかった。

4.2 展望

今回得られた 2 つの知見をつなげるには培養とシミュレーションで相補的に研究をつづける必要がある。培養神経細胞を物理的なリザーバーに用いた研究や、より生物に近いスパイクニューロンを用いた LSM のシミュレーション研究によって、対象と対応したスケールで計測した統合情報量の性質と意味が明確化されていくだろう。