

論文の内容の要旨

Homeostasis by Action, Prediction, Selection in Embodied Neural Networks

(身体化されたニューラルネットワークにおける行動・予測・選択によるホメオスタシス)

Atsushi Masumori

升森 敦士

1 序論

生命システムにとって自己を維持することは必要不可欠である。システムの内部状態を安定化させる性質はホメオスタシスと呼ばれる。ホメオスタシスは、体温やグルコース濃度の安定化といったシステム内部のメカニズムだけではなく、行動を通して環境にはたらきかけることで内部状態を安定化させるということも含む。つまり、生命システムは環境との相互作用を通してホメオスタシスを実現しなければならない。「もしその行動が本質的な変数を生理学的限界内に維持するならば、それは適応的である。」(Ashby, 1960) と、Ashby が言うように、環境への適応とはホメオスタシスのための方法として捉えることができるだろう。

生理学者たちは、動物実験を通して多くの動物の適応行動の理論を提案してきた。Marom らはこれらの生理学的な理論の一部を 刺激制御原理 (SRP) と名付けてまとめた (Marom, 2001)。SRP は神経回路が以下の2つの性質を持っていると主張する: (1) 入力刺激が続くことで、神経細胞間のシナプス結合の変化を強くし結合関係が大きく変化する; (2) その持続する刺激が止まった際に、直前のネットワーク構造が固定化される。SRP では、この2つの性質によって、入力刺激を避けるような行動が学習されると考える。Shahaf らは培養神経細胞を使った実験を通して、生物学的な神経回路にこのような2つの性質があり、実際に入力刺激を避けるような行動が学習されることを示した (Shahaf et al., 2001)。しかし、ここで主張されている2つの性質はマクロな性質であり、現象論的な説明にしかなっていないという問題がある。

我々の先行研究では、スパイクングニューラルネットワーク (SNN) とスパイクタイミング依存可塑性 (STDP) によって、Shahaf らの実験結果を再現できることを示した (Sinapayen et al., 2016)。これはSRPと異なり、入力刺激を避ける行動の学習は、STDPという生体内でも広く見られるシナプス可塑性のダイナミクスで説明可能であることを

示した点で非常に重要な結果である。この STDP によって駆動される、刺激を避ける行動の学習メカニズムは刺激回避による学習 (LSA) と呼ばれる。

本研究では、STDP といったローカルな学習規則から、この刺激を避ける「行動」の学習 (SAA) の他にも、「予測」による入力刺激の抑制 (SAP)、行動や予測によって入力刺激が避けられない場合に、入力ニューロンの結合を弱めて「選択」することで刺激を避ける (SAS) といったように、環境に応じて様々なふるまいによって刺激を避ける性質が創発するということを示した。我々はこのような、身体化された神経回路において、刺激を避けるための多様な機能が創発する性質のことを「刺激を避ける原理」(PSA) と呼ぶ。本研究では、主にこの PSA のアイデアについて、培養神経回路の解析、SNN と STDP を用いたモデル化という 2 つのアプローチによって、実験的、理論的に探索する。

2 手法

培養神経細胞はラットの胎児から摘出し、100 細胞程度になるように分散培養したものをを用いた。このように分散培養した培養神経回路網は、ネットワーク構造によらない、よりプリミティブな性質を研究する上で非常に有用である。培養神経の計測装置として高密度 CMOS アレイを用いた。この高密度 CMOS アレイは一般的な多点電極アレイ (MEA) よりも時空間解像度が高く、理想的には 1 細胞単位での神経活動の計測が可能となる。

SNN によるシミュレーション実験では、神経細胞のモデルとして、Izhikevich モデルを用いた (Izhikevich, 2003)。このモデルは、生物学的な妥当性と計算コストの面でバランスの良いモデルである。本研究では、細胞数を増やした神経回路でのシミュレーション実験も行うためにこのモデルを用いた。全てのシミュレーション実験で、興奮性ニューロン、抑制性ニューロンの 2 種類のパラメータを用いた。シナプス可塑性のモデルは、長期増強、長期抑制のモデルとして STDP を用いた。それに加えて、主に神経回路を細胞数や結合密度によらずに安定化させる目的で短期可塑性 (STP) のモデルを用いた。

3 行動による刺激回避

先述のように、Shahaf らは培養神経細胞を用いた実験によって、神経回路に刺激を避ける性質があることを示した。また、我々の先行研究では SNN と STDP によって Shahaf らの実験結果を再現可能であることを示した。実際に、ローカルな学習規則である STDP によってこの学習が駆動しているとすると、少ない細胞数の培養神経細胞であっても学習が可能であると考えられる。しかし、Shahaf らは数万細胞からなる神経回路を用いており、また、神経活動データの解析はほとんどなされていないことから、実際に培養神経の場合でもシミュレーション実験の場合と同様のメカニズムで学習がはたしているかは明確になっていない。そこでそれらを明らかにするために、本研究では、100 細胞程度という先行研究と比較して非常に小さい神経回路を用いた学習実験を行ない、その神経活動データの解析を行った。

実験の結果、100 細胞程度の小さな神経回路においても、入力刺激を避ける行動の学習が自律的にはたらくことを示した。Shahaf らの実験では、刺激回避のための行動は、全体の発火頻度が上昇するだけでも達成できてしまうような非常に単純ものであり、神経活動のデータにもとづいた定量的な調査はされていなかったため、実際に学習が生じているのか、入力刺激によって、発火頻度が上昇しただけなのか明らかではなかった。本研究では、神経活動データの解析から、実際に STDP のような神経可塑性によって入力刺激を避ける行動を学習していることを示す結果が得られた。

一方、上記の結果よりも、刺激回避のための行動が複雑な環境での学習実験では、学習の成功率は50%程度にとどまった。実験前の入力ニューロンと出力ニューロンの結合度と学習成功率には強い相関があったことから、ランダムなネットワークでは複雑な行動の学習が難しいことが示唆された。

4 予測による刺激回避

行動によって刺激を回避するという方法以外にも、入力刺激を予測して、そのタイミングで入力ニューロンの発火を抑制することで、入力刺激の神経回路内部への影響を回避することが可能であると考えられる。近年、注目を集めている予測符号化 (Rao, 1999) も、視点を変えれば入力刺激を抑制するための方法として捉えることもできるだろう。本研究では、SNNとSTDPを用いたシミュレーション実験から、予測による刺激回避が自律的に生じることを示した。実験では、まず4-6ニューロン程度からなるミニマルなネットワーク構造を用いて、単純なシーケンスの予測、空間パターンの予測、時間パターンの予測が可能であることを示した。さらに、このような学習が100ニューロンからなる特別な構造を持たないランダムな神経回路にもスケール可能であることを示した。

これは、制御可能な入力刺激の場合は回避行動を学習し、予測可能な入力刺激に対しては入力刺激を予測して入力ニューロンを抑制することで刺激を回避するといったように、STDPという同じ学習規則から、環境情報に応じて行動と予測という二つのことなる機能が創発するといった点でも非常に興味深い結果である。さらに、予測符号化の文脈でも、特別な構造を持たない神経回路で予測が自律的に生じるという点で重要な結果である。

5 選択による刺激回避

神経回路において持続する入力刺激に対する反応が鈍化するという性質は、神経適応、感覚適応などと呼ばれ広く知られている。そのメカニズムとしては、短期間に発火頻度が高まることによって神経伝達物質が枯渇することで入力刺激への反応が低下するというシナプス疲労や、シナプスの長期抑制 (LTD) が考えられる。実際に、3章で行った学習実験においても、刺激回避のための行動の学習が難しい場合には、持続する入力刺激への反応が低下する傾向が見られた。入力刺激の周波数が低い点や、反応の低下が数十分におよんだことから、この入力反応の低下はシナプス疲労ではなく、LTDによって生じたものと考えられる。

本研究では、SNNを用いたシミュレーション実験によって、シナプスの長期増強 (LTP) と LTD が回転非対称な形をした STDP を適用することで、上記のような入力ニューロンを切り離すようなダイナミクスが再現できることが分かった。

このように制御可能な入力刺激は行動で回避し、行動で回避できない場合は、入力ニューロンを切り離すダイナミクスがはたらくということは、自己の境界の規定という点からも非常に興味深い結果である。

6 スケール可能性と応用

本研究では、まず、SNNを用いたシミュレーション実験によって、行動による刺激回避のスケール可能性を調べた。その結果、少なくとも3,000ニューロンまでスケール可能であることが分かった。しかし、細胞数に応じてシナプス結合密度などのいくつかのパラメータの調整が必要であることも分かった。細胞数を増やしながらパラメータ探索も同時に行

うことは計算コストの点で難しいことから、本研究では、信号対雑音比 (SN 比) に注目して、ネットワーク解析的にスケール可能性を求める方法を提案し、実際にその手法を用いてスケール可能性を求めた。その結果、行動による刺激回避は、50,000-60,000 ニューロンまでスケール可能であることを示した。これは Shahaf らによる学習実験で数万細胞からなる神経回路が用いられていたことから妥当な数字であると考えられる。

また、本研究では行動による刺激回避の応用として、ヒューマノイドロボットを用いたより複雑な環境での学習実験を試みた。その結果、人が近くにくると手をあげるように学習が進む、意図した体の動きと実際の体の動きの誤差が小さくなるように学習が進むといったように、置かれた環境に応じて入力刺激を回避するためにさまざまな行動が自律的に生じうることを示した。

7 結論

本研究では、培養神経細胞と SNN を用いた実験を通して、身体化された神経回路では環境に応じて様々なふるまいによってホメオスタシスを実現する性質が STDP といったローカルな学習規則から創発するということを示した: 制御可能な入力刺激は「行動」することで刺激を避け (SAA)、予測可能な入力刺激は「予測」し抑制することでその刺激を避け (SAP)、行動、予測で回避できないような入力刺激に関しては、入力ニューロンの結合を弱めて「選択」することで刺激を避ける (SAS)。さらに、これらの結果をベースとして、PSA に関して、その進化的観点、生体内での PSA、内発的動機付けとして PSA といった点について議論した。