

ニューロロボットの生体神経回路網への入力と応答

～半人工の神経回路網と電気刺激で”対話”する

Input and response of living neuronal network in the neurorobot

工藤 卓^{*1,2} 濱田 竜人^{*1} 芝田 恵里^{*1} 伊東 嗣功^{*1,2} 箕嶋 渉^{*1,2}
 Suguru N. Kudoh Ryuto Hamada Eri Shibata Hidekatsu Ito Wataru Minoshima

*1 関西学院大学 理工学部 人間システム工学科 School of Science and Technology, Kwansai Gakuin University *2 関西学院大学 バイオ・ロボティクス研究センター Biorobotics Research Institute, Kwansai Gakuin University

We developed neurorobot system, Vitroid, as a certain type of agent system with biologically realistic input-output features. Vitroid has a living neuronal network as a central processing unit or brain and a miniature-moving robot as a body of Vitroid. We succeeded in the generation of collision-avoidance-behaviors. In addition, we confirmed that the spatiotemporal pattern of evoked responses flexibly modified after repetitive inputs. These results suggest that the agent with a biological living neuronal network is able to generate responses close to the biological characteristics.

1. はじめに

近年、再び脳を模範とした人工知能研究が注目されている。その牽引役ともなっているディープ・ラーニングにおいて、特に畳み込みニューラルネットワークは福島らのネオ・コグニロンと原理的に相同であり[Fukushima 1982]、やはり脳における情報処理を模範としている。これらのニューラルネットワークにおいては原則として各層のパラメーターの変更が逐次的に行われるのに対し、実際の脳においては非同期的・同時進行的に信号伝搬が為されている。また、人工神経回路網のパラメーターは、現実の神経回路網において何と対応するのか、曖昧な点がある。特に信号伝搬の時間遅れや、神経細胞に於ける内部状態への影響の蓄積を考慮すれば、従来の枠組みのニューラルネットワークでは、生体神経回路網の振る舞いをシミュレートすること、効率的な教師在り学習の実現とを同時に満たすことは困難である。また、人工ニューラルネットでも可塑的に扱うノードは物理的に存在しておらず、仮想的な表現として記述されている。この事情は、ニューラルネットワークを実装したソフトウェアを実行する場合も同様であり、仮想的なノードや層というものがプログラムを実行するシステムの動作を規定したとしても、実際に物理レイヤーにおいて発現している電子レベルの現象からみれば、実在論的には電子レベルの相互作用は自律的に動作していることになる。従って、プログラムにおける抽象的で仮想的な存在(仮想ニューロンなど)に動作を制御されていると言うよりは、逆に物理レイヤーの動作をある翻訳ルールで記述すれば、仮想レイヤーで制約条件が読み取れるという相互参照的な構造になっている。以上の考察から、幾ら仮想的な空間で脳に模倣した構造・機能をシミュレートしても、実際に物理的に発現する事象は脳の中で発現する現象とは大きく異なるだろうと推測される。すなわち、我々はチャーメーズの性質二元論[Chalmers 1995]で性質の領域に意識をおく態度とは異なり、意識はあくまで物理的レイヤーにおいて発現するものであると考えている。

従って、現象的意識の発現まで視野に入れた人工知能を設計しようとするのであれば、できる限り物理構造も生命体のそれと相同であることが望ましい。そこで、我々は情報処理を行う主体としてシリコンによらず、生体神経細胞を採用して、物理レイ

ヤーにおける局所的な現象を生体と共通化することを念頭に置いた[Chao 2005]、センサを備えたロボットボディと培養神経回路網とを接続して、ニューロロボットを構築した。我々はこれを、生体型情報処理の開発や、あるいは意識の生成に関する実験環境と捉え、試験管のようなロボットという意味を込めて Vitroid とよんでいる。

2. 実験手法・材料

2.1 ラット海馬神経細胞の分散培養

分散培養とは、神経回路網で形成されたシナプス結合を解離し、神経間の物理的な結合を一端分離した状態から培養を開始したものである。本研究では、生体の大脳海馬領域を材料とし、人工的な環境で神経回路網を再構成した[清原 2009]。培養器には底面に 64 個の微小平面電極を備えた MED プローブ(α -MED サイエントフィック)を用いた。培養液は基礎培地である DMEM/F12 with 25% HEPES, Glutamine (Life Technologies) に以下の濃度で各添加物を加えた。ペニシリン-ストレプトマイシン(Life Technologies) 100 U/ml・100 μ g/ml, インスリン (SIGMA) 5 μ g/ml, 5% ウシ胎児血清 (Life Technologies), 5% 馬血清 (Life Technologies)。

胚齢 18 日目のウィスターラット(JCL:Wistar, 日本クレア)の胎児から、大脳海馬領域を切り出して、0.125% トリプシン含有 Ca^{2+} - Mg^{2+} 不含リン酸バッファー(PBS-)溶液中で 37 °C で 15 分間処理して細胞を解離分散した。MED プローブの中央に内径 7 mm のクローニング・リングを配置し、リング内部のエリアに 30 万個となるように細胞を播種した。この場合の細胞密度は 7800 cells/mm² となる。翌日細胞が沈降し、培養基質に接着したのちにクローニング・リングを取り除いた。これは細胞が MED プローブ培養領域辺縁部に配置された参照電極に付着しない為の措置である。5% CO₂, 37 °C 環境の CO₂ インキュベータで培養を行い、2 日ごとに培養液を半量ずつ交換した。培養開始後 20-30 日以降の細胞を実験に使用した。本研究における全ての動物実験は「関西学院大学動物実験管理規程」に従い、関西学院大学動物実験委員会の承認のもとに行った。

2.2 細胞外電位多点計測

神経回路網の電気活動は細胞外電位多点計測システム(MED64, α -MED サイエントフィック)を使用して計測した。微小平面電極のサイズは 50 × 50 μ m, インピーダンスは新品未使

連絡先: 工藤 卓, 関西学院大学 理工学部 人間システム工学科
 〒669-1337 兵庫県三田市学園 2 丁目 1 番地 関西学院大学理工学部, Tel/Fax:079-565-7197, snkudoh@kwansai.ac.jp

用時で約 22 kΩ である。電極間距離は 450 μm のものを用いた。電位信号は刺激装置を統合したインテグレートド・アンプによって 1000 倍に増幅し、A/D 変換ボードによってデジタル化してコンピュータのハードディスクに保存した。本研究ではサンプリング周波数 20 kHz、量子数 16 bit でデジタル化した。電位信号から、本研究室で開発したアルゴリズムを実装した解析ソフトウェアにより、神経活動電位スパイクを検出した。活動電位スパイク列から 100 ms 幅の時間窓内のスパイク数を計数し、64 次元の特徴ベクトルを生成した。この特徴ベクトルは 100 ms ごとの神経活動パターンに対応する。

2.3 自己組織化マップ

本研究では随時教師なし学習を行いながら 2 次元マップ空間に次元縮約を行う自己組織化マップ (self-organizing maps: SOM) を使用してニューロロボットの行動を生成した。SOM の 2 次元出力層の各ユニット t には、 i 番目に入力された入力ベクトルの各要素に対応した 64 次元の要素をもつ参照ベクトル $m_i(t)$ を設定した。64 個の電極の 100 ms 幅の時間窓内における誘発応答の発火数を各要素の値とする 64 次元の特徴ベクトルを入力ベクトル $X(t)$ とし、各ユニットの参照ベクトルと入力ベクトルとのユークリッド距離を算出した(式 2.1)。ユークリッド距離の値が最小となる参照ベクトルを持つユニット (i 番目の入力ベクトルにもっとも類似したユニット) を i 番目の勝者ユニット $Winner_t$ として選出し、勝者ユニットの参照ベクトルを入力ベクトルの値に近づけるように学習を行った。同時に勝者ユニットの周辺のユニットの参照ベクトルも入力ベクトルの値に近づけた(式 2.2)。

$$Winner_t = Arg \min_i \{ \|X(t) - m_i(t)\| \} \quad (2.1)$$

$$m_i = m_i + \alpha [X(t) - m_i(t)] \quad (2.2)$$

ここでパラメータ α は学習係数であり、経験的に設定した。勝者ユニットにおいては $\alpha = 0.3$ 、周辺学習においては $\alpha = 0.2$ とし学習を行った。

学習を繰り返し行うことで、互いに類似した参照ベクトルをもつユニット同士がマップ空間上の近傍に写像される。本研究では SOM の出力層を 30×30 の 900 ユニットとし、SOM の出力層を左から 300 ユニットずつ刺激 L、自発活動、刺激 R の 3 つの領域に分けてそれぞれに対応した初期値を設定した(図 1)。

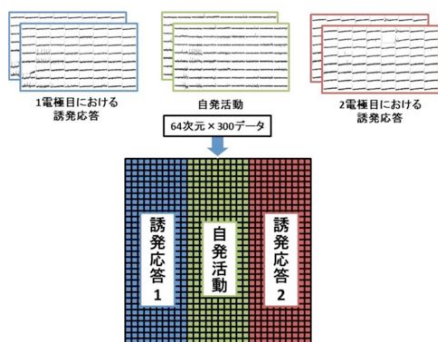


図 1. SOM の初期値エリア。

2.4 ニューロロボットの行動生成

初期設定により刺激 L、自発活動、刺激 R のそれぞれに対応する神経活動パターンが区分されることが予想されたが、さらにこの傾向を固定するために、学習の初期にのみあらかじめ異

なる 2 電極の入力に対応して 特定のユニットを勝者ユニットに選出して学習を行った。この過程をシーディングとし、このとき選定した特定の勝者ユニットをシーディングユニットとする。具体的には、刺激 L として設定した電極に対しては、[15, 0] のユニットを、刺激 R として設定した電極に対しては [15, 29] を勝者ユニットとして強制的に選出し、学習を行った(図 2)。シーディング学習を行う範囲は、シーディングのユニット [15, 0] に対して [13, 0]–[17, 2] の範囲で行い、シーディングのユニット [15, 29] に対して [13, 27]–[17, 9] の範囲で行った。シーディングは 2 電極の入力に対して各 20 回ずつ行った。シーディング終了後は、通常の SOM の教師なし学習を行った。

神経活動時空間パターンと対応する 64 次元の入力特徴ベクトルは SOM によって次元縮約され、相対的な類似度に従って 2 次元平面上の一勝者ユニットに写像される。勝者ユニットと刺激 L シーディングユニット [15,0] との距離を $L1$ 、刺激 R シーディングユニット [15,29] との距離を $L2$ として以下の式で左右のモータ値を決定した。ここで β はモータ値速度を調整するパラメータであり、経験的に設定した(式 2.3)。

障害物を感知していない場合

$$L_{motor} = \frac{L2}{L1 + L2} \times \beta$$

$$R_{motor} = \frac{L1}{L1 + L2} \times \beta$$

障害物を感知した場合

$$L_{motor} = (L1 - L2) \times \beta$$

$$R_{motor} = (L2 - L1) \times \beta \quad (2.3)$$

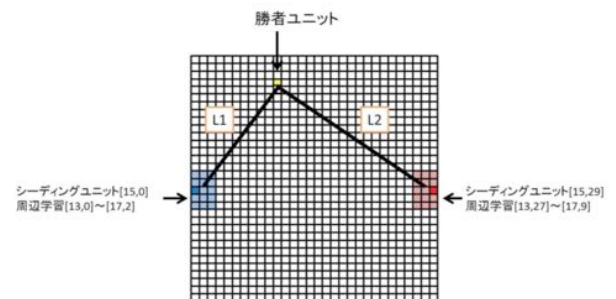


図 2. シーディングユニットとモーター値の決定。

ニューロロボットのボディを構成するロボットとして、研究用小型ロボット e-puck (AAI ジャパン) を用いた。走行実験は幅 150 mm、長さ 1200 mm のコースを用いた。障害物の検出は e-puck 上の左右に振り分けられた IR センサを用いた。IR センサの値を 1 秒毎に取得し、ロボットの左側面に設置された 2 つの IR センサ値の合計値が閾値を上回った場合、ロボットの左に障害物ありとみなした。右側についても同様である。刺激応答パターンの異なる特定の 2 電極を刺激電極として設定し、障害物を感知した場合は、左右障害物の位置にあらかじめ対応づけた特定の刺激電極から神経回路網へ電流刺激を行った。一方、障害物が検出されない場合は、電流刺激を行わず、自発性の電気活動パターンを SOM に入力してロボットの行動生成を行った。刺激による応答の場合と同様に、自発性活動に対しても神経活動パターンから特徴ベクトルを生成し、SOM に入力して対応する勝者ユニットを選出し、勝者ユニットの座標をもとに左右モータ値を算出した(図 2)。誘発応答パターンが各入力に対応する

領域に写像された場合は障害物を回避する方向に移動し、反対側の領域に写像場合は障害物に衝突する方向に移動するように、声を本能行動としてアプリアリに設定した。ロボットの走行実験はそれぞれ1時間ずつ行った。

3. 実験結果

3.1 勝者ユニットの分布

e-puck を用いて神経回路網と外界との相互作用を実現し、衝突回避行動をとらせると共に行動中の勝者ユニットの分布を解析した(図3)。走行実験は、7回の実験を行った。結果は培養ごとにはばらついたが、概ね同じ傾向で、ロボットは多くの場合衝突を回避して走行を継続した。一例として、DIV60の培養系を用いた例について結果を記述する。

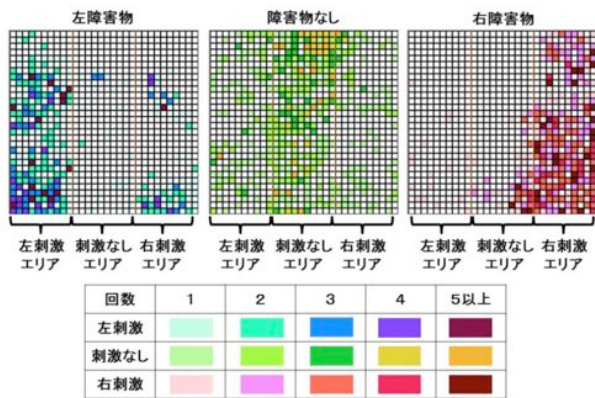


図3. 勝者ユニットの分布の例。

3.2 各入力に対する出力のパターンの分離とその学習

異なる2つの入力に対する勝者ユニットの選定回数の相乗平均をユニットごとに算出し、分布を比較した(図3, 4)。本実験では左入力と自発性活動、右入力と自発性活動に対する各ユニットの勝者ユニット選定回数の相乗平均を求めた。その結果、共通して勝者として選定されるユニットが存在した。また、相乗平均で算出した数値が1以上となったユニットの数を全入力数で除した値を比較したところ、走行実験開始0~30分に比べ31~60分の方が減少する傾向にあった(図5)。これは、生体神経回路網が走行中に学習を行い、刺激に対する応答特性が刺激の種類に対してより特異的になるように学習したと言える。

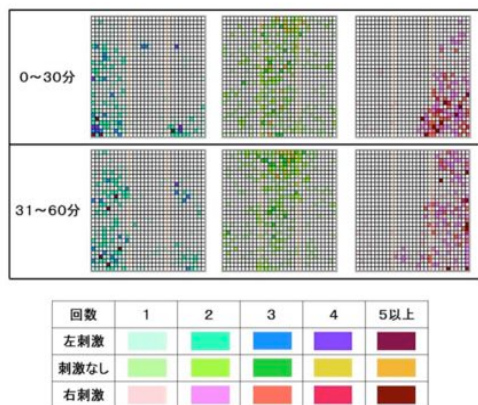


図4. 自発活動と共通の勝者ユニットの分布の変化

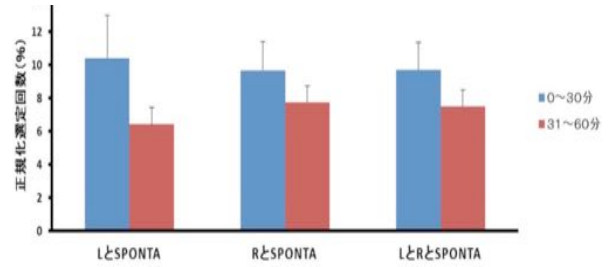


図5. 勝者ユニットの正規化選定回数 (30 min)
エラーバーは標準誤差 (N=6)

走行時間が経過すると共通のパターンは減少する傾向にあったことから、神経回路網は電流刺激により学習を行い、神経回路網が持つパターンレパートリーを変化させたと考えられる。神経回路網は半人工的な培養環境下にあっても学習を行い、これとロボットを接続したニューロロボットは外環境に適応することが可能であることが示唆された。

4. 結論

本研究ではロボットを制御する手法として、常時教師なし学習を行いながら入力の次元縮約を行う自己組織化マップ(SOM)を用いたニューロロボットを開発した。ロボットのIRセンサが識別した障害物の位置に対応して刺激電極に電流刺激を行い、刺激によって得られた神経活動の64次元の特徴ベクトルを30×30の2次元マップ空間に次元縮約して出力層に写像された勝者ベクトルの座標を元にロボットの左右モータ値を決定した。学習の初期のみ各電極に対する応答を特定のノードに強制的に写像する教師あり学習を行った。この過程をシーディングと呼ぶ。シーディング後、異なる2電極からの入力に対する応答パターンに対応する勝者ユニットはほぼ分離して写像され、それによりニューロロボットの衝突回避行動を生成することに成功した。また、外界からの入力に対する応答パターンは自発性活動と一致するパターンを含んでいた。長時間のロボット走行実験を行うと、この共通パターンは減少する傾向があった。これらの結果は、培養神経回路網が外界の事象を学習し、反映する機能を保有していることを示唆する。また、自発性活動パターンは豊富なレパートリーを含有し、そのレパートリーに類似した特定のパターンの1つが電流刺激によって、誘発される確率が上昇するという仮説を導いた。

謝辞

本研究は、科学研究費補助金 基盤研究(B) 課題番号24300091、および文部科学省私立大学戦略的研究基盤形成支援事業(平成26年~平成30年、事業番号:S1411038)の支援を受けて行われた。

参考文献

[Fukushima 1982] K. Fukushima and S. Miyake: "Neocognitron: A New Algorithm for Pattern Recognition Tolerant of Deformations and Shifts in Position", Pattern Recognition, 15(6) pp. 455-469, 1982.

[Chalmers 1995] D. J. Chalmers: "Facing Up to the Problem of Consciousness". Journal of Consciousness Studies 2(3), pp. 200-219, 1995

[Chao 2005] Z. C. Chao, J. Bakkum, Douglas, D. A. Wagenaar, and S. M. Potter. Effects of random external background stimulation on network synaptic stability after tetanization: a modeling study. *Neuroinformatics*, Vol. 3, pp. 263–280, 2005.

[清原 2009] 清原藍, 田口隆久, 工藤卓: “分散培養系における自発性活動電位と誘導活動電位との関係性”, *電気学会論文誌 C*, vol. 129, pp. 1815- 1821, 2009.