

生体神経回路網と小型移動ロボットによる半人工の知能

The semi-artificial intelligence generated by a living neuronal network and a miniature moving robot.

福井 康弘 箕嶋 渉 工藤 卓*^{CA}
 Yasuhiro Hukui Wataru Minoshima Suguru N. Kudoh

関西学院大学 理工学部
 School of Science and Technology, Kwansei Gakuin University

A body is considered to be critical for the robot in real world for achievement of effective intelligence. Neurobot equipped with a living neuronal network and a robot body is a useful model system for investigation for relationship between biological intelligence and embodiment. We attempted to develop the intelligent system including autonomy and flexibility of biological system, by performing interaction between the outer world and a cultured neuronal network interfaced by a miniature moving robot as a body. We succeeded in generating collision avoidance behavior of our neurobot by electric active pattern of a neuronal network interpreted by a self-organization map.

1. はじめに

近年, 失われた神経回路網の機能を回復するための技術としてブレインマシンインターフェース(BMI)や人口内耳などの神経再接続技術が注目されている。これらの技術の実現のためには, 神経回路網に損傷を与えることなく電気信号を送受信するインターフェースの開発や神経活動に対応して電子機器を適切に制御するための神経信号のデコーディング手法が必須である。このためには, 外界との入出力による神経回路網の電気活動パターンの変化を定量的に解析し, 情報の表現様式を解明することが重要であり[1-3], そのためにモデルとして分散培養系を用いた神経工学的研究が行われている。我々は外界と神経回路網の相互作用をテストする環境, 小さな脳のモデルとして, 小型移動ロボットをボディとして培養神経回路網に付与し, 外界との入出力を実現したニューロ・ロボットを開発している。本研究では, 生体神経回路網の活動パターンをロボットの制御に変換する手法として, 常時教師なし学習を行いながら行動生成を行い得る自己組織化マップを用いた[4,5]。自己組織化マップにより, 2次元マップ空間上に写像された神経回路網の活動パターンにおける勝者ユニットの座標を元にして, ロボットの衝突回避行動を生成することに成功した。

2. ニューロ・ロボットの実装

2.1 生体神経回路網

培養には, 胚齢 18 日目のウイスターラットの胎児を用いた。ラットの胎児から終脳海馬領域を取り出して 0.125%トリプシン溶液により 37°Cで 15 分間処理した。その後, トリプシン溶液を血清添加した完全培地に置換してトリプシンの消化酵素反応を停止させ, 細胞の解離分散を行った。底面に 64 個の微小平面電極を備えた特殊な培養皿(MED プローブ, α -MED サイエントイフィック)[6]の中央の電極アレイを囲うように内径 7 mm のクローニングリングを設置し, この内部に 30 万個となるように細胞を播種した。細胞の密度は 7800 cells/mm²となる。培養液の組成は以下の通りである。

インスリン(シグマ) 5 μ g/ml, ペニシリン・ストレプトマイシン(インビトロジェン) 100U/100 μ g/ml, 牛胎児血清(インビトロジェン)

5%, 馬血清 5%

クローニングリングは培養開始後一日経過した時点で取り除いた。37°C, 湿度 100%, 5%CO₂ の環境で培養し, 培養液は 2 日ごとに半量交換した。

2.2 ニューロ・ロボットシステム

ロボット・ボディとして研究用小型ロボット e-puck(AAI Japan)を用いた。ロボットの IR センサの値を 1 秒ごとに取得して, 左右に障害物を検知した場合にそれぞれ入力1, 入力2とし, あらかじめ個別に割り当てた刺激電極から培養神経回路網に定電流刺激を印加した。障害物が検出されない場合は, 電流刺激を行わず, 自律的に発生する自発性電気活動を計測した。神経回路網の電気活動パターンは, IRセンサ値取得後(障害物がある場合は電流刺激を行った後) 100 ms の時間窓内で計測された活動電位スパイク数から生成した 64 次元の特徴ベクトルで表現し, これを自己組織化マップ(SOM)によって 2次元平面の出力層に次元縮約して写像した。この写像された勝者ユニットの座標を元に, 左右モーター値の生成を行った(Fig.1, 2)。

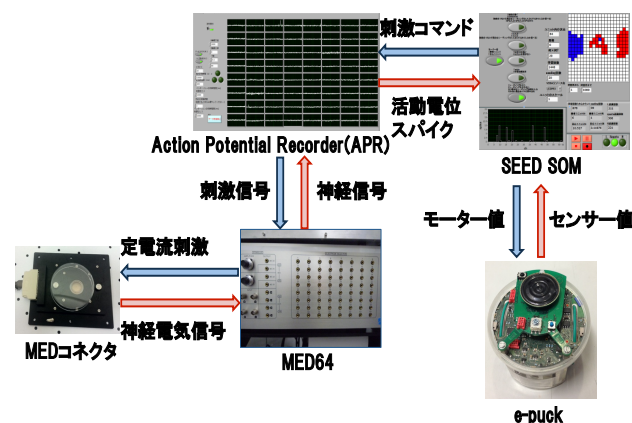


Fig.1 SOM ニューロ・ロボットシステムの概略図。

複数のプログラムをプログラム間通信で連携している。制御用の SOM は SEED SOM プログラムに実装されている。

2.3 自己組織化マップによるロボットの行動生成

本研究で用いた SOM の出力層は 30×30 の 900 ユニットとして、選択した刺激チャンネル(1 例では 18ch, 55ch)に電流刺激を行った際の応答活動発火数と自発活動における活動発火数をそれぞれ 300 回ずつ計測し、各ユニットにおける参照ベクトルの初期値とした。入力された特徴ベクトルと各ユニットの参照ベクトルとのユークリッド距離が計算され、もっとも特徴ベクトルに近い参照ベクトルをもつユニットを勝者ユニットとして選出した。選出された勝者ユニットの参照ベクトルを特徴ベクトルに近づけるよう値を更新し、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特徴ベクトルに若干近づけることにより、類似した参照ベクトルを持つユニットをマップ空間上の近傍に写像した (Fig. 3)。

また、学習の初期のみ、あらかじめ異なる 2 電極の入力に対応して規定した特定のユニットをユークリッド距離に関係なく勝者ユニットに選定してそれぞれ学習を行った。この過程をシーディングと呼ぶ。シーディングにより、異なる 2 電極に対する応答パターンに類似したパターンが入力された場合に、あらかじめ選定したシーディングのユニット、もしくは近傍ユニットが勝者ユニットとして選定される確率が高くなる。これは、勝者ユニットの座標からロボットの左右モーター値が決定されるため、勝者ユニットに対応して合目的行動を生成することを目的として行う。初期学習においては入力 1 として設定した電極に対しては、[15, 0]のユニットを勝者ユニットとして強制的に選出し、入力 2 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。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。20 回行ったのは、初期値に対して安定した時空間パターンを固定するためである。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。

左右モーター値は、勝者ユニットと各シーディング・ユニットとの座標のユークリッド距離により決定した (Fig. 4)。ロボットの左側面に障害物を検出した状況に割り振った入力 1 に対応させたシーディング・ユニット[15, 0]と選定された勝者ユニットとの距離を $L1$ とし、ロボットの右側面に障害物を検出した状況に割り振った入力 2 に対応させたシーディング・ユニット[15, 29]と勝者ユニットとの距離を $L2$ とし、障害物を感知した場合 (式1)と感知していない場合 (式2)で異なる式によってモータ値を決定した。

$$\begin{cases} L_{motor} = \frac{L2}{L1+L2} \times \beta \\ R_{motor} = \frac{L1}{L1+L2} \times \beta \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} L_{motor} = (L1 - L2) \times \beta \\ R_{motor} = (L2 - L1) \times \beta \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 β はモータ速度を調整するパラメータとする。パラメータの値は、ロボットが障害物を感知してからモータ値に変換するまでの処理時間に衝突しない程度の時間を経験的に設定した。障害物を検知していない場合、モータ値は 2 つのシーディング・ユニットと勝者ユニットの距離の比で決定される (式 3)。障害物を感知した場合も、モータ速度は勝者ユニットとシーディング・ユニットとの距離に依存するが、ただし L と R のモータの速度は必ず逆転させて、その場での回転を行うように設計した (式

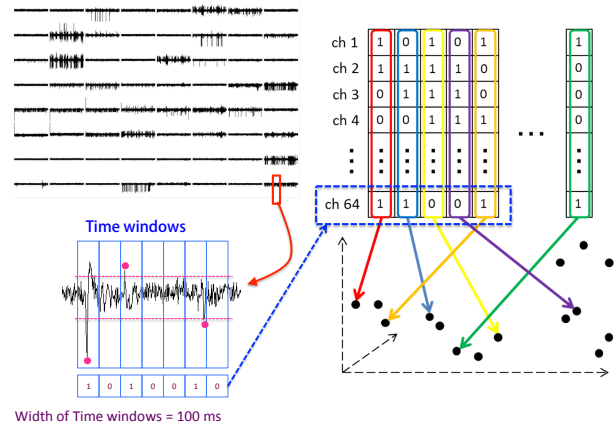


Fig.2 特徴ベクトルの生成
神経活動は 100 ms の時間窓内で計測された活動電位スパイク数から生成した 64 次元の特徴ベクトルで表現される。

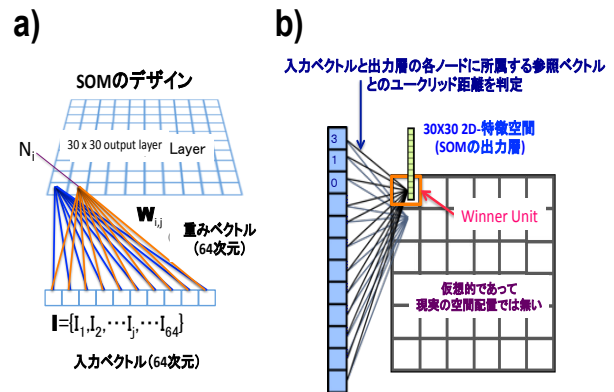


Fig.3 SOM のデザイン
SOM の出力層は 30×30 の 900 ユニットと経験的に決定した。64 次元の特徴ベクトルを入力とした。

4)。これは、障害物への衝突角度によって方向転換が不能な状況に陥るのを防止するためである。

3. 走行実験結果と考察

3.1 刺激応答の安定性

2 つの電流刺激チャンネルをそれぞれ左、右入力に対応させ (例では左 18ch, 右 55ch) として、勝者ユニットの分布を比較した (Fig. 5)。マップ上の濃淡は、勝者ユニットの選定回数を示しており、各ユニットの色は選定回数が多いほど濃く示されている。左右入力ともに各初期値として設定したエリアにほぼ分離して写像された。2 時間の走行実験において、勝者ユニットが写像されるエリアはやや後半に広がるように変化する傾向があったが、その領域は概ね分離していた。このことから、電流刺激による長期的な神経回路網の応答パターンは、2 時間の範囲で比較的安定していたことが示唆される。しかしながら、興味深いことに、左入力に対して自発活動の発火数を初期値としたエリアに写像されるユニットも多少存在した。これらの結果から、左入力に対しては、その応答パターンには自発性の電気活動パターンに類似した活動が含まれていることが示唆される。

3.2 ロボットのモーター値とロボットの走行軌跡

ロボットは、左右の障害物に対してほぼ衝突回避行動を適切に生成した。また、障害物を感知していない場合の自発性電気活動の入力において、初期の経過時間では左方向に移動することが多かったが時間経過とともに、右方向にも移動するように変化した。これらの結果から、ロボットは、SOM の学習と神経回路網そのものの学習(神経回路網の応答パターンの変容)の2つの学習を統合した結果に対応して適切に行動を生成したことが示唆される(Fig.6)。

ロボットは、障害物を感知してから回避が完了するまでに神経回路網へ複数回入力を繰り返すことが多かった。これはロボットの走行速度に対して神経活動の取得・解析時間が遅いことが一因であるが、その他の要因として、障害物検知による入力に対する誘発応答パターンが、初期学習時に誘発された応答と異なるパターンを発現したことが考えられる。走行実験中は、ロボット上のセンサの値を1秒間隔で神経回路網に反映した。この場合約5秒~10秒程度で障害物を完全に回避した。衝突回避時間は、走行実験の間大きく変動することはない、明確な適応は観察されなかった。この傾向は他の実験(N=5)においても共通していた。

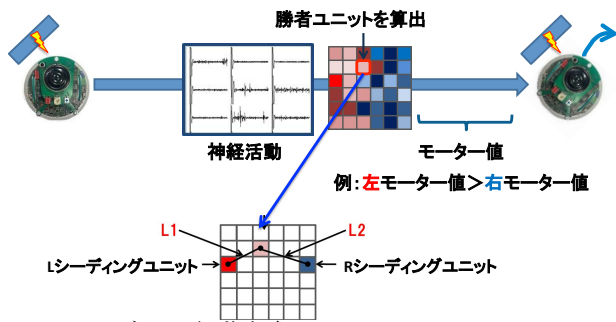


Fig.4 ロボットの行動生成

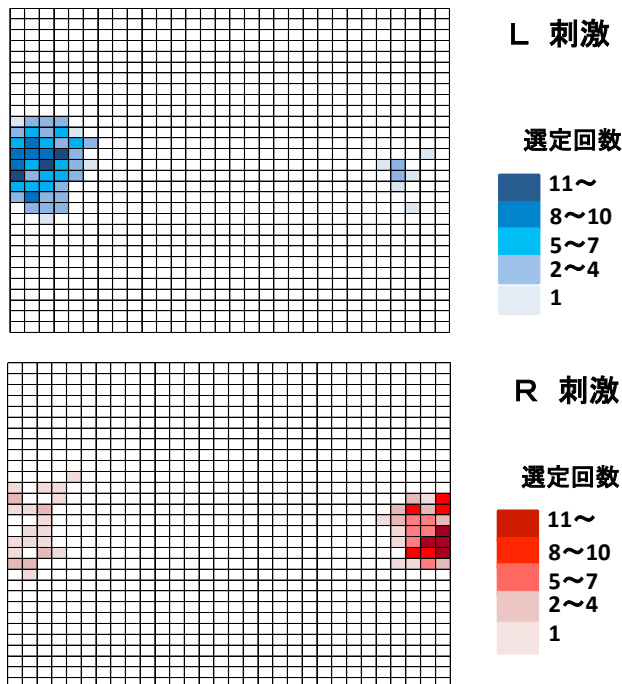


Fig.5 勝者ユニットの分布

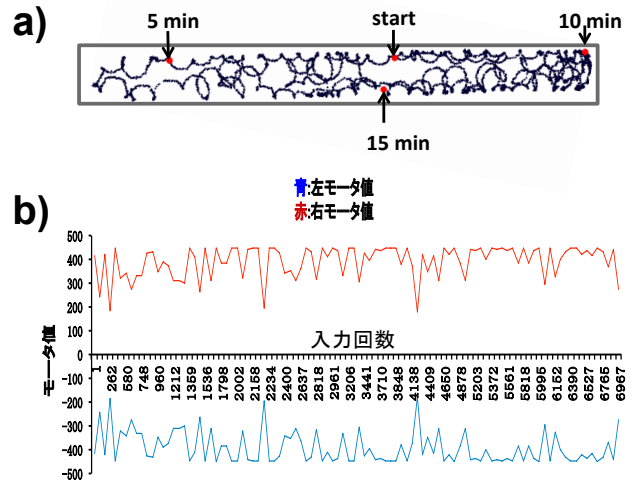


Fig.6 ロボットの走行

a) ロボットの走行軌跡. b) ロボットの左右モーター出力値.

4. 結論

SOM を用いて、電流刺激における誘発応答パターンの長期的な解析を行った結果、異なる電流入力(刺激電極)に対して異なる応答パターンが発現され、長時間入力を繰り返しても比較的安定していることが確認された。また、誘発応答パターンの中に自発性活動パターンに類似した活動も含まれており、自発性活動パターンは豊富なパターン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ている可能性が示唆された。神経回路網と外界を相互作用させ、これをもとにロボットの行動生成を行った結果、ロボットは外界からの不規則な入力に対してそれに対応した応答パターンを発現させ、衝突回避行動をとることに成功した。しかしながら、走行実験中にロボットの行動が適応的に変化することはなかった。これは、現時点での行動生成アルゴリズムでは障害物検出時のモーターの制御と神経活動パターンの論理的な関係性が曖昧になっていることが一因ではないかと考えられる。

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

- [1] S. N. Kudoh, M. Tokuda, A. Kiyohara, C. Hosokawa, T. Taguchi and I. Hayashi, "Vitroid - a robot with link between living neuronal network in vitro and robot body", International Journal of Mechatronics and Manufacturing Systems 4 (2), pp.135-149 (2007)