

# 認知における階層性の問題について

## Hierarchy in Cognition

谷 淳

Jun Tani

理化学研究所

RIKEN

How hierarchy can be self-organized is one of the essential problems in cognition because hierarchy is the mean to provide compositionality to the systems. In the current paper, we will show an example in which hierarchy in sensory-motor functions can be self-organized through behavioral experiences of the systems. Our analysis elucidates that so-called the “bottleneck” in our proposed neuro-dynamic systems is a key to achieve compositionality in acquired hierarchical systems.

### 1. 概要

複雑で多様な行為を生成するためには、システムは合成可能性(compositionality)の構造を内部に有している必要がある。もともと合成可能性とは言語学において、文の意味はそれを構成する単語の意味の組み合わせにより表現されることを示すが、行為の生成においても、同様のことが言える。一見複雑に見える行為も、それはルーチン化された運動プリミティブの多様な組み合わせから作り出されるというのが、Arbib のモータスキーマ理論である。しかしながら、その合成可能性の基本となる運動プリミティブはどのように獲得されるのか、またそれらを目的ゴールに対して適応的に組み合わせるといったメカニズムはどのように獲得可能であろうか。

本発表では Paine と Tani により行われた試み [19] の紹介を通して、比較的単純な動的神経回路モデルの内部に行為の経験に基づいたレベル構造が創発する様子を紹介する。具体的には、階層構造が必要となる行動タスクをシステムに課した場合に、階層構造化された機能が進化的発達過程に自発的に出現してくる様子を示す。

### 2. 実験のセットアップ

この問題に取り組むための実験プラットフォームとして以下の探索的ナビゲーションタスクを考える。このタスクではシミュレーションによる移動ロボットが図 1 に示す迷路環境内を探索するが、ここでロボットに与えられた問題はスタート地点からできるだけ多くの異なるゴールに至る経路を探索して見つけ出すことである。このナビゲーションタスクは 2 つのレベルのシステム機能に分解することができる。第 1 のレベルは衝突を巧みに避けて通路を進む、T 字の分岐点では右または左に曲がるといった運動レベルの機能である。第 2 のレベルはゴール地点にむけて、分岐点をどのような順番で曲がっていくかを決定する機能である。研究の目標はこのように 2 段階にレベル分けされるような機能が、陽にヒントを与えられることなく、どのように神経回路内部に自己組織化され

るのかを理解することである。

このロボットシミュレーションでは GA (Genetic Algorithm) 手法により神経回路モデル CTRNN の結合シナプスを進化発達させていく。

つまり、結合シナプスを突然変異させていきながら、パフォーマンスが最大になるような神経回路の結合シナプスを決定していくのである。

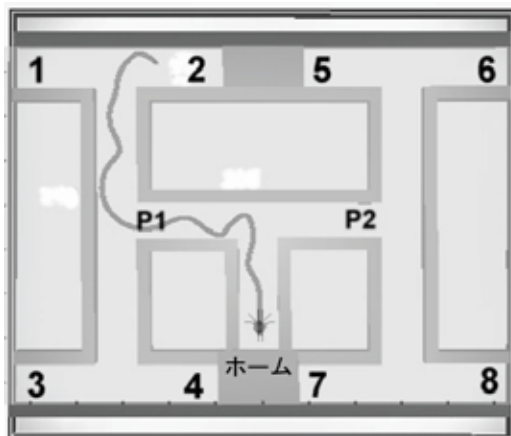


図 1:シミュレーションによる移動ロボットがホームポジションからスタートして 8 つの異なるゴールへ至る経路を学習する。

我々は図 2 に示す 2 つのタイプの CTRNN を比較テストした。図 2(a)は、上部と下部レベル間の情報の流れが途中の隘路(ボトルネック)によって阻害されることから「ボトルネック」ネットワークと呼ばれる。(神経の活性化はこのボトルネックを通らなければ隣のレベルへ伝播できない。)ネットワークの下部には感覚入力とモータ出力がある。図 2(b)に示すのは感覚入力とモータ出力を備えた標準的な CTRNN である。我々は以前の章で説明した初期値敏感性という考え方を使用して現在のゴールにおける組み合わせ動作時系列を生成させた。

ロボットは図 2 に示すゴールニューロン(GN)の初期値セットに応じて異なるゴールへ到達できるように進化発達していくというのが今回の実験でのシナリオである。進化プロセスにおいては、シナプス結合重みが進化発達すると同時に、各ゴールごとの GN

の初期状態値も進化的に決定していく。それぞれのニューロンユニットの時定数  $\tau$  も発展的に変化する。

進化計算の評価関数の値は、8 通りの GN 初期値をもって同一のスタート位置からロボットがスタートして、そのうち何個の違ったゴールに到達できるかに比例して決まる。評価関数の高い神経回路はその子孫を増やして、その神経回路の持つ結合重みと GN 初期値ベクターの近傍がさらに突然変異を持ちながら探索される。ネットワークを発達させるために両方のタイプのネットワークについてそれぞれ 20 回のランを行い、その性能を統計的に比較した。

個々のランは 200 世代まで実行され、1 世代あたりのロボット数は 80 であった。

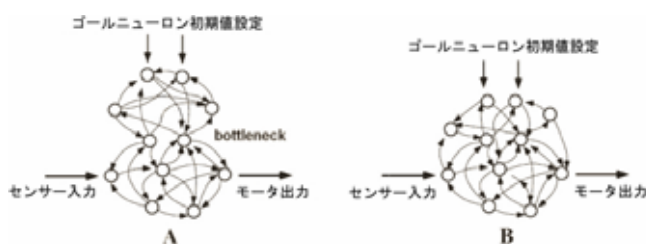


図 2: ボトルネックを持つ CTRNN (a) と標準 CTRNN (b)

### 3. 実験の結果

我々の実験結果はボトルネックを持つネットワークがよりよい性能を発揮することを示した。ネットワークを発達させるための 20 回のランにおいて、異なるゴールへ到達できた平均回数がボトルネック CTRNN の場合に 5.1 であったのに対して標準 CTRNN では 2.3 であった。ボトルネック CTRNN は 20 回のランの 14 回で 5 以上のゴールを発見できたのに対して標準 CTRNN がゴールを発見できたのは 6 回のランに過ぎなかった。

1 つの発達したボトルネック・ネットワークのニューロン活性化の時間プロファイル(このネットワークは 6 つの異なるゴールを発見した)を図 3 に示す。

上のグラフは 2 つの TN と 2 つのボトルネック・ニューロン (BN) の活性化プロファイルを示している (図 2(a)参照)。下のグラフは、ネットワークに下部に存在する 2 つのモータ出力ニューロンのプロファイルを示している。一見して分かるように、モータ出力の方が GN や BN よりもはるかに速い動きを示している。実際、我々は成功したすべての発達ケースにおいてはモータ・ニューロン時定数の時間発展が GN や BN と比較してはるかに速いことを発見した。特に BN2 の活性化プロファイルは分岐点での右折、左折に関連付けて変化する (上のグラフのラベル参照)。右折で BN2 が高い活性化値を持つのに対して左折では低下する傾向を示した。GN2 は BN2 と類似したタイプのエンコーディングを示したが (逆方向に)、TN1 の動的プロファイルは向き転換時系列とは無関係のように見える。これらのプロファイルは、ボトルネック・ネットワークにおいてある種のレベル構造が自己組織化されることを示唆している。

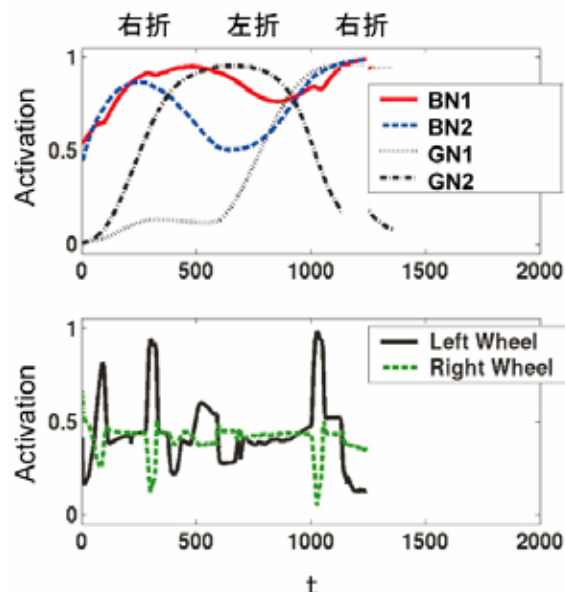


図 3: ボトルネック・ニューロンの右-左-右の順の方向転換によるニューロン活性化変化。上図: ボトルネック・ニューロンとゴールニューロンのニューロン活性化度。下図: モータ出力ノードの活性化度

### 4. 考察

筆者らは得られた神経回路の動的特性を解析することにより、BN は下位の神経回路に対してその内在する力学系のパラメータ分岐の役割を果たすこと、また上位の神経回路はそのパラメータの遅い時定数での変化をゴールを内部表現する初期値にしたがって動的に与えることを示した。これらの結果から、必要な合成可能性の構造は神経回路のダイナミクスに埋め込まれたかたちで生成されることがわかる。またそのとき、提案されたボトルネックの構造は、各階層の情報の流れに制約を与えることにより、層ごとの独立した役割を自己組織化させ、かつそれらの間に必要最小の情報のやり取りを可能にすると考えられる。

今後筆者らはこのような手法をより大規模な実ロボットシステムに適応してその作動を確認していく予定である。

### 参考文献

[Paine2005] R.W. Paine and J. Tani, How hierarchical control self-organizes in artificial adaptive systems, Adaptive Behavior 13, 3, 211-225, 2005.