

## 巨視的状態量を用いた自律セル群の挙動に関する基礎研究

北海道大学工学研究科 □坂内伸二, 木下正博, 横井浩史, 嘉数侑昇

## 要旨

多数の要素からなる系の各要素に群として協調的な行動をさせるために、行動ルールをあらかじめ作り込むのではなく、要素全体の挙動を決定するような巨視的状態量を導入することによって群としての挙動を実現させることを試みる。その基礎実験として、セルラオートマトンを模倣した自律セルによるセル群全体の挙動と巨視的状態量の関係について考察する。

## 1. はじめに

近年、マルチエージェントシステム、自律分散システム、群ロボット、群知能などの研究が盛んになっている。代表的なアプローチとして、各要素の機能、行動ルールをあらかじめ設計し、それによって全体としてどのような挙動が見られるかといったものと、全体としてのタスクを目標とする学習をさせることにより、その過程で各要素にどのような機能が発現されるかといったものがある。前者での代表的な例として、群れで行動する生物をシミュレートした Boid[1]では、単純な行動ルールをあらかじめ個々に組み込むことで、鳥や魚の群れのような挙動を再現させている。本研究では、この Boid のような群れ挙動をあらかじめ行動ルールを組み込むことなく実現させるために、ある瞬間の系の全体としての状態が一意に定まるような巨視的状態量を定義し、その量を評価値とする学習により各要素に群れとしての協調行動を獲得させることを目指す。そのための基礎実験として、セルラオートマトンを模倣した自律セルにより、提案した状態量とセル群全体の挙動の関係を考察する。

## 2. 実験の概要

## 2.1 自律セル

格子状に区切られたフィールドに自律セルをランダムに配置する。各セルは自身の周り 8 近傍の状態を入力とし多層型ニューラルネットワーク(ANN)の出力値の結果から次の移動方向(上下左右停止)を決定する (Fig.1)。

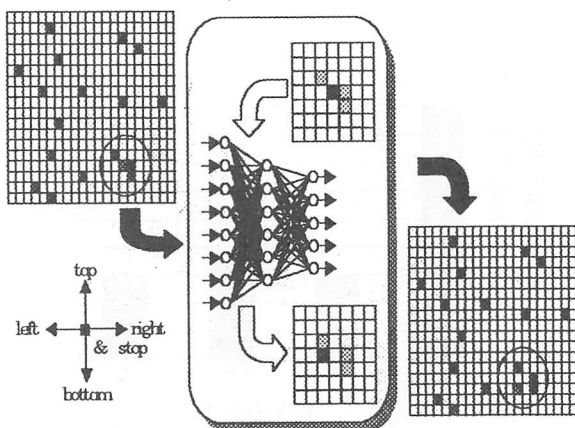


Fig.1 : 自律セルの移動

## 2.2 巨視的状態量の導入

あるステップ時  $t$  における巨視的状態量  $V_t$  を以下のように定義する。

$$V_t(h_t^D, agent) = - \sum_{d=stop, top, right, left, bottom} \frac{h_t^d}{agent} \ln \frac{h_t^d}{agent} \quad (1)$$

$$\left\{ h_t^D \mid h_t^{stop}, h_t^{top}, h_t^{right}, h_t^{left}, h_t^{bottom} \right\}$$

$$\left( \begin{array}{l} * \quad \text{if } h_t^d = 0 \quad \text{then } \frac{h_t^d}{agent} \ln \frac{h_t^d}{agent} = 0 \\ * \quad agent = const \end{array} \right)$$

式(1)は情報エントロピーからのアナロジーで、自律セルの移動方向についての秩序度合いを表しているといえる。 $agent$ は自律セルの数、 $h_t^D$ は、あるステップ  $t$  において、移動方向が同じである自律セルの個数をその移動方向、上下左右停止の5つそれぞれについて合計したものである。 $V$ が最大、最小となるときは、

$$\begin{array}{l} * \quad V_{Max} \leftarrow h_t^{stop} = h_t^{top} = h_t^{right} = h_t^{left} = h_t^{bottom} \\ * \quad V_{min} \leftarrow \begin{cases} h_t^d = agent \\ other \quad all \quad h_t^d = 0 \quad (i \neq j) \end{cases} \end{array} \quad (2)$$

である。すなわちすべてのセルの移動方向が同一である時最小となり、逆に各セルの移動方向がすべての方向について同程度であるとき、最大値を取る。

## 2.3 GAによる進化学習

ANNの結合荷重をGAの遺伝子とし、巨視的状態量をその評価値とすることにより自律セル群の挙動を進化学習させる。ただし1個のセルのANNの結合荷重をひとつの遺伝子コードとするのではなく、すべてのセルの結合荷重を一本の遺伝子コードとしている (Fig.2)。

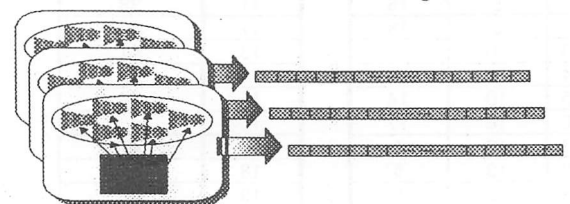


Fig.2 : 結合荷重からGAの遺伝子コードへ写像

### 3. 実験結果

フィールドの大きさを  $50 \times 50$ 、自律セルの数を 50 として実験を行った。式(2)より巨視的状態量の最大値は  $V_{\max} \approx 1.6$  である。GA の評価値すなわち巨視的状態量  $V_t$  を  $V_{goal} = 1.3, 1.4, 1.5, 1.55, 1.575, 1.6$  の値に近づくようにそれぞれ 500 ステップ学習させた。

Fig.3 は自律セルの移動方向の選択比率を 50 ステップ毎で平均化したグラフ、Fig.4 は  $t$  に対する  $V_t$  ( $V_{goal}=1.3, 1.4, 1.5, 1.55, 1.575, 1.6$ ) のグラフである。

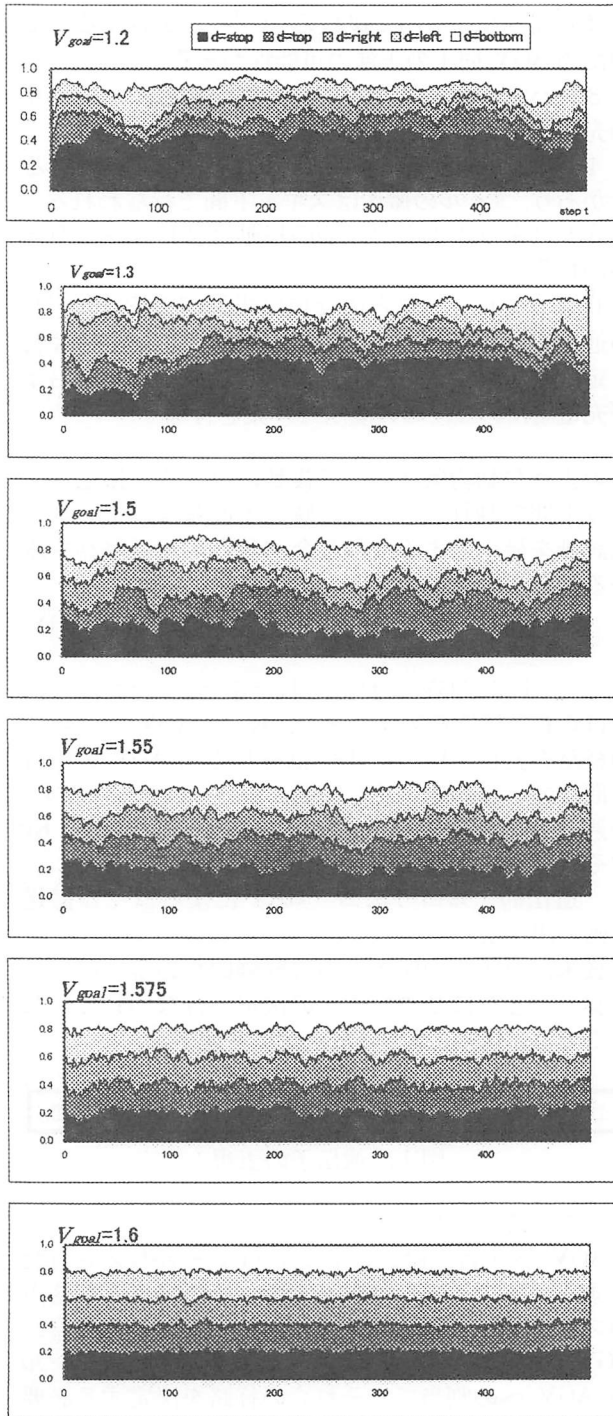


Fig.3 : セルの移動方向選択比率の推移

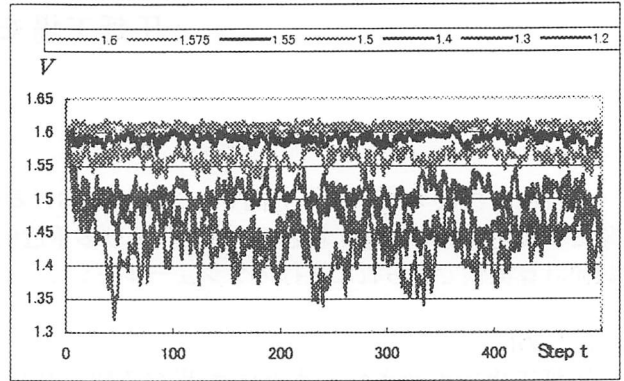


Fig.4 : 各目標値  $V_{goal}$  に対する巨視的状態量の推移

- Fig.3、 $V_{goal}=1.2, 1.3$  から、学習の過程において、平均的に stop の行動選択したセルの割合が他の行動と比べ大きいことがわかる。すなわち全体としての移動方向に偏り(秩序)が生じている。
- Fig.3、 $V_{goal}=1.2$  では、ほぼ全体を通して、stop を選択するセルが優勢であるが、Fig.3  $V_{goal}=1.3$  では、100 ステップ程度までは right を選択するセルが優勢であるのに対し、それ以降では stop を選択する割合が増えていく。そのため Fig.4、 $V_t=1.3$  からも、ある一定の値に収束することなく複雑な軌跡を描いていることがわかる。
- Fig.3、 $V_{goal}=1.2 \sim 1.6$  の順に見ていくと、 $V_{goal}$  が増加するにつれ行動選択の偏りが徐々に減少していき、 $V_{goal}=1.6$  ではセル全体が、各方向についてほぼ均等に行動を選択するようになっている。

### 4. まとめ

今回提案した巨視的状態量を用い、その値を変化させ、それを追従するように各要素の行動を学習させることにより、移動方向に偏りを生じさせ、その結果群全体としての行動をある程度制御できることを示した。

一方で、今回提案した状態量だけでは Boid のような行動を再現することは困難であると思われる。今後の課題として、移動方向についてだけでなく、要素間の距離、すなわち系の局所的な密度を制御することができる巨視的状態量を構築することが必要である。

### 参考文献

- [1] Craig Reynolds : " The SIGGRAPH '87 Boids paper *Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model* "