

旭川高専 ○武田稔也 渡辺美知子 古川正志

要 旨

スオームモデルにおいて、各エージェントは、局所的かつ自律的な行動のみを起こしているに関わらず、大域的な次元で協調的な群行動が見られる。本研究は、パルミターの虫を原型とする他のエージェントをなわばりの自意識を持つ標的追跡型オートマトンでモデル化し、コンピューターシミュレーションにより協調的な群行動の発現を報告する。

1.はじめに

近年、種々の生命現象をコンピュータシミュレーションを用いて再現することにより、生命に関する理解を深めることを目指した人工生命 (Artificial Life :AL)の研究が注目されている。

AL の一例として、スオームモデルがある。これは、相互作用しあう単純なエージェントの集団が、複雑な協調動作を実現するモデルである。このような協調動作の例は、ある種社会性の昆虫などに見られ、以下に示す特徴を有する。

- 1) 各々のエージェントは、単純な機能で自律的に活動を行う。
- 2) 各々のエージェントは、環境内における局所的な状況のみに反応し、全体を認識しない。
- 3) 各々のエージェントの局所的な振る舞いが大域的な現象を創発させる。

本研究では、極めて単純な機能しかもたないパルミターの虫モデルを原型とした標的追跡型オートマトンエージェントを定式化する。また、コンピューター内の仮想空間における追跡群行動をなわばり自意識を持たせて作成し、協調的な群行動の発現に関する数値実験を行う。

2.標的追跡型オートマトンモデル定式化

本研究では、エージェントを確率的オートマトンとして以下のように定式化する。虫1匹を1個のオートマトン $A_i$ として定義すると、虫全体の集団は集団オートマトン $A$ として、

$$A = \{A_i; i=1,2,\dots,N\} \quad (1)$$

と記述される。ここで $N$ は虫の総数である。個々のオートマトン $A_i$ を具体的に3項組で、

$$A_i = \{I_i, O_i, g_i\} \quad (2)$$

と定義する。ここで、それぞれの記号は、

$I$ : 入力  $O$ : 出力  $g$ : 出力関数

を示す。

2. 1 入力  $I$

時点 $n$ におけるエージェントの入力 $I(n)$ は、

$$I = \{S1, S2; S1 = \{0,1\}, S2 = \{0,1\}\} \quad (3)$$

ここで、

$$S1 = \begin{cases} 0; \text{なわばりの自意識がしきい値以上} \\ 1; \text{なわばりの自意識がしきい値以下} \end{cases}$$

$$S2 = \begin{cases} 0; \text{ターゲットを感知している} \\ 1; \text{ターゲットを感知していない} \end{cases}$$

とする。

2. 2 出力  $O$

出力は、エージェントの移動方向とする。また、各々のエージェントは、図1に示すように、6方向に移動できる。

$$O = \{O_j\} = \{F, R, HR, RV, HL, L, T\} \quad (3)$$

ここで、移動方向を示す記号はそれぞれ、直進 (Forward)、右前 (Right)、右後 (Hard Right)、後退 (Reverse)、左後 (Hard Left)、左前 (Left) を表わしている。但し、 $T$  (Target)はターゲットと同一方向となる $\{F, R, HR, RV, HL, L\}$ の1つとする。

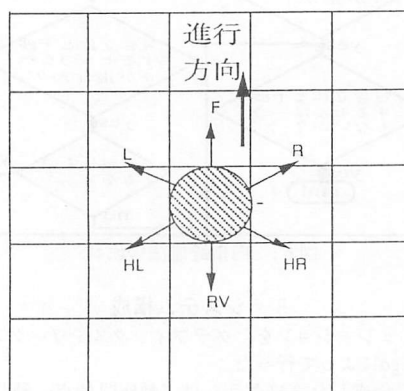


図. 1 エージェントの移動方向

2. 3 出力関数  $g$

各エージェントの行動は入力に左右される。エージェントの移動方向に障害物が存在する場合、エージェントは衝突回避の行動をとる。また、各エージェントはターゲットを

表. 1 出力関数を作るテーブル

入 力		Pij ; Action Probability						
S1	S2	F	R	HR	RV	HL	L	T
0	0	0.65	0.1	0.05	0.05	0.05	0.1	0
0	1	0	0	0	0	0	0	1
1	0	0.65	0.1	0.05	0.05	0.05	0.1	0
1	1	0.05	0.05	0.1	0.65	0.1	0.05	0

感知するまではランダムに行動し、ターゲットを感知するとエージェントはターゲットに向かって移動する。すなわち、入力 $l = (0 \ 1)$ の時は、

$$g = \min_{j=1}^6 |T - O_j| \quad (4)$$

入力 $l$ がそれ以外の時は、

$$g = \text{Prob}(P_{ij} | O_{ij} / I) \quad (5)$$

である。ここで $P_{ij}$ の値は表1に表わされる。

本研究では、なわばり理論を用いてエージェントに衝突回避させると同時に、各エージェントになわばりの自意識を持たせた。なわばり理論については次項で説明することにする。

#### 2. 4 なわばり理論による自意識

ある領域内 $V$ にいる各エージェントはそれぞれテリトリーを主張し、同時に各エージェントはそれらのなわばりを感知できるとする。このなわばりの意識を各虫の自意識とし、各虫はなわばりの自意識が小さいときは、その領域内に留まり、大きいときは、その領域を出るものとする。この自意識をかもめのなわばり理論を用いて以下のように定式化する。

今、エージェント $A_i$ とエージェント $A_j$ の距離を $R_{ij}$ とする。このとき、 $A_i$ と $A_j$ の間の反発力は、

$$\Phi(R_{ij}) = (R_{ij}/\tau)^{-8} \quad (6)$$

で定義される。

領域内に $K$ 個のエージェントがいるとすると、これらは全体で

$$\sum_{k=1}^K \Phi(R_{ij}) \quad (7)$$

となる。各エージェントがガウスの熱分布に従って確率的に挙動し、安定状態に向かうとすると、各エージェントの作るポテンシャルは、

$$T(A_i) = \exp\{-\sum_j \Phi(R_{ij})\} / Z(\Phi; N, V) \quad (8)$$

で与えられる。ここで $Z$ は規格化因子で、

$$Z(\Phi_0; N, V) = \int_V \exp\{\sum_i \sum_j \Phi(R_{ij})\} dv \quad (9)$$

で与えられる。これを各エージェントの持つなわばり自意識と定義し、 $T(A_i) > T_0$ ならばその領域から回避、 $T(A_i) < T_0$ ならばその領域に留まる事が可能とする。

#### 3. 数値実験

上述で定式化した標的追跡型スオームモデル群を用いて数値実験を行った。本シミュレーションでは、静止する複数の標的に対してエージェントが、最初探索を行い、ついて追跡を行う。初期状態として各々エージェントを空間内に一様に分布させる。エージェント数を40、標的の数を4、しきい値 $T_0=0.8$ として群行動の実現を試みた実験を図2~に示す。シミュレーションの結果から標的を感知したエージェントは各標的への追跡を行い、感知していないエージェントはランダムに行動しているのがわかる。また、一定数のエージェント以上は標的を追跡しない事が確かめられた。

#### 4. おわりに

以上の数値実験から単純な機能しか持たない標的追跡型スオームモデルの特徴に自意識を持たせたことにより、一定数のエージェントが標的に集中分布し、その他は勝手に動く動作を確認できた。また、本実験で標的を追跡する虫を生成することにより、自然界におけるエージェントの追跡群行動の模倣を確かめることができた。

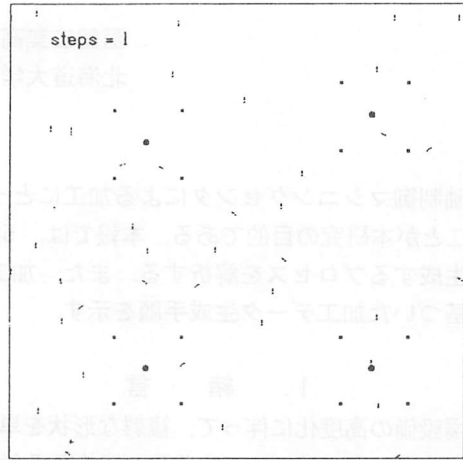


図. 2 スオームモデルの群行動（初期状態）

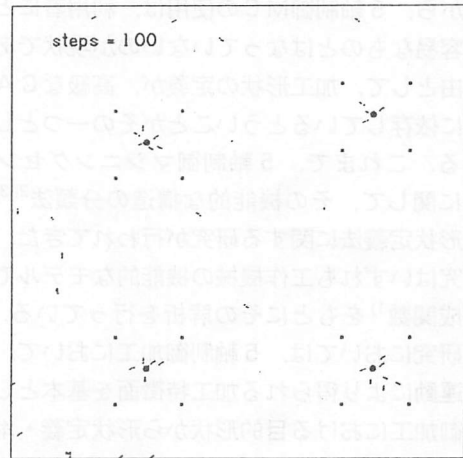


図. 3 スオームモデルの群行動（100ステップ後）

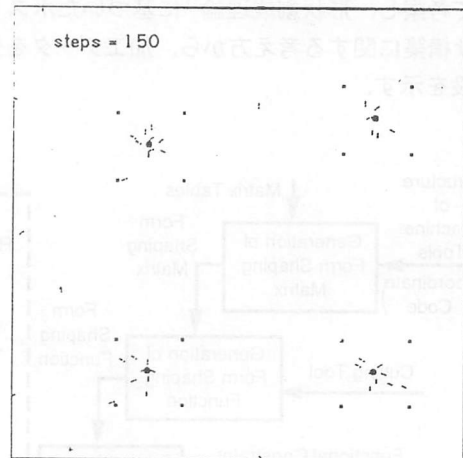


図. 4 スオームモデルの群行動（150ステップ後）

#### 参考文献

- (1) 種村 正美：なわばりのパターンと生成機構、統計数理（1985）
- (2) A. K. デュードニー：コンピューターレクリエーション、サイエンス（1989、7）