

短期記憶を持つアントアルゴリズムの評価

4 N-4

黒田俊哉

伊藤英則

世木博久

名古屋工業大学

1 はじめに

限られた能力を持つ多数のエージェントが互いに協調して目標を達成するモデルにアントアルゴリズムがある [2]。このアルゴリズムは自然界のアリをモデルとし、人工的アリをエージェントとみなす。エージェント間のコミュニケーションは、エージェントが存在する平面上に置かれたフェロモンを用いた間接的な方法を用いる。

本稿では、短期記憶をエージェントに持たせて拡張し、コミュニケーション方法としてエージェント間の直接的な会話を加えたモデルを提案する。また、そのモデル上でシミュレーションを行ない、複数のコミュニケーション手段を持つことによる影響について評価とその考察を述べる。

2 モデルの定義

このモデルでは平面上に複数のエージェント、巣、餌場、およびエージェントによっておかれた複数のフェロモンが存在する。この平面上の単位正方形をセルと呼び、モデルでは平面上にセルがいくつか並んだ領域について扱うこととし、これをフィールドと呼ぶ。座標、位置などは全てセル単位で考える。

エージェントの行動は以下である。巣から出発し、餌場を探す。餌場を見つけたら餌を一つとってフェロモンを残しながら巣に戻る。一定時間巣に留まった後（以下、これを休憩するという）、再び餌場を探しに行く。また、エージェントは時間とともに減少するエネルギーを持ち、これが0になるとフィールド上から消滅する（以下、これを死ぬという）。

2.1 情報の定義

このモデルにおいて情報 (V) とはエージェントと餌場で決まるベクトルのことであり、情報の有効時間とはエージェントがその情報を記憶可能な時間のことである。得られる情報 V は、本来得られるべき情報 V_B （以下基本ベクトルと呼ぶ）に誤差が含まれる。 V_B の終点から現在いる位置 (V_B の始点) まで移動するのに要する時間を t_{BN} 、方向、距離の誤差を表わす定数をそれぞれ ε_θ 、 ε_d 、 V と V_B の作る角を θ_I とすると、 V は関数 $\theta(x)$ 、 $k(x)$ を用いて表される。

$$|\theta_I| = \theta(t_{BN}\varepsilon_\theta) \quad (1)$$

$$|V| = |V_B|k(t_{BN}\varepsilon_d) \quad (2)$$

ただし $\theta(x)$ 、 $k(x)$ は

$$\theta(0) = 0, \quad \forall x' > x. \quad \theta(x') > \theta(x)$$

$$k(0) = 1, \quad \forall x' > x. \quad k(x') < k(x)$$

である。

2.2 フィールドの定義

フィールドを、以下のような4項組で定義する。

$$Field = \langle L, H, F, U; P_i \rangle$$

L : セルの辺長

$H = (H_x, H_y)$: 巣の座標

$F = (F_x, F_y)$: 餌場の座標

P_i : フェロモン ($0 \leq i \leq n$)

フェロモンは餌を運んでいるエージェント（以下 A_c ）によって置かれたものであり、以下のような5項組で定義される。

$$P_i = \langle P_i^c, C_i, R_{P_i,t}, t_{di}, V_i \rangle$$

$P_i^c = (P_{ix_0}^c, P_{iy_0}^c)$: 中心の座標

C_i : 中心での強さの初期値

$R_{P_i,t}$: 時刻 t における広がりの半径

t_{di} : 強さの減少時間間隔

V_i : 持っている情報

任意の位置でのフェロモン P_i の強さは、 P_i の中心との距離 r_i と時間 t の関数 $Int_i(r_i, t)$ で与えられる。例えば時刻 t_0 にフェロモン P_0 が存在し、ある位置 Q との距離が $r_0 (\leq R_{P_0,t_0})$ であったとすると

$$Int_0(0, t_0) = C_0$$

$$\forall r \leq r_0. \quad Int_0(r, t_0) \geq Int_0(r_0, t_0)$$

$$\forall r > R_{P_0,t_0}. \quad Int_0(r, t_0) = 0$$

$$R_{P_0,t_0+t_{d0}} < R_{P_0,t_0}$$

$$Int_0(r_0, t_0 + t_{d0}) < Int_0(r_0, t_0)$$

が成り立つ。また、時刻 t_0 における Q での総合的なフェロモンの強さ $INT(t_0)$ は

$$INT(t_0) = \max_{0 \leq i \leq n} (Int_i(r_i, t_0))$$

という関数で与えられる。

さらに、位置 Q におけるフェロモン P_i が持っている情報 V_i は A_c が餌場から Q まで移動するのに要する時間 t_{PQ} 、 Q から F に向かうベクトルを基本ベクトルとして式 1、2 に代入したものと定義する。

2.3 エージェントの定義

以下のような5項組で定義されるエージェント A_i がフィールド上に存在する。

$$A_i = \langle C_{A_i,t}, E_{A_i,t}, M_{A_i,t}, t_{sA_i}, t_{mA_i} \rangle$$

$C_{A_i,t} = (C_{A_i,x}, C_{A_i,y})$: 時刻 t における座標
 $E_{A_i,t}$: 時刻 t におけるエネルギー
 $\forall t' > t. E_{A_i,t'} < E_{A_i,t}$ を満たす。
 $M_{A_i,t}$: 時刻 t におけるメモリの状態
 t_{sA_i} : 巣で休憩している時間
 t_{mA_i} : フェロモンを置く時間間隔

また、エージェントは嗅覚、会話の能力(後で定義する)のうちどれを持っているかで2種類に分類される。分類方法を表1に示す。

さらに、メモリの状態は以下のような2項組で定義される。

$$M_{A_i,t} = \langle G_{A_i,t}, t_{rem,t} \rangle$$

$G_{A_i,t}$: 時刻 t における情報の記憶の集合
 $t_{rem,t}$: 時刻 t における情報の記憶可能時間
 $t_{rem,t} \leq t_r$: 最大記憶可能時間
 $t_{rem,t+1} = t_{rem,t} - 1$
 $\forall g \in G_{A_i,t}. g \notin G_{A_i,t+t_{rem,t}}$ を満たす。

表1: エージェントの分類

type	嗅覚	会話
type1	○	×
type2	○	○

3 能力の定義

3.1 嗅覚の定義

自分がいる位置 Q のフェロモンの強さと持っている情報を得ることができる能力を嗅覚と定義する。

時刻 t における情報の有効時間 t_p は

$$t_p = \min(t_s(INT(t)), t_r)$$

で与えられ、これが $t_{rem,t}$ に記憶される。ただし $t_s(x)$ は $t_s(0) = 0, \forall x' > x. t_s(x') > t_s(x)$ を満たす関数である。

3.2 会話の定義

会話の能力を A_c から直接情報を得ることができる能力と定義する。時刻 t において得られる情報 V_A は現在会話をしている位置 Q から A_c が最後に置いたフェロモンの位置 R に向かうベクトルを基本ベクトルとし、 A_c が R から Q に移動するのに要する時間 t_{RQ} を式1, 2に代入したものであり、 $t_{rem,t} = t_r$ である。

4 シミュレーション結果

シミュレーションの評価値として、目標の達成率を用いている。目標とは餌を N 個巣に運び込むことであり、(達成率)=(達成回数)/(全回数) $\times 100$ である。また、会話の能力の使用にはコスト c がかかることとした。測定では最大記憶可能時間 t_r を変化させ、 $\epsilon_\theta = 0, 0.5$ の2種類とし、以下の値は一定とした。
 $t_{di} = 10, t_{sA_i} = 10, t_{mA_i} = 6, \epsilon_d = 0.5, c = 2, E_0 = 400, N = 1000, L = 40$ 。

図1にシミュレーション結果を示す。

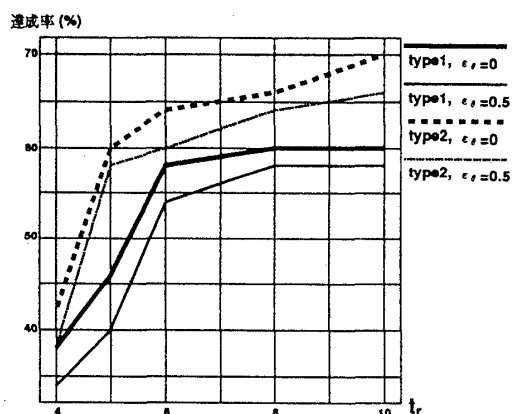


図1: 記憶時間の変化に対する評価

図1を見ると、記憶可能時間が増加するとともに達成率も増加していくのがわかる。また、誤差の定数が大きくなると達成率が減少すること、記憶可能時間の多少に関わらず type2の方が達成率が大きいことなどもわかる。

5 おわりに

本稿ではアントアルゴリズムを拡張したモデルを定義し、また実際にシミュレーションを行ない、その評価を行なった。今後、このモデルを並列計算機上にインプリメントし、シミュレーションを行なっていく予定である。

6 参考文献

- [1] T.Okada, T.Kuroda, Y.Hoshino, T.Shintani, H.Seki, H.Itoh and T.Law: "An Evaluation of Multi-Agent-Behavior in a Sensing Communication World", 2nd IEEE International Workshop on Robot and Human Communication, pp.302-307(1993)
- [2] K.Takami and T.Kakazu, "Advanced Ant Algorithm approach to Combinational Optimizing Problems", Proceedings of the 7th Annual Conference of JSAI, pp.153-156(1993)
- [3] Thomas S.Ray: Evolution, Ecology and Optimization of Digital Organisms", Santa Fe Institute working paper(1993)