

凹凸した適応度地形における個体学習と社会学習の共進化

平賀健太郎[†] 鈴木麗璽[†] 有田隆也[†]

名古屋大学 大学院情報科学研究科[†]

1. はじめに

生物は環境に応じて振る舞いや体の機能を変更する能力、つまり表現型可塑性を持つ。表現型可塑性に基づく適応である学習は、適応度地形上での各個体による近傍探索と解釈できる。外界からの情報に基づいて外敵などに対して素早く反応したり、柔軟に対応したりすることができるのである。

社会的集団における学習の形式として自身の試行錯誤に基づく個体学習と、他個体の模倣に基づく社会学習の2種類が考えられる。両学習能力がいかに相互作用しながら進化するか様々な議論がなされており、社会学習戦略の過度の侵入が集団の適応性を個体学習集団よりも下げてしまう Rogers' paradox[1]の発生等が指摘されている。しかし、従来、単一の情報伝搬[1]や単峰性の適応度地形[2]など、単純な状況設定に基づく数理モデルが用いられていた。本論ではより現実的な設定での検討を行うため、凹凸した適応度地形を対象とした計算論的モデルを作成し進化実験を行った。

2. モデル

2.1 遺伝子と適応度地形

N 個体からなる集団における各個体は M 個の形質 $t_i (i=0, \dots, M-1)$ を持ち、1 から M までの整数値を取りうる。また、各形質の初期値として M 個の遺伝子 $g_i (i=0, \dots, M-1)$ を持つ。さらに各形質が可塑的であるかどうかを表す遺伝子 $p_i (i=0, \dots, M-1)$ を持ち、対応する形質が可塑的な場合は 1、そうでない場合は 0 をとる。 p_i が 1 である形質のみ、後述の学習によって形質値が変化する。また、学習過程において個体が社会学習する確率を表す遺伝子 b_{soc} を持つ。

各個体の持つ形質の適応度として、タスク適応度を次のように定義する。

$$fitness = \arg \max(f(n)), \quad (1)$$

$$f(n) = \begin{cases} n & \text{if } num(n) \geq n, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 $num(n)$ は全形質中においてその値が n である形質の数とする。各形質は同一の値を持つ形質群を作り、そのサイズがその形質値以上の場合に形質値と同じ値の適応度が生じる。個体の適応度はそのうちの最大値となる。条件を満たす n が存在しない場

合の適応度は 0 となる。

この定義から、高い適応度ほど獲得されにくく、適応度が $N/2$ を超えた場合により高い適応度を獲得するために現在の形質群を崩す必要のある、図 1 のような適応度地形を描くことができる。

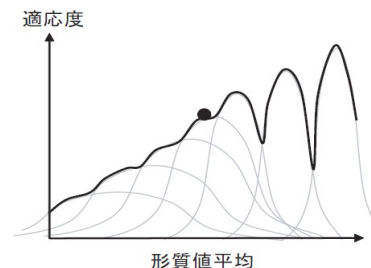


図 1: 凹凸した適応度地形のイメージ

2.2 学習

本モデルでは、各個体は生涯のうちに学習ステップ数 L だけ学習を繰り返す。学習を始める前に個体の形質の初期値を用いてタスク適応度を計算し、これを先天的な適応度とする。

次に各学習ステップにおいて、個体は遺伝子として持つ確率 b_{soc} で社会学習、確率 $1-b_{soc}$ で個体学習を行う。社会学習の場合、他個体をランダムに 1 個体選び、自身の可塑的な形質それぞれについて、初期値が他個体の形質値と異なるなら、近づくように 1 だけ増減する。個体学習の場合、可塑的な全形質の初期値にランダムに -1, 0, 1 のどれかを加算する。

以上の形質を用いてタスク適応度を計算した後、図 2 に示されるように各ステップでの段階適応度と最高適応度を算出する。社会学習の場合はタスク適応度をそのステップの段階適応度とし、もし最高適応度（その個体がそれまでに得たタスク適応度の最大値）を上回れば、その値を最高適応度とする。個体学習の場合はタスク適応度が最高適応度を上回った時にそのステップの段階適応度としてその値を最高適応度とするが、そうでなければこれまでの最高適応度をそのステップの段階適応度として採用する。

2.3 進化

以上の学習の後、遺伝的アルゴリズムで集団を進化させる。遺伝的操作に用いる適応度を段階適応度の L ステップの平均から総コストを引いたものと

定義する. 例外として適応度が負になった場合は 0 とする. 総コストは以下の式で定める.

$$\text{総コスト} = \{S + (L - S) r_I + r_P\} C_S \{ \text{可塑的遺伝子数} \} \quad (3)$$

ここで S は L 回の学習のうちの社会学習の回数, C_S は形質一つに関する社会学習一回のコスト, r_I は形質一つに関する個体学習一回の社会学習に対するコスト比, r_P は可塑的形質一つの保持自体の (社会学習一回に対する) コスト比である.

適応度を求めた後にルーレット選択と一点交叉により次世代集団を生成する. g_i, p_i, b_{soc} についてはそれぞれ一定の確率 p_g, p_p, p_b で突然変異が生じるものとする. g_i についてはランダムに $-1, 0, 1$ のどれかを加算, p_i についてはランダムに $0, 1$ のどちらかに変更, b_{soc} については正規分布 $N(1, 0.001)$ による乱数を加算する.

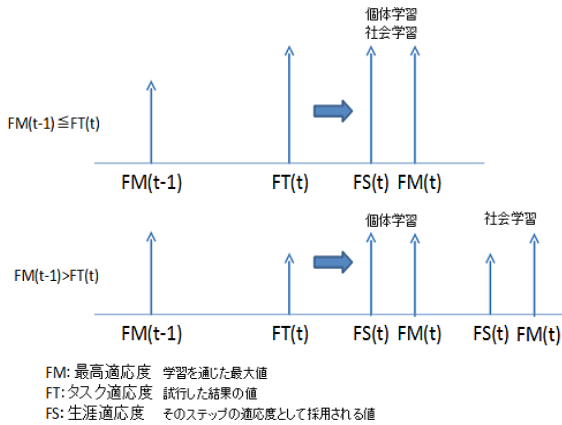


図2: 各学習ステップでの適応度処理

3. 実験結果

以上のモデルを用いて 1000 世代の実験を行った. パラメータは以下の通りである:

$$N=100, M=10, S=20, p_g=0.01, p_p=0.01, p_b=0.01$$

表 1 は C_S, r_I, r_P を変化させたそれぞれの場合について 10 試行ずつ実験を行った際の最終世代における段階適応度の平均を比較したものである. 表 1 から, 概ね C_S が中程度で, r_I と r_P が小さいほど適応度が高い傾向があり, 社会学習と個体学習に等しく僅かなコストがかかる場合に適応的である事がわかる.

図 3 は, 表において最も適応度が高かった条件 ($C_S=0.001, r_I=1.0, r_P=0.0$) と最も低かった条件 ($C_S=0.005, r_I=10, r_P=1.0$) について, 各学習ステップで最高適応度を更新できた場合を成功とした際の 4 種類の結果 (個体学習成功: cyan, 個体学習失敗: blue, 社会学習成功: white, 社会学習失敗: red) の一試行での頻度の推移を示している. 個体学習にかかるコストが社会学習と同じ条件

($r_I=1.0$, 図 3 左) においてはほぼ個体学習が支配的になった. 個体学習が困難な条件 ($r_I=10$) においては図 3 右のように頻繁に社会学習が支配的になる傾向があった.

4. おわりに

本稿では, 凸凹した適応度地形での社会学習と個体学習の共進化モデルを構築し, 学習コストの影響に関する予備的解析を行った. 詳細な解析が今後の課題である.

表 1: 複数のコスト条件における適応度の平均

C_S	r_I	r_P	fitness
0.0005	1.0	0.0	4.77
		1.0	4.74
	2.0	0.0	4.79
		1.0	4.58
	10	0.0	4.31
		1.0	4.05
0.001	1.0	0.0	4.86
		1.0	4.71
	2.0	0.0	4.68
		1.0	4.68
	10	0.0	4.03
		1.0	3.90
0.005	1.0	0.0	4.62
		1.0	4.13
	2.0	0.0	4.04
		1.0	3.92
	10	0.0	3.84
		1.0	3.83

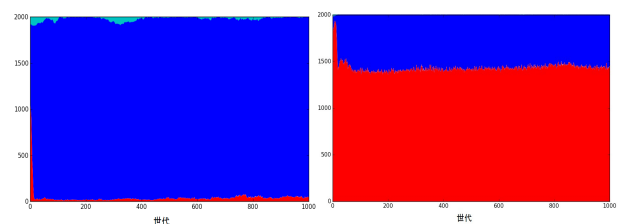


図3: 各世代における学習の内訳 (左: $C_S=0.001, r_I=1.0, r_P=0.0$, 右: $C_S=0.005, r_I=10, r_P=1.0$)

参考文献

- [1] Rendell, L., Fogarty, L. and Laland, K. N. (2010). Rogers' paradox recast and resolved: population structure and the evolution of social learning strategies, *Evolution*, 64: 534-48.
- [2] Jones, D. and Blackwell, T. (2011). Social learning and evolution in a structured environment, *The 11th European Conference on Artificial Life (ECAL2011)*, 380-387.