

凸凹した適応度地形において学習は進化をいかに促進するか

鈴木 麗壘

名古屋大学 大学院情報科学研究科

〒 464-8601 名古屋市千種区不老町

e-mail: reiji@nagoya-u.jp

http://www.alife.cs.is.nagoya-u.ac.jp/~reiji/

概要

生物には、集団レベルにおいて働く進化と個体レベルにおいて働く学習の2つの適応メカニズムが存在する。本研究では、凸凹した適応度地形上において、両者の相互作用のシナリオである Baldwin 効果と呼ばれる現象が繰り返し生じた結果、最終的に適応的な集団へと進化する過程を、表現型可塑性進化に関する人工生命モデルを用いて示す。

1 はじめに

生物には、集団レベルで働く進化と、個体レベルで働く学習という2つの適応メカニズムが存在し、両者がいかに影響し合ってきたかは100年以上前に端を発する生物学的に重要な問題である。特に、自然選択の枠組みにおいて学習（表現型可塑性）によって獲得していた形質が次第に先天的な形質へ進化していく過程である Baldwin 効果について議論されてきた [Weber 03]。一般に、この効果は学習によるメリットが選択圧として働き、適応的な形質を学習可能な個体が集団中に広まる第1段階と、学習にかかるコストが選択圧として働き、学習によって獲得していた形質をより生得的に獲得している個体が広まる第2段階とで構成される [Turney 96]。

学習が進化に与える影響は、適応度地形の概念を用いて説明することができる。適応度地形とは、平面や直線を可能な遺伝子型もしくは表現型のつくる空間、高さを各遺伝子型・表現型に対応する適応度としてつくられる地形である。生物個体や集団はその遺伝子型・表現型構成を代表する点もしくは領域で表され、適応進化の過程は地形上の傾斜が大きい方向への山登りで表すことができる (図1)。個体の生涯の学習は地形上の近傍を局所探索することに相当するため、図1のようなとがった適応度地形をなだらかにする効果があると言える。その結果、遺伝子レベルの進化は2つの異なる影響を受ける。たとえば、図1(a)のように地形のピークから離れた平らな位置に集団が存在する場合、学習の結果地形に傾斜ができ、ピークに向かう進化が促進される [Hinton 87]。一方、図1(b)のようにピークにとても近い位置に存在するような場合、学習はむしろ地形の傾斜を緩やかにしてしまい、ピークに向かう進化は抑制される [Mayley 97]。Baldwin 効果は、ピークから遠い位置にいた集団が上記のような学習の影響を受けて最終的にピークに至る過程に相当するが、実際に学習が遺伝子レベルの進化を促進するか抑制するかは地形の形とその上の集団の位置に依存すると言える。

Baldwin 効果に注目した従来研究では、集団が適応度地形上におけるある一つの山の頂点に遺伝的に到達する過程における学習の役割についてのみ議論していた。しかし、実際の生物進化において、もしくは、進化的計算手法によって複雑な問題の解を探索する場合においては、一般には地形は凸凹していると考えられる。つまり、一回きりの Baldwin 効果の結果たどり着いた山が最適である保証はなく、局所最適に陥っている場合がありうる。そのような場合、Baldwin 効果が繰り返して生じることで、ある山からより高い山へ集団が移動を繰り返しながらより適応的で複雑な形質を獲得していくシナリオを描くことができる。しかし、そのようなシナリオが実際に生じうるかについてはほとんど議論されていない。また、進化と学習の相互作用の工学的応用を考える上でも、凸凹した適応度地形上で Baldwin 効果によってどれほど解の質の向上が見られるかは重要であると言える。

以上をふまえ、本研究は、凸凹した適応度地形における進化の過程で Baldwin 効果は繰り返し生じうるか、また、その結果、集団の進化はいかに促進されるかについて知見を得ることを目的とする [Suzuki 07b]。そのため

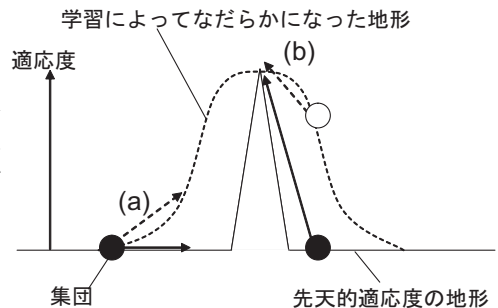


図1: 凸凹した適応度地形における学習の影響

g_i	1	3	3	2	4	3	4	4	5	8
p_i	0	1	1	1	0	1	0	0	1	0
t_i	1	4	4	2	4	2	4	4	6	8

最も適応的な形質群の獲得に貢献した形質の変化
 可塑的な形質
 最も適応的な形質群
 $num(4)=5>4$: fitness=4

図 2: 遺伝子表記と形質 ($M=10$).

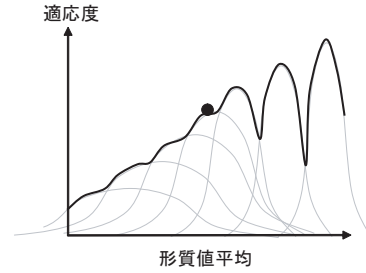


図 3: 関数がつくる適応度地形のイメージ

に、単純な多峰性の適応度地形を新たに定義し、表現型可塑性の進化を導入した遺伝的アルゴリズムによる進化モデルを構築し、実験を行った。

2 モデル

N 個体からなる集団における各個体には、図 2 に示すように M 個の形質 t_i ($i=0, \dots, M-1$) があり、それぞれ 1 から M までの整数値を取り得る。また、各形質に対応する M 個の遺伝子 g_i ($i=0, \dots, M-1$) を持ち、各形質の初期値をあらわすものとする。さらに、各形質が可塑的かどうかを決める遺伝子 p_i ($i=0, \dots, M-1$) を持ち、可塑的な場合は 1、可塑的でない場合は 0 をとるものとする。対応する p_i が 1 である形質のみ、後述する学習過程においてその値が変化する。

本モデルでは、次に挙げる適応度関数を用いて多峰性の適応度地形を表現し、各個体の持つ形質の適応度を評価する。個体の適応度を次のように定める。

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

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

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。この適応度関数は次のような状況を表している。各形質は同一の形質値を持つ形質ごとに形質群をつくる。各形質群はそのサイズがその形質値以上の場合のみ、形質値と同じ値の適応度が生じる。個体の適応度はそれらのうちの最大値となる。

この関数には 1) 適応度が高い形質群ほど形質間の相互作用が必要なため獲得されにくい、2) 適応度がある値 ($M/2$) を超えると、より適応的な形質群を獲得する過程において、一端、現在適応的な形質群を捨てる必要があるという特徴を持っている。2) は、持ちうる形質数 (M) が限られているため、高い適応度を持つサイズの大きい形質群を同時に 2 つ持つことができなくなることに起因する。以上の特徴から、適応度地形を大まかに図 3 のように描くことができる。横軸は個体が持つ形質値の平均値である。形質値が増えるほど、1) により地形は高く鋭くなり、一定値を超えると 2) により谷ができる。この意味で、この適応度関数は多峰性の凸凹した地形に相当する。

本モデルでは、各個体は生涯のうちに L ステップの間学習を行う。学習を開始する前に、個体の遺伝子によって定められる形質の初期値を用いて計算した適応度を計測し、先天的適応度と定義する。次に、各ステップ l において、個体の各形質の値を次のように決定する。

$$t_i = \begin{cases} g_i + rand() & \text{if } p_i = 1, \\ g_i & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

ここで、 $rand()$ は -1, 0, 1 のうちランダムに選んだ値を返す関数である。また、式 3 の結果 t_i がその定義域の上限または下限を超えた場合は、再度式 3 を用いて値を決定しなおすものとする。以上の形質を用いて適応度を計算し、先天的適応度を含むこれまでの $l+1$ 回の適応度評価で得られた値の最大値を、そのステップにおいて得られる適応度とする。 L ステップの学習の後、先天的適応度を含めた $L+1$ 個の適応度の平均を、各個体の生涯適応度とする。

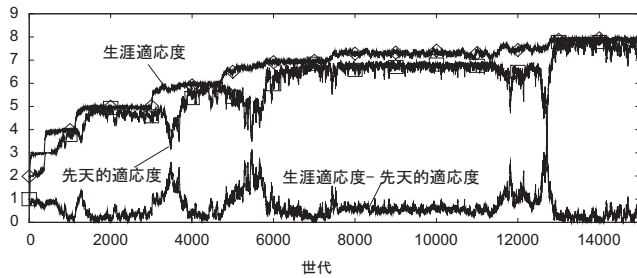


図 4: $L=100$ の条件における適応度の推移

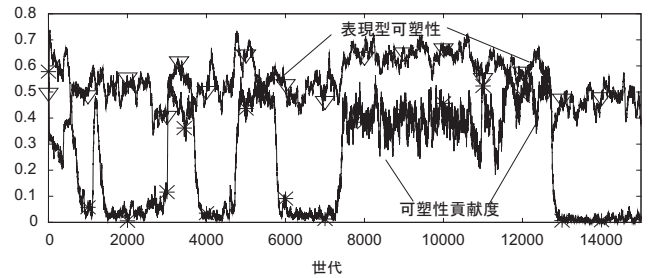


図 5: $L=100$ の条件における可塑性に関する指標の推移

以上の学習を各個体が行った後、遺伝的アルゴリズムで集団を進化させる。各個体について、前節で示した学習過程を用いて生涯適応度を求める。次に、各生涯適応度に比例した確率で個体を N 個体選択し、それを次世代の集団とする。その際、各個体の各遺伝子について、一定の確率 (g_i については p_{mg} , p_i については p_{mp}) で突然変異が生じるものとする。突然変異は、 g_i については現在の値にランダムに選択した $+1$ または -1 を加え (定義域を超えた場合には再度加える値を選択し直す), p_i については現在の値を反転させるものとする。

3 実験結果

以上のモデルを用いて 15000 世代に渡って実験を行った。今回はパラメータ設定として、 $N=400$, $M=12$, $p_{mg}=0.002$, $p_{mp}=0.005$ を用いた。また、初期集団として、すべての g_i が 1, p_i についてはランダムな値からなる個体群を用いた。

学習なし ($L=0$) の条件では、先天的適応度は世代を通して緩やかに増加し、最終的に 6.0 程度の中程度の値に収束する結果となった。

一方、学習あり ($L=100$) の条件では、進化と学習の相互作用による複雑な進化の過程が生じた。図 4, 5 はこの条件での典型的な試行における各適応度と可塑性に関する指標の平均値の推移である。表現型可塑性は、全形質における可塑性な形質の割合である。可塑性貢献度は、学習期間中最も適応的な形質群を獲得した際の、適応的な形質群に含まれる変化した形質の数を全可塑性な形質の数で割ったものである。この指標は、学習による形質の変化が適応的な形質群を獲得するのに実際どの程度貢献しているかを示している。

図 4 から、生涯適応度のみが一端増加した後に、先天的適応度が生涯適応度に追いつく過程が何回か繰り返されていることがわかる。両者の差の一度の増減が一回の Baldwin 効果の発生に対応しており、集団は Baldwin 効果が繰り返し生じた結果、8.0 付近の高い適応度に達したと言える。

各 Baldwin 効果の発生を約 4300 世代から 6000 世代までの過程を例に説明する。約 4300 世代のような Baldwin 効果が発生する少し前の世代では、2 つの適応度はほぼ同一 (約 6.0) であり、学習は適応度増加に貢献していない状態であった。その後、生涯適応度のみが緩やかに増加を開始して 7.0 程度まで至り、先天的適応度はわずかに減少した。同時に、表現型可塑性は 0.5 以上の値に増加し、可塑性貢献度は 0.5 付近まで急増した。これは、集団は学習に依存してより高い適応度を獲得していることを示しており、Baldwin 効果の第 1 段階にあると言える。その後、約 5500 世代付近から先天的適応度が増加に転じ、生涯適応度とほぼ同じ値 (約 7.0) にまで達した。同時に、表現型可塑性は 0.5 付近に戻り表現型貢献度もほぼ 0 付近まで減少した。これらは、第 1 段階において獲得していた形質値 7 からなる形質群が先天的に獲得されたことを示しており、Baldwin 効果の第 2 段階であると言える。

ここで注目すべき点は、第 2 段階によって獲得された形質は、約 7300 世代から生じている次の Baldwin 効果の第 1 段階において、形質値 8 からなるより適応的な形質群を学習する土台になっていることである。本モデルでは学習によって各形質値は 1 ずつしか増減しないため、学習によってより高い適応度を獲得するには、その前の Baldwin 効果における遺伝的同化が不可欠であったと言える。以上の過程が繰り返し生じた結果、集団は学習なしの場合と比べてより高い適応度を獲得したと言える。

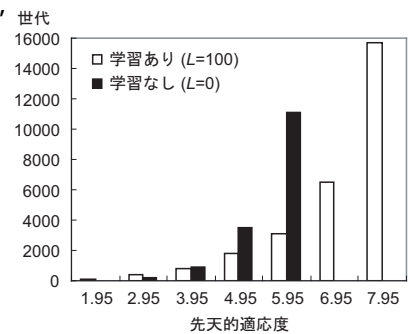
また、各 Baldwin 効果の発生の過程は基本的には上と同様であったが、適応度の増加によるエピスタシスの影響の増加の結果、世代が進むにつれて、1) Baldwin 効果が生じる間隔が長くなる、2) 第 1 段階における先天的適応度の減少が顕著になる、3) 第 1 段階で増加した過剰な可塑性が取り除かれて可塑性貢献度が増加する中間的な段階を含む、3 段階の Baldwin 効果 [Suzuki 07a] が生じる傾向が増えるなどの違いが生じた。

3.1 各 Baldwin 効果の影響

凸凹した適応度地形において Baldwin 効果が連続して生じた結果、集団は最終的により高い適応度を獲得できたことが明らかになった。しかし、各 Baldwin 効果の発生が、実際に進化を促進したのか、もしくは抑制したのかはより詳細な検討が必要である。そこで、学習ありの場合となしの場合において、先天的適応度がいくつかの値に到達するまでに要した世代数を計測し、比較した。

図 6 はそれぞれの場合について 15 試行¹ずつ実験を行った際に要した世代数平均の比較である。横軸は先天的適応度が到達した値、縦軸は要した世代数を表している。同図から、先天的適応度が 3 より小さい場合には、学習ありの場合の方がわずかに長い世代数を要していることがわかる。これは、前述の形質群の適応性とエピスタシスの影響の強さとの相関により、適応度が低い場合には容易に形質を獲得できてしまうために進化のみで形質を即座に獲得可能であり、学習によって適応度地形の傾きが緩やかになる効果が大きく影響した結果であると言える。

一方、先天的適応度が 3 より大きい場合には関係が逆転した。先天的適応度が増加するにつれ、次第に学習なしの方が多くの世代数を要するようになり、適応度が 6 付近に到達するのに要した世代数では、学習なし場合の約 3500 世代に比べ、その 3 倍程度の約 11000 世代かかった。これは、獲得されるべき形質群がエピスタシスによって進化のみでは獲得されにくくなるに従い、Baldwin 効果の第 1 段階において一端学習で適応的な形質を獲得する過程が、その後の遺伝的な獲得を促進した結果である。さらに、学習なしの場合ではそれ以上の適応度を得られなかったのに対し、学習ありの場合でのみ約 8.0 の適応度に達することができた。これは学習があって初めて先天的適応度の深い谷を越えられたことを示していると言える。



4 おわりに

本稿では、凸凹した適応度地形において繰り返し生じる Baldwin 効果に関して解析を行った。得られた知見は、進化的計算手法と何らかの学習を組み合わせ合わせたハイブリッドなシステム設計などの工学的応用の視点からも次のような点で有益であると考えている。一つは、Baldwin 効果は生じうる、すなわち、学習によって獲得した形質を遺伝情報に変換する仕組みを導入しなくても進化の結果として獲得形質が遺伝的に獲得される。しかし、実際に進化を促進するかは学習のメリットとコストのバランスに強く依存するという点である。これは、ハイブリッドなシステムが進化と学習のどちらにどれだけ依存するかが、全体のパフォーマンスを決める重要な要因となることを示している。もう一つは、前者によって遺伝的に獲得された形質がより適応的な行動を学習で獲得するための基盤となり、再び Baldwin 効果が生じた結果、進化だけでは到達できなかったより適応的な集団へと進化しうる点である。これは、両適応メカニズムの相互作用が継続的に生じることで、システム全体が段階的によりよい状態へと発展するシナリオを描けることを示している。今後はより一般的な適応度地形を用いた解析等を行う予定である。

図 6: 先天的適応度の増加速度の比較

参考文献

- [Hinton 87] Hinton, G. E. and Nowlan, S. J.: How learning can guide evolution, *Complex Systems*, Vol. 1, pp. 495–502 (1987).
- [Mayley 97] Mayley, G.: Guiding or hiding: explorations into the effects of learning on the rate of evolution, *Proceedings of the Fourth European Conference on Artificial Life*, pp. 135–144 (1997).
- [Suzuki 07a] Suzuki, R. and Arita, T.: The dynamic changes in roles of learning through the Baldwin effect, *Artificial Life*, Vol. 13, No. 1, pp. 31–43 (2007).
- [Suzuki 07b] Suzuki, R. and Arita, T.: Repeated occurrences of the Baldwin effect can guide evolution on rugged fitness landscapes, *Proceedings of the First IEEE Symposium on Artificial Life (CI-ALife'07)*, pp. 8–14 (2007).
- [Turney 96] Turney, P., Whitley, D. and Anderson, R. W.: Evolution, learning, and instinct: 100 years of the Baldwin effect, *Evolutionary Computation*, Vol. 4, No. 3, pp. 4–8 (1996).
- [Weber 03] Weber, B. H. and Depew, D. J. (eds.): *Evolution and Learning - The Baldwin Effect Reconsidered*, MIT Press (2003).

¹実際には、各設定で 20 試行ずつ実験を行い、前者で 7.95 に達しなかった、後者で 5.95 に達しなかった例外的な数試行を除いてランダムに選択した各 15 試行を用いた。