

進化と学習の相互作用 表現型可塑性の量的進化における Baldwin 効果の 3 つの段階

* 鈴木麗璽

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

reiji@is.nagoya-u.ac.jp

<http://www2.create.human.nagoya-u.ac.jp/~reiji/>

Abstract: 進化と学習の相互作用に関する生物学的知見の一つである Baldwin 効果は、学習によるメリットとコストのバランスの推移に基づく 2 つの段階から説明される進化のシナリオである。本研究の目的は、適応度への影響に関して遺伝子間に相関があるような複雑な状況において、可塑的形質の量的な進化が両適応メカニズムの関係に与える影響について明らかにすることである。そこで、*N-M-N* エンコーダ・デコーダ問題をバックプロパゲーション法によって学習するニューラルネットワークの結合重みの進化を取り上げ、各形質の可塑性の進化を導入して実験および解析を行った。その結果、進化の過程は、Baldwin 効果に関する一般的な 2 つの段階によって構成されるのではなく、その中間的な特性を持った段階を含む 3 つの段階によって構成されることが明らかになった。

1. はじめに

進化と学習は生物における代表的な適応プロセスであり、両者がいかに影響しあっているかという問題は 100 年以上前に端を発する生物学的問題である。近年、両者の影響を学習によるメリットとコストのバランスから説明する Baldwin 効果と呼ばれる現象は、進化論的計算、あるいは人工生命の研究領域における主要なトピックとなっている。これは、現在の一般的な定義では、学習（表現型可塑性）のメリットにより生存上有利な形質を獲得した個体が集団中に広まる第 1 段階と、学習にかかるコストのためにその形質を生得的に獲得している個体が集団中に広まる第 2 段階を経て、学習により獲得されていた形質が次第に生得的な形質へと進化していく過程とされている [1]。また、このとき、図 1 に示すような適応度と表現型可塑性の頻度の推移が観察できると考えられる。

Baldwin 効果の存在を、遺伝的アルゴリズムを用いたシンプルな計算機実験ではじめて示したのが、Hinton と Nowlan である [2]。彼らは、個体における可塑的形質（先天的要因によらず、後天的な学習によって決定される形質）の頻度の進化を導入し、その推移に注目することで Baldwin 効果の存在を明確に示した。以来、彼らの抽象モデルを基本として多くの研究がなされてきた。同時に、複雑な環境において、より洗練された学習メカニズムが進化の過程に与える影響を明らかにするために、特に、ニューラルネットワークの学習とその進化に注目した研究がなされてきた [3]。これらの研究の特徴は、適応度に与える影響に関して遺伝子（もしくは形質）間に相関（エピスタシス）がある点と、可塑性による連続的な変化が可能で形質を想定している点である。しかし、後者の研究の多くは、Hinton らのような可塑的形質の頻度の影響には注目しておらず、エピスタシスが存在するような複雑な状況において、可塑的形質の量的な進化が系全体に与える影響については十分議論されていなかった。

本研究の目的は、エピスタシスが存在するような複雑な状況設定における可塑的形質の量的な進化に注目し、人工生命手法に基づく進化シミュレーションによって、進化と学習の相互作用について新たな知見をもたらすことである [4]。具体的には、*N-M-N* エンコーダ・デコーダ問題をバックプロパゲーション法によって学習するニューラルネットワークの結合重みの進化を取り上げ、可塑的形質の頻度の進化を導入して実験を行った。

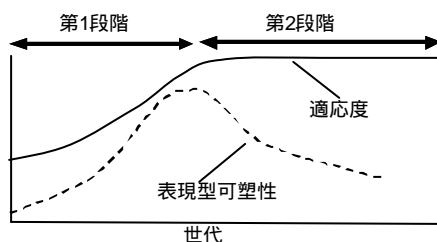


図 1: Baldwin 効果

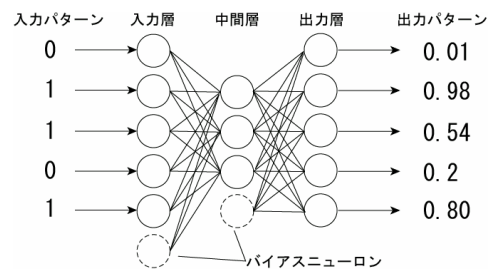


図 2: ネットワークの構造

2. モデル

本研究では、遺伝子が適応度に与える影響に関して遺伝子間に相関がある状況設定として、ニューラルネットワークの結合重みの進化を取り上げる。集団における各個体は、図2に示すように入力層のニューロン数 $N+1$ 、中間層のニューロン数 $M+1$ 、出力層のニューロン数 M で構成される階層型ニューラルネットワークを持つ（バイアスニューロンを含む）。中間層・出力層の出力関数は単純なシグモイド関数とする。各個体は、 $(N+1)M+(M+1)N$ 個の結合重みそれぞれについて、その初期値を実数値の遺伝子として持つ。さらに、結合重みそれぞれについて可塑性を決定する可塑性遺伝子を持つものとする。可塑性遺伝子とは、対応する結合重みについて、それが後述する学習規則に従って更新可能かどうか、すなわち結合重みの学習可能性を表す遺伝子であり、1 ならば学習を行い、0 ならば学習を行わないものとする。

各個体の学習と適応度決定のために N - M - N エンコーダ・デコーダ問題を採用する。この問題は、入力層と出力層のニューロン数が同じで、それよりも少ない数の中間層ニューロンを持つような階層型ニューラルネットワークを用いて、入力パターンの集合を出力パターンの集合に対応付ける問題であり、入力パターンを中間層において圧縮して符号化し、出力層でこの圧縮された符号を復元するというものである。今回は、前述のネットワークにおける 2^N 個の可能な全ての入力パターンに対し、それらを入力したときに全く同じビットパターンを出力することを学習するものとする。

各個体は、正しい結合重みを獲得するために、ニューラルネットの一般的な学習アルゴリズムの一つである慣性項を導入したバックプロパゲーションを用いてバッチ型の学習を行う。具体的には、全ての入力パターンについて出力パターンを算出し、それを用いて各ステップ t における各結合重み $w^{(t)}$ に関して(1)式に従って結合重みを更新することを L ステップ繰り返す。

$$w^{(t+1)} = -\eta \cdot p \cdot \sum_{v \in V} \left. \frac{\partial E_v(w)}{\partial w} \right|_{w=w^{(t)}} + a \cdot w^{(t)} \quad (1)$$

ここで、 $w^{(t+1)}$ は $w^{(t+1)}$ と $w^{(t)}$ の差分、 η は学習率、 p は $w^{(t)}$ に対応する可塑性遺伝子の値、 V は可能な 2^N 個の入力パターンの集合である。 $\partial E_v(w) / \partial w |_{w=w^{(t)}}$ は、ステップ t における結合重みを用いてパターン v を入力したときの出力値と教師信号（入力パターンそのもの）との二乗誤差についての w に関する勾配である。右辺第2項は重みの変化量に関する慣性項であり、係数 a が大きいほどその影響が強いものである。この式は、 $p=0$ の場合、右辺は常に0となるため対応する w は更新されず、 $p=1$ の場合のみ学習規則に従い変更されることを表している。

学習規則に従って重みの更新を行った後、各個体について全ての入力パターンを入力した際の出力を元に、次の式に従って適応度を算出する。

$$fitness = 1.0 - \frac{1}{N \cdot 2^N} \sum_{v \in V} \sum_{i=0}^{N-1} (Out_{v,i} - In_{v,i})^2 \quad (2)$$

ここで、 $In_{v,i}$ はパターン v を入力したときの i 番目の入力値、 $Out_{v,i}$ はそのときの i 番目の出力値を表す。なお、この式では学習すること自体にかかる明示的なコストは導入されていないことに注意されたい。

全ての個体の適応度を算出した後、次世代の個体を次の遺伝的操作により生成する。まず、適応度の最も低い個体の全ての遺伝子の値を、適応度の最も高い個体の遺伝子の値と置き換える。次に、全ての個体に含まれる全ての遺伝子それぞれについて、確率 p_m で突然変異を加える。変異は、結合重みおよび閾値については $-d \sim +d$ の間からランダムに選択した実数値を現在の値に加えるものとし、可塑性遺伝子については現在の値を反転させるものとする。

3. Baldwin 効果の3つの段階

以上のようなモデルを用いて実験を行った。パラメータ設定として、 $P=20$ 、 $N=5$ 、 $M=3$ 、 $L=10$ 、 $\eta=0.2$ 、 $a=0.5$ 、 $p_m=0.005$ 、 $d=1.0$ を用いて各実験を行った。また、初期集団における結合重みの初期値を $-d \sim +d$ の範囲でランダムに設定し、可塑性を決定する遺伝子については、各個体の可塑的形質の頻度をランダムな値にするために、各個体について任意にある確率を設定し、各遺伝子についてその確率で1の値をとるものとした。

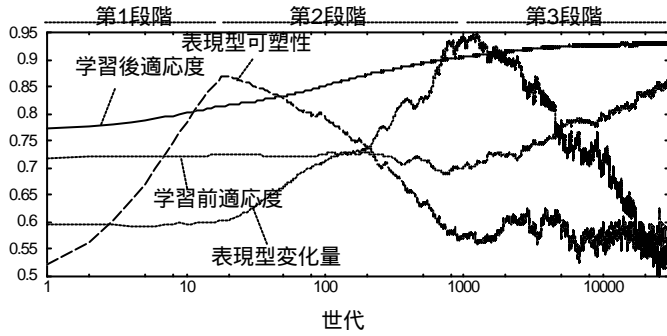


図 3：進化の過程

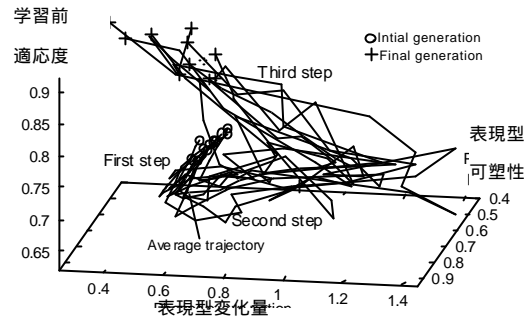


図 4：3つの指標の試行ごとの推移

図 3 は進化の過程を示す 4 つの指標の推移を 30000 世代にわたって示したものである。各値は 10 試行の平均である。学習前適応度とは、遺伝子によって決定される学習前の結合重みを用いて算出した適応度の値であり、遺伝的要因のみによる個体の先天的な適応性を表すものである。学習後適応度は学習後の選択に用いる適応度である。表現型可塑性は、全結合重みにおける可塑的な重みの割合を示す。表現型変化量は可塑的な重みにおける、学習前後での変化の絶対量の平均を示している。図 4 は各試行での学習前適応度、表現型可塑性、表現型変化量の推移を示したものである。

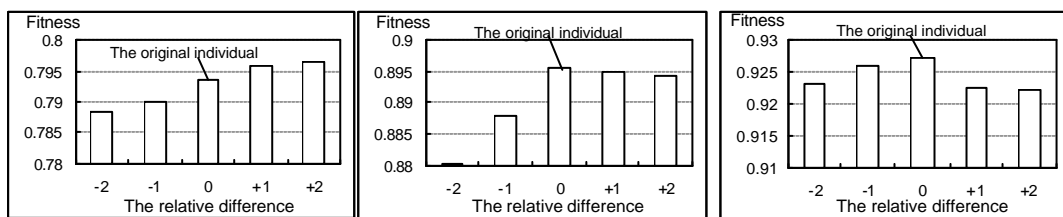
これらの指標の推移が示すように、進化の過程は次の 3 つの段階から構成されることが明らかになった。まず、初期世代から学習後適応度が増加すると同時に、約 20 世代までに表現型可塑性は約 0.87 まで増加した。このとき、学習前適応度はほとんど変化しなかったことから、より可塑的の形質を多く持った個体が学習によって高い適応度を獲得して集団中に急速に広まったことを示しており、集団は一般的な解釈における Baldwin 効果の第 1 段階にあるとみなすことができる。

その後、約 1000 世代までは、学習後適応度は緩やかに増加を続けながらも、表現型可塑性は大きく減少に転じ、約 0.58 まで減少した。この 2 つ目段階は、次の 2 つの観点から、一般的な解釈における Baldwin 効果の第 1 段階と第 2 段階の両方の特性を含んだ中間的な段階であると言える。まず、表現型可塑性の減少という点に注目すると、学習後適応度を維持しつつも学習に依存する形質の頻度が減少しており、一般的な Baldwin 効果の第 2 段階にあると言える。しかし、学習前適応度が増加していないこと、表現型変化量が増加していることから、残っている可塑的の形質については、より学習に依存する方向へと進化しており、この点からは第 1 段階にあると言える。

最後に、1000 世代以降の第 3 段階では、表現型可塑性は振動しながらも横ばい状態で推移したのに対し、学習前適応度は増加をはじめると同時に、表現型変化量は一転して小さくなっていった。これは、可塑的の形質において遺伝的に決定されている結合重みの初期値が、これまで学習によって獲得されていた適応度の高い結合重みの値に徐々に近づいてきているという意味で、遺伝的同化作用 (genetic assimilation) が起きていることを表している。つまり、集団は一般的な解釈での Baldwin 効果の第 2 段階にあると言える。

4. 学習のメリットコストの推移

本モデルでは学習プロセス自体にかかる明示的なコストを導入していないにもかかわらず、第 2 段階以降、可塑的の形質の減少が確認されたのは注目すべき点である。図 5 は、ある試行において、10, 500, 30000 世代において可塑的の形質の頻度の増減が適応度に与える影響を示したものである。具体的には、各世代のすべての個体に対して、元の個体から任意の結合重みの可塑性遺伝子を反転させて可塑的の形質の頻度を増加・または減少させ、その学習後適応度を評価し、元の個体との可塑的の形質の頻度の相対差ごとに平均したものである (各値は 5 回の操作の平均である)。縦軸は適応度、横軸は元の個体との可塑的の形質の頻度の相対差である。第 1 段階あたりの図 5 (a) では、可塑性を減少させるに從



(a) 10世代 (b) 500世代 (c) 30000世代
図 5：各段階において可塑的の形質の頻度の増減が適応度に与える影響

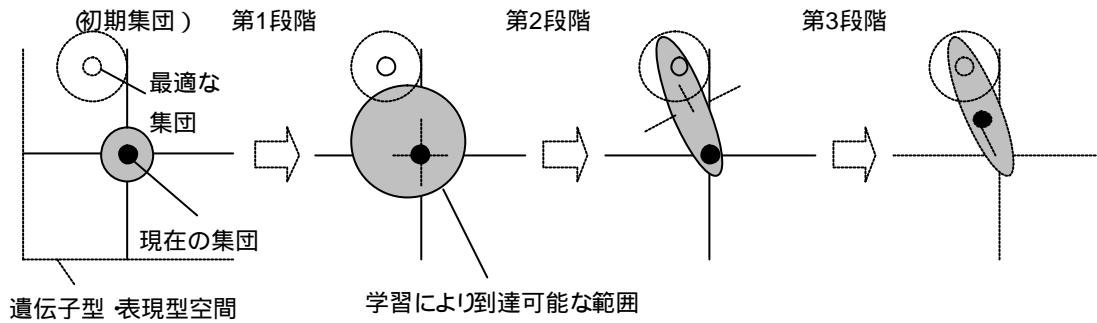


図 6：適応度地形の山登りにおける 3 つの段階

い適応度は小さくなり，増加させるに従い大きくなる傾向があることがわかり，この段階では可塑的形質の存在は常にメリットとして働いていると言える．

一方，第 2 段階以降（図 5(b), (c)）では，可塑性の増加に対して適応度にピークが存在することがわかる．直感的には，学習可能な結合重みが多いほうが，学習がうまくいってより高い適応度をもたらすと考えられるにも関わらず，実際には可塑性を増加させることがわずかに適応度の減少をもたらしているのは興味深い．これは，学習する結合重み間の相関によって生じる非明示的なコストによると考えられる．本モデルでは，各遺伝子の形質はネットワークを構成する結合重みであり，遺伝子間には強い相関がある．このため，ある形質に関する学習が，他の形質の学習に影響を与え，結果として全体の適応度の増加を妨げてしまう場合がありうる．特に，本モデルでは，学習回数 L が小さいために，これが少なからず進化の過程に影響を与えていると考えられる．また，可塑性の減少に伴う適応度の減少は，集団が必要最小限の可塑的形質の頻度を維持しつつ進化していることを示している．

4．おわりに

本稿では，進化と学習の相互作用に関して，ニューラルネットワークの結合重みの進化における可塑的形質の頻度とその形質の学習による変化の推移に注目して議論してきた．可能な入力に対応した正しい出力をバックプロパゲーション法に基づいて学習する単純なタスクを用いた進化実験の結果，適応度に学習プロセス自体にかかる明示的なコストを導入しなくても，遺伝子間の相関と学習回数の制限によって生じる学習の非明示的なコストにより，進化のシナリオは，Baldwin 効果に関する一般的な 2 つの段階によって構成されるのではなく，その中間的な特性を持った段階を含む 3 つの段階によって構成されることが明らかになった．

最後に，適応度地形の山登りのイメージを用いてこれら過程を表すと，図 6 のようになると考えられる．図中の軸は可能な遺伝子・表現型構成の空間，黒い点は現在の集団の遺伝子構成，グレーの領域は学習によって到達可能な結合重みの範囲を示す．第 1 段階では，現在の遺伝子構成をあらゆる地点から学習によって到達可能な範囲を全体に向かって可能な限り広げる．しかし，非明示的なコストにより探索可能な範囲は限定されるので，第 2 段階では，適応度の低い余分な到達可能範囲をそぎ落とすことで，より適応度の高いほうへと範囲の形を伸ばす．範囲が十分適応度の高い地点に到達した時点で，第 3 段階として集団の遺伝子構成がその方向へとゆっくり山登りを開始する．今後，以上のようなシナリオの進化的計算手法への適用など，進化と学習のハイブリッドなメカニズムの工学的応用についても考えたい．

参考文献

- [1] 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).
- [2] Hinton, G. E. and Nowlan, S. J.: How Learning Can Guide Evolution, *Complex Systems*, Vol. 1, pp. 495-502 (1987).
- [3] Ackley, D. and Littman, M.: Interaction between Learning and Evolution, *Proceedings of Artificial Life II*, pp. 487-509 (1991).
- [4] Suzuki, R. and Arita, T.: The Baldwin Effect Revisited: Three Steps Characterized by the Quantitative Evolution of Phenotypic Plasticity, *The Seventh European Conference on Artificial Life* (accepted).