

# 動的な適応度地形の概念に基づく生命性に対する構成論的アプローチ

名古屋大学 大学院人間情報学研究科

有田 隆也

A Constructive Approach toward Life  
based on the Images of Dynamic Fitness-Landscapes

Graduate School of Human Informatics, Nagoya University  
Takaya Arita

## Abstract

Adaptation is an essential characteristic of living organisms, which can be grasped clearly by formulating the concept of dynamic fitness-landscapes. We constructed minimal models whose behavior depends on linguistic interaction between individuals and conducted computational experiments based on a constructive approach so as to capture realistic images of dynamic fitness-landscapes. Then, we focused on the effects of phenotypic plasticity on the adaptive walk on complex fitness-landscapes by conducting computational experiments. The results of the computational experiments suggest a new image of adaptation of living organisms.

## 1. 適応度地形の概念

生命の有する本質的現象である適応 (adaptation) の理解をサポートする概念として、「適応度地形」 (fitness landscape, あるいは adaptive landscape) がある。これは、適応度 (1 成体当たりの子の数  $\times$  生存率) の平均値は、(形質の頻度によって適応度が変わるような頻度依存選択がない場合には) 自然選択により世代交代につれて増加し、極大に達するという性質に基づく。適応度を高さとした、形質 (あるいは遺伝子配列) の地図というものを考えると、生物の個体群による山登りというイメージで進化を把握することができるというものである。

適応度地形での山登りのイメージをより具体的なものにしていく際に、実在する適応度地形がどの程度凸凹したものかということはまず考えなくてはならない重要なポイントである。とにかく高度の高い方を目指していけば、自然に山頂についてしまうような富士山型 (図 1) であるのか、そうではなく、どこが頂上なのか各点では判断が困難なほど凸凹 (図 2) している (究極的には自然選択が働く余地がなくなる) のかということである。

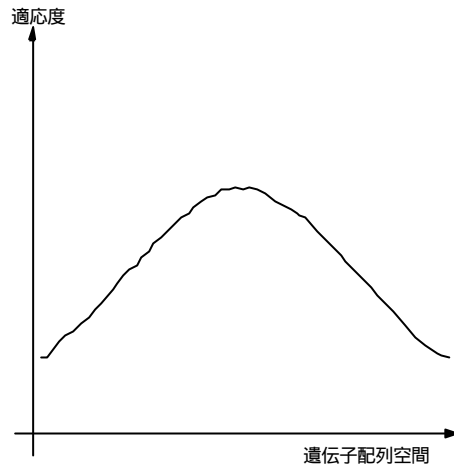


図1 富士山型の適応度地形

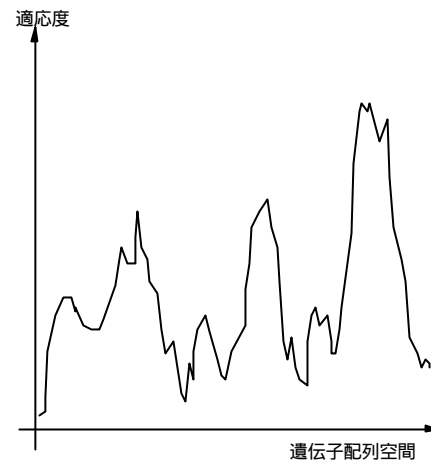


図2 凸凹度の高い適応度地形

さらに、根本的な問題は、実際の適応度地形が固定されたものではなく、たえず変形しているものであるということである。生物のバックグラウンドとしての切り離された環境がそれ自体で動的であるということだけではなく、生物は、同種内、あるいは他種との複雑な関係によって築かれている生態系に組み込まれているということを考える必要がある。つまり、ある個体、ある生物種の歩行自体が、自分自身の環境、つまり、適応度地形の変化をたえず引き起こしているという点である。この場合、平均値としても局大値に達する保証はなくなる。

このような複雑で、かつ現実的な適応度地形を知るためには、一回限りの検証不可能な進化の歴史の観察ではなく、再現可能な現象としての進化現象（あるいは広く生命の適応現象全般）の解明が必要となる。このような方向性を持つ実験研究としては、分子生物学的手法を用いてたとえば大腸菌などの微生物の進化を実験するアプローチ[四方 1997]や人工的な分子進化を実験する進化分子工学のアプローチ[伏見 1992]が有力であり、適応度地形に関する知見が徐々に得られ始めている。

一方、広い意味での生命性を対象とするという見地、及び、「本質を捉えたモデルを計算機で構成してその挙動を観察することにより理解する」という構成論的方法論に基づいた計算論的研究が最近、盛んになってきた[有田 2000]。人工生命研究の提唱者である C. Langton の言葉[Langton 1989]を用いるならば、「我々の知っている生命(life-as-we-know-it)」を「可能な生命(life-as-it-could-be)」の中に位置づけようという試みである。このような方向性を有する典型的アプローチとして、S. A. Kauffman は、パラメータを変化させることによって、凸凹の度合いを自在に変えられるような人工的な適応度地形モデル(NK モデル)を提案し、それを用いて適応度地形に関する様々な性質を調べている[Kauffman 1993]。現在、主に進化的計算や人工生命の研究領域などで、同様な研究が行われるようになってきた。

我々は、NK モデルのように現実に対する直接的な対応関係（意味付け）を持たない適応度地形ではなく、実在する複雑システムの本質を表す適応度地形を作り出し、しかも、個体間の相互作用が適応度地形をダイナミックに変動させ複雑な挙動を生み出すシステムとして、最小限の言語的な現象を作り出す人工システムを対象とし、構成論的アプローチに基いて計算機上で挙動を調べてきた。2 では、その実験結果に関して、特に、動的な適応度地形の観点から論ずる。

さて、実在する適応度地形が、図1より図2に近いものであると仮定した場合、「我々の知っている生命」は、どのようにして、うまくその上を歩行し、このような素晴らしい精緻なメカニズムを持つに至ったのだろうか？ これに対するひとつの妥当な答えは次のようなものである。遺伝子空間から個体への発生の過程においてさまざまな制約やメカニズムが自己組織的に働くために、可能である適応度地形の空間が縮小され、その結果として、適応度地形の凸凹度が減少し、実際には滑らかな適応度地形になっているのではないかと

いうものである。さらに、このような過程自体にも自然選択が働き、その滑らさが増し、適応歩行がより容易になっている可能性もある。

我々は、そのような発生や自己組織化に関わるプロセスではなく、表現型形質の可塑性（以降では、適宜「学習」とも呼ぶ）に着目し、ダイナミックに変動する適応度地形での歩行という文脈における、進化との相互作用について考えてきた。より複雑な生物になればなるほど、個体間の相互作用は複雑化し、同時に、個体の可塑性は増している（この意味で、知能が進化した原動力が社会における振舞いにあるといういわゆる「社会的知能」仮説にも関連する研究である）。そのような検討を行う対象として、個体間のゲーム論的な相互作用を想定し、構成論的アプローチに基づく実験を行ってきた。この実験に関して3で論ずる。

## 2. 言語に関わる動的な適応度地形

個体間の相互作用として言語的な現象を対象とした適応度地形に関するもっともシンプルな認識は次のようなものであろう。まず、言語の適応性が情報の伝達にあることを前提とする。情報の伝達とは、脳内の神経細胞の興奮パターンを言葉というシンボルに変換して相手に伝達し、相手の脳の中で再びうまく同じ情報を表すような興奮パターンに再構成することを意味する。情報交換がうまくできる個体ほど適応度が高い。このような言語観に基づく適応度地形では、個体の分布密度が高い位置にいる個体ほど情報交換がうまくできるために、その場所の高度は高い。そして、山登りによって個体が集中すればするほど、その山の高さはよりいっそう高くなるはずである（図3）。

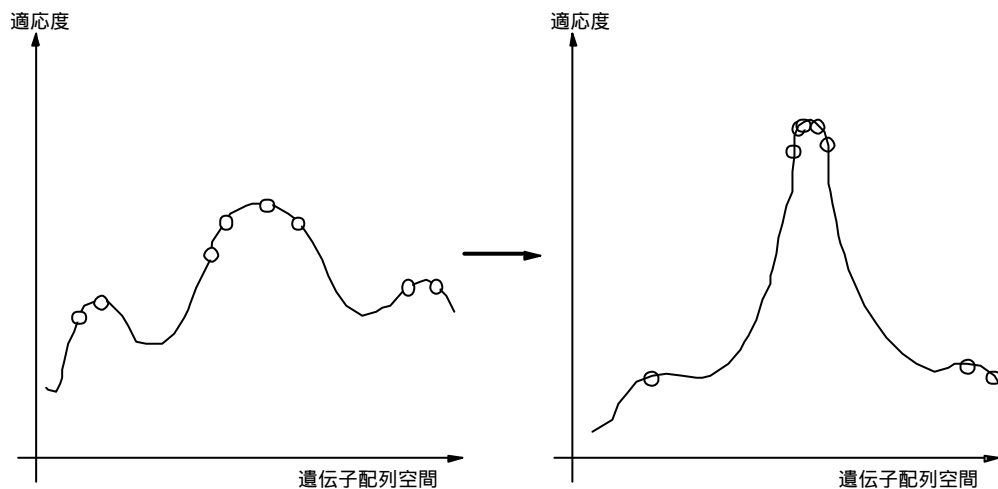


図3 語彙形成モデルにおける適応度地形の変化

このような言語観に基づき、ニューラルネットワークで構成される脳のモデルを構成し、原初的な言語能力の自己組織的成立を対象とする語彙形成モデルに関する計算機実験を1980年代初頭から中野らは行ってきた[中野, 大森, 有田, 武田 1984]。基本的なシナリオは次のようなものである。

原初的な脳を持った個体群から構成される仮想的な社会を想定する。最初においてはコミュニケーションは成立していない。共通体験したときに、自分の思い浮かべた属性につけた言葉を発し合うことにより「会話」を行う。そして、相手の送信した言葉と自分の思い浮かべた属性パターンとの連合を記録することにより、同じ概念に対して徐々に似た言葉を想起するようになるはずである。会話を繰り返すと、自分は体験しなくても、相手の言葉により、体験したときと同様なパターンを思い浮かべるようになる、つまり情報交換できるようになる。このように、付与した言葉が一致して情報交換ができるようになったとき、個体間で「語彙」を共有したと呼ぶ。適応度地形において、両者の位置が接近すると同時に両者の位置する場所が高くな

ったことを意味する。

このようなシナリオを土台として、情報伝達処理の中のパターンとシンボルの変換という側面に焦点を絞って計算機実験を行った[Arita and Taylor 1996][有田 1997]。送信側個体は、知覚した事物に関する情報、つまり脳内に生じているパターンに関する情報を、情報量を圧縮して記号化して送る。一方、受信側個体は、受け取った記号から脳内パターンを再構成する。集団を構成する自律的な個体が世界像の構築を行う機能は、解析の容易さを考慮し、極めて簡単なニューラルネットワークで構成される連想メモリモデル「アソシアトロン」[中野 1979]によって実現した。これは、相関行列の操作によって記銘や想起を実現するものである。記憶事項を自己相関行列の和の形で記銘して保持し、一方、記憶事項と同型式のベクトルとの積をとり、最後に量子化することで想起を行う。

計算機実験では、会話の成否に基づいて持ち点を増加させ、それを適応度として次世代個体群を選び、再び同じ処理を繰り返す。属性は、-1,0,1 の3値を取るベクトルで表され、その重ね合わせにより4個の事物が表される(図4)。たとえば、事物0は、属性0,1,4から構成されていることがわかる。また、出現頻度が各事物ベクトルの右に示されている。

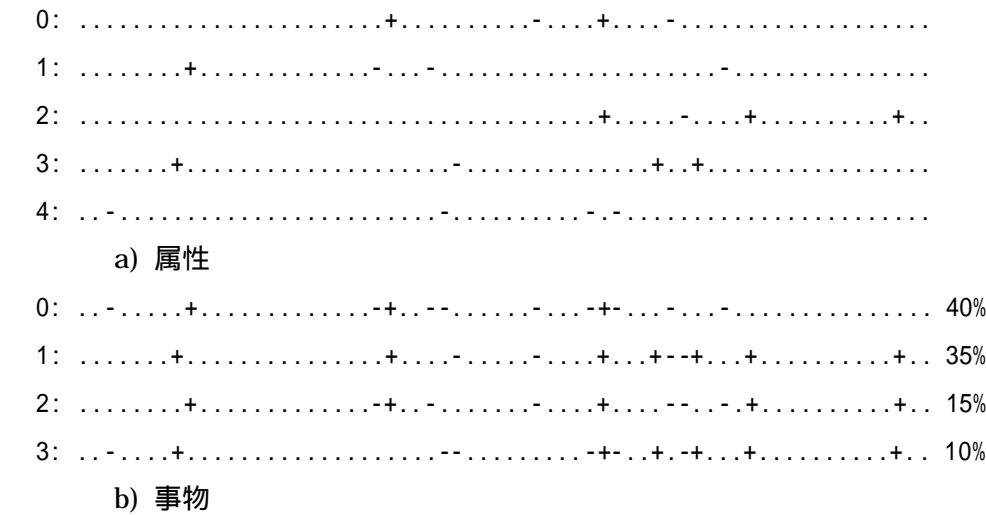


図4 属性と事物の設定（+1を'+', -1を'-', 0を'.'で表している）

	発語順	言葉	頻度(%)
事物0	1	+++++-	90.6
	2	なし	100
事物1	1	-----+ -----	59.3 37.5
	2	なし	100
事物2	1	---+--- ----- -----	53.1 15.6 12.5
		-----	
		-----	
	2	----- -----	34.4 12.5
事物3	1	----- +----- +-----	50.0 21.9 15.6
		-----	
		-----	
	2	++++-++ ++-++- ++++-++	56.3 18.8 12.5
		++++-++	
		++++-++	

図5 形成された語彙

図 5 に 300 世代目の会話終了時における，各事物に対し発せられる言葉の頻度を示す．出現頻度の高い事物 0, 1 は全個体がひとつの言葉で表すが，事物 2, 3 は出現頻度が低いので，ふたつの言葉によって表されている(事物 2 に関しては 1 語のみのものが 2 個体いる)．たとえば，事物 2 は属性 0, 1, 2 から構成されるが，頻度高く出現する属性 0 と 1 が結合した複合属性に対する言葉、及び，属性 2 に対する言葉が順に発語されるようになった．この実験により，比較的単純な処理に関わらず，属性に対する言葉の与え方が事物の出現頻度によって柔軟に決まる言語システムが進化と学習の協同の山登りによって実現されることが示された．

しかし，一方で，言語システムは，語彙形成モデルにおけるように，単に一致する方向性ばかりを持つものではない．N. Chomsky は，「火星から見れば地球上の言語はひとつだ」と，すべての言語の文法に共通する性質の存在を指摘したが，何千という多数のお互に通じ合わない言語が地球上に存在することもまぎれもない事実である．言語の多様性に関するもっとも率直な説明は，生物種の多様性に関してもそうであるように，平面的な局所性に基づくものである．地理的な隔離などの理由で言語間に交流がなければ，偶然の要素にも影響されながら少しずつ分かれていく．

我々は，言葉と意味が明示的に記号で表される語彙システムから出発し，その関連づけの任意性という言語の特質を利用して，そこにおける多様性を追究するために語彙多様性進化モデルを構築した[Arita and Koyama 1998][有田 2000]．基本的な着想は，言語が一致して情報が行き渡れば行き渡るほど，その情報の価値が低下するという面がある，そこにおいて，言語システムは多様性を増すように自ら進化していくのではないかということである．この場合，平面的な局所性は必要条件ではない．

語彙多様性進化モデルの設計においては，ベルベットモンキーなどの一部の生物種に見られる，食物(あるいは捕食者)を発見したときにその種類や量などを仲間に知らせるフード(アラーム)コールを念頭に置いた．このようなコミュニケーションシステムは，動物のコミュニケーションから人間の言語へと進化する第一歩とも考えられる[Pinker 1994]．

本モデルにおいて，集団を構成する個体は言葉と意味を関連づける語彙表をそれぞれ先天的に持つ(図 6)．会話時(図 7)には，ランダムに選ばれた一個体がランダムに選ばれた意味に対応する言葉を自分の語彙表からみつけて発し，一定数の個体がこの言葉を聞く．聞き手は，自分の語彙表の内容に応じて，次の 3 種類に分かれる．

- 1) 正しい聞き手: 聞いた言葉を表中に持ち，しかも意味が一致．
- 2) 誤解した聞き手: 聞いた言葉を表中に持つが，意味が不一致．
- 3) 無知な聞き手: 聞いた言葉を表中に持たない．

1)をさらに，

- 1-1) 成功した聞き手
- 1-2) 失敗した聞き手

に分ける．フードコールの例で，食物の奪い合いに失敗するものが生じるように，さまざまな制約を考慮するためである．

意味	0	1	2	3	4
言葉	87	12	34	60	12

図 6 語彙表

図 7 は，2 の意味に対応して 5 という言葉を発した例であり，正しく 2 と意味がとれた 2 個体は正しい

聞き手であり、3 と解釈した個体は誤解した聞き手である。受信した単語が多義語の場合は、ランダムに意味を決定する。結局、会話ごとに、言葉の発信者、成功した聞き手、失敗した聞き手、誤解した聞き手、無知な聞き手、会話に不参加の個体という 6 つに分類される。それぞれに応じて、あらかじめ設定した得点 (= 適応度の増加) を各個体に与える。このような会話を繰り返した後、得点に応じた重み付き確率で次世代を構成する個体群を選択する。そして、2 つの親を選択し、表のランダムな位置でつなぎかえる一点交叉、及び、各言葉をランダムに書き換える突然変異を確率的に行う。

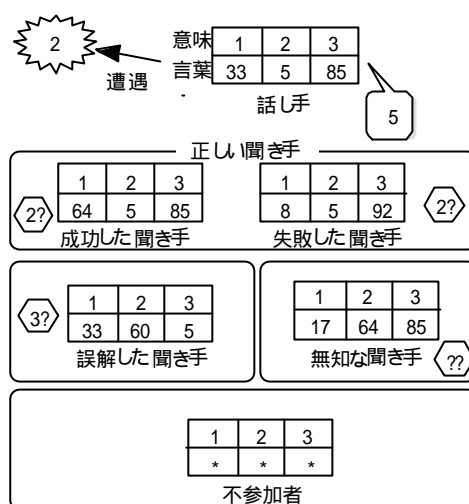


図 7 会話の例

さらに、フードコールを想定して以下のような設定にした。正しい聞き手は発信者と資源(得点)を分かち合うが、正しい聞き手の数がある一定以上の場合、失敗した聞き手を正しい聞き手の中からランダムに選び、選ばれた個体は、奪い合いや無駄足によるコストという意味で、マイナスの得点を与える設定とする。これにより、伝わる情報の価値が情報の伝播によって低下する事態が設定され、適応度地形の個体間相互作用による変形に関する別のファクターが加わったことになる。

計算機実験の結果、語彙の共有状態の進化傾向に関して、突然変異率の大小に応じて、語彙の共有状態の推移に関する分類が可能であることがわかった。実験を行ったときのパラメータ設定に関して重要なことは、寡占的な言葉がひとつ存在する場合の各個体の適応度が、3, 4 個の言葉に分かれて共存する場合よりも低いことである。しかし、突然変異率が十分小さい場合において、独占的な言葉が安定的に存在する状態が実現される。これは、図 8 に示すようなダイナミクスに基づくものである。各個体の適応度は、その個体の持つ言葉を共有するグループの大きさによって決定される。それは、同図右側にあるような形状を持つ関数である。あるグループの適応度が他のグループに属する個体の適応度より高いと選択が働き、その言葉を持つグループの個体の数が増えるが、それは関数の形状により適応度の低下を意味することになる。同時に、他グループの適応度も下がるので、結局、ひとつの寡占的な言葉が存在する状態にまで至る。これは、適応度地形で表現するならば、固体がある山の方に引き寄せられて集まれば集まるほど、その山が徐々に沈んでいくことを意味する(図 9)。なお、突然変異率がある値の近辺にあるときには、ひとつの寡占的な言葉が存在する状態と複数の言葉が共存する状態を交互に繰り返すような興味深い状態が出現することも示された。

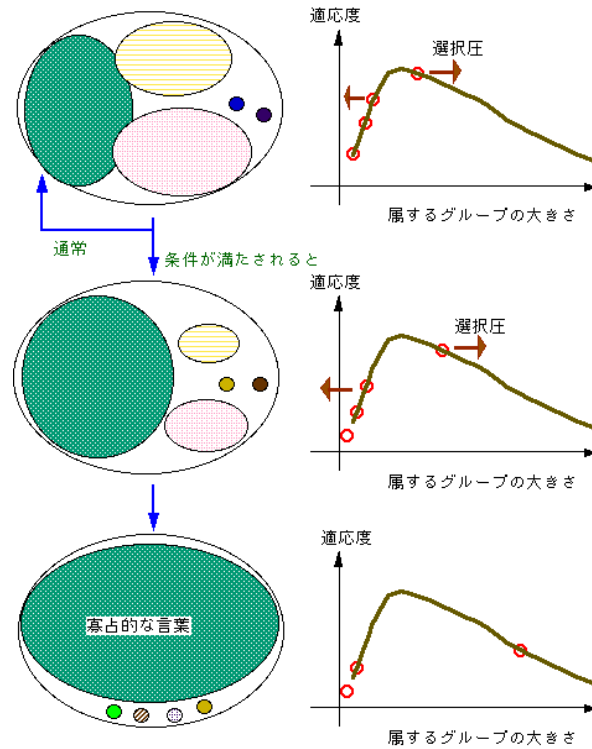


図 8 個体の集中に基づく適応度の低下

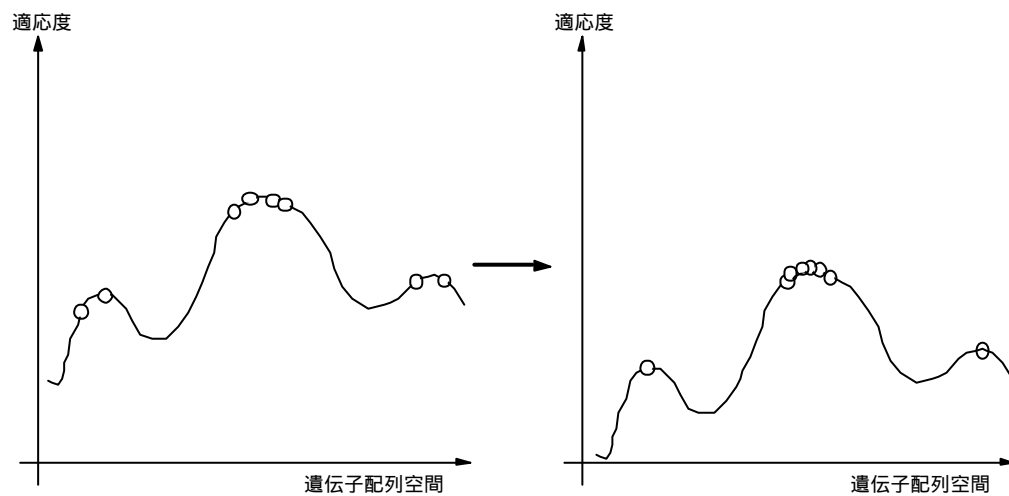


図 9 語彙多様性進化モデルにおける適応度地形の変化

### 3. 動的な適応度地形における進化と学習の相互作用

進化という大きい時間スケールにおいて起こる適応に比べて、学習は個体の生涯という小さい時間スケールにおいて起こるものであり、変動の大きな環境、及び、高等な生物において、必要不可欠な適応である。学習が進化に与える影響に関しては、歴史的な論争が存在する。現在に至って(狭い意味での)ラマルキズムは否定されたとはいえ、各個体の生涯において学習によって何らかの形質を獲得したことが、進化に対して何の影響も与えないということではない。学習による適応がうまくできる先天的能力をもっている個体は、子孫を多く残し、逆に、環境が十分静的であるならば、学習しなくてもその環境とうまく生きていける個体は、学習しないとうまく生きられない個体より子孫を多く残すと考えられるからである。このような進化と学習の相互作用に関する議論の先駆けとなったのが J. M. Baldwin の指摘 [Baldwin 1896]である。

Baldwin の指摘したメカニズムによる振舞いは，Baldwin 効果と呼ばれており，現在，次の 2 ステップに分けて考えることが主流になっている（図 10）[Turney, Whitley and Anderson 1997]．

#### 第 1 ステップ（進化と学習の協同）

生存上有利な形質を学習によって獲得した個体が集団に占めるようになっていく．

#### 第 2 ステップ（遺伝的同化）

十分多くの個体が生存上有利な形質を学習により獲得した集団では，学習にコストがかかるとそのためその形質を生得的に獲得している個体が集団に占めるようになっていく．

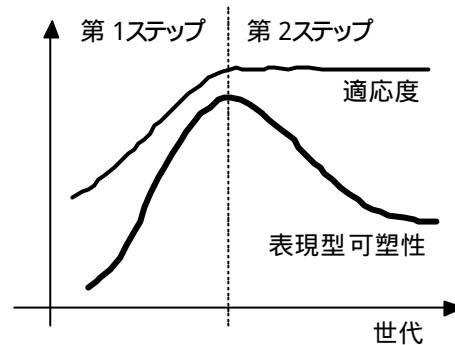


図 10 Baldwin 効果の 2 ステップ

両ステップが連結して働くことにより，学習が進化を加速するというものである．ただし，このような 2 ステップが順に起こるかどうかということは論理的にも自明ではない．特に，両ステップにおいて，学習の価値が反転していることに注目すべきである．もし，学習のコストが大きいならば，第 1 ステップは生じにくくなり，逆に第 2 ステップは生じやすくなる．また，探索する適応度地形の凸凹度も両者において逆に働く．進化（突然変異や交差）による探索は学習による探索に比べて適応度地形の凸凹度に強いと考えられるため，凸凹度の大きい適応度地形であればあるほど，第 1 ステップは生じにくくなり，逆に第 2 ステップは生じやすくなると考えられるからである．

Baldwin 効果が指摘されてからすでに 100 年以上も経過するが，生物学者の間で広く認知されてきたわけではない．その原因として，J. Maynard Smith は，Baldwin 効果がラマルキズムと関連するようなイメージを持たれていること，及び，そのメカニズムの実効性に対する疑念があることを挙げている [Maynard Smith 1996]．前者に関しては，表現型の情報が遺伝子型に直接的に伝わっていることを前提としていないので，ラマルキズムとは明確に一線を画すると言える．しかし，後者に関しては，確かに，そのメカニズムが具体的にどのように働くのか明確ではなかった．

そのような状況下で，Baldwin 効果に関する計算モデルを初めて提案し，進化と学習の関わり合いのひとつの形式としての効果を定量的に示したのが [Hinton and Nowlan 1987] である．彼らのモデルでは，1，0，？のいずれかの値を取る遺伝子の 20 個の並びにおいてすべてが 1 となる場合を適応度最大の正解とする．？は，1 にも 0 にもなりうることを表し，学習のメカニズム（ランダム探索）がこれを決める．？が含まれる個体は生涯のうちにその部分をランダムに決めることを 1000 回行い，もし，正解に至ったのなら探索を終了する．全個体が探索を終えたと遺伝的操作を行う．適応度関数としては，最初から正解の遺伝子型を持っている個体は 20，学習しても正解に達しなかった個体は 1 とし，それ以外の個体はランダム探索の実施回数に応じて決める．適応度に応じた確率で親を 2 個体選び，1 点交叉を行って一子個体作る．このような世代交代を 1000 回繰り返す．



たとえば, 10 個の?を遺伝子として持ち, 残りは 1 であるような個体が学習する場合, 2 の 10 乗(=1024) の探索空間を持つことになるが, 1000 回の試行が許されるため, 試行中に約 1 回正しい解を見つけることが期待される。一方, 学習を許さないとすると, 2 の 20 乗, つまり約 100 万の解候補の中からの探索となり, ひとつの解さえみつけることが難しくなる。もともとパルス的に 1 点だけ高くなっている適応度地形が, 学習によって実質的な山にならかな山形に変えることができ, それによって進化による山登りが容易になったのである。一般的には, 図 2 のような適応度地形は (理想的な) 学習によって図 11 のような適応度地形に見かけ上変わるということである。

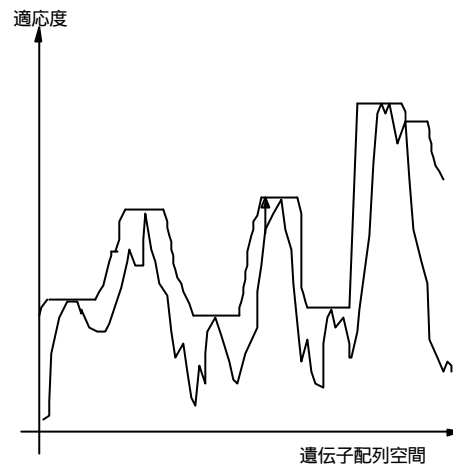


図 11 学習による適応度地形の見かけ上の変化

Hinton と Nowlan による先駆的な計算機実験により, 学習が進化に果たす重要な働きが明らかになって以来, Baldwin 効果に関して多くの研究がなされてきた。しかし, それらの研究の多くは, 最適解が固定された静的な環境を前提としたものであり, また, 学習の持つプラスの側面 (Baldwin 効果の第 1 ステップ) に焦点をあてたものであった。そこで, 我々は, 固体同士の相互作用に応じて適応度地形が動的に変化するような複雑かつ現実的な環境における学習の果たす役割に関する知見を得ることを目指して研究を行ってきた[鈴木, 有田 2000][Arita and Suzuki 2000]。対象とする題材として, 進化と学習の相互作用に基づいて十分に複雑な挙動が得られることが期待でき, さらに, 従来研究の豊富な蓄積の中に位置付けられるテストベッドとしての性格を持つ繰り返し囚人のジレンマゲームを選んだ。

囚人のジレンマゲームでは, 2 人のプレイヤーは協調 (Cooperate) または裏切り (Defect) のどちらかの手を同時に出し, 出した手に応じて利得行列 (図 12) から両者の得点が決まる。この対戦を繰り返し行ってその平均得点を競う。ジレンマゲームの戦略集団における総当たり戦の得点を適応度とするような環境を考えると, それは各個体の適応度が世代ごとに刻々と変化する動的な環境として捉えることができる。

相手の手 自分の手	協調 ( C )	裏切り ( D )
協調 ( C )	(R:3, R:3)	(S:0, T:5)
裏切り ( D )	(T:5, S:0)	(P:1, P:1)

図 12 囚人のジレンマの利得行列

(自分の得点, 相手の得点)

ただし,  $T > R > P > S$ ,  $2R, T+S$

本モデルでは, 集団を構成する各個体の持つ戦略は, 戦略遺伝子列 GS と学習遺伝子列 GL の 2 つの遺伝子列の組で表現される。戦略遺伝子列は, 過去の対戦履歴に依存して次回の手を決定する戦略を定義する。

記憶長  $m$  の戦略は裏切りを 0, 協調を 1 として以下のような 2 進数で表された履歴  $h_m$  を持つ .

$$h_m = (a_{m-1}, \dots, a_1, a_0)_2$$

ここで  $a_0$  は前回の相手の手,  $a_1$  は前回の自分の手,  $a_2$  は前々回の相手の手...とする . ある履歴  $k$  に対応して次回出すべき手を  $A_k$  (0 または 1) とすると, 記憶長  $m$  の戦略は,

$$GS = [A_0 A_1 \dots A_{n-1}] \quad (n=2^m)$$

と表すことができる . これを戦略遺伝子列とする . さらに, 各  $A_x$  に対してその表現型 (協調または裏切り) が可塑性を持つかどうかを  $L_x$  (0 : 可塑性あり, 1 : 可塑性なし) として, 学習遺伝子列を

$$GL = [L_0 L_1 \dots L_{n-1}]$$

と定義する .

可塑性を持つ表現型は, 対戦中にその表現型を用いた結果に応じて学習により変更される . ここで, 図 13 に示す学習行列を定義し, これに基づいて表現型を変更する . この行列は, 得点が相対的に高ければそのまま変更せず, 逆に小さければ変更するというきわめてシンプルな原理に基づくもので, メタパブプロフ学習と呼ぶ . 次回出す手を決定するのではなく, 戦略自体を変更して次回同様の履歴を持ったときの手を決定するものである . 繰り返し対戦を行う初期状態においては, 各個体は GS の表す戦略をそのまま表現型として持つ . 表現型と履歴を参照し対戦を行い, 用いた表現型に対応する学習遺伝子列のビットが 1 ならば, その表現型を対戦結果に対応するメタパブプロフ学習行列の値と置き換え, 新たな表現型とする .

相手の手 自分の手	協調 ( C )	裏切り ( D )
協調 ( C )	C	D
裏切り ( D )	D	C

図 13 メタパブプロフ学習行列

ここで, メタパブプロフ学習の例として,  $GS=[0001]$ ,  $GL=[0011]$  の戦略が学習する例を図 14 に示す . 同図では, 記憶長 2 の戦略が表されており, 可塑性を持った表現型には下線が引かれている . 過去の対戦履歴が CC ならば, 表現型から C を出す . このとき相手が D を出したと仮定する . ここで, C を出すのに用いた表現型は可塑性を持つのでメタパブプロフ学習行列を参照して表現型を変更する . この場合, 自分の手が C, 相手の手が D なので, 学習行列から表現型を D に変更し, 次回対戦履歴が CC の場合には D を出すようになる . このように, 学習遺伝子列に 1 を持つ戦略個体は可塑的な戦略である . なお, 対応する学習遺伝子のビットが 1 である戦略遺伝子の値は表現型の初期値としてのみ働くので, 以降では, 各戦略を, 可塑性を持つ学習遺伝子に対応する戦略遺伝子を  $x$  と置き換えた戦略遺伝子列でまとめて表現する (たとえば,  $GS = [1000]$ ,  $GL = [1001]$  という戦略は  $[x00x]$  と表す) .

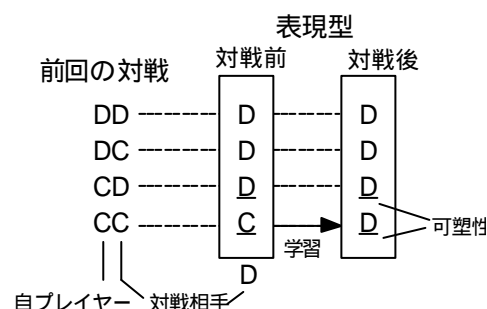


図 14 メタパブプロフ学習の例

以上のような戦略個体同士で図 12 の利得行列を用いてノイズありの環境での繰り返し対戦を行う。ノイズとは、繰り返し対戦において、各戦略個体が出すべき手が一定の確率で反転してしまうことで、現実世界における表現の間違い、転送経路のノイズ、誤解などの不可抗力などを象徴するものである。上記のような繰り返し対戦を集団全体において総当たりで行い、その平均得点を各戦略個体の適応度とする。そして、適応度に比例した重み付き確率で次世代集団を構成する個体群を生成する。その際、一定の確率で遺伝子のビットが反転する突然変異を施す。

典型的な実験結果を図 15 に示す。同図で、表現型の可塑性（黒線）は、集団の全学習遺伝子列における 1 のビットの割合を示す。これは学習依存度に相当する指標と考えられる。また、平均得点（白線）は、各世代における全対戦の平均得点であり、協調し合ったときに最も高くなる、協調の度合いを表す指標である。

約 7 割の試行で、以下のような進化的道筋が観察された。

- 1) 約 60 世代までにおいて、裏切りの戦略（[0000]，[000x]など）が平均得点を低下させる。
- 2) 一部可塑的な戦略（[0x0x]，[00xx]など）が登場して得点を上昇させ、さらに、可塑的な戦略（[xxxx]，[x0xx]など）が集団中を占めて協調関係を築き、約 200 世代までに高い平均得点を持つ集団へと進化する。可塑性が協調的な集団への遷移において有利な方向へと働いたと考えられる。
- 3) 高い平均得点を維持したまま集団の可塑性は次第に低下し、約 50%のところで安定し、最終的には集団の大部分を[x00x]型の個体が占める。可塑性のコストとしての効果が働き、集団を維持するのに最低限必要な可塑性を持った戦略が選択されたためと考えられる。

2)と 3)がそれぞれ Baldwin 効果の第 1 ステップと第 2 ステップに対応すると見なされる。なお、上記の過程を経ない残りの 30%の試行においては、可塑的な集団から第 1 段階の初期の裏切りの戦略が集団中を占める状態に戻ることが何度か繰り返されるケース、初期段階から直ちに[xxxx]などの可塑的で協調的な戦略が集団中を占めるケースなどが観察された。しかし、最終的には、[x00x]がいつも集団中を占めた。

図 16 には、10 回の試行に関して、表現型可塑性と得点とで定義された空間における軌跡が表されている。上述のように、初期状態から裏切り戦略が占める状態までに至るモード、得点と可塑性が同時に増加するモード（第 1 ステップ）、高得点を保持しながら可塑性が減少するモード（第 2 ステップ）の 3 つのモードから構成されることが鮮明に示されている。

本実験で示唆される生物の適応のイメージは、「学習が進化の方向性をみつけ、次に、進化をその方向に引き寄せる」というものである。これは、従来の「ランダムな突然変異の繰り返しにおいて自然選択が方向性を決めて進化が進んでいく」というオーソドックスなものと異なるものである。個体、あるいは種全体を「尺取虫」に比喻することが可能である（図 17）。頭を表現型空間、尾を遺伝子型空間に置く。まず、頭を伸ばす（第 1 ステップ）、そして最長になる（可塑性最大）と、今度は尾を頭の方に動かす。尾を動かさずに頭を何回か別の方向に動かし直すこともある。本実験では、外的環境（利得行列の値など）を固定したが、これを変動させればこのような伸縮が繰り返されていくと思われる。

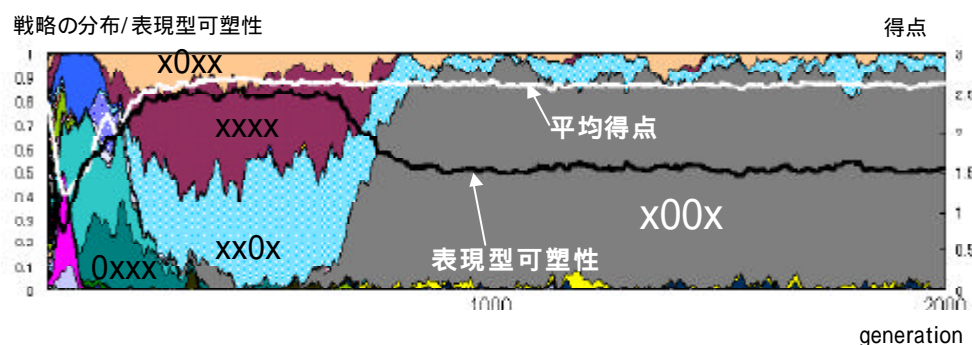


図 15 戦略の分布の推移

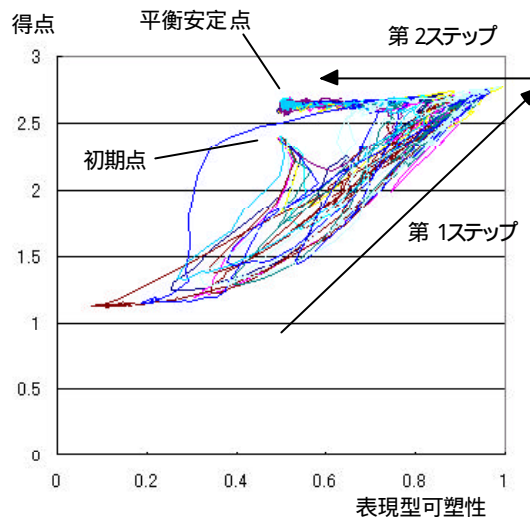


図 16 戦略進化の軌跡

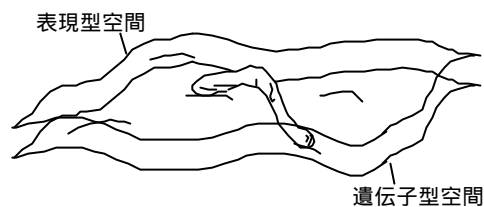


図 17 適応度地形の上の「尺取虫」

#### 4. まとめ

本論文では、個体間の相互作用に基づいたダイナミックに変動する適応度地形における歩行に生命性の本質が表れているとの見地から、その具体的なイメージを探る我々の試みを論じた。まず、そのような適応度地形を作り出す最小システムとして言語的現象を対象とする2モデルを構成し実験を行った結果について述べた。次に、複雑で動的な適応度地形を適応的に歩行するメカニズムとして、表現型の可塑性に焦点をあて、ゲーム論的状况に基づいたモデルに関する実験によりその効果を確認した。

構成論的手法に基づいて生命性を捉えるというアプローチの基本的方向性は von Neumann の自己増殖マシンの構想にその源があると考えられる。しかし、普遍的現象である「創発」の追究をキーワードとして、生命や心を含む様々な複雑なシステムの起源、進化、あるいはその動的特性を探究する人工生命、あるいは複雑系の研究領域は誕生したばかりである。本論文はそのような研究領域の可能性の一端を示したものである。

#### 参考文献

- 1) 有田隆也, "言語の起源/進化に対する創発システム論的アプローチ", 第24回知能システムシンポジウム, pp. 7-12, 1997.
- 2) 有田隆也, "人工生命", 科学技術出版, 2000.
- 3) T. Arita and Y. Koyama, "Evolution of Linguistic Diversity in a Simple Communication System", *Artificial Life*, Vol. 4, No. 1, pp. 109-124, 1998.

- 4) T. Arita and R. Suzuki, "Interactions between Learning and Evolution: The Outstanding Strategy Generated by the Baldwin Effect", *Proc. of Artificial Life VII*, pp. 196-205, 2000.
- 5) T. Arita and C. E. Taylor, "A Simple Model for the Evolution of Communication", *Evolutionary Programming V*, pp. 405-409, MIT Press, 1996.
- 6) J. M. Baldwin, "A New Factor in Evolution, " *American Naturalist*, Vol. 30, pp. 441-451, 1896.
- 7) 伏見譲, "進化分子工学", *講座進化:分子から見た進化*, pp. 195-227, 東大出版会, 1992.
- 8) G. E. Hinton and S. J. Nowlan, "How Learning Can Guide Evolution, " *Complex Systems*, Vol. 1, pp. 495-502, 1987.
- 9) S. A. Kaufman, "*The Origin of Order: Self-Organization and Selection in Evolution*", Oxford University Press, 1993.
- 10) C. G. Langton, "Artificial Life", *Artificial Life: The Proceedings of an Interdisciplinary Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems*, pp. 1--47, Addison-Wesley, 1989.
- 11) J. Maynard Smith, "Natural Selection: When Learning Guides Evolution", *Adaptive Individuals in Evolving Populations* (R. K., Belew and M. Mitchell ed.), pp. 455-457, 1996.
- 12) 中野馨, "アソシアトロン", 昭晃堂, 1979.
- 13) 中野馨, 大森隆司, 有田隆也, 武田晋, "情報処理装置間の情報交換機能が自己形成されるシステムについて", *計測自動制御学会知識工学シンポジウム*, pp. 1-6, 1984.
- 14) S. Pinker, "*The Language Instinct*", Morrow, 1994.
- 15) 鈴木麗璽, 有田隆也, "進化と学習の相互作用:繰返し囚人のジレンマゲームにおける Baldwin 効果", *人工知能学会誌*, Vol. 15, No. 3, pp. 495-502, 2000 .
- 16) P. Turney, D. Whitley and R.W. Anderson, "Evolution, Learning, and Instinct: 100 Years of the Baldwin Effect", *Evolutionary Computation*, Vol. 4, No.3, pp. 4-8, 1996.
- 17) 四方哲也, "眠れる遺伝子進化論", 講談社, 1997 .