

# 動的環境下における学習と遺伝・進化 — ダーウィニズムとラマルキズムの比較 —

慶應義塾大学大学院 理工学研究科 計算機科学専攻  
佐々木 貴宏, 所 真理雄  
E-mail: {sasaki, mario}@mt.cs.keio.ac.jp

## 概要

エージェントが環境に対して適応していく過程には、各個体によって為される「学習」と変異および淘汰によって集団レベルで起こる「進化」の二つの側面があり、それぞれが相補的に作用していると考えられる。本稿では、進化論の歴史に登場するダーウィニズムとラマルキズムに基づく遺伝機構を持つ集団を考え、それぞれの集団が辿る進化的な過程をニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズムを用いた抽象的なモデル上で観察する。特に、動的な環境下でのそれぞれの集団の適応性について評価および議論する。その結果、ダーウィン型の集団の方が、静的環境下では効率的なラマルク型の集団よりも、環境の変動に対して安定した挙動を示すばかりでなく、世代を通じて動的環境自体に適応していくことが可能であることを示す。

## 1 はじめに: マルチエージェント系における適応

一般に、複数の自律的主体(エージェント)から構成されるマルチエージェント系における適応には、各個体毎に為される適応 — 「学習」 — と変異および淘汰により生じる集団レベルでの適応 — 「進化」 — の二つの側面があり、それぞれが相補的に作用していると考えられる。生物の世界はもちろんこうしたマルチエージェント系の典型的な例であるが、その他にも人間の行う経済活動の世界においても各エージェント(人間あるいは企業に相当する)による学習とその間に働く淘汰による進化的な適応の両過程が織りなす動的な過程が観られる。生物(あるいはその集団)をはじめ、こうした実世界におけるマルチエージェント系の設計・動作原理はトップダウン的に規定されるいわゆる人工物のものとは全く異なるものであるが、実世界という動的でかつ予測不能な複雑な挙動を示す開放性、非線形性の強い環境に対して極めて柔軟に適応している。したがって、例えば、開放型分散環境下で動作するソフトウェアエージェントなどの設計および構築をするにあつて、これらの実世界における系の持つメカニズムから学ぶことは多い。実際に、近年、自然界のシステム、特に生命に内在するダイナミクスの数理的な側面を構成的な手法でもって探る人工生命 [5] と総称される研究分野に対する関心が高まっており、その延長上に柔軟な情報処理の可能性を模索するアプローチが盛んに為されている。

本稿では、マルチエージェント系における適応過程の一側面について注目し、その最小限の性質を抽出して構築したモデル上でのシミュレーション評価を行う。具体的には、学習する個々のエージェントをニューラルネットワークとして抽象化し、進化・遺伝の原理を模倣した遺伝的アルゴリズムを用いてエージェント集団の環境への適応過程を再現する。なお、この際に遺伝機構としてダーウィン型とラマルク型の両者を考える。特に、環境の動的特性を考慮に入れた上で、それぞれの遺伝機構の特性を評価し、議論する。

## 2 背景: 学習と遺伝・進化

マルチエージェント系の典型的なモデルとして生物の世界を考える。まず、生物の振る舞いは誕生時の状態のまま固定されているわけではない。快樂や利益をもたらす行動であればそれを繰り返す、逆に危険や苦痛を伴う行動であればそれを避ける傾向を強める。生物は環境との相互作用という自らの経験を通じて、自己の生存に有利となるようにその環境に適応 — 「学習」 — していく。一方、生物個体は全くの白紙状態で誕生してくるわけではない。自らの振る舞いを決定する脳の基本的構造を含めた生物個体は、親から引き継ぐ遺伝子の情報に基づいて発生する。このように、生物は親から子へとその特徴が引き継がれていく遺伝という特性を持つが、全ての子が親と全く同じ性質を持つわけではなく、他の個体に比べて多少でも生存に有利に振る舞う個体を構築する遺伝子は、次世代により多くの複製を残すことができる。こうした累積的な自然淘汰の過程の中で遺伝的な変異が積み重なることで生物集団は環境に適応 — 「進化」 — していく。

さて、進化論の歴史において、遺伝現象と学習・進化に関連してラマルキズムとダーウィニズムの二つの大きな思想の流れが存在する。前者では、進化の原動力を「獲得形質の遺伝」に置き、学習などの環境に対する応答として生物個体の生涯内に生じた適応的な変化が遺伝子に何らかの形で組み込まれて子孫の変異に方向性を与えることで進化が推し進められるという考え方をとする。一方、後者では、「ランダムな変異に引き続く非ランダムな自然淘汰」を進化の原動力とし、変異自体には方向性はなく、たまたま適応的な変異を持って生じた個体が自然淘汰の過程で生き延びて繁栄するという考え方をとする。つまり、生物個体の生涯の間に生じる適応的な変化の効果が遺伝子に組み込まれるという獲得形質の遺伝の考え方を否定する。周知のとおり、今日の生物学や進化論において主流を占めるのは後者のダーウィニズムであり、ラマルキズムを異端もしくは誤りとするのが大半の見方である。

このような生物学的な背景もあるため、生命現象の計算的側面からその原理を探ろうとする人工生命研究としての立場からは、ダーウィン型の遺伝機構の下での議論が中心的に為されてきた [3, 1, 7]。一方、純粋に工学的応用の見地からは、ダーウィン型に固執することなくラマルク型の遺伝機構を導入することでシステムの性能向上を図った研究例もある [2, 4] が、ダーウィン型との徹底的な比較を議論したものは少ない。工学的な立場からは、ラマルク型の機構の方が効率的で優れていることが自明のことに思えることがその理由の一つであろう。しかし以下にも述べるとおり、いずれの立場も不十分である。

まず前者に対しては、実際の生物界においても、少数であるとは言え、ラマルク的な変化を示す例もあることが指摘できる。例えば、ミジンコは捕食者の多い環境において刺を発達させることがあり、この適応的な変化が一度起こると卵を通じて子に受け継がれるという現象がある [8]。この原因は遺伝子発現機構の変化にあり、いわゆる進化のプロセスにおける DNA の塩基配列自体の変化によるものではないことが判明しているが、いずれにせよ生物学的な立場からもこのラマルク的な進化過程の存在を無視するわけにはいかない。次に後者の立場に関する疑問点としては、従来の議論および評価のほとんどが静的な実験環境上でのみの考察に基づくものであり、動的環境の上での議論が特に為されてこなかったことである。静的な環境上ではたしかにラマルク型の方が効率が良さそうであることは直観にも適うが、動的な環境下でもこれが成り立つとは限らないだろう。なぜならば、このような環境下では、「どれだけ特定の環境に適応できるか」ということに加えて、「どれだけ環境の変化に追従できるか」ということも重要になるからである。

本稿では、これらの論点を踏まえた上で、エージェント集団の適応過程の側面に注目する。そして、最小限の性質だけを抽出したモデルを用いて、ダーウィン型およびラマルク型の遺伝機構に基づく集団の進化の過程を再現し、その特性を評価する。具体的には、学習する個々のエージェントをニューラルネットワークとして抽象化し、進化・遺伝の原理を模倣した遺伝的アルゴリズムをエージェント集団に適用する。

### 3 実験の設定

ここでは、本稿で用いる実験の設定について述べる。なお論点を理解しやすくするために、以下では、具体的なシナリオを想定した例題を用いる。

エージェントが 100 個体、それぞれ初期値 500 の生命エネルギーを持って世界に誕生する。ここで、各エージェントは環境から受け取った入力を元に行動を決定するフィードフォワード型のニューラルネットワークを持つ個体であるとする(図 1)。このネットワークは、各結合の強度を遺伝子として符号化した(つまり浮動小数点の配列として表現された)染色体から直接エンコード法 [6, 9] によって生成される。

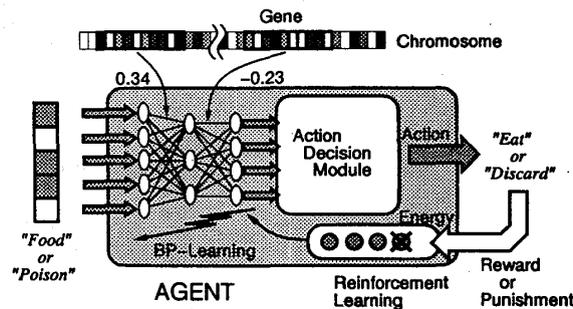


図 1: エージェントの構造

世界には、生命エネルギーを 10 単位増加させる有益な食糧と、その逆に生命エネルギーを 10 単位減少させる有害な毒物の二種類の物質が存在し、それぞれが特徴的な形状(ビットパターン)を持つ。食糧を食べるとエージェントの生命エネルギーが増加し、そのパターンに対して「食べる」行動をとる確率が高くなるようにニューラルネットワークの学習が行われる。逆に、毒物を食べた場合には生命エネルギーが減少し、そのパターンに対しては「捨てる」行動をとる確率が高くなるような学習が行われる。エージェントの学習としては、ニューラルネットワークの一般的な学習法でもある誤差逆伝搬学習法に強化学習の枠組を被せたものを用いる。

さて、ニューラルネットワークに物質のパターンが入力されると、エージェントはその出力値に応じて「食べる」か「捨てる」のいずれかを決定する。ただし、この際に出力をそのまま特定の行動に写像するのではなく、行動決定モジュールが次式に示すボルツマン確率分布のもとで最終的な行動決定を行う。

$$p(a_i|s) = \frac{\exp(o_i/T)}{\sum_{j \in \text{possible\_actions}} \exp(o_j/T)} \quad (1)$$

ここで、 $p(a_i|s)$  は状況  $s$  において行動  $a_i$  を取る確率を表しており、 $o_i$  は行動  $a_i$  に対応づけされた出力ニューロン群の合計出力値である。また、 $T$  はエージェントの冒険度を表す温度定数である。 $T$  が小さいとエージェントは過去の経験を反映したニューラルネットワークの出力値に基づいて保守的な行動を取り、逆に  $T$  が大きいと過去の経験に因わずに様々な行動を冒険的に試みる傾向を強く示すようになる。このような確率的な機構は、エージェントが一度有利な行動パターンを獲得した後でも、それよりもさらに有利な行動パターンを学習する可能性をいくらかでも保持するために必要なものである。

各個体エージェントは、食糧あるいは毒物を表すビットパターンをある決められた回数 — 「生涯」の長さに対応する — だけ提示されて学習を行う。生涯を終えたエージェントは、適応度として生命エネルギーの残量に応じた確率で選択され、ラマルク型もしくはダーウィン型の遺伝機構に基づいた遺伝的操作が施された上で、次世代に子孫を残す。この際に、ダーウィン型の遺

伝機構を持つエージェントは、生涯の間に修正された結合強度を次世代に伝えることはなく、自分の親から受け継いだ遺伝子をそのまま次世代の子を作る際の遺伝子として遺伝的アルゴリズムのプロセスに渡す(図 2a)。一方、ラマルク型の遺伝機構を持つエージェントは、一生の間に修正された結合強度を再符号化して遺伝子を作り直す(図 2b)。なお、遺伝的操作において、交叉点の数は 0~4、突然変異率は 5%、変異の幅は  $\pm 0.5$  とする。また、初期集団の各ニューラルネットワークの結合強度は、 $-0.30 \sim 0.30$  の間のランダムな値で初期化した。

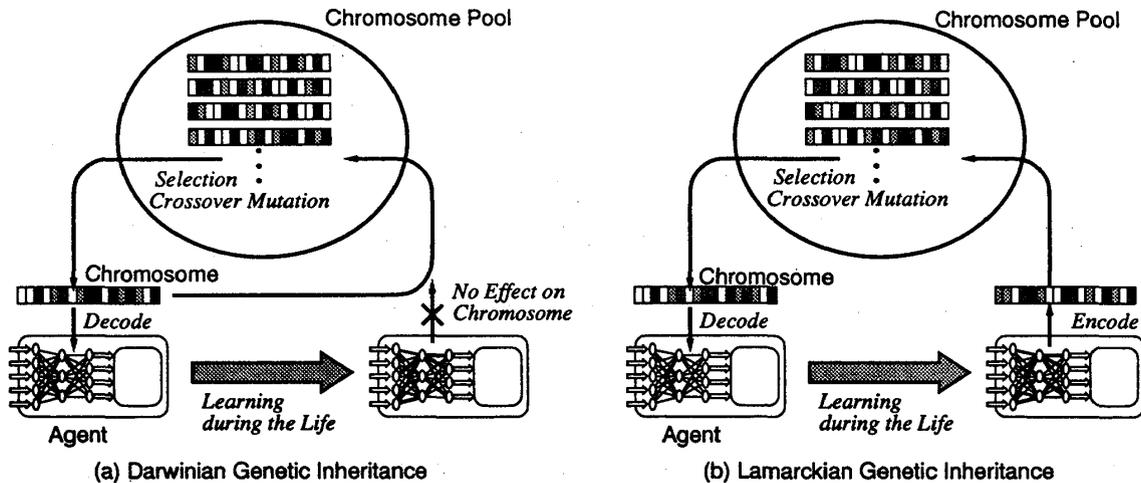


図 2: ダーウィン型とラマルク型の遺伝機構

シミュレーションの全体の流れをまとめると以下のようになる。

1. 初期世代の個体を生成 ( $g = 1$ )
2. 第  $g$  世代の個体各々が、ある一定期間行動をしながら学習 (個体としての「生涯」)
3. 残存生命エネルギーを元に適応度の評価
4. 適応度を元に、選択、交叉、突然変異などの遺伝的操作によって  $g + 1$  世代の新しい個体群を生成
5.  $g = g + 1$  として、2. に戻る

## 4 実験の結果および検討

静的な環境下では、寿命により親が途中で打ち切った学習を子が直接継続する形で学習を進めることができるラマルク型の集団の方が、世代交代の度に学習をやり直さねばならないダーウィン型の集団よりも圧倒的に効率が良い。この事実は予備的な実験でも確認されており、極めて直観的なものであると言える。しかし、自然界における生物など実世界で活動するエージェントは、複雑に変化する環境に対して柔軟に対応せねばならない。そこでは、エージェントの学習すべき規則が不変であるとは限らない。

### 4.1 実験 1: 利用可能な情報に部分性がある環境

まずは、動的特性のレベルとしては最も低い環境として、普遍的な規則 — 「食糧であるか毒物であるか」 — 自体は変化しないが、それを習得するのに必要な完全な情報の組が同時には

得られないような状況を考える。そして、アクセスできる情報の種類が時代と共に変化するものとする。これは、これまでに存在しなかった種類の物質が突如現れたり、それまでに存在していたものが消えたりするという状況に相当する。ここでは、図 3 の左方の枠内に示すように、食糧と毒物が 6 ビットから成るパターンでそれぞれ特徴づけられるような環境を考える。白および黒で埋められたマスはそれぞれ“0”，“1”を表し，“\*”の記号は“0”と“1”のいずれの値でもよいことを意味する。つまり、食糧であるか毒物であるかの規則は 6 ビット中の上位の 3 ビットの関係によって決められており、残りの 3 ビットは雑音ビットであるとする。もちろん各エージェントは、どのビットが雑音であるのかを最初から知っているわけではない。エージェントは、雑音以外の 3 ビットを特定し、さらにこれら 3 ビットのパリティ問題を解くのに必要な規則を学習していくことになる。ただし、その規則を学習するのに必要な物質の組は同時には得られないものとする。ここでは、それぞれの時代において環境中には 4 種類の物質のみが存在し、そのうちの二つが食糧で残りの二つが毒物であるとする (図 3)。

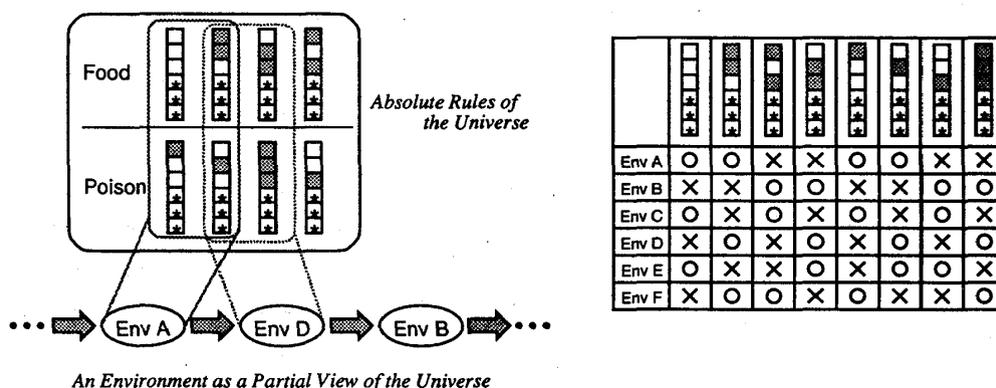


図 3: 実験 1

まず、20 世代毎に環境に存在する物質の組を変化させたときの適応度の集団平均の推移を観察した。初期世代から第 1000 世代までを図 4a に、初期世代から第 4000 世代までのより長い時間スパンで見た推移を図 4b に示す。これらの図より、ラマルク型の集団では、環境を構成する物質の種類が変化する度に適応度が大きく振動していることが確認される。一方、ダーウィン型の集団でも適応度の振動現象が見られるが、ラマルク型の集団の場合に比べて振動の幅が小さく安定している。すなわち環境の変動に対する頑健性の面においてダーウィン型の方がラマルク型の集団よりも優れていると言える。

さらにここでダーウィン型の集団において注目すべきことは、環境が変化する度に集団の適応度が振り出しに戻るわけではなく、振動しつつも世代が進むにつれて全体として上昇している点である。つまり、各時代では部分的な情報しか利用できないにも関わらず、それらの部分的な情報を世代を通じて統合して全体の規則を徐々に獲得しているかのような挙動を示すのである。このことを確認するために、さらに以下のような実験を行った。まず、先に述べた実験において、初期集団、2000 世代目、4000 世代目、6000 世代目の集団をそれぞれ途中で取り出しておく。そして、取り出しておいたこれらの集団に対して、元の全体の規則 (つまり図 3 左方の丸枠内に示した全パターンから成る規則) を学習させてみたときの学習特性を評価する。このようにして得られた各世代の学習特性曲線を図 5 に示す。図 5 における各グラフは、生涯内での学習の経過ともなうニューラルネットの出力誤差の変化の様子を示している。出力誤差としては、それぞれの入力パターンに対する理想的な出力値と実際のニューラルネットの出力値の自乗誤差和を取っている。まず初期世代においては、ラマルク型とダーウィン型のエージェント集団のいずれも学習をうまく行えない (図 5a)。2000 世代目になると、ラマルク型の集団は生得的にある程度改善

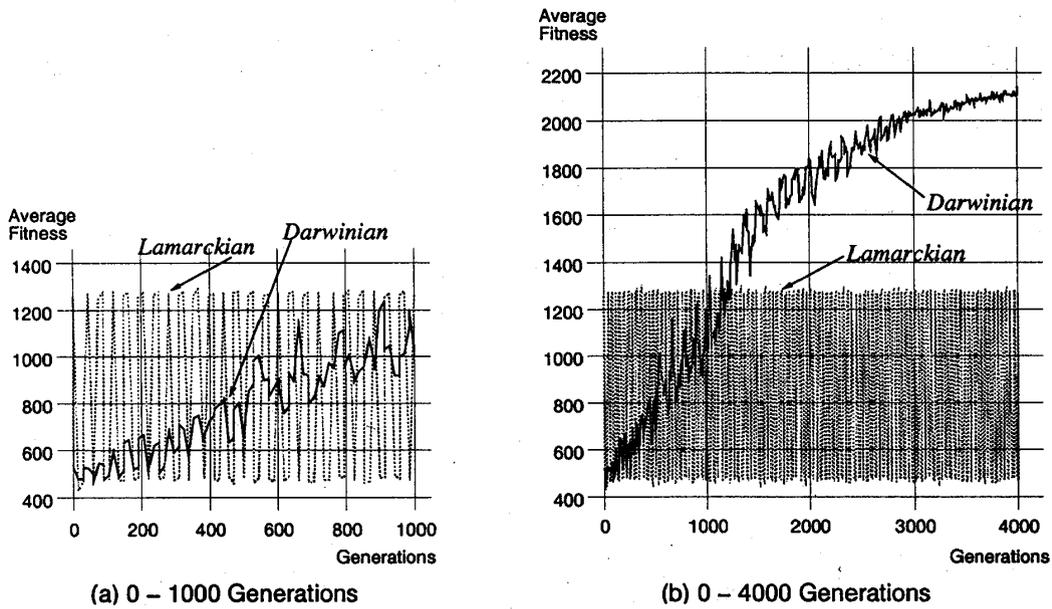


図 4: [実験 1] 平均適応度の推移

された出力値を出すニューラルネットを持って生まれるが、その後に学習を行ってもネットワークの出力誤差はあまり低減しない。一方、ダーウィン型の集団は、ラマルク型の集団よりも出力誤差の大きいニューラルネットを持って生まれてくるが、その後の学習によって出力誤差は減少する(図 5b)。そして、4000 世代目(図 5c)、6000 世代目(図 5d)と世代が進むにつれて、ダーウィン型の遺伝機構の下では、元の全体の規則に対しても正しく学習を行うことのできる集団が形成されていくことが分かる。一方、ラマルク型の遺伝機構の下では、ステップ数を積んでも適切に学習を進めることが出来ないような集団が形成されてしまっている。

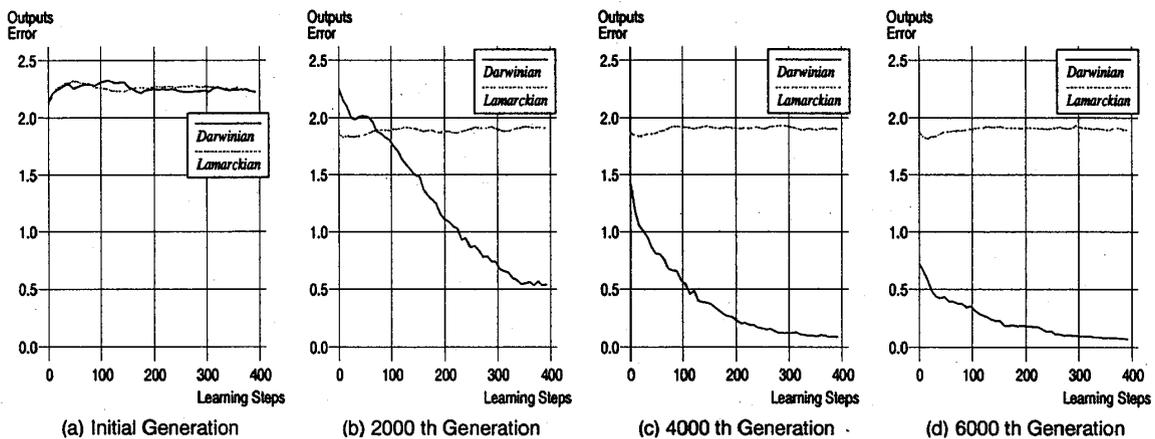


図 5: [実験 1] 世代経過にともなう学習特性の変化

ラマルク型の集団が環境の変動に対して不安定な挙動を示す理由は、特異的な規則に対して貪欲に深く適応しすぎてしまうからである。例えば、図 3 において、Env A では、いずれの物質も上から三つ目のビットは“0”であるので、これを無視して上位 2 ビットのパリティ問題、つまり XOR 問題を解決する規則を学習すれば食糧と毒物を識別することができる。しかし、ある

時代を境に環境が Env A から Env B へと状態が変わったとすると、Env A で既に獲得済みの 2 ビットのパリティ問題に関する知識は役立たないどころか Env B では全く正反対の意味を持つことになってしまう。ラマルク型の集団では、一生の間に学習した結果を直接親から子へと遺伝させてしまうため、特定の規則に対して深く適応しすぎてしまい、そこから抜け出すことが困難になってしまう。一方、ダーウィン型集団では、短期的には個体レベルの学習によって特異的な規則に対応しつつも、長期的には集団レベルで汎用的な可能性を保ったまま進化によって普遍的な規則を獲得していくことが出来る。

## 4.2 実験 2：規則自体が変化する環境

さて、より動的特性の強い環境では、規則自体が変化することもあり得よう。ここでは、食糧と毒物を識別する規則自体が定められた時代を境に反転を繰り返すような状況を考える(図 6)。このように生存に有利な規則がある切っ掛けを境に反転するような状況設定は一見恣意的なものに思えるかもしれないが、実際に起こり得るものである。例えば自然界において生じた現象としては、イギリスの蛾の工業黒化の例 [8] が有名である。詳細は省くが、この例は個体の生存に有利となる規則が固定されたものではなく流動的であることを示している。

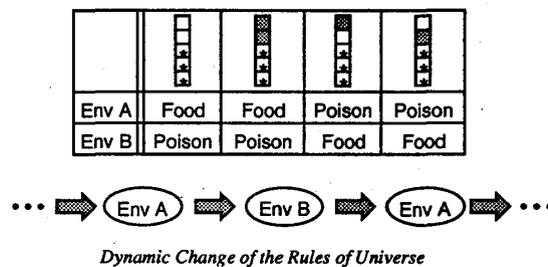


図 6: [実験 2]

ここでは、図 6 に示すように、環境を 50 世代毎に Env A と Env B の間で入れ替えることを繰り返す状況を考える。食糧と毒物を識別する規則は 3 ビットの雑音部分を除けば、2 ビットのパリティ問題 (XOR 問題) として表されるが、その規則の意味は時代が進むとともに反転を繰り返す。図 7 に集団の平均適応度の推移を示す。ラマルク型の集団が環境に適応できないという結果は極めて直観的である。一方、ここでも注目すべきことは、ダーウィン型の集団の適応度が振動しながらも世代を重ねるにつれて上昇しているという極めて反直観的な点である。というのも、実験 1 の場合とは異なり、ここでは普遍的な規則自体が変化しているからである。

これらの結果より、ダーウィン型の遺伝機構の下では、Env A、Env B のいずれの環境に対してもうまく適応できるような集団が形成されていくことが分かる。このことを更に確認するために、上記の実験において途中で取り出しておいた、初期集団、2000 世代目、4000 世代目、6000 世代目の集団のそれぞれを Env A と Env B の両方の規則の下で学習を行わせたときの学習特性を観察した。その結果を図 8 に示す。まず、初期世代の集団については、ダーウィン型とラマルク型いずれの集団も思うように学習を進めることができない(図 8a)。ところが、2000 世代目になると早くも両者の相違が明らかになってくる。ダーウィン型の遺伝機構の下では、Env A と Env B のいずれの規則をも、ある程度学習することの出来る集団が形成されはじめている(図 8b)。さらに、世代数を重ねて 6000 世代目(図 8d)に至ると、ダーウィン型の遺伝機構の下では、いずれの規則をも適切に学習することが出来るような集団が形成されている。一方、6000 世代目のラマルク型の集団では、Env A と Env B のそれぞれの規則を学習させたときの学習特

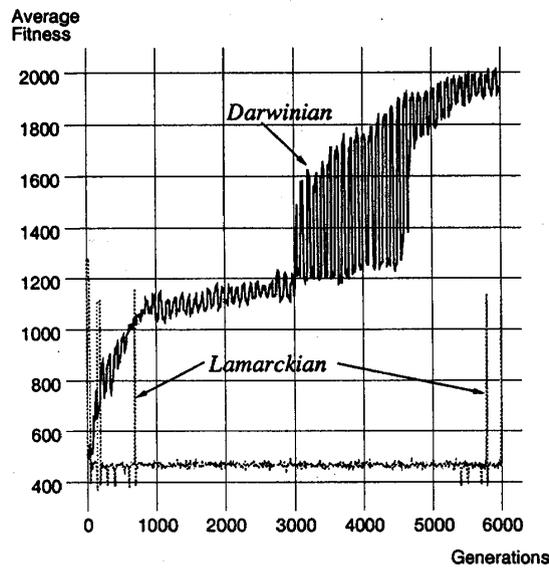


図 7: [実験 2] 平均適応度の推移

性が大きく異なり、得意な規則と不得意な規則とが明確に分離してしまっている。しかも、その得意な方の規則の学習特性でさえ、ダーウィン型の集団のものよりも劣っている。

普遍的な規則自体が変化しているにも関わらず、ダーウィン型の集団がいずれに対しても適切な学習を行うニューラルネットを獲得できる理由の一つとして、ダーウィン型の集団が両者の規則の間に隠された何らかの共通の構造を獲得していく可能性を考えることもできる。例えば、ここで考えている環境(図 6)での規則の変化は「反転」というものである。つまり、食糧であるか毒物であるかはともかく、一番目と二番目の二つのビットの関係によって、少なくとも物質を二つのグループに分けることが出来る。集団レベルでは、この「グループ分け」という抽象度のレベルが高い規則だけを進化的に獲得していき、その上で各個体レベルでの学習によってどちらのグループが食糧であり毒物であるかを識別する詳細な規則に対応していくという筋書きである。

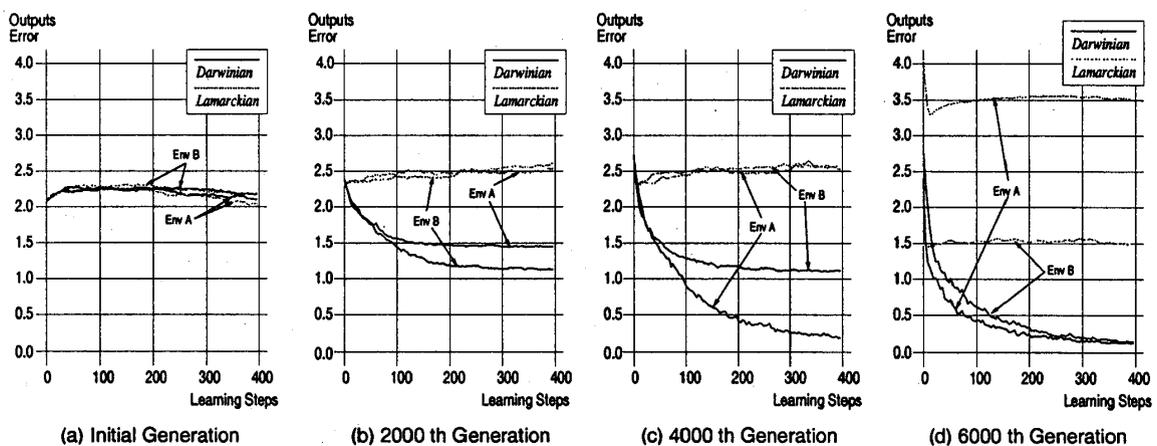


図 8: [実験 2] 世代経過にともなう学習特性の変化

### 4.3 まとめ

ラマルク型の遺伝機構を持つ集団は、静的な環境下ではダーウィン型の集団に比べて圧倒的に有利であるが、環境が動的に変動するような状況においては、その変動に合わせて適応度も大きく振動し極めて不安定な挙動を示す。一方、ダーウィン型の集団は、環境が変動してもラマルク型の集団ほど挙動が不安定になることはない。このような動的な状況下では、個体の学習と集団の進化の過程を明確に分離して、各個体のレベルでは学習によって詳細な規則に対応しつつも、集団全体としてはある程度の汎用的な可能性を保ったまま徐々に適応していくダーウィン型の遺伝機構の方が安定性、頑健性の面で優れる。さらに特筆すべきことは、ダーウィン型の集団は、動的特性の強い環境下で安定した挙動を示すだけでなく、世代が進むにつれて適応度を上昇させている点である。つまりダーウィン型の集団は、動的な環境に対する適応能力を備えている。

上述のことと関連して、実験1、実験2における世代毎の学習特性の変化(図5、図8)について触れておくべきことが一点ある。普遍的な規則自体が変化しない実験1においては、世代を重ねるにつれて生得的なネットワークの出力誤差(学習開始時のエラー)が減少していき、生まれつき適した行動パターンを取るような個体が生じることが分かる(図5)。一方、規則自体が変化してしまう実験2においては、むしろ生得的なネットワークの出力誤差は世代を重ねるにつれて増加している(図8)。このことは、動的特性の強い環境では、特定の規則下で適切に振る舞うことよりも、様々な規則を学習できるような柔軟な性質の方が重要であることを意味している。つまり、生得的には「うまく行動できる」特性よりもむしろ「うまく学習できる」特性の方が重要であり、前者を積極的に遺伝させてしまうラマルク型の機構はうまく機能しないのである。

## 5 議論

本稿で用いたモデルは生命の原理に着想を得たものではあるが、生物学的に重要ないくつかの側面を簡略化した極めて抽象度の高いものとなっているため、例えば、ここで得られた知見を直接そのまま生物学にフィードバックするようなことは難しい。しかし、この単純なモデル上でのシミュレーション結果の中にも非常に興味深い示唆が隠されていると思われる。

例えば、2節でも述べたとおり、自然界にはラマルク型の遺伝現象もあることはあるが、生物は遺伝機構の大部分をダーウィン型の機構に委ねている。DNA上に乗せられた遺伝子型の情報からそれに対応する表現型が発生するわけであるが、逆にある表現型を発生させるための遺伝子型の構成を決定することは極めて困難であるため、そもそもラマルク型の遺伝は不可能であるというのが通説である。しかし、進化の初期の段階において、生物がダーウィン型の機構に基づく遺伝戦略を選択した真の理由は別の点にあるのかもしれない。というのも、実世界は極めて動的特性の強い環境だからである。

また、これに関連した議論を続けると、人工脳などの人工的な知的システム構築の利点の一つとして寿命の制約が存在しないことがしばしば挙げられるが、本稿で得られた知見はこの素朴な直観に対して再考を促す。本稿で考えているラマルク型の遺伝機構では、自然淘汰や遺伝子の交叉や突然変異などの効果はあるものの、親の学習結果を子がそのまま受け継ぐという大雑把な意味では、見方を変えると寿命を無くし学習を永遠に続けることを可能にする仕組みとして捉え直すことも出来る。ところが本稿での実験結果は、動的な環境下ではこうした人工的なシステムに寿命が存在しないことは却って不利となり得ることを予測する。むしろ適当に世代交代を繰り返すことこそが重要なのである。しかもその際の情報の伝達はダーウィン型の機構に基づいたものでなければならない。これはまた実際に生物のほとんどが採択している戦略でもある。

## 6 結論

本稿では、ニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズムを用いた抽象的なモデル上での学習と進化に関するシミュレーションを行った。得られた結果をまとめると、以下のとおりになる。

1. ダーウィン型の遺伝機構の方がラマルク型の機構に比べて、環境の変動に対して安定した挙動を示し、頑健性に優れる。
2. ダーウィン型の遺伝機構は頑健性に優れるばかりでなく、徐々に平均的な適応度を上昇させていき、動的な環境自体への適応性を持っている。

文中では生物学的な用語を多用しているが、本質的なのは「情報の収集・活用・伝達」の過程である。したがって、ここで得られた知見は、今後の開放型分散環境におけるより高度のエージェントの構築法やエージェント間の知識の伝達および共有の方法などについて考慮する際に、何らかの有益な示唆を与えるものであると考える。

## 参考文献

- [1] David H. Ackley and Michael L. Littman. Interactions between Learning and Evolution. In Christophor G. Langton, Charles Taylor, J. Doyne Farmer, and Steen Rasmussen, editors, *Artificial Life II, SFI Studies in the Sciences of Complexity, vol.X*, pp. 487-509. Addison-Wesley, 1992.
- [2] John J. Grefenstette. Lamarckian Learning in Multi-agent Environments. In *Proceedings of 4th International Conference on Genetic Algorithms and their applications (ICGA-91)*, pp. 303-310, 1991.
- [3] G. E. Hinton and S. J. Nowlan. How Learning Can Guide Evolution. *Complex Systems*, Vol. 1, pp. 495-502, 1987.
- [4] Akira Imada and Keijiro Araki. Lamarckian evolution of associative memory. In *Proceedings of 1996 IEEE The Third International Conference on Evolutionary Computation (ICEC-96)*, pp. 676-680, 1996.
- [5] Christopher G. Langton, editor. *Artificial Life: An Overview*. MIT Press, 1995.
- [6] David J. Montana and Lawrence Davis. Training Feedforward Neural Networks Using Genetic Algorithms. In *Proceedings of the 11th International Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-89)*, 1989.
- [7] Domenico Parisi, Stefano Nolfi, and Federico Cecconi. Learning, Behavior and Evolution. In *Toward a Practice of Autonomous Systems: Proceedings of the First European Conference on Artificial Life*, pp. 207-216. MIT Press, 1991.
- [8] John Maynard Smith. *Evolutionary Genetics*. Oxford University Press, 1989.
- [9] Darrell Whitley and Thomas Hanson. Optimizing Neural Networks Using Faster, More Accurate Genetic Search. In *Proceedings of 3rd International Conference on Genetic Algorithms and their applications (ICGA-89)*, 1989.