

マルチエージェント系における表現型可塑性に基づく動的役割分担の進化

老子隆之, 鈴木麗璽, 有田隆也

名古屋大学 大学院情報科学研究科

生物の持つ表現型の可塑的な変化がもたらす適応性には, 個体レベルによるものだけでなく, 集団内の各個体の表現型に多様性が生じることによる集団全体としての適応性の増加が考えられるが, この意味での可塑性の進化に関する議論は不十分であった. 本研究は, 行動規則の可塑性の進化がもたらす集団における多様性とその適応性について知見を得ることを目的とする. 行く手を塞ぐ側と追いつめる側に分かれることが適応的となるハンター問題を各個体の各遺伝子構成が同一な個体群で解く状況において, 個体の行動規則を決定するニューラルネットワークの初期結合重みとその変化の仕方が進化するモデルを構築した. 実験の結果, 可塑性による行動規則の多様化によって役割分担が動的に生じ, 高い適応度を獲得する集団へ進化することが判明した.

Evolution of Dynamic Role Differentiation Based on Phenotypic Plasticity in Multi Agent Systems

Takayuki Oiko, Reiji Suzuki and Takaya Arita

Graduate School of Information Science, Nagoya University

Adaptive properties of phenotypic plasticity such as learning have been discussed in various contexts. However, its adaptive properties in multi-agent systems are not clearly discussed so far, even though there are some biological evidences that plastic changes of behavior become adaptive for the whole population such as role differentiation. Our purpose is to give a new insight into the adaptive property of phenotypic plasticity in multi-agent systems. We have constructed an evolutionary model of the neural network in which the initial values of the connection weights and its rule of change in plasticity can evolve. By conducting the experiments based on a pursuit problem in which all agents in the group share the same genetic information, we observed that the evolution of the phenotypic plasticity of the network facilitated the role differentiation that one agent ran down the runaway agent while the other agents stood in the way of it.

1. はじめに

生物が環境に対して適応する手段の1つとして表現型を変化させる能力がある. 例えば, オオミジンコやカブトミジンコには頭部が丸型の者と, 尖頭型の者がいる. 一般的には頭部は丸型だが, ミジンコの捕食者であるフサカという蚊の幼虫と一緒に飼育すると頭部は尖頭型に変化する. 一緒に飼育することで蚊の幼虫の臭いがミジンコに影響を与え, 頭部の形を変形させる. 頭部を丸型から尖型に変化させることが強力な武器になるとは考え難いが, 捕獲されそうな時に逃げるには役に立つだろうと考えられる[1].

このように, 個体が環境と相互作用することで表現型が変化する性質は表現型可塑性と呼ばれ, 先のミジンコのような個体の形状の変化から, 日焼けのような状態の変化, 人間による高度な学習による行動規則の変化まで, 可塑性は幅広く存在する.

表現型可塑性がどのように進化してきたか, また, 学習などの可塑性に基づく個体レベルの適応プロセスが, 集団レベルの適応プロセスである進化とどのように影響しあうかについて, 近年構成論的手法に基づいた議論がなされている. 例えば, Suzuki ら

は, 学習可能性の進化を導入した繰り返し囚人のジレンマゲームの戦略の進化実験を行い, 後天的に獲得されていた形質が次第に生得的な形質へと進化する Baldwin 効果によって必要最小限の可塑性を用いて協調集団を維持する強力な戦略が創発すること明らかにしている[2].

同時に, 進化ロボティクスなどの工学的観点から, 表現型可塑性に基づく学習メカニズムの進化に焦点を当てた研究も存在する[3, 4]. 例えば, 十倉らは, バックトレラ問題を対象に, ニューロモジュレータと呼ばれるシナプスの特性を調整する神経修飾物質によるニューラルネットワークの動的再編成現象をモデル化し, ネットワークにおけるシナプスのニューロモジュレータに対する反応の仕方とニューロモジュレータの放出条件や放出種類が進化するモデルを構築した. その結果, ロボットは自分が置かれている状態を反映したニューロモジュレータを放出し, ロボットのコントローラの多型性を利用することにより, コントローラの特性を状態に応じて大きく変化させ, 行動を適切に生成するロバスタなコントローラの進化が確認できたと報告している[4].

上記の研究は, 表現型可塑性の持つ個体レベルにおける適応性に注目したものであると言える. 一

方、表現型可塑性は個体レベルにおいて適応的になるだけではなく、集団全体に適応性をもたらす場合も自然界には存在する。たとえば、アリやハチ、アブラムシ[5]などの社会性昆虫には、集団内の個体の持つ遺伝的な能力はほぼ同様であるにもかかわらず、環境条件に応じて、発生過程において表現型を切り替える表現型多型を生み出す仕組みが存在する。これらは個体の生理的環境や個体間相互作用に依存しており、環境条件に適した比率で集団内での役割分担が生じる。また発生後にも、環境条件の変化に応じて動的にその行動規則を変える場合もある。しかし、このような個体間相互作用によって生じる集団レベルの行動規則の多様性やその適応性に与える影響に関する、構成論的手法に基づく議論は十分なされていないと言える。また、このような意味での可塑性の適応性を、マルチエージェント系における動的な役割分担の創発等の工学的観点から注目した研究も十分なされていない。

そこで、本研究は、行動規則の可塑性の進化をもたらす集団レベルの多様性とその適応性について一般的な知見を得ることを目的とする。特に、遺伝子がほぼ同一の集団において集団全体にとって適応的な表現型多型がいかに進化しうるかに焦点を当て、同一の遺伝子を持った個体群の間で生じる進化を扱うものとする。具体的には、役割分担することが適応的となる協調行動タスクとしてハンター問題を採用し、行動規則の初期状態とその可塑的な変化の仕方を決定する同一の遺伝子を持つ複数の追跡エージェントが進化する人工生命モデルを構築し、実験と解析を行った。

2. ハンター問題

本研究では、マルチエージェント環境における協調行動に関する代表的な問題であるハンター問題を題材として扱う。ハンター問題は、複数の追跡エージェントが逃亡エージェントを捕獲する問題である。本研究では、鈴木らの遺伝子レベルの多様性に基づく役割分担の発現に関する進化モデル[6]を参考に、追跡エージェント間の協調関係や役割分担の組織化を観察するために、以下のように問題を設定した。

2.1 フィールドと初期配置

15×15の2次元空間に3体の追跡エージェントと1体の逃亡エージェントを配置する。空間はトーラス状のグリッド空間であり、端は存在しない。

初期ステップにおいて、逃亡エージェントは常に一定の場所に配置される。追跡エージェントは図1に示す逃亡エージェントからの異なる距離レベル毎

に1体ずつ配置される。距離レベルは近距離、中距離、長距離の3つのレベルからなる。各追跡エージェントは、対応する距離レベルにおける4つの位置の内からランダムに初期配置の場所を決定する。

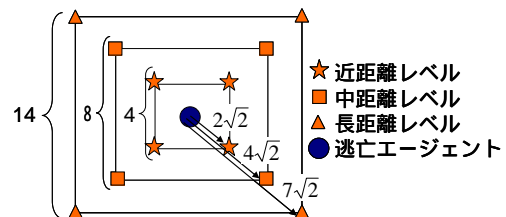


図1：エージェントの初期位置

2.2 エージェントの行動

全てのエージェントは、時間ステップ毎に下記のように定められた行動を一度ずつ行う。行動を起こす順番は、まず、各追跡エージェントが先に動き、その後逃亡エージェントが動くものとする。追跡エージェントの中での動く順番は毎回ランダムに決定するものとする。

2.2.1 追跡エージェント

追跡エージェントは、環境から得る事ができる情報を元に次の行動を決定する。環境から入力される情報は、自身と他の2体の追跡エージェントそれぞれの逃亡エージェントからの相対位置情報(x, y 座標)である。

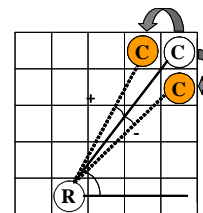


図2：追跡エージェントの行動(左,右に回り込む)

追跡エージェントが行動戦略として選択することができる行動は、逃亡エージェントに対して、「接近する」、「左に回り込む」、「右に回り込む」、「遠ざかる」、「その場に留まる」の5つの行動である。これらの行動戦略に従って、各エージェントは上下左右各1セル先、もしくは、そのままの位置のいずれかに移動する。「接近する」は、自分の移動可能範囲の中で、直線距離で最も逃亡エージェントに対して近づく座標に移動する事、反対に、「遠ざかる」は、最も離れる座標に移動する事である。「左に回り込む」は、図2に示すように、逃亡エージェントと自身を結ぶ直線と右方向への直線がなす角の角度が最も小さくなるような座標に移動する事、反対に「右に回り込む」は、角度が最も大きくなる座標に移動する事である。ただし、1つの場所に2体以上の追跡エージェントが位置する事はできないものとする。自分が移動しようとする場所に他のエージェントが既にいる場合には、今いる場所に停止するものとする。

2.2.2 逃亡エージェント

逃亡エージェントは次のアルゴリズムに従って行動を決定する。

1. 追跡エージェントが自分との距離が 1 以内 (上下左右) にいる場合 (追跡エージェントの移動可能範囲内にいる場合) にだけ移動し, それ以外は現在いる場所に留まる。
2. 移動は, 自身の移動可能範囲 (上下左右) のうち, 追跡エージェントが存在せず, かつ, 追跡エージェントの移動可能範囲ではないセルに移動するものとする。そのようなセルがない場合はその場に留まる。移動の際は, 自分の近傍にエージェントが 1 体いる場合は, そのエージェントから最も離れるような位置に, 複数エージェントが存在する場合は, どれか 1 体をランダムに選び, それから最も遠ざかるように移動する。その際, 移動先に追跡エージェントがする, または, 追跡エージェントの移動可能範囲である場合にはその場に留まるものとする。

2.3 捕獲

捕獲は, 追跡エージェントが逃亡エージェントと同じ場所に移動したときに成功したものとする。上記の逃亡エージェントの行動ルールから, 捕獲を行うには, 逃亡エージェントの移動可能範囲全てを追跡エージェントの移動可能範囲で覆い, 逃亡エージェントが移動可能な場所を失くす必要がある。逃亡エージェントの移動可能範囲が上下左右の 4 カ所であるのに対し, 追跡エージェント数は 3 体であるため, 捕獲するには少なくとも 1 体は逃亡エージェントから斜めの位置 (左上, 左下, 右下, 右上) に存在し, 移動可能範囲を 2 カ所同時に塞ぐ必要がある。

捕獲した後は, 全てのエージェントが 2.1 節に従って再配置され, 試行が続行される。

3. 進化モデル

マルチエージェント系における動的な役割分担に対して表現型可塑性の進化が与える影響を調べるため, 前節のハンター問題を題材にした追跡エージェントの行動規則の可塑性の進化モデルを次のように構築した。

3.1 行動規則

本モデルでは, 追跡エージェントが行動を決定するのに, 図 3 が示すような, 入力層 7, 中間層 7, 出力層 5 の 3 層から成る階層型ニューラルネットワークを用いた。個体はその結合重みの初期値 (-1 以上 1 以下の実数値) を遺伝子として持つものとする (入

力層から中間層への重み $7 \times 6 = 42$, 中間層から出力層への重み $7 \times 5 = 35$ の計 77 個)。

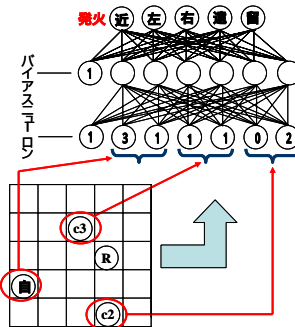


図 3 : ニューラルネットワークを用いた行動決定方法

追跡エージェントは, 自身と他 2 体の追跡エージェントそれぞれの逃亡エージェントからの相対位置情報を取得し, ニューラルネットワークへの入力とする。まず, 入力層の最初 2 つのニューロンには自分と逃亡エージェントとの相対座標を入力する。残りの 4 つのニューロンには自分以外で逃亡エージェントから近い順に逃亡エージェントとの相対座標を入力する。出力層の各ニューロンは各行動戦略に対応づけられており, ネットワークに情報を入力した結果, 出力が最も大きい出力層のニューロンに対応する行動戦略を自分の行動として決定する (図 3)。尚, 中間層, 出力層の全てのニューロンの発火にはシグモイド関数を用いる。

3.2 結合重みの可塑性

各追跡エージェントのネットワークの中間層から出力層における結合重みには可塑性があり, ニューロン間の発火のパターンに応じて重みが強化, 弱化されるものとする。また, パターンに応じた重みの変化のルールが, 遺伝的に決定されているものとする。

本研究では, 重みの変化の規則に, 生物の神経細胞間において生じるシナプス結合変化の代表例である, Hebb 則と Presynaptic 則および Postsynaptic 則を採用する。具体的には, 中間層から出力層への各結合重みについて, 用いる規則 (3 種類) と変化率 (0 以上 1 以下の実数値) が遺伝的に決まっているものとする。各学習規則は以下の式で与える。

$$\text{Hebb: } \omega = \alpha \times x \times y \quad (1)$$

$$\text{Presynaptic: } \omega = \alpha \times \{x \times y + (y - 1)x\} \quad (2)$$

$$\text{Postsynaptic: } \omega = \alpha \times \{x \times y + (x - 1)y\} \quad (3)$$

ここで, $\Delta\omega$ は結合重みの変化量, ω は各結合重みが遺伝的に持つ変化率, x はシナプス前ニューロンの出力値, y はシナプス後ニューロンの出力値である。なお, 変化によって重みの取り得る値の上限

1.0 を超える場合、その値は 1.0、逆に下限-1.0 を下回る場合は-1.0 を取るものとする。

Hebb 則は、シナプス前ニューロンが発火し、シナプス後ニューロンへ信号を送ったときに、シナプス後ニューロンも発火した場合、その重みが強化されるものである。Postsynaptic 則や Presynaptic 則はヘップ側と似ているが、結合重みの強さを強めるばかりではなく弱くする働きもする。Postsynaptic 則は、シナプス後ニューロンが発火しシナプス前ニューロンが発火しなければ結合重みの強さを弱め、逆に Presynaptic 則はシナプス前ニューロンが発火しシナプス後ニューロンが発火しなければ弱める。

なお、試行中、逃亡エージェントを捕獲し、初期配置に戻る際には、各エージェントの可塑的な結合重みも初期値に戻されるものとする。

3.3 進化

以上のようなエージェントからなる集団を用いて、前節のタスクを行い、遺伝的アルゴリズム(GA)を用いて進化させる。本研究では、タスクを行うグループ間での進化(グループ選択)を想定するため、タスクを行うグループを GA における 1 個体と見なすものとする。各個体(グループ)の適応度は、 T ステップ間の捕獲行動の中で捕獲が成功した回数とする。

本研究では、動的な役割分担と可塑性の影響を明確にするために、グループを構成するエージェントが遺伝情報を共有する場合としない場合を想定し、それぞれ次のような遺伝子構成のモデルを構築した。

1. 遺伝子共有型: GA における個体の持つ遺伝子情報は追跡エージェント 1 個体分であり、それをグループを構成するすべての追跡エージェントの遺伝子構成とする。
2. 遺伝子非共有型: GA における個体の持つ遺伝子情報は追跡エージェント 3 個体分であり、それぞれを、グループを構成する 3 体の追跡エージェントの遺伝子構成とする(遺伝子長は 1 の 3 倍)。なお、各遺伝子は各初期位置には対応せず、タスク開始時にランダムに割り当てられるものとする。

ここで、1 は本研究で中心的に論ずるモデルであり、2 は 1 の適応性をより明確に論ずるための比較対照モデルである。

進化は、 N 個体において、全ての個体について試行を行った後、個体の適応度を用いて、次世代の個体を次の過程により生成するものとする。まず、最も適応度が高かった上位 n 個体を次世代に残す。次に、残りの $N-n$ 個体について、集団から適応度に

比例したルーレット選択によって選び出された 2 個体を親とし、交叉率 0.7 の確率で 1 点交叉によって 2 個体作り出し、次世代の個体とする。突然変異は、各遺伝子について、その種類毎に定めた確率(重み: 1/77, 更新方法: 1/35, 変化率: 1/35)で、定義域からランダムに値を割り当て直すものとする。

4. 予備実験

以上のモデルを用いて実験を行った。はじめに、予備的実験として、遺伝子共有型・非共有型において結合重みの可塑性をなくして行った場合について示す。各パラメータは世代数=20000, $T=500$, $N=30$, $n=4$ を用いた。初期集団の遺伝子は、各遺伝子の定義域からランダムに割り当てるものとした。

4.1 遺伝子共有型(可塑性なし)

各追跡エージェントが同一の行動規則を持ち、かつ、それらがタスクを通して変化しない場合として、遺伝子共有型モデルにおいて、結合重みの可塑性をなし(変化率を常に 0.0)にした場合の結果を示す。

図 4 は 20 試行を行った中で、最終世代において最大適応度が最も高かった試行の適応度の推移を表している。 x 軸は世代、最大適応度は各試行の各世代において最も適応度が高かった個体の適応度であり、平均適応度は各世代の適応度の平均である。尚、本モデルは世代間の振動が大きいいため、全ての値を 100 区間の移動平均で表す。同図から、世代を経て適応度は徐々に高くなっていき、最終世代には約 14 の最大適応度を得たことがわかる。なお、この設定では、どの試行においても、図 4 とほぼ類似した進化の傾向を示した。

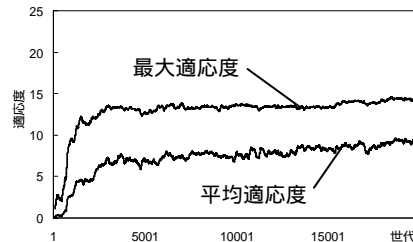


図 4: 適応度の推移

図 5 は、この設定において最終的に獲得された捕獲の様子を、3 体の追跡エージェントの逃亡エージェントからの距離の推移を用いて示したものである。横軸はステップ数で捕獲が成功するまでを示しており、縦軸が各追跡エージェントの逃亡エージェントからの直線距離である。なお、各線は初期位置ごとに分けてある。同図から、各追跡エージェントは 20 ステップ程度の比較的早い段階で逃亡エージェントに接近するものの、その後偶然囲い込む状態になるまでただ闇雲に近づくのみであり、捕獲までに時間がかかっていることがわかる。また、

解析から、どの初期位置からスタートしたエージェントもほぼ均等に捕獲していることもわかった。以上から、この設定では、行く手を塞ぐ側と捕獲する側というような役割分担は発生しないことがわかった。

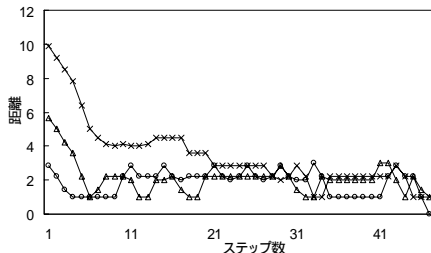


図 5: 捕獲までの距離の推移

4.2 遺伝子非共有型(可塑性なし)

次に、各追跡エージェントの行動規則がそれぞれ個別に進化するが、タスクを通して変化はしない場合として、遺伝子非共有型モデルにおいて、結合重みの可塑性をなしにした場合の結果を示す。

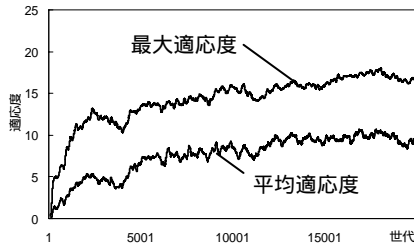


図 6: 適応度の推移

図 6 に図 4 と同様に 20 試行の中で最終世代において最大適応度が最も高かった試行の適応度の推移を示す。なお、どの試行においても、概ね同様な進化の過程を示すことがわかっている。同図から、初期集団から適応度は高くなっていき、最終世代で約 17 の最大適応度に達する事が確認でき、遺伝子を共有して進化するよりも、各エージェントが個別に遺伝子を持ち進化する方がより適応的だった事がわかる。

図 7 は、各世代の全てのタスクにおいて、遺伝子の異なる追跡エージェントが逃亡エージェントを何回捕獲したかを各追跡エージェントの持つ遺伝子毎(遺伝子列全体での位置毎)に分けて示している。尚、各値は 100 区間の移動平均である。同図から、約 7500 世代までは、各エージェントはほぼ均等に捕獲に成功していることがわかる。このときの追跡エージェント個々の動きを観察すると、遺伝子共有型(可塑性なし)の場合と類似して全ての追跡エージェントが闇雲に逃亡エージェントに接近していき、運よく 3 体で囲むようになることで捕獲に成功していた。

その後、追跡エージェント 1 ばかりが捕獲し、追跡エージェント 2,3 は一切捕獲しないようになり、より高い適応度を得るように進化した。このときの典型的な捕獲の様子を図 8 に示す。各線はエージェントの

持つ遺伝子毎に示してある。同図から、エージェント 1 が捕獲を行ったことがわかると同時に、全てのエージェントが接近してから捕獲するまでのステップ数が前節の結果と比べて少なくなっていることもわかる。

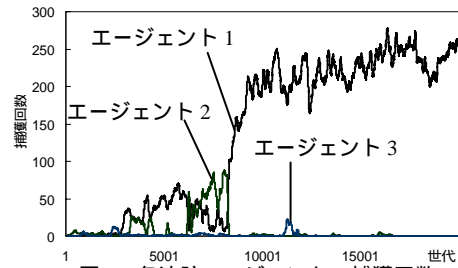


図 7: 各追跡エージェントの捕獲回数

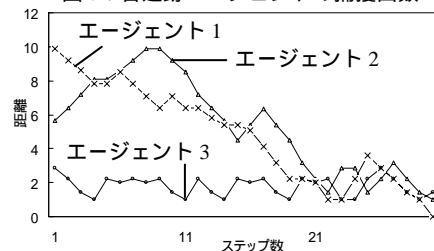


図 8: 捕獲までの距離の推移

ここで、どのように捕獲が行われたかを詳細に解析するため、最終世代の集団において、捕獲が行われた 1 ステップ前に各追跡エージェントと逃亡エージェントがどのような距離に位置していたのか調べた。捕獲を行う追跡エージェント 1 が次のステップで逃亡エージェントを捕獲できる距離 1 の場所に常に位置しているのと同時に、他の 2 体の追跡エージェントはほとんどの場合、距離 $\sqrt{2}$ に場所に位置していた。距離が $\sqrt{2}$ の時は次のステップで捕獲することはできないが、斜めの位置にいて逃亡エージェントの移動可能範囲を 2 つ同時に塞ぎ、行く手を塞いでいる状態であると言える。以上から、この設定では、1 体は捕獲役、残りの 2 体は行く手を塞ぐ役という役割分担が遺伝子の多様性によって生じていることが判明した。尚、この結果は鈴木らの実験結果[6]を支持するものである。

しかし、このような遺伝子によってあらかじめ決められるという意味での静的な役割分担は、エージェントの初期配置に大きく影響を受ける。図 8 から、全ての追跡エージェントが逃亡エージェントに接近するまでにかかるステップ数にややばらつきがあることがわかる。これは、エージェントの初期配置と、捕獲役のエージェントとの組み合わせに依存するものと考えられる。また、捕獲役のエージェントが初期配置で近距離にいた場合、このエージェントが逃亡エージェントを追いかけ回してしまうために、全員が集まることができなくなってしまう場合も度々観察された。

5. 表現型可塑性進化と役割分担の創発

以上の結果から、本モデルでは、各エージェントが遺伝子を共有し、行動規則が同一の場合には、適応度が低く、役割分担も生じないが、各エージェントの持つ遺伝子が個別に進化しうる場合には、捕獲する側と待ち伏せる側という役割分担が生じ、適応的となることが判明した。これらの結果を踏まえ、各エージェントが遺伝子を共有し、行動規則の初期値が同一であるが、表現型の可塑性が進化する場合に、集団全体のとる行動に可塑性がどのような影響を与えるかについて論ずる。

5.1 基本的な挙動

遺伝子共有型で表現型可塑性の進化を導入して実験を行った。これまでの実験での結果と比較して大きく違う点は、試行によって進化の様子が大きく異なった点である。20 試行実験を行ったところ、可塑性による重みの変化率と適応度の進化の過程に応じて、次のように 3 つのケースに分けることができた。

1. 変化率の平均が急激に低下するが、0 にはならず、「近づく」行動に対応するニューロンにつながる重みについてのみ可塑性を維持しながら進化し、遺伝子共有型(可塑性なし)や遺伝子非共有型(可塑性なし)と同程度もしくは、より高い最大適応度を最終世代で得るようになった場合(20 試行中 4 試行)。
2. 変化率が 0 になり、可塑性が全くなくなるように進化し、最終世代で遺伝子共有型(可塑性なし)の場合と同適度の最大適応度を得た場合(20 試行中 3 試行)。
3. 変化率はある程度保持しながら進化したが、最終世代で遺伝子共有型や非共有型より高い最大適応度が得られなかった場合(20 試行中 13 試行)。

可塑性の進化を導入したことにより、ケース 1 のように可塑性無しの場合より高い適応度をもたらす場合が観察された(詳細は次節にて解析)。しかし、全試行中半分以上はケース 3 に当てはまり、可塑性進化を導入してもそれが適応度を増加させる方向へ進化するのは容易ではないことがわかる。また、ケース 2 のように、変化率が 0 に近づき可塑性を全く使用しないように進化が進む場合もあり、可塑性が進化しにくい設定であったと言える。本モデルの可塑性は、一般的な学習と異なり必ずしも適応的な変化をもたらすわけではない。そのため、多くの場合、好ましくない方向に重みが変わり捕獲することができず、可塑性を残すような個体は淘汰される。

結果的に重みを変化させない個体の方が集団中に増加していったと考えられる。

5.2 可塑性の進化と動的役割分担

ケース 1 では、さらに、a)可塑性がある重みが、2 体は同じように変化し、もう 1 体は全く違う変化をしていく場合(1 試行)、b)可塑性がある重みが、3 体の追跡エージェントが皆同じように変化していく場合(3 試行)の 2 つに分かれた。ここでは、2 つのケースについてそれぞれ、エージェントの行動規則と可塑性の変化の影響について詳細に解析する。

5.2.1 重みが異なる変化をした場合

はじめに、a)の場合について述べる。図 9 は a)の試行で得られた適応度の推移を表している。変化率は各世代の全個体の中間層から出力層の重みに与えられた変化率の平均を取ったものである。尚、各値は 100 区間の移動平均である。x 軸は世代、左 y 軸は適応度、右 y 軸は変化率の平均を表している。同図から、世代を経て適応度は徐々に高くなっていき、最終世代には約 17 の最大適応度を得たことがわかる。また、変化率は約 0.03 と小さい値を推移した。この試行では、中間層のニューロンの一つから、「近づく」行動に対応する出力層へのニューロンをつなぐ重みのみに可塑性が存在し、その変化の規則は Postsynaptic であった。

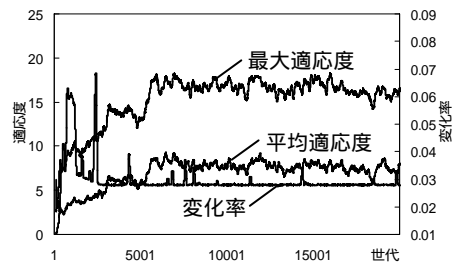


図 9: 適応度と変化率の推移

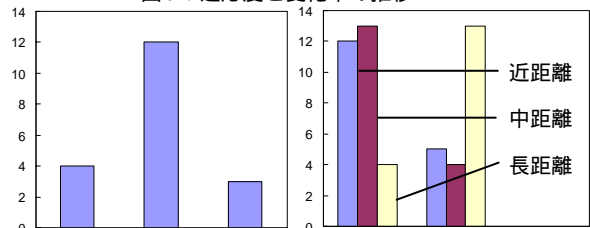


図 10: 各距離レベル

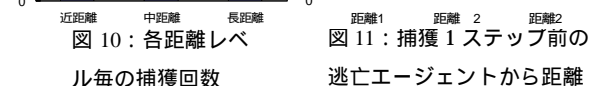


図 11: 捕獲 1 ステップ前の

ル毎の捕獲回数
逃亡エージェントから距離
図 10 は、この試行での最終世代における最も適応度が高かった個体について、タスクを 1 回行ったときの、初期位置の距離レベル毎の追跡エージェントの捕獲回数を表したものである。このグラフから、距離毎に捕獲回数に差が出ていることがわかる。中距離の初期位置からスタートしたエージェント(以下、中距離エージェント等に省略)が捕獲の大半をしめ

ており、残りの追跡エージェントはあまり捕獲していない。図 11 は、捕獲をする 1 ステップ前に各追跡エージェントは逃亡エージェントからどれだけ離れた場所にいたかを示したものである。同図からやはり中距離エージェントが距離 1 の場所に位置している回数が多いことがわかる。また、長距離エージェントが距離 $\sqrt{2}$ に位置する回数が多いこともわかる。一方近距離エージェントは捕獲をあまり行わないにも関わらず、距離 1 にいる回数が非常に多い。このことから、近距離エージェントと遠距離エージェントは異なる方法で逃亡エージェントの行く手を塞いでいると言える。

次に、このときの捕獲を行うまでの距離レベル毎の追跡エージェントの可塑性を残した重みの値の変化と距離の変化の典型例を図 12 に示す。x 軸がステップ数を、左 y 軸が逃亡エージェントまでの距離を、右 y 軸が重みの数値を表している。重みは中間層のニューロンから「近づく」行動に対応するニューロンへのものである為、この値が高いほど、「近づく」行動をとりやすくなる傾向がある。初期状態から、中距離・近距離エージェントの重みが急速に 1.0 に近づくと同時に、逆に長距離エージェントの重みは -1.0 に近づいている。これは、重みの更新規則である Postsynaptic 則と高い変化率 (1.0) によって、可塑性な重みを持つ中間層のニューロンの発火の度合いがエージェントの初期配置に大きく依存し、自身が近距離・中距離エージェントとなる配置の場合には、そのニューロンの発火と「近づく」行動に対応するニューロンの発火とが対応し、正のフィードバックによって重みが増加し、長距離エージェントの場合はその逆の効果が生じたためであると考えられる。

以上のような重みの変化があっても、初期配置から各追跡エージェントが逃亡エージェントに接近するという基本的な傾向はエージェント間で同一だが、前述のとおり、全てのエージェントが集合し最終的に捕獲する際には、重みの変化によって長距離エージェントは直接近づかずに行く手を塞ぐ役に回ったと言える。また、図 12 にも示されるように、終盤において中距離エージェントの重みが若干下りすこし遠ざかった数ステップ後に捕獲が成功する場合が頻繁に見られ、これが、近距離エージェントと中距離エージェントとの捕獲回数の差として表れていると言える。捕獲回数が最も多かったのは中距離エージェントであるが、重みの変化によって生じる一旦遠ざかるという行動規則の多様性が最終的に効率的な捕獲を可能にしたと考えられる。また、全追跡エージェントが逃亡エージェントに近づくまでの過程についても、遺伝子非共有 (可塑性なし) の設定と比べて

初期配置の影響が少ないために、全体として高い適応度を得ることができたと考えられる。

以上から、この試行では、各エージェントの初期配置に応じて、可塑性な結合重みの値がエージェント間で異なる方向に変化し、エージェント間の行動規則の多様性を生み出した結果、捕獲の際に行く手を塞ぐ側と捕獲する側に分かれるという動的な役割分担が生じていることが判明した。

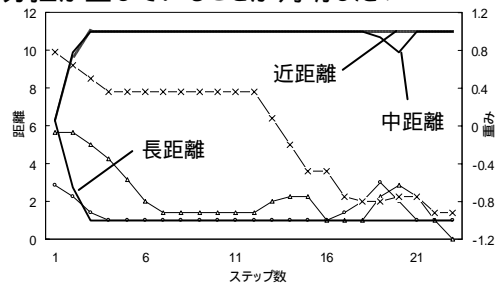


図 12 : 捕獲するまでの逃亡エージェントと各追跡エージェントの距離の変化と重みの変化

5.2.2 重みが同様に变化した場合

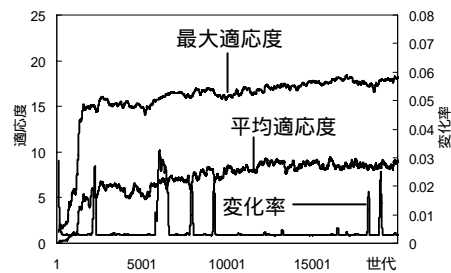


図 13 : 適応度と変化率の推移

続いて、b) の場合について述べる。図 13 は図 9 と同様に b) の試行で得られた適応度の推移を表している。同図から、世代を経て適応度は徐々に高くなっていき、最終世代には約 18 の最大適応度を得たことがわかる。また、変化率は約 0.003 と a) よりもさらに小さい値を推移した。この試行では、中間層のバイアスニューロンから、「近づく」行動に対応する出力層へのニューロンをつなぐ重みのみに可塑性が存在し、その変化の規則は Postsynaptic、変化率は 0.1 であった。

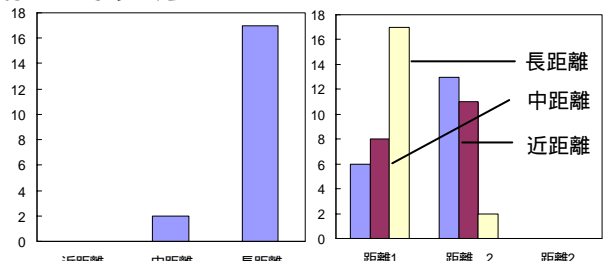


図 14 : 各距離レベル毎の捕獲回数

図 15 : 捕獲 1 ステップ前の逃亡エージェントからの距離

図 14 はこの試行の最終世代における最良個体について、1 回タスクを行った際の、距離レベル毎の追跡エージェントの捕獲回数を表している。長距離エージェントがほぼ全て捕獲を行っていることがわか

る。図 15 は、捕獲を行う 1 ステップ前の逃亡エージェントとの距離の頻度の示したものである。同図から、近距離・中距離エージェントは距離 $\sqrt{2}$ にいる回数が多いことがわかる。

この試行における典型的な捕獲の例として、捕獲を行うまでの可塑的な重みの変化と距離の変化を図 16 に示す。エージェントが集まる段階においては、自分のいる距離レベルより、より遠い距離レベルのエージェントが近づいてくるのを、逃亡エージェントを中心に回りながら待っていて、それがある程度近づいてくると、自分も近づき出すことが判明した。距離が自分より遠いエージェント待つことで逃亡エージェントを無闇に追いかせず、スムーズに接近していると言える。また、終盤でのエージェントの挙動を観察すると、長距離エージェントが逃亡エージェントから距離 3 付近まで接近した段階で初めて近距離または中距離エージェントが逃亡エージェントに接近し、逃亡エージェントが逃げるのを利用して片方が距離 $\sqrt{2}$ に位置する状態をつくっていた。同時に、長距離エージェントはほぼまっすぐ逃亡エージェントに近き、役割分担に基づく捕獲が成功していた。

しかし、可塑的な重みはエージェント間でほぼ同様に变化した。この重みはバイアスニューロンから入力を受けるため、入力値は常に 1 で環境からの入力を受けない。そのため、「近づく」行動に対応するニューロンの発火の程度が大きいくほど値が高くなる傾向があり、値の一定した増加は主にこれによるものであった。

以上のように、この場合でも動的な役割分担が確認できたが、a) の場合とは異なり、重みの変化はエージェント間で同様であるため、a) とは異なる形で役割分担の創発をもたらしたと考えられる。そこで、重みの増加に伴うネットワークの行動選択の傾向の変化を解析したところ、重みの増加に従い、「近づく」行動をより頻繁にとることがわかった。このことから、次のことが推測される。前述のような、捕獲の前半と後半で異なる効率的な挙動をするには、異なる行動規則を用いる必要があり、この場合では終盤に向けて「近づく」行動に関連する重みが増加することで、序盤と終盤それぞれに特化した行動規則が獲得できた。本モデルのネットワークは、構造上は可塑性なしでもエージェント間の配置に依存した行動規則の多様性をもたらすことが可能である。しかし、4.1 節で示したように、可塑性がない場合には、捕獲の序盤と終盤を同じ行動規則でこなす必要があり、その際には終盤の役割分担は進化しなかったが、この場合では終盤に特化した行動規則が進化可能になった結果、距離に依存した役割分担が創発したと言える。

このような可塑性のもつ適応性は、当初予想したような、行動規則のエージェント間の多様化によるものとは異なり、行動規則の時間経過に伴う変化という意味での多様性をもたらすことで、役割分担の創発を促進したという点で興味深いものであると言える。

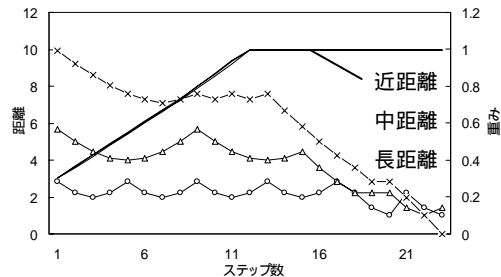


図 16: 捕獲するまでの逃亡エージェントと各追跡エージェントの距離の変化と重みの変化

6. おわりに

行動規則の可塑性の進化がもたらす集団レベルの多様性とその適応性について知見を得る事を目的として、ハンター問題を題材に個体の行動規則を決定するニューラルネットワークの初期結合重みとその変化の仕方が進化するモデルを構築した。実験の結果、可塑性による行動規則の多様化によって役割分担が動的に生じ、遺伝子の多様性による静的な役割分担を行う集団と同じ、もしくはよりも高い適応度を獲得する集団へ進化する事が判明した。この時、可塑性がエージェントの初期配置に依存してエージェント間の行動規則を多様化する場合と可塑性が時間経過に依存した行動規則の変化という多様性をもたらす場合があり、共に捕獲行動の終盤での役割分担の創発をもたらす事が明らかになった。

参考文献

- [1] DeWitt, T. J. and Scheiner, S. M. (eds): *Phenotypic Plasticity: Functional and Conceptual Approaches*, Oxford University Press (2004).
- [2] Suzuki, R. and Arita, T.: Interactions between Learning and Evolution: Outstanding Strategy generated by the Baldwin Effect, *Biosystems*, 77 (1-3): 57-71 (2004).
- [3] Floreano, D. and Mondada, F.: Evolution of Plastic Neurocontrollers for Situated Agents. In *From Animals to Animats IV*, pp. 402-410 (1996).
- [4] 十倉征司, 石黒章夫, Peter Eggenberger Hotz: 神経修飾機能を有するニューラルネットワークによる行動生成と分節化, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'03 講演論文 CD-ROM, 2A1-3F-C2 (2003).
- [5] 松本忠夫, 長谷川寿一, 財団法人遺伝学普及会.: 動物の社会行動. 裳華房 (2003).
- [6] 鈴木利和, 森脇康介, 犬塚信博, 山田雅之, 世木博久, 伊藤英則: 進化的学習エージェントによる役割分担の発現, 情報処理学会, 知能と複雑系, 1997(51), pp. 47-52 (1997).