

進化的学習エージェントによる役割分担の発現

鈴木 利和* 森脇 康介 犬塚 信博 山田 雅之 世木 博久 伊藤 英則
名古屋工業大学

近年、未知の環境において振る舞うエージェント群に対して試行錯誤的に学習を行わせることで、それらの間に何らかの協調関係を組織化させることが試みられている。本研究では遺伝子表現としてこれまでに提案した n 出力二分決定グラフ (n -BDD) を用いた遺伝的アルゴリズムにより進化的に学習を行った。マルチエージェント環境での代表的な学習問題として、4 体の追跡者が 1 体の逃亡者を追いかける追跡問題を取りあげた。追跡者エージェント群に対してそれらの間に生じる協調行動、役割分担について観察を行った。進化をするにつれエージェント群の適応度は増加し、エージェント間に明確な役割分担が現れることを確認した。

Emergence of Individual Roles Among Evolutionary Agents

Toshikazu Suzuki* Kousuke Moriwaki Nobuhiro Inuzuka
Masashi Yamada Hirohisa Seki Hidenori Itoh
Nagoya Institute of Technology

Recently it has been tried to observe self-organization of cooperative actions among multi-agents, which is evolved by Genetic Algorithm. In this research we studied a Pursuit Problem, in which four agents try to catch an enemy, evolving by Genetic Algorithm using a gene expression, n -BDD, which we have already proposed. We consider the Pursuit Problem as a typical problem in the multi-agent environment. We observed emergence of cooperated actions and individual roles among pursuit agents. We observed that the fitness of the agent group increased and we confirmed clear individual roles among pursuit agents appeared while evolving.

1 はじめに

近年、未知の環境において振る舞うエージェント群に対して試行錯誤的に学習を行わせることで、それらの間に何らかの協調関係を組織化させることが試みられている。エージェントの能力が限られているにも関わらず、それらの協調による相互作用により 1 体のエージェントでは解くことができないような問題を解くことが可能となることが知られている [1]。また、1 体

のエージェントのみで解くことができるような問題において、より効率的に問題を解くことも可能となる。

協調関係の組織化としてエージェント間の分業が挙げられる。分業には「負荷分散」という考え方に基づいて各エージェントに同質な役割を与えるようなものと、「適材適所」という考え方に基づいて異質な役割を与えるようなものが挙げられる。異質な役割を与えるということは役割を分担していると考えられる。前者は能力の等しいエージェント間の分業においてよく見られ、後者は能力の異なるエージェント間の分業においてよく見られる。

*連絡先: 名古屋工業大学
知能情報システム学科 伊藤研究室
〒466 名古屋市昭和区御器所町
TEL: 052-735-5475 FAX: 052-735-5477
E-mail: toskaz@juno.ics.nitech.ac.jp

実際に自然界に存在しているアリの行動では役割分担が有効に働いていることが言われている。アリは別々の役割を持った種類のアリが1つの集団に属する形で存在しており、役割は各自の長にに適したものが割り振られている。しかし、実際は同じ能力を持ったものの中で役割分担が生じ、割り振られた役割を果たすために能力的に進化したものと考えられる。

本研究では、同じ能力を持つエージェント集団でありながら異なる役割分担を行った方が効率の良い問題においてエージェントを遺伝的アルゴリズムを用いて進化的に学習させることにより生じる各エージェントの受け持つ役割の進化について実験を行い、有効な役割分担が起こることを示す。

2 問題設定

本研究ではマルチエージェント環境における代表的な学習問題として複数の追跡者エージェントが逃亡者エージェントを追いかける「追跡問題」をとりあげた。エージェント間の協調関係の組織化を観察するために、エージェント間にある程度の協調がなければ目的達成ができないように問題を設定した。

2.1 追跡問題

追跡問題とは複数の追跡者エージェントが1体(あるいは複数)の逃亡者エージェントの捕獲を行う問題である。この問題にはさまざまな変型が考えられるが、本研究では次のような問題を取り扱う。

$n \times n$ の2次元空間に4体の追跡者エージェントと1体の逃亡者エージェントが存在する。この環境の上下の両端および左右の両端はそれぞれ接続されており、論理的な端は存在しない。全てのエージェントは各時間ステップごとに、移動可能範囲内で移動するかその場に留まることができる。追跡者エージェントの目的は逃亡者

エージェントを捕獲することである。捕獲とは逃亡者エージェントと同じ場所に位置することとする。このため、捕獲は1体のエージェントでも行うことが可能となり、全ての追跡者エージェントの役割(目的)が同じである必要はなく役割の分化が期待される。捕獲が行われると逃亡者エージェントも含めた全てのエージェントはランダムな位置に再配置される。

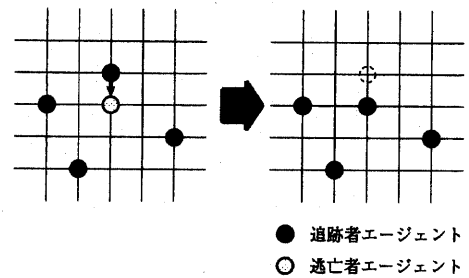


図1: 捕獲の例

2.2 追跡者エージェント

追跡者エージェントは各時間ステップごとに一近傍内を移動可能である。ただし、複数の追跡者エージェントが同じ場所に位置することはできない。

追跡者エージェントは環境から得られる知覚情報を基に行動を決定する。入力情報はビット列として表され、「逃亡者エージェントとの距離」、「自分以外の追跡者エージェントがいる区域(3体分)」の2つで構成される。

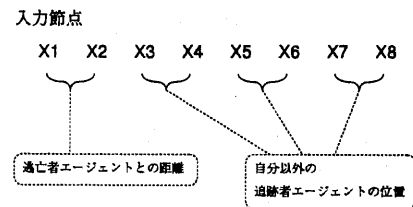


図2: 入力ビット列の割り当て

図2に入力ビット列を示す。逃亡者エージェントとの距離は「近い」、「中距離」、「遠い」、

「視界外」の4段階に分けた時にどこにいるかを2bitで表したものである。自分以外の追跡者エージェントのいる区域は図3のように、逃亡者エージェントの方を向いた方向を基準として逃亡者エージェントを中心として4つに区切ることができる。この時どの区域に入るかを図3に示される2bitで表現する。

行動戦略の出力は「逃亡者エージェントに近付く」、「逃亡者エージェントに向かって右に動く」、「逃亡者エージェントに向かって左に動く」、「逃亡者エージェントから離れる」、「その場に留まる」の5種類である。

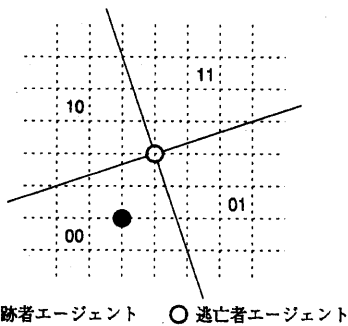


図3: フィールドの区域分け

2.3 逃亡者エージェント

逃亡者エージェントは一定のアルゴリズムに従って行動を行う。

1. 逃亡者エージェントは、追跡者エージェントが近くにいる(自分が追跡者エージェントの移動可能範囲内にいる)時以外はその場に留まる。
2. 追跡者エージェントが近くにいる場合は自分が行動できる場所の中で最も近くにいる追跡者エージェントからの距離が最も離れている場所に移動する。
3. ただし、追跡者エージェントの移動可能範囲には移動しない。

つまり、逃げ道を全て塞がれない限り捕まることはなく、捕獲するためには最低でも3体の追

跡者エージェントが逃亡者エージェントの近くまで接近している必要がある。

逃亡者エージェントの移動能力は追跡者エージェントの移動能力よりも優れている。図4にそれぞれのエージェントの移動可能範囲を示す。

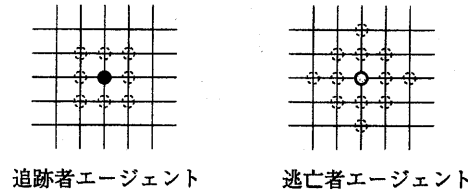


図4: 各エージェントの移動可能範囲

3 進化的学習の方法

3.1 進化のアルゴリズム

追跡者エージェントはそれぞれが所有する行動戦略を遺伝子として遺伝的アルゴリズムを用いて進化的に学習を行う。

4体の追跡者エージェントはそれぞれ複数(k 本とする)の行動戦略を所有する。追跡者エージェント集団の評価は各追跡者エージェントから順番に1つずつ取り出した行動戦略の組に行われる。従って各世代に k 回の試行が行われることになる。1世代目の行動戦略は4体全てにランダムに作った同じものを用いた。

各試行では4体の追跡者エージェントの組に対して一定時間試行を行い、捕獲できた回数を適応度とする。実際に捕獲を行う(逃亡者エージェントと同じ場所に位置する)のは1体のみだが、4体のエージェントの組に対して適応度が決まることになる。全ての組に対して試行が終わった後、得られた適応度に従って遺伝的操作を加えることで次世代の行動戦略を生成する。

本実験では行動戦略としてこれまでに提案してきた n 出力二分決定グラフ(n -BDD)を用いた。

3.2 n -BDD と遺伝的操作

n -BDD は BDD の出力を複数に拡張したもので、疑似生態系のシミュレーションにおいて遺伝子表現として効果的に作用することが確認されている [2],[3]。

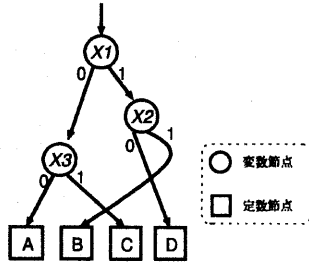


図 5: n -BDD の例

本実験では n -BDD に対して、「節点から出る枝の変更 (mutation)」、「節点の追加 (insertion)」、「節点の削除 (deletion)」の 3 つの遺伝的操作を用いた。本研究において用いた遺伝的操作は一度にひとつの遺伝子に対してのみ行われ、遺伝的アルゴリズムに一般的に見られる交叉のようにふたつの遺伝子間で行われることはない。

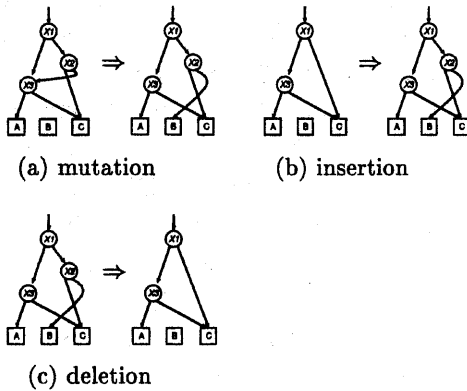


図 6: n -BDD の遺伝的操作

4 実験結果

実験の結果、進化をするにつれ適応度が増加することが確認できた。図 6、図 7 に各々 300 世

代、2000 世代までの各世代における最良の組の適応度の世代推移を示す。

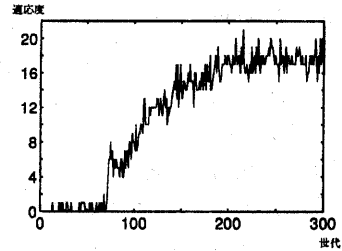


図 6: 適応度の世代推移 (300 世代目まで)

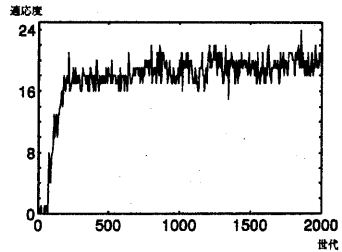


図 7: 適応度の世代推移 (2000 世代目まで)

各々の追跡者エージェントの行動戦略を観察すると、初期の段階では全ての追跡者エージェントがただやみくもに逃亡者エージェントに接近していき運良く 4 体を取り囲むような位置から接近した時のみ捕獲に成功している。また、実際に捕獲する追跡者エージェントは特に決まっていない。しかし、進化するに従って最終的に逃亡者エージェントを捕獲する追跡者エージェントは固定され、その他の追跡者エージェントは逃亡者エージェントにある程度接近するとその場に留まるような結果が得られた。

次に、各世代における追跡者エージェント群の変化を調べるために各世代の最も適応度の高い組に対して複数回の試行を行った。その際の各追跡者エージェントごとの捕獲回数を図 8、図 9 に示す。横軸は世代数、縦軸は捕獲回数である。

この図から実際に捕獲する追跡者エージェントと捕獲に参加しながらも実際に捕獲はしていない追跡者エージェントに分かれていることがわかる。

捕獲が行われた1ステップ前における各追跡者エージェントの逃亡者エージェントとの距離を調べたものを図10に示す。横軸は逃亡者エージェントとの距離、縦軸はその距離にいた回数である。この時の逃亡者エージェントとの距離はユークリッド距離である。距離が1か $\sqrt{2}$ の時は追跡者エージェントの移動可能範囲内であり、逃亡者エージェントが逃げなければ次のステップで捕獲が可能である。距離が2から3の間の時は逃亡者エージェントが動かなかった場合は次のステップで捕獲することはできないが、逃亡者エージェントが近付いてきた場合は次のステップで捕獲することができる。実際には逃亡者エージェントは自分から追跡者エージェントの移動可能範囲内には移動しないので、この距離に位置する逃亡者エージェントの移動可能範囲を狭めている(待ちぶせをしている)といえる。

図10を見ると、実際に捕獲している回数の多いエージェントNo.2は逃亡者エージェントのすぐ近くの次のステップで捕獲が可能な距離にいる回数が圧倒的に多いことがわかる。それに対してエージェントNo.1とNo.4は逃亡者エージェントからある程度距離をおいた位置にいる回数が圧倒的に多いことがわかる。またこのことは世代が進むに応じて顕著になっており、各エージェントの役割が明確になっていく様子がわかる。

本実験では逃亡者エージェントを追跡者エージェントがすぐ近くに出来ない限りその場に留まるように設定したため、エージェントNo.1とNo.4は逃亡者エージェントが逃げ出さず、1ステップでは捕獲はできないが逃亡者エージェントの方から近付いて来た場合は捕獲ができるような距離で待ちぶせをしているものと考えられる。

初期値をかえて複数回実験を行い同様な役割

分担が起こることを確認した。

5 おわりに

本研究では n -BDD を遺伝子として用いた遺伝的アルゴリズムによる進化的学習機能を持つエージェント群における協調作業について追跡問題を例にとり実験を行った。遺伝的操作を行う際4体のエージェントを組として評価を行った。同等な能力を持つエージェント間の明確な役割分担の発現を確認した。追跡者エージェントを捕獲しようとひたすら近付く追いかける役割を受け持つエージェントと、ある程度近付いたらその場に留まるか逃亡者エージェントの周りをまわるという待ちぶせる役割を受け持つエージェントという明確な役割分担が表れた。このようにエージェント間に異なる役割分担が見られたのは、この問題が問題自体を解くためには複数のエージェントの協調が必要であるが実際に捕獲を行う追跡者エージェントは1体であるためではないかと考えられる。

今後としては、各エージェントが自分が果たすべき役割をこなすのに適した形態へと能力的な進化を行うようなモデルについて考えている。

参考文献

- [1] Lynne E. Parker: Adaptive Action Selection for Cooperative Agent Teams, From animals to animats 2, The MIT Press, 1993
- [2] K.Moriwaki, N.Inuzuka, M.Yamada, H.Seki and H.Itoh: Self Adaptation of Agent's Behavior using GA with n -BDD, Proceedings of The Fifth IEEE International Workshop on Robot and Human Communication(RO-MAN), 1996
- [3] 森脇康介, 犬塚信博, 山田雅之, 世木博久, 伊藤英則: n 出力二分決定グラフを遺伝子としたGAによる疑似生態系の最適化, 人工知能学会全国大会, 1996
- [4] 伊庭育志, 遺伝的アルゴリズムの基礎 -GAの謎を解く-, オーム社, 1994
- [5] 鈴木利和, 森脇康介, 犬塚信博, 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創発, 第54回情報処理学会全国大会, 1997

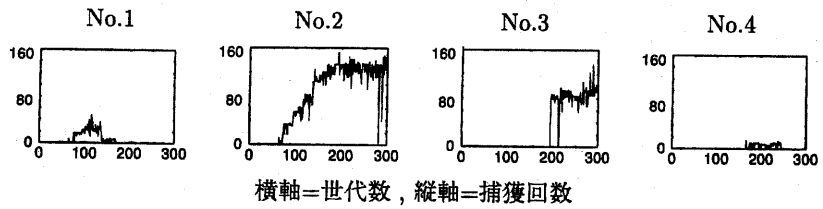


図 8: 各エージェントの捕獲回数 (300 世代目まで)

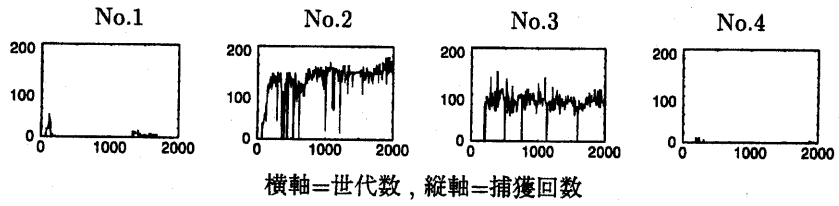
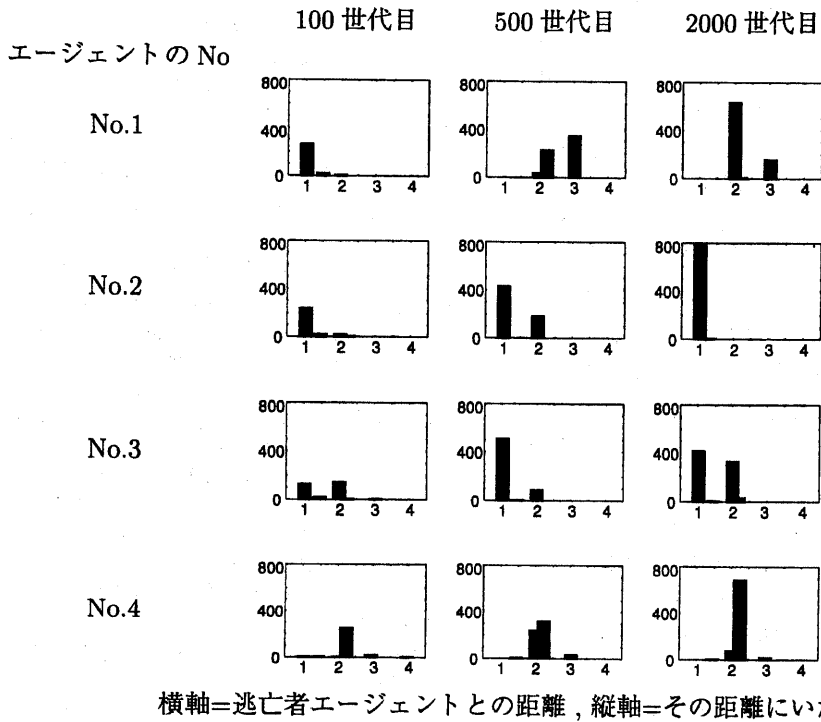


図 9: 各エージェントの捕獲回数 (2000 世代目まで)



横軸=逃亡者エージェントとの距離, 縦軸=その距離にいた回数

図 10: 捕獲時の逃亡者エージェントとの距離