

ルールセット間距離による マルチエージェントシステムのグループ形成過程の可視化

田中 一秀[†] 高階 知巳^{††} 渡辺 成良^{†††}

[†] 電気通信大学大学院 電気通信学研究所 電子情報学専攻

^{††} (株) ニコンデジタルテクノズ

^{†††} 電気通信大学 電気通信学部 情報通信工学科

マルチエージェントシステムの振舞いは非常に複雑であるが、その分析はシステムを応用する上で必要不可欠である。その手法として高階らは個体レベル分析という枠組を提案しているが、現在までに提案されている分析手法は、意思決定時の選択確率のエントロピーにのみ注目しており、行動の内容に関してエージェントを分類することができなかつたため、自律的な役割分担といった集団の組織化をとらえるには不十分であった。それに対して本研究では、エージェントのルールセット間の距離を定義し、行動の違いを定量化する手法を提案する。例として、強化学習エージェントによる Minority Game を取り上げ、そのメカニズムの解析する上で本手法によって有用な情報が得られる事を示す。

Visualization of Group Formation Process Using Ruleset Distance for Multi-Agent Systems

KAZUhide TANAKA[†], TOMOMI TAKASHINA^{††} AND SHIGEYOSHI WATANABE^{†††}

[†] The University of Electro-Communications, Dept. of Communications and Systems

^{††} Nikon Digital Technologies Corporation

^{†††} The University of Electro-Communications, Dept. of Information and Communication Engineering

Global behavior of multi-agent systems is highly complex. Analysis methods for the behavior is necessary to make application of multi-agent systems. Takashina, et. al proposed a framework, *individual level analysis*, that focuses on the individual level characteristics of agents. The current method utilizes not the content of actions but just the entropy of its probability distribution. Therefore, the current method can't deal with a organizing process such as autonomous role assignment in a system. In this paper, we propose *ruleset distance* which is a metric for the difference between two rulesets in a generic manner. We conclude that the method is effective for the intuitive understanding of group formation process in the minority game.

1. はじめに

マルチエージェントシステムは、複数の自律的な行動主体であるエージェントから成るシステムである。その振舞いはエージェントの局所的な相互作用によって決定され、またそれは個々のエージェントの意思決定に影響を及ぼす。エージェントは自らの目的を達成するように環境に対して適応的な行動をするため、システムの振る舞いは非常に複雑である。単純なエージェントでもシステムとして複雑な挙動が生じることから、応用を指向した分散協調システムの構成法、および複雑系のシミュレーションモデルとして注目されている。

しかしながら、前者の立場ではシステムの動作の検証、システムの安全性の保証、後者では、シミュレーション結果の妥当性の検証、因果関係の評価といった目的で、実験結果を客観的な立場で分析するための方法論が必要不可欠である。それに対して高階らは個体レベル分析という枠組を提案している¹⁾。

これまで個体レベル分析の枠組の中で用いられてきた分析方法は、個々のエージェントの意思決定の曖昧さといった情報に注目した定量化がなされている。この考え方をを用いた尺度は、学習初期のでたらめな振舞いをする期間を見積もるといった用途には有効である事が示されているが、曖昧さが同じである2つの意思決定方式を区別できないという問題点がある。例え

ば、ある状況において、(a) 行動 A を確率 1 で選択する、(b) 行動 B を確率 1 で選択する、という 2 つの方式は、選択内容が異なるにも関わらず、双方とも曖昧さは 0 なので、意思決定の曖昧さによる尺度では区別することができない。この問題は役割分担等の自律的な組織化といった、マルチエージェントシステムの特徴の一つである社会的な知性を分析する際に明白となる。

そこで本研究では、個体レベル分析の枠組みで意思決定の曖昧さに基づく方法を補完する立場で、2 つのエージェント間の意思決定の内容の違いを定量的に扱う指標として、ルールセット間距離を定義する。そして、全エージェントの組合せに対して距離を求め、クラスタ分析を行なうことにより、エージェントを分類する手法を提案する。これにより学習によってエージェントが均一化、もしくは多様化していく様子を客観的に表現することが可能になる。本論文では、類似した意思決定をするエージェント群をグループと定義し、その形成過程の可視化に注目する。

本手法の適用事例として強化学習で学習するエージェントによる Minority Game²⁾ を取り上げ、本手法の有用性を示す。

2. グループ形成過程の可視化

2.1 ルールセット間距離

ルールセットは入力に対する行動の組であるルールの集合である。各ルールにはその信頼度が付いており、入力に対して競合する場合は、この値に基づいて確率的に選択される。2 つのルールセットが与えられたとき、それらの違いはルールの選択確率の違いである。そこで、同一の入力に対する行動の選択確率の違いに着目し、距離を定義する。

ルールセット \mathcal{R} は、入力集合 S を定義域、出力集合 \mathcal{A} を値域とする写像と見なすことができる。このとき、ある入力 $s_i \in S$ に対して行動 $a_j \in \mathcal{A}$ が返される確率は、 $\Pr(a_j|s_i)$ である。よって、ルールセット \mathcal{R} は、各 $\langle s_i, a_j \rangle$ の組に対する選択確率を要素とする、 $\|\mathcal{S}\| \cdot \|\mathcal{A}\|$ 次元ベクトルとして表すことができる。

$$R = \begin{pmatrix} \Pr(a_1|s_1) \\ \vdots \\ \Pr(a_j|s_i) \\ \vdots \\ \Pr(a_{|\mathcal{A}|}|s_{|\mathcal{S}|}) \end{pmatrix} \quad (1)$$

そこで、2 つのルールセットベクトルのユークリッ



図 1 樹形図の例

ド距離をルールセット間距離 $d_r(R_1, R_2)$ として定義する。

$$d_r(R_1, R_2) = \sqrt{\frac{\sum_{s_i \in S} \sum_{a_j \in \mathcal{A}} \{\Pr_1(a_j|s_i) - \Pr_2(a_j|s_i)\}^2}{2 \cdot \|\mathcal{S}\|}} \quad (2)$$

ここで、出力がない場合については、 $\Pr(\cdot|s_i) = 0$ とする。ルールセット間距離は、常に同じ行動を示すルールセットの間は 0、常に異なる行動を示す場合は最大値 1 になる。

2.2 グループ形成過程の可視化

全てのエージェント間のルールセット間距離を計算し、クラスタ分析を適用することにより、エージェントの分類を行う。クラスタ分析の結果を樹形図に表すことによって、どのようなグループが形成されているかを可視化することができる。樹形図の例を図 1 に示す。樹形図は、クラスタ分析の結果を図示する一般的な方式で、葉は分析対象の要素を、縦軸はそれらの間の距離を示すものである。

3. 実験・結果

3.1 対象

本手法を、Minority Game²⁾ に適用する。Minority Game は以下の手順で行われる。まず、 N (奇数) 体のエージェントが存在する。各エージェントは毎ステップにおいて、side A か side B のどちらに行くかを決定する。全てのエージェントが移動した後、エージェントの数が少なかった side が勝ちとなる。エージェントは過去の勝敗結果 (過去 M 回分の side A が勝ったかどうか) を元に、どちらに行くかを決める。

Challet ら²⁾ が提案した MG (Standard MG) では、各エージェントのルールセット (戦略) は先天的に決められており、選択できる行動の種類は限られている。それに対して本研究では、エージェントの学習システムとして、遺伝的アルゴリズム (以下 GA) に基づく強化学習の実現手法、クラシファイアシステムの一つである ZCS³⁾ を用いる。クラシファイアシステ

ムにはルールを $\{0, 1, \#\}$ で表現する。システム内にはクラシファイアが n_c 個存在しており、それらに対してある時間間隔 p_{ga} で GA を適用し、有効なルールを獲得していく。

パラメータは、 $N = 21, M = 6, p_{ga} = \{50, 100, 200\}, n_c = 64$ とした。

3.2 結果: 学習効果

まずエージェントの行動の曖昧さ¹⁾に着目し、学習の効果を見る。行動の曖昧さは、エージェントの意思決定の曖昧さを示す値で、次式で定義される。

$$H(A|S) = \frac{\sum_{s \in S} H_s(A)}{\|S\|} \quad (3)$$

ここで、

$$H_s(A) = - \sum_{a \in A} \Pr(a|s) \log_2 \Pr(a|s) \quad (4)$$

である。 $a \in A$ はエージェントの可能な行動、 $s \in S$ は可能な入力である。このとき、 $a = \epsilon$ になる入力 s は S から除いて計算する。この値の減少から、エージェントが学習によって行動が定まっていく様子を確認できる。図 2, 3 に行動の曖昧さの全エージェントに対する平均と標準偏差を示す。これを見ると、GA 間隔が小さい方が、より早く小さい値になっていることが分かる。また標準偏差にはピークが存在するが、その時刻は平均が大きく減少するときと一致する。これは、全てエージェントが一斉に行動の曖昧さを減少させているわけではないことを示している。

3.3 結果: グループ形成過程

では学習によってエージェントはどのようなグループを形成しているのだろうか。例として GA 間隔 $p_{ga} = 50$ のときの結果を対象に、エージェントに違いが生じていることを本手法によって明確に示そう。

クラスタ分析で得られた樹形図を図 4 に示す。この図の葉は、エージェントのインデックスと括弧内にその過去 100 ステップ分の勝率を示している。これを見ると、時間の経過にしたがってエージェント集団が 2 つに分かれていき、グループ間の距離も大きくなっているのが分かる。最終的には、2 大グループ間の距離はほぼ 1 となっており、常に互いに異なる side を選択する行動をしている。また勝率を見てみると、左側の集団が勝ちグループで、右側の集団が負けグループとなっていることが分かる。図の中央部のエージェントはグループからはずれており、勝率が低い。

4. 考 察

エージェントのグループがどのように形成されたのかを調べる。クラスタ分析によって得た樹形図を高さ

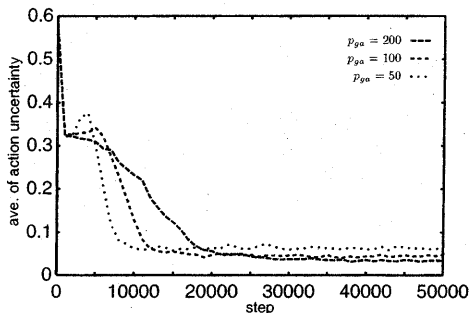


図 2 行動の曖昧さの平均 ($N = 21, M = 6$)

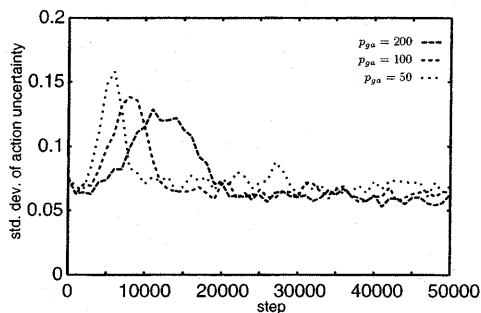


図 3 行動の曖昧さの標準偏差 ($N = 21, M = 6$)

0.1 で分割したときのグループ数の推移を図 5 に示す。これを見ると、グループ数が急激に減少するタイミングは、 p_{ga} がいずれの場合においても行動の曖昧さ (図 2) の減少とはほぼ一致する。また、行動の曖昧さの標準偏差 (図 3) のピークとも重なることから、エージェントの行動は以下のように考えられる。

- (1) 学習によってエージェントの行動が定まり、グループが形成されていく。当初はどちらのグループも対称的である。
- (2) しかし、グループに入れないエージェントも存在する。これはどちらの side に行っても勝つことができない。
- (3) はずれたエージェントの行動に偏りがあれば、2 つのグループのどちらかはより勝ちやすくなり、グループの勝率の差が生じる。
- (4) 勝ちグループは報酬をもらえるので行動が変化しない。負けグループは報酬が少ないので、エージェントが飛び出す可能性が高い。

また、図 4 の 40,000 ステップにおけるグループごとの行動の曖昧さの平均を表 4 に示す。ここではグループから大きくはずれたエージェント 14 は行動の曖昧さが他に比べて大きく、学習が進んでいないことが分かる。またグループ 1 と 2 は全く逆の行動をとるグ

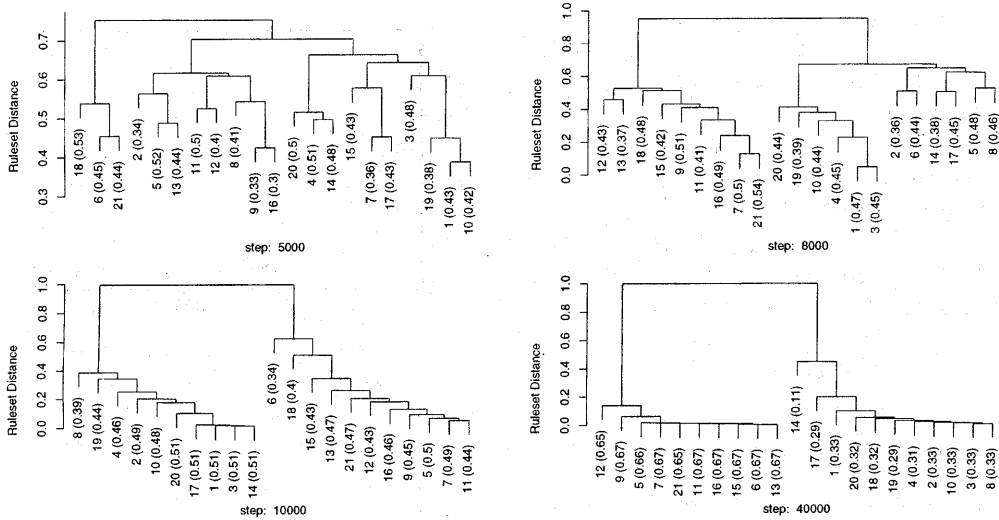


図4 クラスタ分析によって得られた樹形図 ($N = 21, M = 6, p_{ga} = 50$)

表1 グループごとの行動の曖昧さの平均

グループ	エージェント	行動の曖昧さ
1	1, 2, 3, 4, 8, 10, 18, 19, 20	0.033454
2	5, 6, 7, 9, 11, 13, 15, 16, 21	0.023383
3	12	0.009114
4	14	0.415603
5	17	0.094204

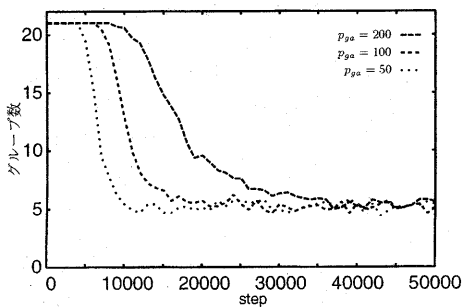


図5 グループ数 ($N = 21, M = 6$)

グループであるが、行動の曖昧さの差に着目してもその行動の違いを知ることは難しい。本手法は行動の違いを明確に示すことができ、個体レベル分析の枠組みで提案された従来手法を補完できている。

以上の性質は N を他の値に変えた場合においても観測されている。

5. おわりに

本論文ではエージェント間の違いを定量化するため

に、ルールセット間距離を定義した。これをマルチエージェントシステムの全エージェントの組みに対して求め、クラスタ分析を行うことによってグループが形成される過程を可視化する方法を提案した。本手法は、個体レベル分析ですでに提案されている手法を補完し、今まで難しかったエージェントの分類を可能にすることで、集団の組織化の過程を捉えることが容易になる。

Minority Game を用いた実験から、エージェントが学習することによって集団が2分化する現象を、本手法によってエージェントの意思決定の違いという観点で明確に示すことができた。

今後の課題として、より一般的な議論へ発展させるために、本手法によって得られた分析結果の意味付けをするための評価基準を設けることが挙げられる。

参考文献

- 1) Takashina, T., Tanaka, K. and Watanabe, S.: Individual Level Analysis Using Decision Making Features in Multiagent Based Simulation, *Intelligent Agents and Multi-Agent Systems* (Kuwabara, K. and Lee, J.(eds.)), 5th Pacific Rim International Workshop on Multi-Agents, PRIMA 2002 (2002).
- 2) Challet, D. and Zhang, Y. C.: Emergence of Cooperation and Organization in an Evolutionary Game, *Physica A*, Vol. 246, No. 407 (1997). preprint <http://arxiv.org/>, adap-org/9708006.
- 3) Wilson, S. W.: ZCS: A Zeroth Level Classifier System, *Evolutionary Computataion*, Vol. 2, No. 1, pp. 1-18 (1994).