

# 共有地の悲劇におけるメタエージェント化機能の進化的な効果

○大宮健太 (公立はこだて未来大学)  
宮西啓司 (情報科学センター)  
鈴木恵二 (公立はこだて未来大学, CREST, JST)

本研究では、共有地の悲劇において社会的ジレンマを回避する事を目的として、人工社会を形成するエージェントが自律的に役割を選択できる仕組みを実装し、その効果を検討する。共有資源の利用に関する戦略として課税戦略を採用する。各エージェントは自身の持つ課税プランを考慮して、課税を行うメタエージェントの役割か、共有資源を利用するプレイヤーの役割かを選択する。本研究では更に、課税プランの進化的獲得、課税プランの社会性・役割の重要性を組み込んだ評価関数、課税プランの遺伝子エンコーディングの違いによる影響などの検証を行う。

## Evolutionary Effects of Meta-agent Approach in the Tragedy of the Commons

○Kenta Oomiya (Future University-Hakodate)  
Keiji Miyanishi (Information Science Research Center)  
Keiji Suzuki (Future University-Hakodate, CREST)

### Abstract

The purpose of this paper is to avoid the tragedy situation, the Tragedy of the Commons. We implement and examine a mechanism that agents can autonomously select own meta-agent role or player role. To control usage of common resources, the levy plan based control strategy is employed. Agents select own role comparing expected revenue and expected reward. Furthermore, we examine effects of autonomously acquiring levy plans, evaluating equation of levy plan and levy plans of encoding types.

### 1. はじめに

社会的な振舞いに基づくエージェントのシミュレーションは複雑なゲーム状況を取り扱う、人工知能を検証する研究分野である<sup>[2][4]</sup>。社会的ジレンマは複雑なゲーム状況のひとつであり、エージェントの知能を検証する事に焦点を当てている<sup>[8]</sup>。本研究では、社会的ジレンマのひとつである「共有地の悲劇<sup>[3]</sup>」に対して、エージェントベースシミュレーションを適用している。共有地の悲劇では、エージェントは利益を得る為に共有資源を消費する。このゲームでは、エージェントが個人の合理性に従う場合、全エージェントは全体的に低い利得しか得られないという悲劇的な状況に陥る。この悲劇的な状況を回避する為には、エージェントは他のエージェントとの間に以下のどちらかの関係を築く必要がある。ひとつは、他者の利己的な行動を抑えるような関係であり、もう一つは、問題構造を変えるような関係である。四人のジレンマ問題や  $n$  人ジレンマ問題では、エージェントの利己的な行動を抑える為に、エージェントの能力の拡張や社会規範の導入が行われている<sup>[10]</sup>。殆どのエージェントが拡張された能力や社会規範を持っている場合ならば、これらのアプローチを用いる事でジレンマを解消する事が可能だと考えられる。しかし、シミュレーション対象がより複雑になった場合、即ち、エージェントの持つ性質が多様

になった場合、ジレンマを解消する為に異なる方法を採用する必要があると考えられる。そこで、本研究では、ジレンマを解消する為に問題構造を変化させるアプローチを採用する。即ち、エージェントの利得から税金を徴収する役割を持つエージェントであるメタエージェントの導入を行う。また、各エージェントは課税プランを持ち、状況に応じてエージェントの役割かメタエージェントの役割かを選択する。

メタエージェントの導入を行う際に考慮しなければならない問題は以下の2点である。まず、誰がいつメタエージェントの役割を持つのかという点である。本研究では、エージェントの行動の一つとして、メタエージェントになるという行動を追加している。即ち、エージェントは、エージェントとしての期待利得とメタエージェントとしての税金による期待利得を比較し、より高い利得を獲得できる行動を選択する。2つめの考慮すべき点は、エージェントの行動に対する課税プランをどのように生成するかという点である。本研究では、課税プランを遺伝子として、Genetic Algorithm(GA)を適用している。

更に、メタエージェントの役割の導入、メタエージェント化機能の導入、課税プランの進化的獲得の導入による効果について検討を行う。

参考文献[1][2]に示す我々の先行研究では、共有地の悲劇に対して課税戦略とメタエージェント化機能を導

入している。先行研究では、課税プランの評価に、エージェントの利得とメタエージェントの利得を用いている。本研究では、社会性とエージェントの役割についての重みを考慮した拡張を評価関数に施し、その効果について検討を行っている。また、課税プランの遺伝子コーディングを変更し、その効果について検討を行う。

## 2. 共有地の悲劇

共有地の悲劇<sup>[3]</sup>は、 $n$  人社会的ジレンマ<sup>[6]</sup>を扱う有名なゲーム問題で、共有資源の分配を題材としている。

このゲーム問題では、各エージェントは自身の利得を最大化する事を目的として活動度の選択を行う。活動度は共有資源の消費度合いを表し、数値が高い程、共有資源の消費量が多い。活動度の選択によって得られる利得は全エージェントの選択に依存している。即ち、全てのエージェントが高い利得を得る為に高い活動度を選択すると、全エージェントは低い利得しか得られない。共有地の悲劇における利得関数の一般的な式を以下に示す。

$$Payoff(a_i, TA) = a_i(|A| \times N - TA) - 2a_i \quad (1)$$

この式は、エージェントが活動度  $a_i$  を選択した時に得られる利得を示している。TA は全エージェントの活動度の合計、N はエージェント数、 $|A|$  は活動度の数を表す。利得関数の例<sup>[9]</sup>を以下に示す。

$$Payoff(a_i, TA) = a_i(16 - TA) - 2a_i \quad (2)$$

この例では、 $N=4$ ,  $A=\{a_1, a_2, a_3, a_4\}$  なので、 $|A|=4$  となる。この式によって表される利得表を Table1 に

Table 1: Example payoff table of the Tragedy of the Common

		Total activities of the agents except agent $i$									
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
$a_i$	1	13	12	11	10	9	8	7	6	5	4
	2	24	22	20	18	16	14	12	10	8	6
	3	33	30	27	24	21	18	15	12	9	6

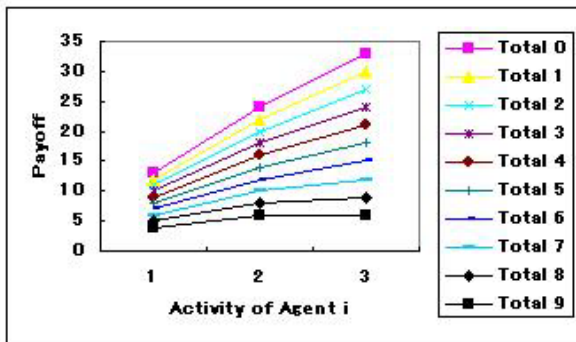


Figure 1: Graphical view of example payoff value in Table. 1

示す。また、Table1 をグラフ化したものを Fig. 1 に示す。

ここで、活動度の選択が個人的な合理性に基づく場合を考える。共有地の悲劇では、活動度が高いほど共有資源を多く消費して利得を高める事が出来るはずである。しかし、全エージェントが高い活動度を選択する場合、各エージェントは低い利得しか得る事ができない。Table1 からわかるように、どの状況においても  $Payoff(a_i, TA) > Payoff(a_{i-1}, TA)$  が成り立つ為、個人的な合理性に従う限り各エージェントは最低利得しか得られないという悲劇的な状況を回避できない。

共有地の悲劇において悲劇的な状況を回避する為の方法として提案されている手法は大別すると以下の2つである。一つは、個人的合理性を他の種類の合理性に変更する事、もう一つは利得関数を変更する事で問題構造を変更する事である。エージェントベースシミュレーションの目的の一つは、どのような合理性や拡張された問題構造が、このような社会的ジレンマを回避可能であるのかという事を検証する事である。本研究では、問題構造を拡張する方式を採用する。提案手法については、次章に詳細を譲る。

## 3. メタエージェントアプローチ

本研究では、社会的ジレンマを解消する為に、課税戦略を導入する。課税戦略の概略図を Fig. 2 に示す。課税戦略では、適応しようとする問題の性質を解析することで、適切な課税プランを決定する事はできる。即ち、事前にシミュレーションに適切な課税プランを組み込むことも可能である。しかし、エージェントベースシミュレーションの目的の一つは、社会的環境におけるエージェントの自律的性質の検証である。従って、エージェントが自律的に適切な課税プランを獲得する事が望ましい。メタエージェントの役割を導入する理由は、状況に応じて課税プランを獲得・制御する為である。メタエージェントは、全エージェントに対して課税プランを提示し、その課税プランに基づいて税金を得る事が出来る。メタエージェントアプローチを実現する為に考慮すべき問題点は以下の2つである。(1)誰がメタエージェントになるのか、(2)課税プランをどのように管理するのか。これらの問題を解決する為に、意思決定時に選択する活動度の一つに「メタエージェントになる」という項目を追加する。エージェントは、各活動度を選択した時の期待利得とメタエー

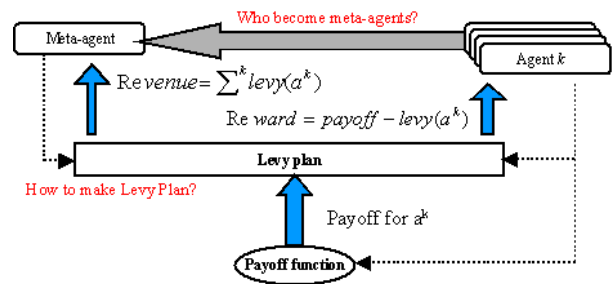


Figure 2: Schematic view of levy based control strategy

エージェントとして得られる期待税収を比較することで、自律的に役割を選択することになる。

Fig. 3 は提案手法の概要図である。以下、この章では、図に示されたプロセスの要素の詳細を述べる。3.1 はエージェントの構造について、3.2 では課税プランについて、3.3 では意思決定と再考プロセスについて、3.4 では、課税プランの進化的獲得について述べる。

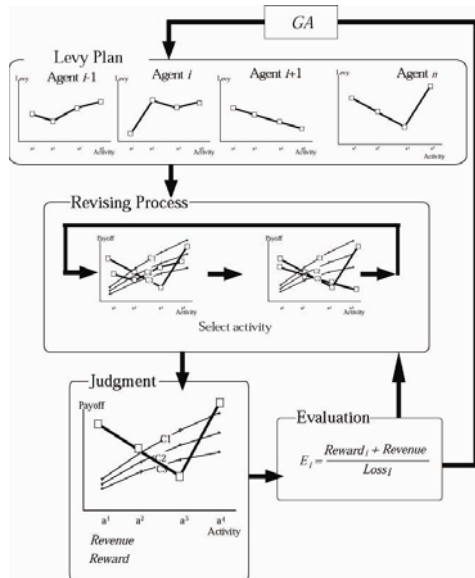


Figure 3:  
Proposed agent-based simulation process

### 3.1 エージェント

エージェントの数を  $N$ ，エージェントが取り得る活動度を  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_k, a_{meta}\}$  とする。また、 $a_{i+1}$  は  $a_i$  よりも高い活動度であると仮定する。 $a_{meta}$  はメタエージェントとしての役割を選択する活動である。これ以降、活動度  $a_{meta}$  を選択したエージェントをメタエージェント、それ以外の活動度を選択したエージェントをプレイヤーとする。

意思決定プロセスの概略について説明する。各エージェントは個別に課税プランを持つ。エージェントは期待利得と期待税収を比較し、最も利得の高い活動度を選択する。エージェントがメタエージェントとしての活動を選択する場合、全エージェントに対して課税プランと利得関数が提示される。その後、期待利得と期待税収が最大化されるように意思決定が行われる。課税プランについては 3.2，意思決定プロセスについては 3.3 にて詳細を説明する。

### 3.2 課税プランと課税プロセス

課税プラン  $LP = \{Lv_1, Lv_2, \dots, Lv_k\}$  は各活動度に対する課税値によって構成されている。課税プランはプレイヤーの活動に対する利得関数に変更を加える事が可能である。従って、プレイヤーが個人的合理性に従って活動度を選択する場合でも、共有資源を浪費するような活動を抑制する事が可能である。しかし、どうやって適切な課税プランを設定するのかという問題が残っている。この問題は、課税のプランニングポリシーに

関連している。メタエージェントアプローチにおいて、課税のプランニングポリシーとして個人的合理性が採用されている場合、メタエージェントの目的は税収を最大化することである。但し、このままでは、メタエージェントが課税値を際限なく上昇させるような利己的な行動をとりかねないという問題が残る。そこで、メタエージェントの利己的な振舞いを禁止する為に、徴収に関する簡単なルールを導入する。そのルールは、 $Payoff(a_i, TA) > Lv_i$  が成り立つ場合に限り、メタエージェントは徴収可能であるというものである。

適切な課税プランを生成する為に、課税プランを遺伝子として GA を適用する。課税プランの進化的獲得については 3.4 章にて詳細を述べる。

### 3.3 意思決定と再考プロセス

各エージェントが活動度を決定する為に、メタエージェントの決定と、活動度の再考が必要である。なぜならば、(1)メタエージェント決定による利得関数の変化に伴い、自身の利得を最大化可能な活動度が変化する可能性がある、(2)期待利得を正しく見積もる為には、 $TA$  値が必要であるからである。上記の条件を満たす為に、再考プロセスは一定回数繰り返される。再考プロセスの各ステップでの流れを以下に示す。まず、あるエージェントをランダムに選択し、他のエージェントの活動度や提示された課税プランをもとに自身の活動度を決定する。次に、エージェントは期待利得と期待税収を計算する。ある活動度に対する期待利得は以下の式で表される。

$$Reward(a_i) = Payoff(a_i, TA) - Lv_{i, \min} \quad (3)$$

ここで、 $Lv_{i, \min}$  は提案された課税プランの中で最小の課税値である。即ち、提案手法では複数のエージェントがメタエージェントになる事が出来る。それ故に、全体に提示される課税プランが複数存在する事になる。しかし、提案された課税プランの中で、活動度  $a_i$  から徴収できるメタエージェントは最小の課税値を提示したメタエージェントのみである。この仕組みを導入する事で、メタエージェント間での競争が発生し、メタエージェントの利己的な振舞いを抑える事が可能となる。メタエージェント  $k$  の期待税収は以下の式で表される。

$$Revenue_k = \sum_i L'v_i^k |A^i| \quad (4)$$

$$where \quad L'v_i^k = \begin{cases} Lv_i^k & \text{if } Lv_i^k = Lv_{i, \min} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

ここで、 $|A_i|$  は活動度  $a_i$  を選択したエージェントの数である。上式は、課税値が最小である場合のみ、エージェント数に応じた税を徴収できる事を示している。エージェントは期待利得と期待税収の計算を行い、期待利得の方が大きい場合はプレイヤーとして、期待税収の方が大きい場合はメタエージェントとして振舞う。

再考プロセスでは、あるエージェントが意思決定を数回行えるだけの回数を繰り返す。再考プロセス終了後に、最終的な意思決定を行い、各エージェントの税収と利得を決定する。悲劇的な状況を回避する為に、再考プロセスでは、適切な課税プランが全エージェン

トに対して提示される必要がある。3.4 章では、適切な課税プランの進化的獲得について詳細を述べる。

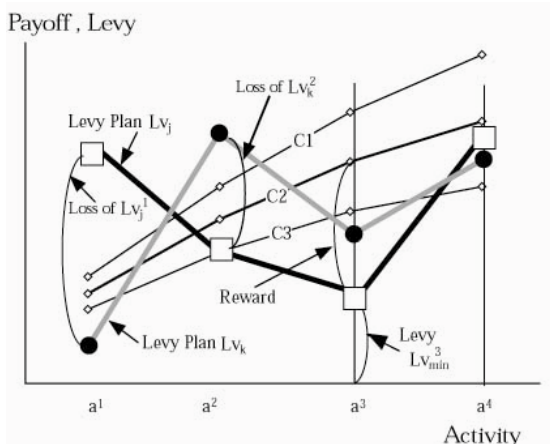


Figure 4: Relation between the payoffs and levy plan concerning rewards, levy and loss.

### 3.4 課税プランの進化的獲得

適切な課税プランを生成する為に、GA を適用した。各エージェントは遺伝子の組を持ち。課税プランは遺伝子をデコーディングすることで得られる。即ち、エージェント単位で GA が適用され、エージェントは、自身の持つ遺伝子群の中から課税プランを決定することになる。1 ゲーム終了後、得られた利得と税収を基に課税プランの評価を行う。評価関数を以下に示す。

$$E_i = \text{Reward}(a_i) + \text{Revenue} \quad (5)$$

評価の平均を取るために、同じ遺伝子を用いて何回かゲームを繰り返す。遺伝子の評価終了後に遺伝的操作を行い、新しい遺伝子を生成する。

### 3.5 課税プランのエンコーディング

遺伝子のエンコーディングによる違いを検討する事を目的として、2 種類のエンコーディングを用意した。(1)バイナリエンコーディングと(2)線形補間を用いたエンコーディングである。バイナリエンコーディングは、課税値を二進化したものを昇順に並べた形式である。線形補間を用いたエンコーディングの例を Fig. 6 に示す。活動度が  $a_k$  が最大である場合、遺伝子は  $k$  個のブロックと  $(k-2)$  個の bit から構成される。(  $k-2$  ) 個の bit は、最小の活動度と最大の活動度以外の活動度の値を線形補間によって決定するか否かを決定するフラグである。Fig. 5(b) から、線形補間する事によって、本来と異なる課税プランが生成されていることがわかる。

### 3.6 課税プランの評価式の拡張

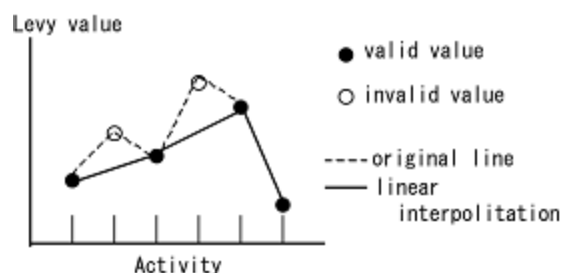
本研究では、式(5)の評価関数に対して、利己性と利他性を考慮した変更を加えた。その式(6)を以下に示す。

$$E_{pi}^{aj} = \left( \frac{\alpha \cdot \text{Revenue}_{pi} + \beta \cdot \text{Reward}_{pi}}{\text{Reward}_{pj_{worst}}} \right)^a + \left( \frac{\sum_{j=0}^N \text{Reward}_{pj}}{\sum_{j=0}^N \text{Reward}_{pj_{worst}}} \right)^b$$

$\alpha$ ,  $\beta$ ,  $a$ ,  $b$  は重み付け係数である。 $\alpha$  はメタエージェントの役割の重要性を表し、 $\beta$  はエージェントの役割の重要性を表す。第一項は全体の利得を表し、第二項はプレイヤーの利得を表す。従って、 $a$  は利己性に対する重み付け係数、 $b$  は利他性に関する重み付け係数を表す。また第二項の分母は悲劇的状况に陥った際に得られる利得の総和を表している。

a0	a5	valid	flag	a1	...	a4
...	...	0	1	0	1	...

(a) an example of chromosome



(b) making levy plan

Figure 5: An example of making levy plan using encoding by linear interpolation method ( $k=6$ )

## 4. シミュレーションと結果

本研究では、まず、以下の2点の検証を行う為にシミュレーション実験を行った。(1)社会的ジレンマにおける悲劇的状况の回避に対する提案手法の効果、(2)異なる遺伝子エンコーディングによる影響、の2点である。本研における利得関数を以下に示す。

$$\text{Payoff}_i = a^i \left( |A| \times N^i - \sum_j^N a^j \right) - 2a^i \quad (7)$$

ここで、 $N^i$ はその時点でのプレイヤーの数を表す。実験パラメータは、エージェント数  $N=12$ 、活動度は、 $a_j \in \{a_1, a_2, \dots, a_5, a_{meta}\}$  である。初期活動度は  $a_0$ 。エージェントはそれぞれ 30 個の遺伝子を持ち、交叉確率を 1%、突然変異率を 5%とした。再考プロセスは 12 ステップとし、ゲームを 4 回繰り返す事とする。また同じ遺伝子の組み合わせで 3 回実行される。試行は 50 世代まで行った。

本研究では、拡張された評価式の効果を検討する為に、 $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $a$ ,  $b$  のパラメータの組み合わせを変えて 25 回実験を行った。パラメータの組み合わせは、 $\alpha$  と  $\beta$  の場合、 $\{(\alpha=2, \beta=0), (\alpha=2, \beta=1), (\alpha=2, \beta=2), (\alpha=1, \beta=2), (\alpha=0, \beta=2)\}$ 。  $a$  と  $b$  の場合、 $\{(a=2, b=0), (a=2, b=1), (a=2, b=2), (a=1, b=2), (a=0, b=2)\}$  とした。

### (1)シミュレーションの結果

課税プランの評価関数の重み付け係数である  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $a$ ,  $b$  の各組み合わせでのプレイヤーの利得を Fig. 6 に、メタエージェントの利得を Fig. 7 に、エージェントの

活動度の平均を Fig. 8 に示す。これらの図は 46-50 世代までの結果を平均したものである。これらの図において、(a) はバイナリエンコーディングを採用した結果、(b) は線形補間を用いたエンコーディングを採用した結果である。縦軸は重み付け係数  $a$  と  $b$  の組み合わせに対応し、利己性と利他性の比重を示している。縦軸上側は  $a < b$  であり、利他性が重要視されている事を示している。横軸は重み付け係数  $\alpha$  と  $\beta$  の組み合わせに対応し、エージェントの役割の比重を示している、左側に近づく程メタエージェントの重要性が高い事を表す。Fig. 6, Fig. 7 において、色の濃さは値の高さを表し、Fig. 8 においては値の低さを表している。Fig. 6 における 35-45 の領域は悲劇的状况に陥った場合を表している。

Fig. 9 は進化的に獲得した課税プランを図示したものである。課税プランの特性として重要な点は、最大活動度とその一つ下の活動度に対する課税値の大小関係である。最大活動度に対する課税値の方が大きい場合、課税プランはプレイヤーの最大活動度の選択を抑制する事が可能となる。図中では、その様な課税プランを実線で、そうでないものを破線で表している。Fig. 9 の(a) はメタエージェントの役割と利己性を重要視した場合、(b) はプレイヤーの役割を重要視した場合、(c) はプレイヤーの役割と利他性を他方よりも重要視した場合の結果である。

### (2) エージェントの役割に対する評価における特徴

Fig. 6, Fig. 7, Fig. 8 の横軸を見ると、右側の色は左側よりも色が濃い傾向が見られる。即ち、プレイヤーの役割に評価の重点を置いた方がよい結果を得られる事を示している。また、そうする事によって、プレイヤーのみでなくメタエージェントの税収も改善する事が可能である事が示されている。Fig. 9(a) に示すように、メタエージェントの役割を重要視した場合、最大活動度を抑制することの出来ない課税プランが存在する。この事が、全体的に利得を増加させることが出来ない原因であると推測される。

( $\alpha=0, \beta=2$ ) は例外的なエリアで、プレイヤーの活動度を抑える事は出来ているが、プレイヤーの利得は高くないがメタエージェントの利得は高い状況になっている。このことから、 $\alpha=0$ 、即ち、メタエージェントの役割が評価されないために自然淘汰が働かず、全体的に高い課税を行う課税プランが生き残っている事が原因であると推測される。Fig. 9(b) にこの時の課税プランの例を示す。

### (3) 利己性と利他性の比率に関する特徴

Fig. 6, Fig. 7, Fig. 8 をより、利己性よりも利他性を重要視した方が全体的に利得が高い傾向が見られる。(a= $0, b=2$ ) の場合が最も高い。このエリアでは、 $a=0$  故に、評価関数は  $\alpha, \beta$  の値に依存しない。即ち、課税プランは全プレイヤーの利得のみによって評価されている。

Fig. 9(c) をみると、最大活動度を抑制可能な課税プランのみが存在している。これは、そのような課税プランを、利他性とプレイヤーの役割を重要視した評価関数によって進化的に獲得する事ができたという事を示

していると推測できる。

### (4) 課税プランのエンコーディングによる違い

上記の結果から、Fig. 6, Fig. 7, Fig. 8 の(a), (b) の間に特徴的な違いは見られない。即ち、結果はエンコーディングの違いに依存しない事が推測される。

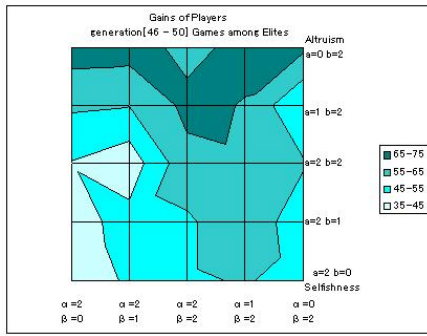
## 5. 結論

本研究では、共有地の悲劇のような社会的ジレンマにおいて、状況に応じて役割を変えるエージェントベースシミュレーションを示した。共有資源の利用方法をコントロールする為に、メタエージェントの導入を行った。メタエージェントの目的は、プレイヤーの活動度に課税を行い、自身の利得を最大化することである。メタエージェントを導入する際、誰がメタエージェントになるか、どうやって課税プランを生成するかという 2 点が問題となる。従って、我々は役割の選択を意思決定に含める事にした。即ち、エージェントは、期待利得と期待税収を比較して、利得の大きい方の役割を選択する。また、適切な課税プランと利得関数を生成する為に、課税プランの進化的獲得を試みた。実験により、エージェントが自律的に役割を選択する提案手法が、悲劇的な状況を回避に有効である事がわかった。しかし、課税プランの中に、最大活動度を抑制できないものが存在することが実験よりわかった。そこで、メタエージェント間に競争の仕組みを導入し、課税プランの評価式に、役割の評価、社会性の評価を加え、実験を行った。結果より、役割の評価の比重、社会性の評価の比重による特徴を発見する事が出来た。また、実験結果が遺伝子エンコーディングに依存しないと考えられる結果が得られた。

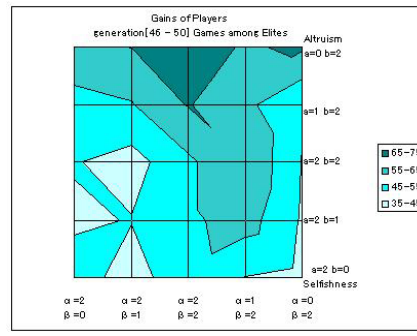
今後は、役割の評価の比重、社会性の評価の比重の適切な組み合わせを自律的に得られるように改良を加える予定である。

### 【参考文献】

- [1] Keiji Suzuki, "Coevolving Levy Plans and Payoff Predictions in Tragedy of the Common", Agent-based Approaches in Economic and Social Complex Systems, IOS press, pp. 122-133, 2002.
- [2] Keiji Suzuki, "Dynamics of Autonomous Changing Roles in social Dilemma Games", The IJICIA-03 Workshop on Multiagent for Mass User Support, pp. 19-25, August 2003.
- [3] G.Hardin, "The tragedy of the common", Science(162), pp. 1234-1248, 1968.
- [4] Suleiman, R., Troitzsch, K. G., Gilbert, N., (Eds), "Tools and Techniques for Social Science Simulation", Springer, 2000
- [5] Yamashita, T., Suzuki, K., Ohuchi, A. "Distributed Social Dilemma with Competitive Meta-players", Int. Trans. in Operational Research, Vol. 8, No. 1, pp. 75-88, 2001.
- [6] Yao, X., "Evolutionary stability in the N-person prisoner's dilemma", Biosystems, 37, 189-197.
- [7] Namatame, A., Terano, T., Kurumatani, K., eds. "Agent-Based Approaches in Economic and Social Complex Systems", IOS Press, 2002.
- [8] Conte, R., Hegselmann, R., Terna, P. eds., "Simulating Social Phenomena", Springer, 1997.
- [9] Suzuki, M., "New Game Theory", Soukei-Shobou, (in Japanese), 1994.
- [10] Liebrand, W., Messick, D., eds. "Frontiers in Social Dilemmas Research", Springer, 1996.

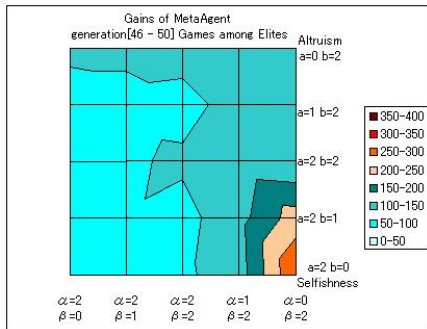


(a) using binary encoding

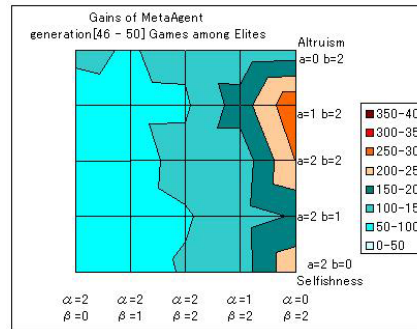


(b) using encoding by linear interpolation

Figure 6: Map of player's rewards

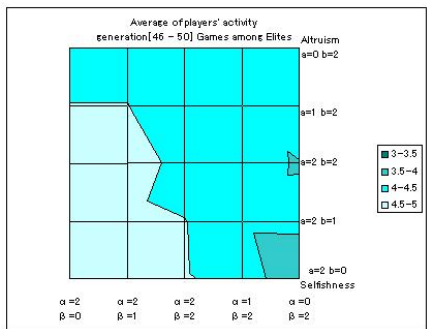


(a) using binary encoding

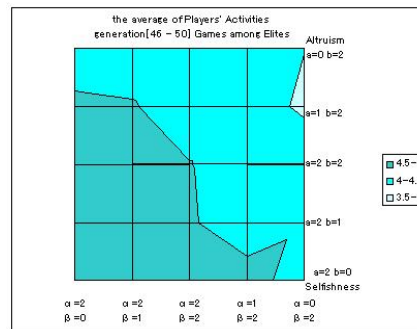


(b) using encoding by linear interpolation

Figure 7: Map of meta-agents' revenue

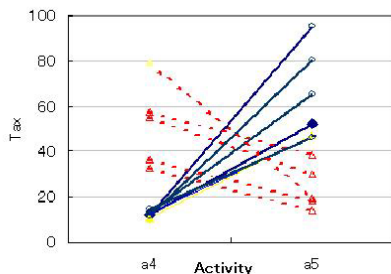


(a) using binary encoding

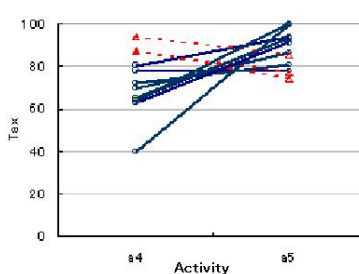


(b) using encoding by linear interpolation

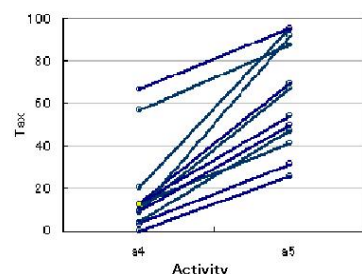
Figure 8: Map of average of players' activity



(a)  $\alpha=2, \beta=0, a=2, b=0$



(b)  $\alpha=0, \beta=2, a=2, b=2$



(c)  $\alpha=1, \beta=2, a=0, b=2$

Figure 9: Example of acquired tax plan in the case using binary encoding

Thin lines represent levy plans which can come under control highest activity.

In contrast, broken lines represent levy plans which can not come under control highest activity