

## マルチエージェントシミュレーションによる談合モデル

谷本 潤<sup>†</sup> 藤井 晴行<sup>‡</sup>

<sup>†</sup>九州大学大学院総合理工学研究院 〒816-8580 春日市春日公園 6-1

<sup>‡</sup>東京工業大学大学院理工学研究科 〒152-8552 目黒区大岡山 2-12-1

E-mail: <sup>†</sup> tanimoto@kyushu-u.ac.jp, <sup>‡</sup> hfujii@arch.titech.ac.jp

あらまし 本稿では, マルチエージェントシミュレーションへの適用を前提とした談合の数理モデルを提示する. モデルはニューラルネットワークと GA を組み合わせた構造を有する. 数値実験では, 異なる入力情報を付与した際に生じる談合創発の様子を再現する.

キーワード 談合, マルチエージェントシミュレーション, ニューラルネットワーク, 遺伝的アルゴリズム

## A Model for the Collusive Tendering Based on Multi Agent Approach

Jun TANIMOTO<sup>†</sup> and Haruyuki FUJII<sup>‡</sup>

<sup>†</sup> Interdisciplinary Graduate School of Engineering Sciences, Kyushu University

6-1 Kasugakoen, Kasuga-shi, Fukuoka, 816-8580, Japan

<sup>‡</sup> Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

2-12-1 Ookayama, Meguro-ku, Tokyo, 152-8552, Japan

E-mail: <sup>†</sup> tanimoto@kyushu-u.ac.jp, <sup>‡</sup> hfujii@arch.titech.ac.jp

**Abstract** A mathematical model for the collusive tendering to apply to the multi agent simulation was established. One of the features of the model is a structure involved with the Neural Network and Genetic Algorithm in agents' learning process. In the numerical experiment, discrepancy of emergent processes when you assume different information inputs to agents was primarily discussed.

**Keyword** Collusive tendering, Multi Agent Simulation, Neural Network, Genetic Algorithm

### 1. 緒言

刻下, 我が日本は, 国債, 地方債合わせ 700 兆円にも上る膨大な財政赤字を抱え, 折からの不況と相まって, 国家的な危機に直面している. 道路公団改革を引くまでもなく構造改革は掛け声倒れの様相を呈し, 当座の景気浮揚を優先すべしとの勢に屈する形で, 今年度も 30 兆円を超える赤字国債が発行された. 償還残高が対 GDP 比 140%に迫ろうと云うデッドゾーンから財政破綻を回避した類例を史上に求めるなら, 僅かに 19 世紀ナポレオン戦争後の英国 (1821 会計年度時点では対 GDP 比 290%) を挙げ得るだけで, 大緊縮財政を果敢に断行し国債償還に鋭意努めた日露戦争後の桂内閣の折りさえ対 GDP 比は 71% (1910 会計年度) であった [1]. 現下の恒久的財政赤字は, 公共投資を半減 (GDP の 4%に相当) し, かつ消費税率を倍の 10%に引き上げても (GDP の 2%に相当), 所謂, プライマリー収支均衡には届かず, 金利負担だけでも償還残高は増大し続ける. 現在の政治的混迷や社会システムの制度疲労

を視るとき, 如上の二者一方ですら到底実行は出来まい. 更に我々の前途には未曾有の少子化高齢化が待ち受けているのである.

公共投資の多くが建設関連事業に投下されている. 無論, これは就業人口 600 万人, 家族を含めると実に 1/5 の日本人が建設業で衣食している, との他の先進国には観られない特殊な産業構造に与って, 即効的ケインズ効果を期待する向きがあつてのことだが, 一方で建設公共事業が選挙との関連においてすぐれて強い政治的性格を有することは誰もが承知するところである. 不要不急の高速道路, 新幹線, 空港を次から次にこしらえ続ける所以はここにある. 政治にだけ責を帰すことも出来ない. それと凭れ合う構造を維持してきた建設産業界に「談合」と云う商習慣が存在することは半ば公然の秘密であった. 事実上国内で閉じられた建設業界に於て談合体質に加えて公共事業と云う名の税金投下が保証されれば, 業界に競争力が芽生える筈がない. これは, 次々章で述べる非ゼロ和ゲームが教えるところでもある.

本稿では、談合の数理モデルを提示しようと思う。

その背景には、一に上記した公共事業と談合とは切っても切り離せぬ関係にあることが挙げられる。また、談合は本来の健全な競争が阻害され社会に高コスト負担を迫る現象と理解されているが、これは見方を変え、競争的環境の中から創発してくる協調戦略と云う解釈が成り立ち、所謂、囚人のジレンマが示唆するところのゲーム論的観点からもきわめて興味深い考察対象である。本研究では、以上の背景から、談合の数理モデルを構築し、もって向後の公共事業のあり方に卑弱ながらも一貢献をなそうと云うものである。

談合の数理モデルとしては、Grannovetterの閾値モデル[2]を適用した島崎の研究[3]があるが、本稿の論点である“各入札参加者は自己の利害に応じて意志決定し、それが結果的に違法を敢為してまでも談合を創発させる”との基本的枠組みについては、顧慮されていない。

本稿3章以降で方法論として用いる枠組み、就中、ニューラルネットワークに遺伝的アルゴリズムを適用した学習メカニズムや情報エントロピーによる解析法は、川村ら[4]の研究を基礎にしたものである。

## 2. 談合の定義

本稿で云う談合とは、複数のエージェントが互いの協調のもとに、故意に高価格落札する状況を指す。具体的には、一社が競争的入札価格からすると高額の入札をし、残りの全社が明らかに落札し得るにないより高額の入札を行うことで、この一社に落札させる。さらに落札業者を持ち回りにして、フラットレートで見ると競争的入札行為が行われた場合より、全社が高収益を上げる状況を指すものとする。これは、いわば八百長(got-up)、やらせ(staging)により、本来、競争のためにある入札を骨抜きにしてしまう状況である。談合に至るには、当初互いに未交渉のエージェントは、コミュニティ内で暗黙裡に協調戦略を醸成させる必要がある。

## 3. モデル

入札にまつわるイベントの枝葉を捨象し、以下の単純化された状況を想定する。すなわち、 $N$ 社の業者エージェントが、入札、開札、工事受注、収益の改善、次回入札価格の意志決定を一巡とするクロニクルを繰り返すとする。

### 3.1. 入札

業者エージェント $i$ は、収益 $Bnfi$ [monetary unit]を基本属性値として有する。入札価格 $BP_i$ [monetary unit]は工事コスト $Cost$ [monetary unit]に $1$ [monetary unit]を加えた下限値、これに工事コストの $R$ 倍を加えた上限値

で決まる価格帯を $Istr-1$ 等分割した離散的価格を選択するものとする<sup>1)</sup>。工事コストに $1$ プラスして入札下限値とするのは、落札に際して最低利得は確保するとの意味である。入札価格は $[(Cost+1), (Cost+1+R \cdot Cost)]$ を $Istr-1$ 等分割した下位から $k$ 番目の価格 $BP_i(k)$ であり、以下で表される。

$$BP_i(k) = (Cost+1) + (k-1) \cdot \frac{R \cdot Cost}{Istr-1} \quad \dots(1)$$

ただし  $k=1 \sim Istr$

ここで、エージェント $i$ が $BP_i(k)$ を選択する確率 $p_i(k)$ は、 $Istr$ 個の離散的価格のうち下位から $k$ 番目を選択する確率であり、

$$o_k = \frac{1}{1 + \exp(-\sum_{j=1}^{N\_sense} w_{jk} \cdot s_j)} \quad \dots(2)$$

なるニューラルネットワークの出力 $o_k$  ( $1 \leq k \leq Istr$ )にルーレット選択を適用して求める。このニューラルネットワークは入力層と出力層からなる。ここで、 $N\_sense$ はエージェントのセンサー入力数(入力ユニット数)、 $s_j$  ( $1 \leq j \leq N\_sense$ )はセンサー入力、 $w_{jk}$ は入力ユニット $j$ から出力ユニット $k$ への重みを表す実数(結合係数)であり、出力ユニット数は $Istr$ である。結合係数 $w_{jk}$ の更新は、後述するように学習モードにより、一般化デルタ則による機械学習、もしくは遺伝的アルゴリズムによる進化学習をとる。

### 3.2. 業者選定および収益

入札の結果、もっとも低価格の業者が受注し、工事利益 $Pfi$ [monetary unit]を得る。工事利益は、落札価格と工事コストの差である。

$$Pfi = BP_i - Cost \quad \dots(3)$$

なお、同価格の入札があった場合には、そのうちからランダム選択により工事業者1社を決定する。工事利益を得た業者は、その全てを自己の収益増分とする。

$$\Delta Bnfi = Pfi \quad \dots(4)$$

### 3.3. 調教モード

確信的に談合を発生させるモードである。学習の過程で、入力信号に対して悪辣な談合(上限値より1ランク下で落札)を行う者とそれをアシストする者を明示的に強化する。

#### 3.3.1. 入力信号

$N\_sense=2$ とし、第1チャンネルには、 $N$ のうちランダムな1エージェントのみに $-1$ 、残余には1の信号

<sup>1)</sup> 一般に入札価格は斯様の離散値を採るものではなく、明らかに工事受注が期待できない(しかもし落札できれば儲けは大きい)上限価格と下限価格(本稿では考慮しないがときには採算割れ工事を敢為するとの意志決定がなされる場合もある)との間で何某かの確率分布に従う価格をとるだろう。 $R, Istr$ ともに大きければ、ここで仮定した離散的取り扱いとは現実に一致する。

を付与する。これは、暗に-1を与えられたエージェントには、次回入札で落札せよ、1を与えられたその他エージェントは譲れ、との”天の声”を与えていることになる。第2チャンネルはバイアスとして-1を与える。

### 3.3.2. 学習プロセス

“落札せよ”との天の声を受けたエージェントについては、入札最高価格から1ランク下の離散価格を選択した場合のみに報酬を与え、”譲れ”との天の声を受けた者については、最高価格を選択した場合のみ報酬を与える。教師信号が定義出来ることから、学習は一般化デルタ則による。

### 3.4. 天の声モード

天の声だけを付与し、談話が創発するかを観る。

#### 3.4.1. 入力信号

$N\_sense=1$ とし、 $N$ のうちランダムな1エージェントのみに第1チャンネルに-1を付与する。残余のエージェントには、第1チャンネルに1を与える。

#### 3.4.2. GAによる学習プロセス

$w_{jk}$ の進化計算は以下のプロセスに基づいて行う。進化の単位となる遺伝子は、入出力ユニットを結合する  $Istr \times N\_sense$  個の重みのベクトルある。遺伝子プールには  $n_p$  個の遺伝子が存在し、それぞれに対応する重み  $w_{jk}$  は[-5,5]でランダムに初期化されている。以下の手順で遺伝的アルゴリズムを適用する。

**Step1** 各エージェントは遺伝子プールから各々1個の遺伝子をランダムに選択し、 $Nest$  ステップ回入札を繰り返す(これを1クールとする)、後記する適合度を計測する。ここで  $N$  人のエージェントにより使用される遺伝子数は  $N$  個である。使用した遺伝子は使用済みプールに取りのけておく。尚、各エージェントは遺伝子プールを共有する。

**Step2** Step1を  $n_p/N$  クール、入札回数にして  $n_p/N*Nest$  回繰り返すことで、当初、遺伝子プールにあった全ての遺伝子は使用済み遺伝子プールに移され、それぞれについて適合度の計測が行われたことになる。これにより1世代は終了する。

**Step3** 使用済み遺伝子プールから適合度をもとにルーレット選択により、独立に2個の親遺伝子を選び出す。これらに交叉(交叉確率 0.25)、突然変異(突然変異確率 0.01)を施し、2個の子を作り出して、次世代の遺伝子プールにストックする。この作業を、次世代遺伝子プールの個体数が  $n_p$  個になるまで繰り返す。

#### 3.4.3. 適合度

適合度  $f_i$  について、まず以下の2概念を定義する。基本としては、現在と  $Nest$  ステップ以前の時点との収

益差をとる。

(1) 個人的利得最大化(エゴ指向);

$$f_{j,ego} \equiv Bnft_j|_{now} - Bnft_j|_{Nest\_ago} \quad \dots(5)$$

各エージェントは、他者のことは全く顧慮せず、自己の収益改善に直截に邁進する。

(2) 人工社会全体の利得を増大させ、かつ最貧者と最富者の格差を小さくする(協調指向);

$$f_{j,col} \equiv \sum_{i=1}^N [Bnft_i|_{now} - Bnft_i|_{Nest\_ago}] - \{ \underset{i \in N \text{ agents}}{\text{Max}} [Bnft_i|_{now} - Bnft_i|_{Nest\_ago}] - \underset{i \in N \text{ agents}}{\text{Min}} [Bnft_i|_{now} - Bnft_i|_{Nest\_ago}] \} \quad \dots(6)$$

第1項は、人工社会全体の収益増分を増やす方向に作用するが、このことは、例えば特定エージェントの一人勝ちの状況であっても達成される。そこで、第2項で drag force として、格差減少を助長する要素を加味している。

エゴ指向を経済的自由主義に喩えるなら、協調指向は共産主義に相当する。前者は、各エージェントで異なる値を取るが、後者は同一である。前記喩えの所以である。

本モデルでは、適合度とはいわば各入札参加業者の価値観、ないしは戦略の基本的枠組みに相当する。これを所与としてしまうことは、適合度によって間接的に暗示される状況がシミュレーション結果として表象するに過ぎなくなるおそれもある。そこで、各エージェントの最終的な適合度としては、エゴ指向と協調指向の重み平均として、(7)式を与える。

$$f_j \equiv w_{j,ego} \cdot f_{j,ego} + (1-w_{j,ego}) \cdot f_{j,col} \quad \dots(7)$$

$w_{j,ego}$  はエージェント  $j$  のエゴ指向を重視する重みであり、初期には各エージェントごとに [0,1] なるランダムな値を与えておく。以降、 $n_p/N*Nest$  回に至る入札ごとに  $w_{j,ego}$  の見直しを行う。これは、(7)式を目的変数にした動的最適化計算となる。(7)式はこのモデルの適合度そのものを定義するメタルールである。

### 3.5. 環境情報モード

天の声に替わって環境に関する情報を付与したとき談話が創発するかを観る。学習プロセス、適合度は天の声モードと同様で、入力信号のみ異なる。すなわち、 $N\_sense=1$  とし、各エージェントには収益順位を付与する。

## 4. 数値実験条件

1回のエピソードでは、前章で述べた計算手続きを500世代にわたって繰り返し、これを1試行とする。従って、1試行のシミュレーションでは  $500 * n_p / N * Nest$

回の入札イベントが生起することになる。

エージェント数  $N=5$ ,  $Istr=10$ ,  $Cost=1000$ [monetary unit],  $R=0.05$ ,  $n_p=60$ ,  $Nest=10$  とする。これらのパラメータは恣意的に定めたものである。

各ケースは 1000 試行繰り返し、以下の解析結果は 1000 試行のアンサンブル平均による。

## 5. 結果及び考察

図 1 は調教モードにおける入力信号別にした落札率及び入札価格の推移、図 2 は入力信号のもつ情報量の推移である。学習がほぼ完全に達成され、付与信号によって落札する者とそれをアシストする者との役割分担されている。獲る場合は最高値の 1 ランク下で、譲る場合は最高値を入札していることが確認出来る (図示はしないが図 5 同様に描いたグラフから両者はほぼ 1 に近い確率で入札時の行動選択をしている)。付与信号に盲従することを学習したわけだから、当然の帰趨である。これは、悪意に富んだ者が業者コミュニティを差配するような機能を担えば、談合は完全な形でない得るとの比喩である。

図 3 は天の声モードにおけるエージェント平均入札価格、適合度、エゴ指向重みの推移、図 4 は図 2 同様、情報量推移である。図 5 は 500 世代目における入力信号別にしたエージェントの行動選択確率、図 6 は図 1 同様、入力信号別の入札価格、落札率の推移である。

また、図 7 から図 10 は環境情報モードについて同様に示したグラフである。

調教モードほど明然ではないが天の声モードでも、

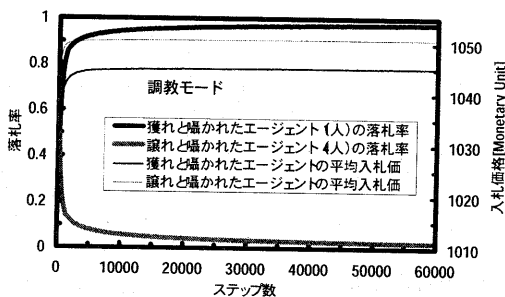


図 1 調教モードにおける落札率と入札価格の推移

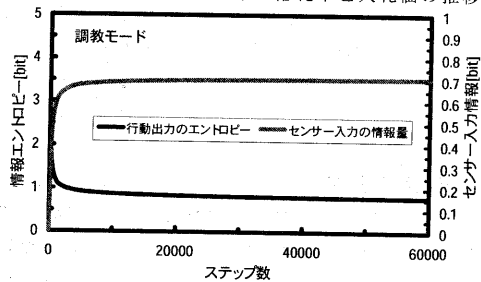


図 2 調教モードにおける情報量の推移

入力信号による役割分担が生じている (図 5)。しかし、入札価格まで具体的な指示はなされないから、獲れと囁かれた者は比較低値で、譲れと囁かれた者は比較高値

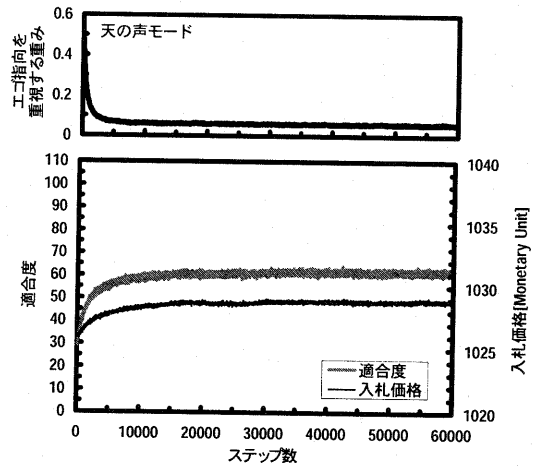


図 3 天の声モードにおけるエージェント平均入札価格、適合度、エゴ指数重みの推移

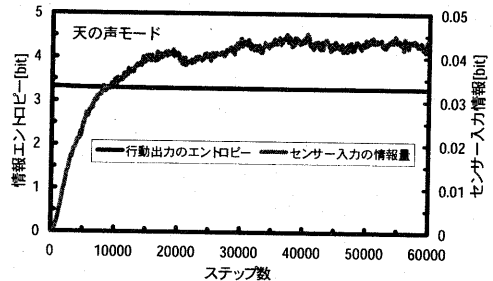


図 4 天の声モードにおける情報量の推移

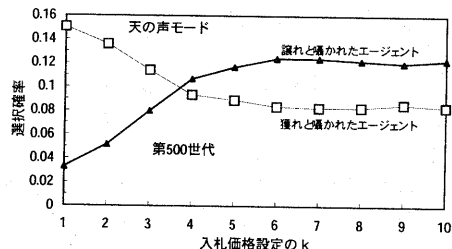


図 5 天の声モードにおける行動選択確率

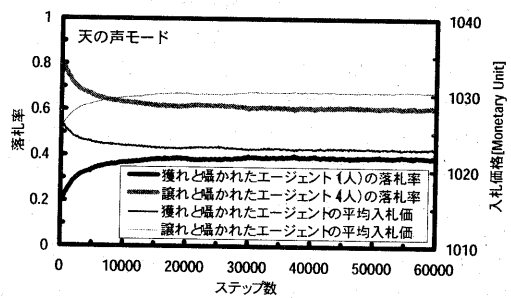


図 6 天の声モードにおける落札率と入札価格の推移

で入札する(成る可く獲れの者が落札するように). このため, 入札価の平均でみると, 次段で述べる環境情報モードより低価に止まり, 談合の実効が挙がらない

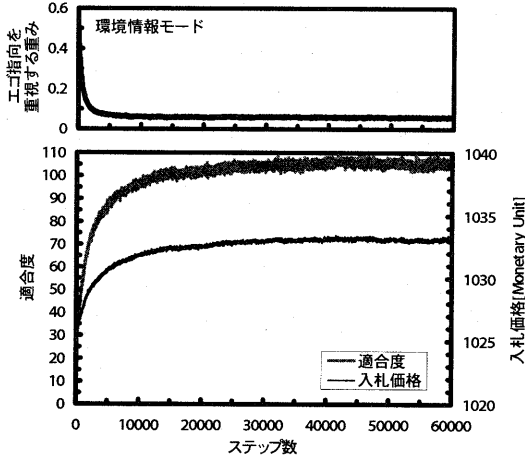


図7 環境情報モードにおけるエージェント平均入札価, 適合度, エゴ指数重みの推移

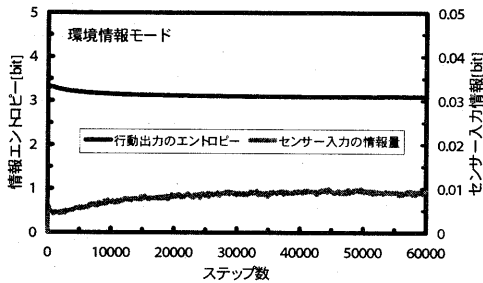


図8 環境情報モードにおける情報量の推移

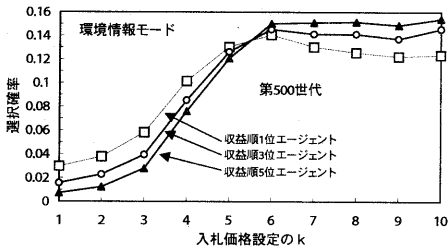


図9 環境情報モードにおける行動選択確

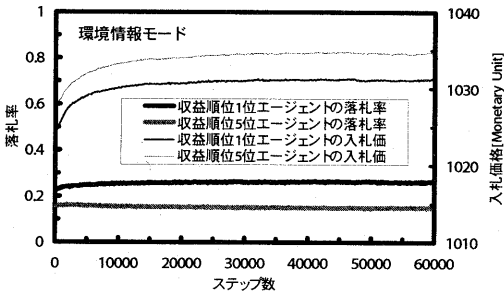


図10 環境情報モードにおける落札率と入札価の推移

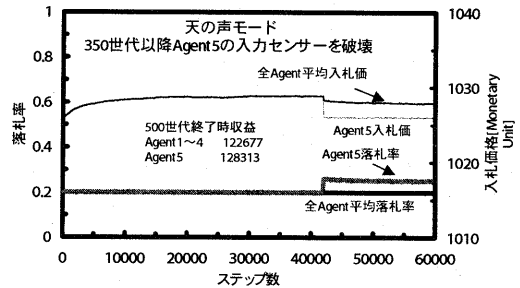


図11 入力センサー破壊の影響

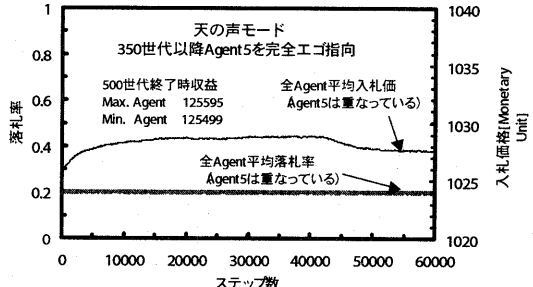


図12 エゴ指向の影響

との皮肉な結果になっている. また, 役割分担は比較的明瞭とは云え完全でないから, 譲る者が落札してしまう過誤も残る(図6). このため, 調教モードほどに入力信号の情報量は高くない.

対して環境情報モードでは, 収益順1位は比較低価の入札でやや高い落札率(セコ手指向), 収益順5位は比較高価入札でやや低い落札率(一発狙い)により(図9, 図10), 結果として貧富差が少ない社会が実現されている様子がうかがえるが, 何れにしろ天の声モードほど入力情報の意味は大きくなく(図8), 創発した役割分担も明確でない. しかし, 図7より分かるように平均入札価は天の声モードより高価であり, 効率的な談合状況が現出しているのである.

これは, 社会の価値観として協調指向が共有される(図3, 図7よりエゴ指向は早々に駆逐される)とコミュニティ全体の利得増進と貧富差の解消が第一義に据えられるから, 適否は措いておいて, 兎も角, みな高価入札をなし, あとは場のランダムネスに任せて, 各人が自分の番が回ってくるのを待ち, それが結果的にはうまくいっていると云うことである. 線言すると, 役割分担の創発はどうでもよく, 適合度に引っ張られて皆が高値応札し(図5と図9でk大の確率に注目), ランダムに回ってくる落札で暴利を貪っている, と云うのが環境情報モードなのである. 従って, 付与される情報はあまり大きな意味を持たない<sup>2)</sup>.

役割分担を背景にした談合(天の声モード)と社会

<sup>2)</sup> 収益順位に代わって1から5のランダムな整数を入力情報として付与しても入札価格の高騰が発生する.

的価値観が共有されたことで未失の故意的に創発した談合（環境情報モード）との対比は、Hauserの言説を借りるならば、「意図的な欺き」と「機能的な欺き」[5]とでも云うべきものである。

図 11, 図 12 は天の声モードの途中 350 世代目(42000 ステップ)でそれぞれ Agent5 の入力センサーを破壊, Agent5 を完全エゴ指向にしたケースである。後者では, エゴ指向に基づき成立していた談合コミュニティを破って, 低値入札し始めた Agent5 に他者も引きずられているのに対し, 前者は Agent5 が一人勝ちしている。盲目となった Agent5 はランダムに振る舞う一方, 他者は未だ学習機構が温存されているが故である。

## 6. 結言

談合の数理モデルを提示し, 数値実験結果について論じた。学習方法, 付与情報, 適合度の定義によって意図的談合と機能的談合が現出することを確認した。

### 補注

天の声モード, 環境情報モードで,  $N\_sense=2$  として第 2 チャンネルにバイアスを付与した場合も検討したが, 特に前者の役割分担の創発は図 5 の方が優良であったため, 本文では  $N\_sense=1$  のみ示した。

### 謝辞

本研究の一部は科研費萌芽研究 (#14658122), 基盤研究 (#14205087) による。関係各位に記して謝意を表する。

### 参考文献

- [1] 富田俊基, 日本国債の研究, 東洋経済新報社, 東京, 2001.
- [2] 島崎敏一, “閾値モデルによる談合の成立可能性の分析”, 建設マネジメント論文集, vol.5, 1997 (web から DL 可)
- [3] M.Granovetter, R. Soong, “Threshold models of Diffusion and Collective Behavior”, J. of Mathematical Sociology, Vol.9, pp.165-179, 1983
- [4] 川村秀憲, 山本雅人, 大内東, “外部観測に基づく進化的フェロモンコミュニケーションの評価と群知能の創発現象に関する研究”, 計測自動制御学会論文集, 37(5), pp.455-464, 2001
- [5] M.D.Hauser, “The evolution of communication”, MIT Press, Cambridge, 1996