

ネットワーク社会ゲーム

内山 広治[†] 佐藤 浩[†] 生天目 章[‡]

[†] 防衛大学校 情報数理学科 〒239-8686 神奈川県横須賀市走水 1-10-20

E-mail: † {g41042, hsato, nama}@nda.ac.jp

あらまし 近年、市場メカニズムを用いた資源配分問題解決法やマルチエージェント・シミュレーションによる社会制度にアプローチに関する研究が注目を集めている。

本研究では、ネットワークを介して、さまざまな社会ゲームを実験するための環境を構築した。特に、被験者（またはエージェント）に対し、どのような情報を提供することで、望ましい集合行為を導くことができるかに関する実験結果について報告する。

キーワード 人間参加型のシミュレーション (ゲーミング・シミュレーション)、市場メカニズム、情報による振る舞いの変化

Network Social Game

Koji UCHIYAMA[†] Hiroshi SATO[†] and Akira NAMATAME[‡]

[†] Dept. of Computer Science, National Defense Academy

1-10-20 Hashirimizu, Yokosuka-shi, Kanagawa 239-8686, JAPAN

E-mail: † {g41042, hsato, nama}@nda.ac.jp

Abstract In recent years, the research, which is about the solution of resource distribution problem and the approach to the social system using the market mechanism, attracts attention.

In this research, we make the environment for experimenting in various social games in network. Especially we report the experiment result, which is about what kind of information lead the market to desirable condition.

Keyword Human Participate in Simulation (Gaming Simulation), Market Mechanism, Behavior based on Information

1. 研究の背景

20世紀末から日本でも自由化、規制緩和などをうけて、電力、ガス、電波などさまざまな市場が設計されようとしている。しかし、それらの特性の応じた市場の設計は非常に困難なものである。我々が生活を営んでいく上で、環境に応じた新しい制度を作り出していくことは欠かすことのできないものである。しかしながら、どのようにして効率・効果的な制度を作り出せばよいかに関して、今のところ明確な解答はない。というのは、その新しい制度の下での振る舞いに関して過去のデータがないため、その効果を計る手段がないからである。

このような状況を打破するために、実際に人間に参加してもらう形式のシミュレーション、いわゆる実験経済学の研究[3]がなされ、U-Mart[4]といった興味深い研究も生まれている。実験経済学は、新しい制度をシミュレーション環境で実現し、制度設計者がコントロールする環境の中で、制度と被験者の振る舞いの関

係を確認して、新しい制度を作り出していく手法である。このような実験を用いた手法を用いることで、一つの制度を多角的にしかも現実社会の複雑性をも考慮に入れて考察することができる。

近年、地球環境問題や資源配分問題が注目されている。特に、限られた資源をいかにして有効配分するかという問題[1]には、さまざまなアプローチが試みられてきた。本研究では、現実社会の複雑性をモデル化した市場メカニズムに基づくアプローチ[2]に着目をする。そして、ある市場ルールの下で被験者がどのような振る舞いをするかを確認するという実験経済学の手法を導入する。特に、ネットワークを介した市場環境を構築して、被験者に対しどのような情報を提供することで、望ましい集合行為を導くことができるかに関する実験結果について報告する。また、人間とマシン・エージェントの混在する市場の動きにおいて、合理的な動作をするマシン・エージェントによって実際に人間がとる行動を望ましい方向に導くことができるか考

察する。

2. 市場メカニズムに基づく市場のルール設定

実験環境の構築に先立ち、複数の合理的なエージェントが市場を通して資源の獲得や供給を行なう資源配分問題を定式化し、市場ルールの下での合理的な動作を求めることにする。

2.1. 市場指向プログラミングの概要

市場指向プログラミング[5]は、自律した計算主体である複数のエージェントから構成され、市場メカニズムの下でのマルチ・エージェントによる計算プロセスのことをいう。エージェントは、市場価格に依存した自らの利得を最適にするための動作を自らの経験や合理的な計算に基づき決定する。市場は、市場ルールの要素のひとつであるコスト係数及びエージェントの動作により変動する一組の市場価格をもつ。市場は価格ルールとして、各エージェントが次の行動を決める際に、その行動に応じた市場価格を付与する役割をもつ。

各エージェントは、市場を通して資源を獲得または供給する。その際の市場メカニズムに基づく市場価格決定ルールは、市場により決められる。以上のような市場価格を媒体とするマルチ・エージェントの行動の概念図を図 2.1 に示す。市場メカニズムによって決定された価格は、個別化された市場価格として各エージェントにフィードバックされる。各エージェントは、その市場価格と自己の行動から導かれた利得を多く得るように行動を逐次適応させていくが、そのことで市場に、ある均衡状態が実現することになる。

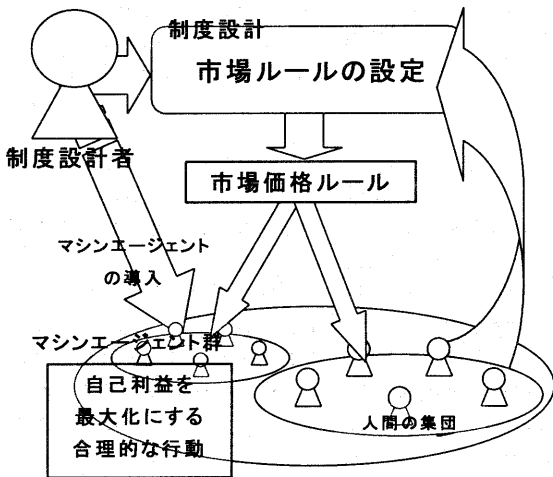


図 2.1 市場指向プログラミングの概念図

このような市場価格を決定する市場ルールが存在することで、各エージェントは他エージェントとの間

に存在する相互依存関係をまったく考慮することはない。自らの判断や効用関数に基づく合理的な動作をすることにより動作を決定するだけでよい。そのような性質をもつことにより、大規模な資源配分を分権的な方法で行なうための市場指向プログラミングがモデル化できる。

2.2. 市場ルール

各エージェントがとる動作は、市場ルールによって決定される市場価格に反映される。生産者同士による経済活動が、相互に影響を及ぼしあう市場のことを経済学では寡占市場という。また、無限に近い数の売り手と買い手が存在するために、市場に参加する売り手や買い手が市場で成立している価格を変えるほどの大きな影響力を持たない場合の市場を完全競争市場という。本研究では、比較的中規模な数の主体で構成され、各主体の経済活動が他の主体の市場価格に対し少なからぬ影響を及ぼしあうような市場を前提としたマルチ・エージェントの経済活動を扱うことにする[6]。

ここで、市場の下、個々に独立した経済活動をする n 人のエージェント集団 $G = \{A_i : 1 \leq i \leq n\}$ を考える。

エージェント $A_i \in G$ の動作を x_i , $1 \leq i \leq n$ で表し、また市場価格 (市場ルール) を、他のエージェントの動作 $x(i) = (x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n)$ にも依存した次の 1 次関数で与える。

$$P_i \{x_i, x(i)\} = a_i - \sum_{j=1}^n b_{ij} x_j \quad (2.1)$$

(2.1) 式より、他エージェントから影響は市場価格を通じて間接的に受けることになる。そして、 a_i を市場の価格初期値、 b_{ij} ($i, j = 1, 2, \dots, n$) を市場がルール設定のために設定するコスト係数とする。

2.3. エージェントの効用関数

市場においては、各エージェントの市場価格は他のエージェントのとる動作に依存し、同様に自己の動作も他のエージェントの市場価格に影響を及ぼすことになる。そして、各エージェントの利得関数は、他のエージェントの動作 (以下、戦略ともいう) の関数として表される。そして、市場における各エージェント A_i の利得関数を次のように表す。

$$U_i \{x_i, x(i)\} \quad (2.2)$$

各エージェントの市場ルールを(2.1)式で与えたとき、各エージェントの利得関数を次の 2 次関数で与える。

$$\begin{aligned}
 U_i\{x_i, x(i)\} &= x_i P_i\{x_i, x(i)\} \\
 &= x_i (a_i - \sum_{j=1}^n b_{ij} x_j)
 \end{aligned}
 \tag{2.3}$$

3. マシン・エージェントの合理的な適応動作

この市場ルールの下で、市場を構成する被験者に対して、どのような情報を提供するのかわによってさまざまな市場動向が予想される。市場ルールの操作によって安定な市場均衡を導き、市場を構成するエージェントがより高い利得を獲得するためには、被験者に提供する情報が重要になる。しかし、知っている情報を闇雲に公開すればいいという方法では効果がない上、むしろ混乱さえ生みかねない。

そこで、被験者の行動決定に資するために理論上の最適行動を提供する。本節では、市場ルールに基づく均衡解を導出し、その適応動作によって市場を均衡状態に導くことができるか考察する。

3.1. 市場ルールの下での均衡解

ここで、自己のもつ選好基準にしたがい、複数の選好対象の中から最良のものを選択する自律したエージェントが自らの合理的な動作を決定するプロセスを定式化する[7][8]。本研究の市場における、合理的な動作の決定要領は相互に相手のとる動作を推察・予想しながら、各エージェントは自分の利得関数を最適にすることで自己の動作を決定する必要がある。

(2.3)式で与えられる利得関数をもつエージェント A_i の合理的な動作は、

$$\max_{x_i} U_i \tag{3.1}$$

として定式化され、次の方程式の解を求めればよい。

$$\frac{\partial U_i}{\partial x_i} = M_i\{x_i, x(i)\} = 0 \quad i = 1, 2, \dots, n \tag{3.2}$$

ここで $M_i\{x_i, x(i)\}$ を、エージェント A_i の限界利得関数という。(2.3)式より限界利得関数は、次のように求めることができる。

$$\begin{aligned}
 M_i\{x_i, x(i)\} &= P_i\{x_i, x(i)\} + x_i \partial P_i\{x_i, x(i)\} / \partial x_i \\
 &= a_i - \sum_{j=1}^n b_{ji} x_j - b_{ii} x_i \quad i = 1, 2, \dots, n
 \end{aligned}
 \tag{3.3}$$

このことから、(3.3)式が正の値をとる場合には、利得をさらに増加させることが期待できるので、自己の動作を増大させる。しかし、それが負の値をとる場合には、自己の動作は最適なレベルよりも高いことから、それを低くすることが望ましい。このことから、時点 t における各エージェントが次の時点での動作を定めるプロセスを以下のように定式化する。

$$\begin{aligned}
 \text{if } M_i\{x_i, x(i)\} > 0 & \quad x_i(t+1) := x_i(t) + \delta_i \\
 \text{if } M_i\{x_i, x(i)\} < 0 & \quad x_i(t+1) := x_i(t) - \delta_i
 \end{aligned}
 \tag{3.4}$$

(3.3)式の限界利得関数を利用すると、上式の適応プロセスは次のように表すことができる。

$$\begin{aligned}
 x_i(t+1) - x_i(t) &= (\alpha_i / b_{ij}) M_i\{x_i(t), x_i(t)\} \\
 &= (\alpha_i / b_{ij}) \{P_i(t) - b_{ij} x_i(t)\}
 \end{aligned}
 \tag{3.5}$$

ここで、 α_i 、($0 \leq \alpha_i \leq 1$) は、エージェント A_i の適応速度という。(3.5)式を整理することで、次式を得る。

$$x_i(t+1) = (\alpha_i / b_{ij}) P_i(t) + (1 - \alpha_i) x_i(t) \tag{3.6}$$

したがってエージェント A_i は、時点 t での市場価格 $P_i(t)$ と自己の行為 $x_i(t)$ に基づき、次の時点 $t+1$ での動作を決定する。以上の適応プロセスにより、各エージェントは市場価格に対して自己の行為を適応することになる。この適応プロセスを市場価格に基づく適応モデルと呼ぶことにし、その概念図を図 3.1 に示す。

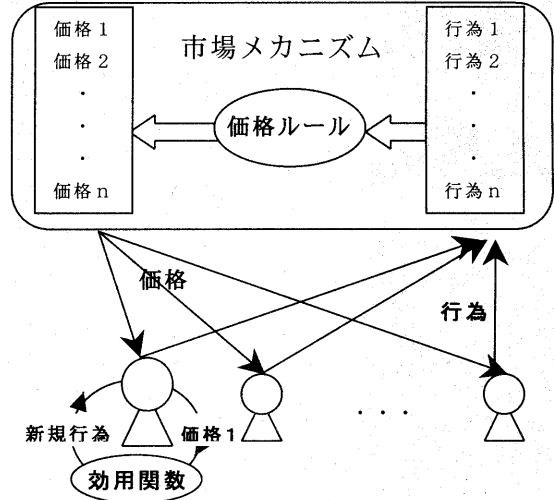


図 3.1 市場価格に基づく適応モデル

3.2. 市場価格に基づく適応プロセス

本節では、市場価格に基づく適応動作をするマシンエージェントのみによって構成される市場の状況をシミュレーションによって示す。シミュレーションは、被験者と同じ環境を作るため 3 種類の適応速度を持つマシンエージェントにより構成される市場で行なった。シミュレーションに参加したマシンエージェントの適応速度は、0.1、0.4、0.7 と設定した。

図 3.2 は、市場価格への適応速度が異なるエージェ

ントが集まる市場においても早い段階で市場が安定していることを示している。このことから、マシンエージェントの適応行動は異種のエージェントが構成する市場であっても最適な市場均衡を得ることができることがわかる。

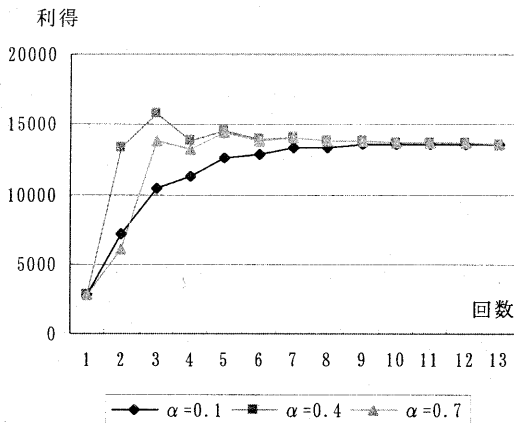


図 3.2 異種のマシンエージェントの利得

4. 実装及びシミュレーション結果

前節では、市場ルールに基づく適応動作をするマシンエージェントが市場均衡状態を導き出すことができることを示した。しかし、実際に人間が参加する環境で、ほぼ同じ結果が起こるとは限らない。例えば、市場価格が下がると予想する人々が多いならば、次の行動量は少なくなるだろう。この予想が当たれば良いのだが、周りがある反応をしたために一部の人が大きな利益を上げるという事象も起きる。このように、被験者の心理的な要因も分析対象となるが、ここでは情報による被験者の動向を分析対象とする。

そこで、市場ルールの下でネットワークを介して被験者である人間が参加できるシミュレーション環境を構築した。その概要を図 4.1 に示す。

シミュレーションに参加する人は、市場からもたらされる情報やシミュレーションに参加して得た経験などによって次の行動を決定し、自らの利得を獲得する。

本研究においては、どのような情報を提供することで、望ましい集合行為を導くことができるかに関する実験を行なった。

本実験における市場環境は次のとおりである。

1 市場ルール

$$a_i = 300$$

$$b_{ij} = 0.02 \quad (i \neq j), \quad b_{ii} = 1$$

2 被験者： 29名

3 取引回数： 10回

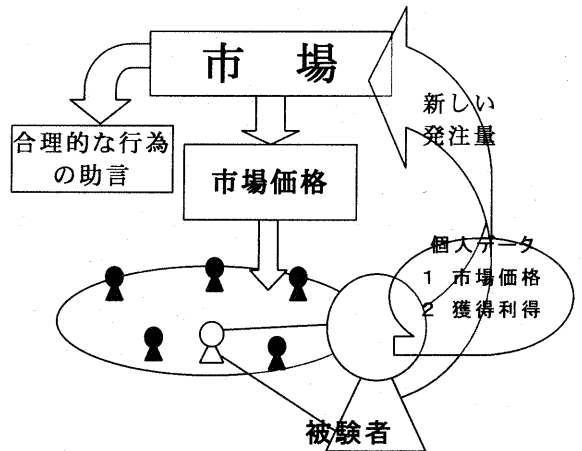


図 4.1 シミュレーションモデル

被験者への情報提供要領により次の3ケースに実験を区分し、それぞれにおける各人の利得の変化を見る。

(ケース1) 市場からの助言がない場合

(ケース2) 市場から推奨量の助言があった場合

(ケース3) 人間とマシン・エージェントの混在
推奨量はマシンエージェントの行動基準として与えられる均衡解を提供したものである。

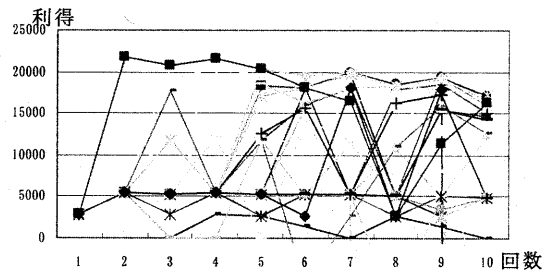
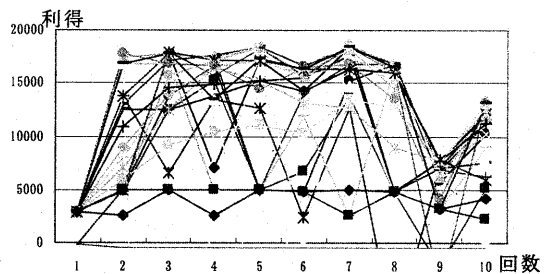


図 4.2 ケース1：助言がなかった場合の利得の推移 (情報提供がなかった場合)



ここで、図 4.4 から市場全体の獲得利得を見ると、暴落によるダウンはあったが、10回の取引を通じて情報が提供された方が高い利得を得ていることがわかる。

人は市場価格に応じて獲得利得を増やそうとして行動量を変化させるが、これらのケース実験から、その行動決定のための基準となる情報提供が、市場の安定と各人の獲得利得の増加に役立ったといえる。また、今回は推奨量の提供のみであったが、利得の最大獲得者・最小獲得者の行動量といった情報の提供要領が考えられる。しかし、過度の情報提供はプライバシーの問題等にもつながっていくことであるので、市場側として市場の安定や発展のためにどのような情報を提供すべきかを考えていかななくてはならない。

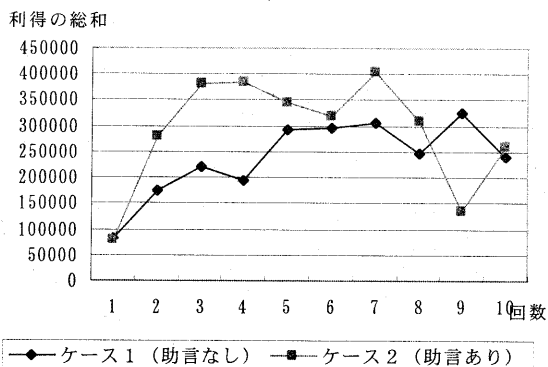


図 4.4 ケース1とケース2の下で利得の総和の推移

5. 人間とマシンエージェントが混在する市場での実験

5.1. マシンエージェントの市場参加

これまで、人間が参加した市場及びマシンエージェントが構成した市場を取り上げてきた。人間のみが参加する市場においては、適切な情報を提供することにより参加者はより多くの利得を獲得して市場も安定することがわかった。しかしながら、寡占市場であるがゆえに被験者一人の行動量が市場の暴落を招いてしまう状況も生起する。そこで本節においては、被験者が構成する市場にマシンエージェントを参加させることで、各人がより均衡解に近い利得を獲得して市場の安定を図ることが可能かどうか検証する。

5.2. シミュレーション

人間のみによって構成される市場と同一条件の下、被験者と同数のマシンエージェントが参加した市場環境においてシミュレーションを行なった。以下にシミュレーションの条件を示す。

1 参加数

- (1) 被験者： 29名

- (2) マシンエージェント： 30
- 2 被験者に公開する情報

- (1) 推奨行動量
- (2) 最大・最小獲得利得

3 適応速度

- (1) 被験者： 人間だけの市場と同一
- (2) マシンエージェント： 0.1で統一

図 5.1 から、マシンエージェントの参加により、各人の獲得利得が安定していることがわかる。また、大半の人がマシンエージェントの倍近い利得を獲得していることがわかった。その原因は、最適行動の決定プロセスにある。マシンエージェントは他の参加者が次も同一の行動をするということを前提として行動を最適化するためである。そのため、行動決定の基準とはなるが、次の段階では必ずしも最適解とはならないのである。

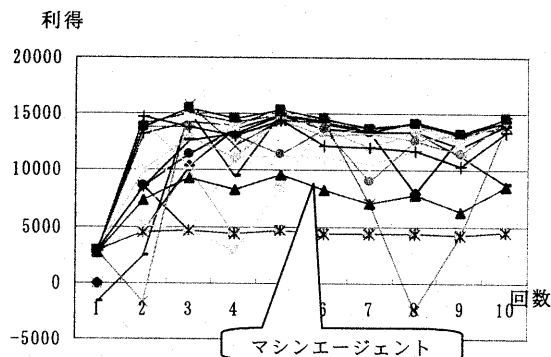


図 5.1 獲得利得の変化

図 5.2 は被験者の実際の行動量と推奨された行動量の差を表したものである。実験開始時では、推奨量に従う人、自分の判断等で行動を決定する人がいたが、推奨量と行動量の差が少なくなっていることから、推奨量を基準に取引を進めていっているといえる。すなわち、公開された情報が市場の安定に十分寄与していたことがわかった。

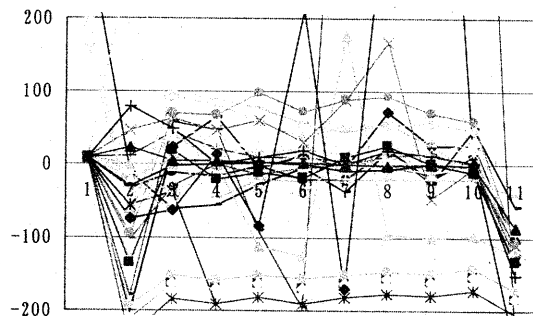


図 5.2 実際の行動量と推奨された行動量との差

図 5.2 実際の行動量と推奨された行動量との差
 また、図 5.3 は各回で推奨された行動量と被験者の行動量の差が 30 以内のものを助言に従ったとして、その人数を数えたものである。各回において約半数の人が推奨された行動量を参考に自分の行動量を決定していたことがわかる。そして、マシンエージェントの混在した市場において利得の総和が最大であった被験者のデータを見ると、ほぼ推奨量に従っていたこともわかった。

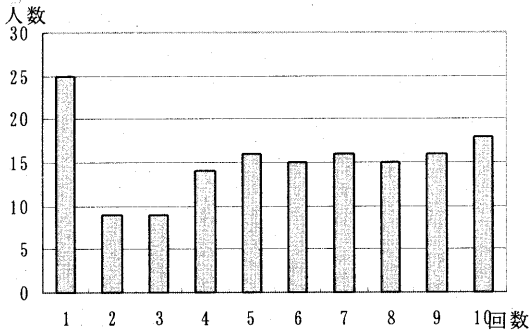


図 5.3 助言に従った人数 (被験者 29 名)

6. 結論・考察

本研究において、実験経済学的手法を取り入れて、市場ルールの下で市場に参加する人間が情報によってどのような振る舞いを見せるかについて考察した。そして、情報公開がない時よりも推奨量という判断基準となる情報の公開により、市場の安定化及び各人の獲得利得の増加を図れることがわかった。マシン・エージェントは自らの効用関数の最適化からより高い利得を得るための行動を決定するが、人間には自分の判断といったものしかない。そういった人間が行動を決定するためには、判断基準となる情報の存在が必要不可欠である。

また、現実社会でも政府の発言や有力者のちょっとした発言、そして事件などによって簡単に株価は暴落したりするが、本実験においてもたびたび市場が暴落するといった事象が生じた。これは、市場参加者が能力以上の行動を行なおうとした時に起こるもので、人間のみの参加の市場では必ずといっていいほど起きるものである。そこで本実験においては、合理的行動をとるマシンエージェントを市場に参加させて市場のより強固な安定化を図った。結果は、図 4.1 や図 5.1 のように市場の暴落を防ぐまでにはいたらなかったが、暴落の度合いは小さく抑えられ、なりより各人の利得の安定獲得という成果を得た。また、マシン・エージェントの最適行動決定ルールも人間参加型の不動状況

下では必ずしも適しているとはいえないので、市場の状況に応じて自らの市場価格への適応速度を変化させたりするような学習機能を持たせるような工夫も必要である。そうすることで市場の安定や獲得利得の向上のような効果が得られると考える。

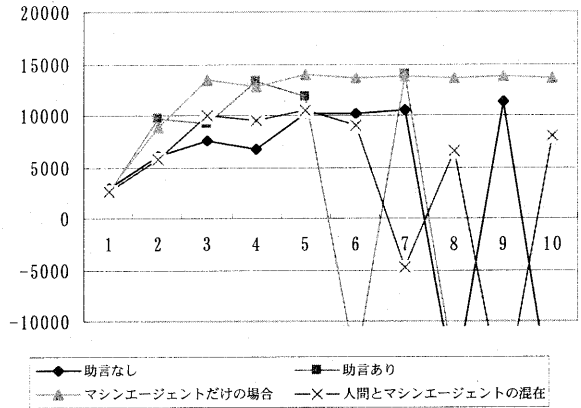


図 6.1 各実験での平均利得の比較

7. おわりに

本研究において、被験者参加型の実験を試みたが、実際にデータとして得られたものが限られたものしかなく、被験者に対してどのような情報を提供することかについての検証が十分ではない。今後の課題として、最大・最小利得獲得者の行動の提供など、被験者が次の行動決定の判断の資となるような情報の公開の下での実験を行なう必要がある。

文 献

- [1] S.H. Clearwater (Ed.), Market-Based Control, A Paradigm for Distributed Resource Allocation, World Scientific, 1996
- [2] M.P. Wellman, A Market-Oriented Programming Environment and Its Application to Distributed Multicommodity Flow Problems, Journal of Artificial Intelligence Research, vol.1 pp.1-22, 1993
- [3] 西條辰義, 制度設計工学のすすめ, 学際 No.2, pp.27-36, 2001.8
- [4] 佐藤浩, 久保正男, 福本力也, 廣岡康雄, 生天目章, 人口市場のシステム構造, 人工知能学会誌, Vol.15, No.6, pp.974-981, 2000
- [5] 石田亨, 片桐泰弘, 桑原和弘, 分散人工知能, コロナ社, 1996
- [6] 佐々木隆師, 生天目章, 市場メカニズムと分権型計算, 電子情報学会論文誌 D-I, vol.J81-D-I, No.5, pp.548-555, 1998
- [7] A.Kirman, M.Salmon, Learning and Rationality in Economics, Blackwell, 1995
- [8] G.M.P.O'Hare, N.R.Jennings, Foundations of Distributed Artificial Intelligence, Wiley-Interscience, 1996