

## 経済学的合理性とエージェントシミュレーション

和泉 潔†

† 産業技術総合研究所 サイバーアシスト研究センター  
〒135-0064 東京都江東区青海 2-41-6  
E-mail: jkiyoshi@ni.aist.go.jp

あらまし 本研究では、マイノリティーゲームと呼ばれるゲーム理論的な状況を題材にして、効率性と正確さの異なるエージェントを3種類用意して、獲得した利得の比較を行った。その結果、環境の挙動の複雑度が低いときは、他人モデルの学習スピードが遅いときに少ない情報で単純な学習を行うエージェントの利得が高く、速いときには全ての情報を使って正確な学習を行うエージェントの利得が高かった。しかし、環境変化の複雑度が高くなるにつれ、中間的な効率性と正確さの学習を行うエージェントの利得が高くなった。

キーワード マイノリティーゲーム、複雑性、マルチエージェントシステム、学習

## Rationarity and multiagent simulation

Kiyoshi IZUMI†

† Cyber Assist Research Center, AIST  
2-41-6 Aomi, Koto-ku, Tokyo, 135-0064 Japan  
E-mail: jkiyoshi@ni.aist.go.jp

**Abstract** In this paper, we constructed three types of agents, which are different in efficiency and accuracy of learning. They were compared using acquired payoff in a game-theoretic situation that is called Minority game. As a result, when the complexity of environmental change is low and the learning speed of others' models is high, agents that used simpler learning method with little information got higher payoff, and when the learning speed of others' models is low, agents that used accurate learning method with full information got higher payoff. When the complexity of environmental change is higher, agents that used intermediate learning method got higher payoff.

**Key words** Minority game, Complexity, Multiagent systems, Learning

### 1. はじめに

#### 1.1 人間にはなぜ知能があるのか?

今回はまず大きな話から入ってみよう。「人間にはなぜ知能があるのか?」という問いは、究極的な問題であり、もし答えがあったとしても、簡単には答えられないだろう。そこで、本研究では次のように問題の形を変えて考えてみよう。

人間にはなぜ知能があるのか?

↓

「知能」= 知識と、知識を使って推論する能力。

「ある」= 存在を仮定する。

↓

人間が他人モデルまたは自分モデルを作る際に、なぜ知識とそれを使って推論する能力を持っていると仮定すると良いのか。

つまり本研究で知りたいことは、「他人の思考をモデル化して表象として持つことは、どうやった状況で有利なのか。」ということであり、それがうまく説明できるようになれば、他人に対して知能を仮定するように自分に対しても知能を仮定することができるようになるというように、知能の創発の解明への一歩になるだろう。

#### 1.2 アイディアの骨格

それでは、他人に対して、情報を処理して内部状態を更新して行動を決定する能力があると仮定した方が有利になるような条件は何か? おそらく、キモになる条件は次の2つであろうと本研究では考える。

- 推論・学習へのタイムプレッシャー、意思決定の非同期性
- 相互作用から生じる内生的な複雑さ。

より具体的には、他人モデルを構成する際に、以下の3つの条件があると、推論能力を持たせたモデルを構成するのが、適応度が高いと間挙げている。

(1) 環境が変動する。→ そのままの学習の必要性。自分の心的モデルを変化させなければ、適応できない。

しかし、これだけでは他人を見ない可能性がある。経済学の合理的期待仮説のように。

(2) プレーヤーたちの持っている心的モデルが非均質的。→ 他人情報を学習に取り込む必要性。

しかし、これだけでは、他人の行動の結果のみしか見なくて、推論能力を持つような他人モデルを作らないかも知れない。普通の人工生命 (Artificial Ants など) や多くのゲーム理論などのように。

(3) タイムプレッシャーの存在。意思決定の非同期性。→ 推論能力を持つような他人モデルを作ることが適応的。

特に最後の 2 つの条件が、従来の古典的な経済モデルとは全く仮定が異なる条件である。

### 1.3 情報を使うのはタダではない

今までの古典的な経済モデルでは、参加者が行動を決定するまでの推論にはいくらでも時間をかけて良かった。つまり時刻  $t$  から時刻  $t+1$  に変わる間に無限に時間をかけて考えた結果を、すべてのプレイヤーが時刻  $t+1$  で一斉に「セーの、ドン」で手の内を見せるというような状況である。すなわち、情報を使って学習を行うことの効率性は、全くと言って良いほど考慮されてきていなかった。そのため、経済学的な合理性とは、利用可能な全ての情報を使えるだけ使って、じっくりと時間をかけて学習を行うのが良いという暗黙の仮定が前提となっていることが多い。もし、学習にも、行動と同じようにかかる時間が問題となるような状況であったら、効率の良い学習方法が適応的になるだろう。

それでは、効率の良い学習方法とはどういったものが考えられるのだろうか？ ゲーム理論の分野では、囚人のジレンマゲームと呼ばれる状況ではしつぱ返しと呼ばれる戦略が適応的なことがあった [2]。しつぱ返し戦略とは一つ前の他人の行動を真似て次に同じ行動を自分も行う戦略のことである。言い換えると他人の行動への寄生である。これも一種の効率の良い学習方法である。しかし、もし環境の変化がもっと複雑なものであったら、単純に他人の行動だけを真似る学習方法ではうまくいかず、こういった条件の時にこういった行動を行うという他人の戦略を真似るほうがうまくいくかもしれない。つまり他人の戦略への寄生である。

他人の戦略への寄生を行うためには、他人に対して、情報を処理して内部状態を更新して行動を決定する能力があるということ仮定しないと、他人の戦略を推定することができない。

これまでの議論をまとめると、次のような本研究の仮説になる。

### 1.4 仮説

本研究の仮説は次のようになる。

他人に対して、情報を処理して内部状態を更新して行動を決定する能力があるということ仮定することは、環境変化の複雑さと学習に対するタイムプレッシャーの 2 つの条件から創発した。

本研究では、この仮説を調べるための予備的な実験として、マイノリティゲームと呼ばれるゲーム理論的な状況を題材にして、シミュレーションを行った。

## 2. マイノリティゲームを題材にした予備実験の枠組み

### 2.1 金融市場のモデルとしてのマイノリティゲーム

マイノリティゲームとは、 $N$  (奇数) 人のプレイヤーが各時間ステップで 2 つの代替案のうちの 1 つの代替案を選ばなければならない繰り返しゲームのことである。そして、2 つの代替案のうち、より少ない人々が選んだ代替案を選択した人々 (少数派) に利得が与えられる。もともとは複雑系経済学の提唱者の一人である B.W. Arthur が、2 つの飲み屋のうち客が少ない方に行った方が嬉しいというバー問題としてアイデアを発表し [1]、その後、多くの研究者が経済システムの特徴との共通点を指摘したり、非線形現象として分析や様々な拡張を行ってきた [8]。

こういった少数派が勝つメカニズムが実際の金融市場でも見られるので、マイノリティゲームは、金融市場の非常に単純化したモデルと見なすことができる [9]。本研究では、標準的なマイノリティゲーム [4,5] を参考にして、金融市場のモデルとして解釈した下記の枠組みを、予備実験の枠組みとした。ゲームには  $N$  (奇数) 人のエージェントが参加し、時間は離散的に進み、各期は (1) 行動の決定、(2) 価格決定、(3) 利得の計算、(4) 学習の 4 つのステップよりなる。

#### (1) 行動の決定

各エージェント  $i$  は、履歴と呼ばれる過去の  $m$  期の金融価格の価格変化の時系列データについての知識  $P^m(t-1)$  によって、現在の  $t$  期で金融資本の売買行動  $h^i(t)$  を決定する。

$$P^m(t-1) = \{P(t-1), P(t-2), \dots, P(t-m)\} \quad (1)$$

ただし、 $P(\tau) = \{+1, -1\}$  は第  $\tau$  期での金融価格の価格変化を表わし、金融価格が上昇したときは  $+1$ 、下降の時は  $-1$  の値を取る。

各エージェント  $i$  は、過去の  $m$  期の価格変化  $P^m(t-1)$  の全てのパターンについて、どういったパターンのときに、今回の行動  $h^i(t)$  を売りか買いのどちらにするのかというルールを持っており、このルールへのパターンマッチングにより行動  $h^i(t)$  を決定する。このルールを戦略  $S^i(t)$  と呼ぶ (図 1)。

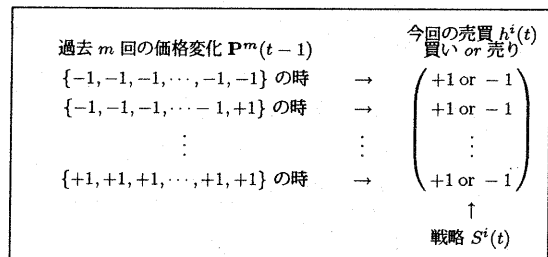


図 1 各エージェントの戦略

#### (2) 価格決定

$N$  個全てのエージェントの売買を集積し、買い行動のエージェ

ントが多い場合は価格上昇, 売り行動のエージェントが多い場合は価格下落という多数決のような形で今期  $t$  の価格変化  $P(t)$  が決まる。

$$P(t) = \begin{cases} +1 \text{ 上昇} & (\sum_{i=1}^N h^i(t) > 0 \text{ の場合}) \\ -1 \text{ 下降} & (\sum_{i=1}^N h^i(t) < 0 \text{ の場合}) \end{cases}$$

これは市場の需給と金融価格の関係を非常に単純化したものである。

### (3) 利得の計算

各エージェント  $i$  に対して, 今期の価格変化  $P(t)$  と今期の売買行動  $h^i(t)$  から利得 payoff<sup>i</sup>( $t$ ) を計算する。

$$\text{payoff}^i(t) = -P(t) \cdot h^i(t) \quad (2)$$

この式により, 価格上昇 ( $P(t) = +1$ ) の時は, 売り行動 ( $h^i(t) = -1$ ) のエージェントが少数派であり, 少数派のエージェントが正の利得を得る。逆に, 価格下落 ( $P(t) = -1$ ) の時は, 買い行動 ( $h^i(t) = +1$ ) のエージェントが少数派であり, 同様に少数派のエージェントが正の利得を得る。したがって, マイノリティーゲームとなっているのである。

この利得計算は経済学的には, 平均回帰的な動きを示す金融価格を想定していることを意味している。つまり, 今回売買した金融資本を無限先の将来で清算して最終的な利得を計算すると仮定すると, 今回上昇 (下降) した価格は無限先の将来では上昇 (下降) する前の価格に回帰しているだろうという考えを持っている。そのため, 上昇 (下降) したときに買った (売った) 金融資本は最終的には損になり, 上昇 (下降) したときに売った (買った) 金融資本は最終的には得になる。このような, 回帰的な仮定が金融市場をマイノリティーゲームと見なす本質である。

### (4) 学習

標準的なマイノリティーゲームにおける学習は単純なものであり, 戦略の選択のみである。ゲームの初めに, すべてのプレイヤーは,  $s$  個のランダムに生成された戦略を与えられ, ずっとそれらの戦略を変更せずに持ち続ける。そして各戦略は, 仮想値と呼ばれる固有の値を持っており, それは各戦略が正の利得を得られるような行動を指示した合計の回数である。各エージェントは, 自分の持つ  $s$  個の戦略のうちから, 最も高い固有値を持つ戦略を選択し, 次の期の行動決定のときに使用する。

今までの標準的なマイノリティーゲームの研究では, 上記のように非常に単純な学習のみを仮定し, 記憶長  $m$  と価格の分散との関係について分析することが多かった。しかし, 価格分散の挙動は実は, 全エージェントが同じ種類の情報や学習アルゴリズムを共有していることが重要な意味を持っており, 各エージェントに価格変動ではなくランダム列を与えても同じような結果が得られる場合があることが示されている [3]。本研究では, エージェントは非均質的で, 使う情報や学習は異なっている。

### 2.2 エージェントの種類

まず, 先ほどの標準的なマイノリティーゲームに参加している, 過去の価格変化の時系列 (チャート情報) に基づいて行動を決定するエージェントを拡張し, チャーティスト (Ch, Chartist) を用意した。チャーティストは本研究では標準のエージェント

として取り扱われ, ゲームには基本的にこのエージェントが参加している。

そして, 本研究では, 情報の使い方の異なるエージェントを, 行動模倣エージェント (HI, Hand imitator)・戦略模倣エージェント (SI, Strategy imitator)・全情報エージェント (PP, Perfect predictor) の3種類用意し, 前述のマイノリティーゲームに参加させて, 利得の評価を行った。行動模倣エージェン

効率性	HI	>	SI	>	PP
正確さ	HI	<	SI	<	PP
使う情報	利得		利得		利得
	行動		行動		行動
			価格		価格
					ゲーム構造

(HI: 行動模倣エージェント, SI: 戦略模倣エージェント, PP: 全情報エージェント)

表1 各エージェントの特徴

トは, 他の利得の高いエージェントが今まで行った行動を真似るという単純な学習を行う。使う情報が一番少ないので, 学習の収束までのスピードが速く学習の効率は良いが, 不正確な結果しか得られない可能性がある。これに対して, 全情報エージェントは, 全ての情報を使って, 他のエージェントの戦略とゲームの構造の推定を行う。使う情報が一番多いので, 学習の収束までのスピードが遅く学習の効率は悪いが, 正確な結果が得られる。戦略模倣エージェントは両者の中間にあり, 他のエージェントの戦略の推定のみを行い, 利得の高いエージェントの戦略を真似る。学習の効率と正確性も両者の中間にある。

#### 2.2.1 チャーティスト Chartist (Ch)

第2.1節で述べた標準的なマイノリティーゲームでのエージェントと行動決定は同じであるが, 学習に関して拡張した。第2.1節のエージェントは, 最初に与えられた戦略を変化させずに持ち続けているので, 一つのエージェントでは解空間の全てを探索することはできない。そこで, 学習を次のように拡張して, 解空間全てを探索できるようにした。

##### a) 行動の決定

過去の  $m$  期の価格変化  $P^m(t-1)$  の戦略  $S^i(t)$  へのパターンマッチングにより行動  $h^i(t)$  を決定する。

##### b) 学習

- 今回の利得が正の場合: 学習を行わず, 戦略はそのまま。
- 今回の利得が負の場合: ある確率  $\alpha$  (学習レート) で今回の価格列に対する行動ルールのビット (買い or 売り) を反転させ, 戦略  $S^i(t)$  を更新する。

#### 2.2.2 行動模倣エージェント Hand imitator (HI)

行動模倣エージェントは, 他の利得の高いエージェントが今まで行った行動を真似るという単純な学習を行う。

##### a) 行動の決定

ある確率 ( $p_{buy}$ ) に従って売り行動を行う。買い行動を行う確率  $p_{sell}$  は  $1 - p_{buy}$  である。

##### b) 学習

利得の高い他のエージェントの売買行動の確率を模倣する。

##### (1) 他人の売買確率の学習

自分以外の他のエージェント  $j$  の各々について、売り行動を行う確率の時刻  $t$  での推定値  $\bar{p}_{buy}^j(t)$  を次の式にしたがって更新する。

$$\bar{p}_{buy}^j(t) = (1 - \beta) \cdot \bar{p}_{buy}^j(t-1) + \beta \cdot \text{action}^j(t) \quad (3)$$

ただし、 $\text{action}^j(t)$  は今期  $t$  でのエージェント  $j$  の買い行動の確率、つまり

$$\text{action}^j(t) = \begin{cases} 1 & (t \text{ 期でエージェント } j \text{ が買いの時}) \\ 0 & (t \text{ 期でエージェント } j \text{ が売りの時}) \end{cases}$$

であり、パラメータ  $0 \leq \beta \leq 1$  は他のエージェントの売買行動の確率の推定値を更新する率を表わし、他人モデルの学習スピードを意味する。

## (2) 利得の累積

自分も含む全てのエージェント  $j$  の各々について、利得の累積値  $R^j(t)$  を次の式で更新する。

$$R^j(t) = (1 - \gamma) \cdot R^j(t-1) + \gamma \cdot \text{payoff}^j(t) \quad (4)$$

ただし、 $\text{payoff}^j(t)$  はエージェント  $j$  の今回の利得を表わす。パラメータ  $0 \leq \gamma \leq 1$  は、利得の累積値の更新率を表わし、本研究では 0.5 で固定とした。

## (3) 利得に応じた行動のコピー

ある確率  $\alpha$  (学習レート) で、売り行動確率の模倣を行う。まず自分も含む全てのエージェントの中から、各々の利得の累積値  $R^j(t)$  に比例した確率で、1つのエージェント  $j^*$  を選ぶ。そして、そのエージェントの売り行動の確率  $\bar{p}_{buy}^{j^*}(t)$  を自分の売り行動の確率にコピーする。

### 2.2.3 戦略模倣エージェント Strategy imitator (SI)

戦略模倣エージェントは他のエージェントの戦略の推定のみを行い、利得の高いエージェントの戦略を真似る。

#### a) 行動の決定

過去の  $m$  期の価格変化  $\mathbf{P}^m(t-1)$  の戦略  $S^i(t)$  へのパターンマッチングにより行動  $h^i(t)$  を決定する。チャーティストと同じ。

#### b) 学習

##### (1) 他人モデルの学習

自分以外の他のエージェント  $j$  の各々について、長さ  $m$  個の過去の価格列のパターンから、そのエージェントが持っている戦略  $S^j(t)$  を使って、そのエージェントが売り行動を行うか買い行動を行うか推定する。行動の推定値を実際にエージェント  $j$  が行った行動と比較し、間違っていたらある確率  $0 \leq \beta \leq 1$  (他人モデルの学習スピード) で、価格列のパターンに対するエージェント  $j$  の行動のビットを反転し、戦略の推定値  $\bar{S}^j(t)$  を更新する。

##### (2) 利得の累積

自分も含む全てのエージェント  $j$  の各々について、利得の累積値  $R^j(t)$  を式 4 で更新する。行動模倣エージェントと同じ。

##### (3) 利得に応じた戦略のコピー

ある確率  $\alpha$  (学習レート) で、戦略の模倣を行う。まず自分も含む全てのエージェントの中から、各々の利得の累積値  $R^j(t)$  に比

例した確率で、1つのエージェント  $j^*$  を選ぶ。そして、そのエージェントの戦略  $\bar{S}^{j^*}(t)$  を自分の戦略にコピーする。

### 2.2.4 全情報エージェント Perfect predictor (PP)

全情報エージェントは、全ての情報を使って、他のエージェントの戦略とゲームの構造の推定を行う。

#### a) 戦略

##### (1) 他人の行動の推定

自分以外の他のエージェント  $j$  の各々について、長さ  $m$  個の過去の価格列のパターンから、そのエージェントが持っている戦略  $S^j(t)$  を使って、そのエージェントが売り行動を行うか買い行動を行うか推定する。

##### (2) 自分の行動の決定

自分以外の他のエージェント  $j$  が各々このような行動を取ると推定されるときに、自分はどの行動をとれば良いかという戦略にしたがって、行動決定を行う。

#### b) 学習

##### (1) 他人モデルの学習

自分以外の他のエージェント  $j$  の各々について、戦略の推定値  $S^j(t)$  を更新する。戦略模倣エージェントと同様。

##### (2) ゲームの構造の学習

もし自分の利得が他のエージェントの利得の平均よりも低い場合に、ある確率  $\alpha$  (学習レート) で、他のエージェントの行動が今回のように推定される場合の行動のビットを反転させる。他のエージェントの行動がどのようなときに自分がどのように行動すれば利得が高いのかというゲームの利得構造に関する知識の更新を意味している。

## 3. シミュレーション結果

### 3.1 シミュレーションの設定

本研究における予備実験のシミュレーションは次の表になっている。

エージェント数	$N = 5$
エージェントの組合せ	(Ch 4 個, HI 1 個), (Ch 4 個, SI 1 個), (Ch 4 個, PP 1 個) の 3 種類
記憶長	$m = \{1, 2, 3, 4\}$
学習スピード	$\alpha = 0.8$ (固定)
他人モデルの学習スピード	$\beta = \{0.2, 0.5, 0.8\}$
利得の更新度	$\gamma = 0.5$ (固定)
シミュレーション回数	各パラメータの組合せに対して 10 回ずつ
評価方法	4 個の Ch の利得の平均を 100 とした時の HI, SI, PP の利得の改善率

(Ch: チャーティスト, HI: 行動模倣エージェント, SI: 戦略模倣エージェント, PP: 全情報エージェント)

表 2 シミュレーションの設定

マイノリティーゲームには全部で 5 個のエージェントが参加し、そのうち 4 個は標準エージェントであるチャーティストである。残りの 1 個のエージェントは、行動模倣エージェント・戦略模倣エージェント・全情報エージェントのうちのどれか 1 つである。

チャーティストや他のエージェントの自分の戦略の学習スピード  $\alpha$  と利得の更新率  $\gamma$  は固定しておき、各エージェントの組合せに対して、記憶長  $m$  と他人モデルの学習スピード  $\beta$  を変化させていった。チャーティストが過去の長い価格変化を記憶するようになると、金融価格全体の挙動がより複雑になるので、記憶長は市場の複雑度に関係する。

シミュレーションは { エージェントの組合せ  $\times$  記憶長  $\times$  他人モデルの学習スピード } の全ての組み合わせに対して、各 10 回ずつ行った。

各エージェントの評価は、4 個のチャーティストの利得の平均を 100 として、1 個だけ参加しているエージェントが、何%だけ利得を増やすことができたのかという利得の改善率で行った。

### 3.2 シミュレーション結果

シミュレーション結果を図 2 に示す。

結果を見ると、記憶長が短い (市場の複雑度が低い) ときは、他人モデルの学習スピードが遅いときに行動模倣エージェントの利得が高く、他人モデルの学習スピードが速いときに全情報エージェントの利得が高い。記憶長が長く (市場の複雑度が高く) なるにつれ、中間的な戦略模倣エージェントの利得が高くなる。この結果を模式図にまとめると、図 3 のようになる。

これらの結果を考察すると、次のようなことが言えるだろう。他のエージェントの戦略が比較的単純でシステム全体の挙動も単純な場合は、他のエージェントの学習スピードに対して、他人モデルの学習スピードが遅いときには、学習の効率が良く、相手の戦略の変化にすぐに対応できるような学習が有利である。そのため、行動模倣エージェントの利得が高かった。他のエージェントの学習スピードに対して、他人モデルの学習スピードが十分に速いときには、やはり全ての情報を使ってじっくりと学習したほうが、正確な学習結果を得られる。そのため、全情報エージェントの利得が高い。しかしながら、他のエージェントの戦略が複雑でシステム全体の挙動が複雑になってくると、単純な学習ではあまりにも不正確な学習結果しか得られないので、利得が下がってくる。また、全ての情報を使って正確に学習しようとしても、効率が悪すぎて、有限な学習スピードでは相手の戦略の変化に追い付けなくなる。そのため、全情報エージェントの利得も下がってきた。結局、複雑度が上がった場合は、両者の中間的な戦略模倣エージェントが相対的に上がってきたのである。

## 4. 議 論

今までの古典的な経済モデルでは、経済システムの参加者が情報を使っていないときには、何か否定的な原因しか考えられてきていなかった。例えば、情報が入手できない (入手不可能性)、情報にノイズが多くて信頼できない (低品質性)、情報を入手するのにコストがかかる (高コスト性) など。

これらのモデルの背景には、「情報を多く使えばそれだけ予測が正確になる」という暗黙の仮定があったと考えられる。少なくとも、情報を取得するコストにはある程度着目されてきたが、取得した情報を使って学習を行うコストについては、全くといっていいほど考慮されてきていなかっただろう。これは、古典的な経済モデルでは、参加者の学習スピードは無限に速いとい

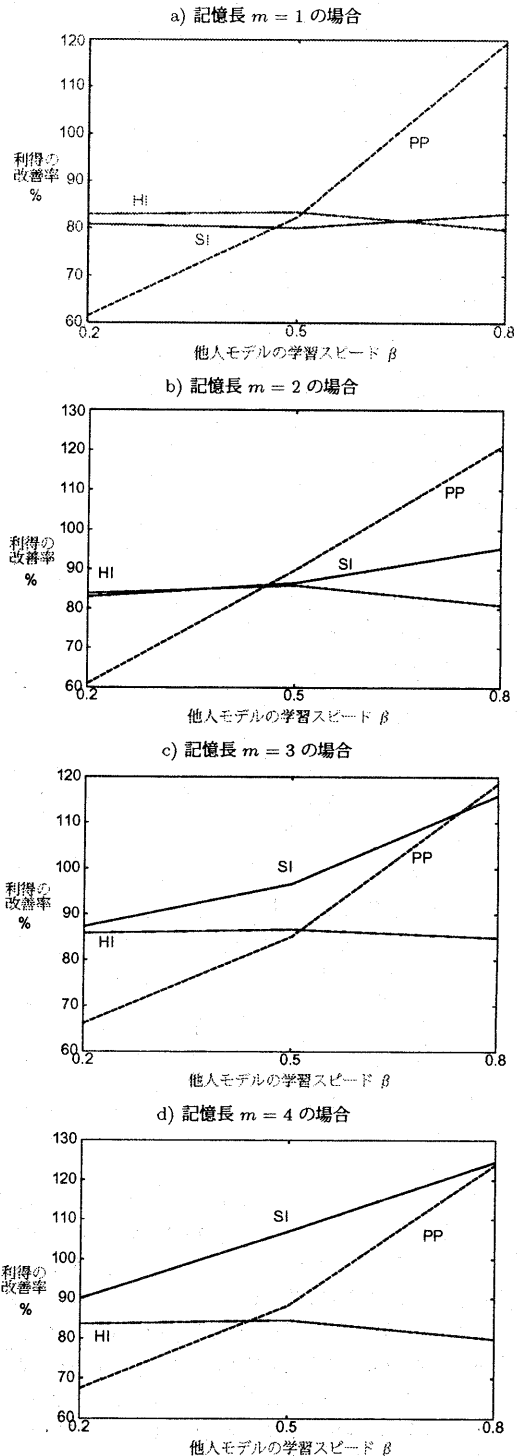


図 2 実験結果: 記憶長が短い (市場の複雑度が低い) ときは、他人モデルの学習スピードが遅いときに HI (行動模倣エージェント) の利得が高く、他人モデルの学習スピードが速いときに PP (全情報エージェント) の利得が高い。記憶長が長く (市場の複雑度が高く) なるにつれ、中間的な SI (戦略模倣エージェント) の利得が高くなる。

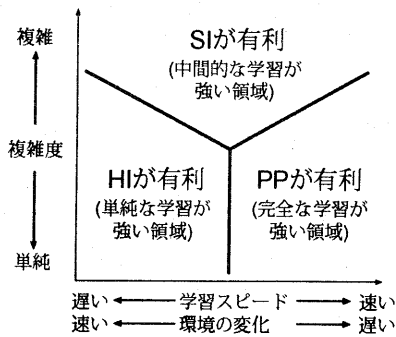


図3 模式図 (HI: 行動模倣エージェント, SI: 戦略模倣エージェント, PP: 全情報エージェント)

う理想状態を想定しており、そのため、学習対象である環境の変化のスピードは相対的にゼロにみなせる状態を考えているからである。これは図3で、右に無限大遠方までいった極限の状態である。この状態では、全ての情報を使って、学習の効率など考えずに、正確な学習を行うアルゴリズムが一番有利である。

このような古典的な経済モデルの状況のイメージを表わすと、図4になる。対象となる経済現象の挙動を表わす「真のモデル」

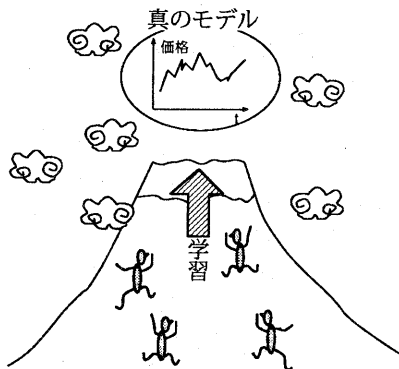


図4 古典的な経済モデル: 固定した真のモデルを目指して各参加者が学習を行う。

が、所与のものとして雲の上に厳然と存在して、全ての情報を使って無限の学習スピードをもつ参加者たちが、真のモデルに向かって一心不乱に学習を行っているような状況である。

これに対して、本研究で提示したようなエージェントシミュレーションによるモデルでは、経済現象の挙動は固定でなく、参加者間の相互作用から内部的に発生したものである(図5)。イメージで表わすと、各参加者はうまく予想をしようと思って様々な学習を行っている。その学習行動が相互に影響を及ぼし合い、経済システム全体の挙動パターンが変わってくる。ちょうど、皆で一つの御輿を担いでそれぞれの動きがぶつかり合いながら全体で動いているようなものである。追い掛ける対象も御輿の動きに合わせて、逃げていたり近づいてきたりする。

このような社会・経済システムのように、学習の対象が自らの学習行動から影響を受けて、挙動を変えてしまうような環境

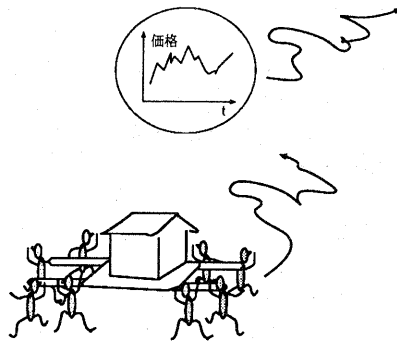


図5 エージェントシミュレーションによるモデル: 学習対象も参加者が学習をしている間に相互作用により変化していく。

での学習は、全ての情報を使って正確に学習することが必ずしも良いとは限らない。その点で、古典的な経済モデルが暗黙的に仮定した状態とは異なるのである。それでは、実際の人間はどうしているのであろうか。どういった情報に着目し、どのように学習を行うかということに関して、ヒューリスティクスを用いているのだろう。ヒューリスティクスとは、経験的に発見した方法のことで、必ずしも正確な学習結果を得られるわけではないが、ほどほどに満足できる結果を効率よく得られるような学習手法のことである。さきほどの戦略模倣エージェントも実は、うまくいった他人の戦略を真似するという一種のヒューリスティクスである。

認知心理学の分野において見つかっている、実際の人間が用いている学習のヒューリスティクスや、それらのモデルである人工知能の分野での幾つかの学習方法を、学習の効率と正確性ということで分析し、社会・経済システムにおける学習のモデルとして評価してみるのも面白いと思う。そして、最終的には社会的・経済的状況における知能の機能に関する分析への試み(もし知能に機能があるのなら)の一つになれば良いだろう。

#### 文 献

- [1] W. B. Arthur. Inductive reasoning and bounded rationality (the el farol problem). *American Economic Review*, Vol. 84, p. 406, 1994.
- [2] R. Axelrod. *The Evolution of Cooperation*. Basic Books, 1984. (松田 裕之訳, 『つきあい方の科学』, ミネルノ書房, 1998).
- [3] A. Cavagna. Irrelevance of memory in the minority game. *PHYSICAL REVIEW E*, Vol. 59, No. 4, pp. R3783-R3786, 1999.
- [4] D. Challet and Y.-C. Zhang. Emergence of cooperation and organization in an evolutionary game. *Physica A*, Vol. 246, pp. 407-418, 1997.
- [5] M. Marsili. Market mechanism and expectations in minority and majority games. *Physica A*, Vol. 299, pp. 93-103, 2001.
- [6] 中島秀之. 複雑系のプログラミングについての一考察. 情報処理学会研究報告 98-ICS-112, 1998.
- [7] R. Savit, R. Manuca, and R. Riolo. Adaptive competition, market efficiency, phase transition. *PHYSICAL REVIEW LETTERS*, Vol. 82, No. 10, pp. 2203-2206, 1999.
- [8] Minority Game's web page. <http://www.unifr.ch/econophysics/>.
- [9] Y.-C. Zhang. Modeling market mechanism with evolutionary games. *Europhys. News*, Vol. 29, pp. 51-54, 1998.