

人工市場アプローチによる為替シナリオの分析

和泉 潔

電子技術総合研究所 情報科学部
さきがけ研究21 研究員
〒305-8568 茨城県つくば市梅園1-1-4
kiyoshi@etl.go.jp

植田 一博

東京大学大学院 総合文化研究科 広域科学専攻
〒153-8902 東京都目黒区駒場3-8-1
ueda@taikan.c.u-tokyo.ac.jp

あらまし

本研究では人工市場アプローチを用いて為替レート政策の意思決定を支援するシステムを構築した。最初に為替ディーラにインタビューを行い、彼らの学習における相互作用と生物学における遺伝との類似点を見つけた。次に市場をマルチエージェントシステムと見なして、遺伝的アルゴリズムを用いて人工市場モデルを構築した。最後にモデルの計算機シミュレーションにより、幾つかの為替政策に関するシナリオの比較を行った。その結果、1998年の円ドルレートの安定のためには、介入もしくは小規模の金利による誘導が有効であったことが分かった。

キーワード 人工市場, 外国為替市場, 意思決定支援, 遺伝的アルゴリズム, マルチエージェントシステム

Analysis of Exchange Rate Scenarios Using an Artificial Market Approach

Kiyoshi IZUMI
Information Science Div., ETL
PRESTO, JST.
1-1-4 Umezono, Tsukuba
Ibaraki 305-8568, JAPAN.

and

Kazuhiro UEDA
Dept. of General Systems Studies
University of Tokyo
3-8-1 Komaba, Meguro-ku
Tokyo 153-8902, JAPAN

Abstract

In this study we used a new agent-based approach, an artificial market approach, to support decision-making of exchange rate policies. We first interviewed a dealer and found that the features of dealer interaction in learning were similar to features of genetic operations in biology. Next we constructed an artificial market model using a Genetic Algorithm by regarding the market as a multi-agent system. Finally, using the computer simulation of the model, several strategic scenarios of rate policies were compared. As a result, it was found that intervention and the control of interest rates were effective on the stabilization of yen-dollar rates in 1998.

key words Artificial markets, Foreign exchange markets, Decision support systems, Genetic algorithms,
Multi-agent systems

1 はじめに

1998年10月の始めの1週間でドル円レートは一気に20円も下落し、外国為替市場は大きな混乱状態に陥った。この1週間の変動幅は今までに最大のものであり、過去1年間での変動幅よりも大きなものであった。

このような個人の思惑を大きく超える急激で複雑な変化が、近年様々な社会・経済分野で見られる。そのため、複雑で現実的な社会的状況における人間の意思決定の支援に関する研究の重要性がますます高まっている。

ここでいう社会的とは、マイクロ(個人)レベルでの並列分散的な意思決定と相互作用の結果、マクロ(社会)レベルにおいて、マイクロレベルでは直接デザインされていなかった新しいパターンが創発する状況を指す。このような場合、マクロレベルの挙動の操作を、独立した個人の意思決定に単純に還元できない。

本研究の目的は、現実の社会的状況の1つである外国為替市場での意思決定を支援するための新しいシステムを、計算機上に構築を行うことである。

2 既存のアプローチの問題点

伝統的な意思決定支援の研究では、意思決定に必要なとなる静的なルール集合を、独立した個人の視点から列挙し、それを計算機上に実装するといった手法が中心である。しかし、上述のマイクロ-マクロ問題が存在する社会的状況での意思決定では、従来の手法では以下のような問題が生じていた。

オーバーフィッティングの問題: マイクロ-マクロ問題下では、マクロレベルの挙動のパターンは、常に動的に変化している。そのため、ある期間のデータより抽出したマクロな挙動に関するルール集合はサンプル期間内では有効であるが、他の期間での意思決定には役に立たないことが多い。

ルール数の爆発の問題: マクロの挙動に関して、独立した個人の視点からだけでルールを列挙しようとしても、と同様の理由で、条件部の場合分けが増え、調べれば調べるほど潜在的に関係の有りそうな条件の数が増加する。そのため書き出すルールの数が爆発してしまう。

上述の課題に対する解答への新しい試みとして、本

研究では、人工市場アプローチ¹と呼ばれる新しいエージェントアプローチの提唱を行う。

3 人工市場アプローチの枠組

人工市場アプローチでは、(1)現場観察による市場参加者個人の情報処理過程の解析、(2)認知機構をもつエージェントからなるコンピュータの中での人工市場モデルの構築、(3)モデルを使った計算機シミュレーションによるシナリオ分析といった3つのステップから、為替政策の意思決定支援を試みている。

人工市場アプローチを既存の外為市場モデルと比較した時の一番の利点は、マイクロな学習や行動のルールからマクロな創発的現象を、実データを用いたシミュレーションにより定量的に説明できることである。そして、本アプローチにおいて構築されたモデルはマイクロとマクロの両方のレベルでの検証を行うことができる。つまり、モデルの計算機シミュレーションの結果を、現実の市場参加者個人の意思決定のダイナミクスについてのマイクロレベルの解析、ならびに為替レートに関する創発的現象のマクロレベルの解析の両方に用いることができる。

このようにマイクロ-マクロ問題の定量的な解析を行なうために、本アプローチの市場のモデルでは、従来の外為市場のマルチエージェントモデルと異なり、各エージェントが認知機構を持っていると仮定する。これにより、実際の市場における市場参加者の情報処理過程に関するデータをモデル内のエージェントと対応させながら、モデルの構築や評価を行うことが可能になった。マイクロ-マクロ問題の定量的な解析のもう一つの必要条件として、モデルの計算機シミュレーションにおいて、金利などの経済の基礎的な要因に関する実データも入力情報として扱っている。そのため、現実のレート変動の定量的なシミュレーションが可能となった。

4 個人の情報処理過程の解析

まず、現実の為替市場における予想方式の学習の方法と方略を調べるために、実際の外為ディーラーにインタビューを行なった。インタビューは外資系銀行の資金為替部のチーフディーラーであり、普段は主に

¹人工市場アプローチを用いて、我々は為替バブルなどの市場の創発現象の解明を行った [5-8]。

デイリーかそれ以下の短期のトレーディングを自分でも行っている上に、週次や月次といった中期や長期の為替予想もしている。

4.1 インタビュー方法

インタビューは、1994年1月から1995年11月(インタビュー当時)までの約2年間のレートの変動に関して、以下の手順にしたがって実施した。

まず、上記の約2年間を、当時インタビュー者が為替市場の状態をどのように認識していたかに基づいて、自由に期間分割してもらった。次に、それぞれの期間において当時どのような予想材料を重視してレートを予測していたか解説してもらい、用いた予想材料を重要度の順に挙げてもらった。特に期間によって予想材料の種類や重要度が変化した場合には、その変化の原因について思い出せる限り、説明してもらった。

4.2 インタビュー結果と考察

4.2.1 期間分割の認識

1994年1月から1995年11月までの為替レートの変動を当時のディーラーの為替市場の状態の認識から期間分割してもらった結果、ほぼレートの変動のトレンドにしたがって、9つの期間に分ける事ができた。

4.2.2 予想材料の変化

それぞれの期間に関して、当時の予想とそこで用いた予想材料について聞いた。その結果、ディーラーは期間によって、予想材料の組合せや重要度を大きく変化させていた。予想材料に対する見方の変化のメカニズムに関して以下の特徴が見られた。

コンセンサスによる予想方式の修正: 各市場参加者の持つ予想材料の重要度は、その予想材料の値自体だけから決定されるわけではなく、市場のコンセンサスという他の多くの市場参加者の意見に追随する要素によっても決定されていることが分かった。こうした追随によって、各時期である予想材料が市場のコンセンサスとして流行し、多くの市場参加者に重視されるということが起こっていた。

失敗による学習: 自分の予想したレートと実際のレートの変動が大きくかけ離れたことが、予想方式を変化させるきっかけとなることがあった。つまり、不

正確な予想をした予想方式は学習によって変化を強いられた。

コミュニケーション: インタビュー者は予想方式を変更する際に他のディーラーとのコミュニケーションを参考にしていたと語っていた。このようなコンセンサスが移り変わる時点は、特にロイター等のニュースを参考にしたり、実際に他のディーラーと電話などで話す事により、市場のコンセンサスを探っていた。

4.2.3 結果の考察: 遺伝とのアナロジー

以上のように、実際の市場参加者たちは予想材料の重要度を変化させる時に、常に他の市場参加者の考え方を考慮した。つまり、市場のコンセンサスに合わせてようとしていた。このようなマイクロなレベルの適応行動が集積して、様々な市場のコンセンサスが市場全体で時間とともに流行したり消えていったりする様子は、生物学における遺伝とのアナロジーにおいて対比させると分かりやすい。

各市場参加者が持つ予想方式の一つの生物個体に例えると、各予想方式による予想の正確さは各生物個体の持つ適合度と見なすことができる。予想の正確な予想方式が市場のコンセンサスとして流行していくことは、適合度の高い生物個体が生物集団の中でたくさんの子孫を残して繁殖していくことに類似している。予想の不正確な予想方式が学習により変更されて市場全体から消えていくことは、適合度の低い生物個体が生物集団から死滅していくことに似ている。また、前節で述べたように、複数の市場参加者がコミュニケーションにより予想材料に対する意見を交換し合い、その意見交換の結果予想方式を変えていくことは、生物の交叉という遺伝オペレータに類似している。そして、各市場参加者が独自に新しい予想方式を考えて試していくことは、生物の突然変異と類似している。

このように現実の外為市場における予想方式の流行の移り変わりは、生物の遺伝と良く似ている。本稿におけるマルチエージェントモデルは、上記のような市場参加者の適応行動を、遺伝的アルゴリズム(以下GA)を用いて、生物の遺伝とのアナロジーから記述している。次節でモデルの全体像を紹介する。

5 人工市場モデルの構築

本稿では、人工市場アプローチの一つのケーススタディとして、GAを用いて、前節での考察を反映した外国為替市場のマルチエージェントモデル (AGEDASI TOF²) を構築した。

AGEDASI TOFは100人の仮想的なディーラーからなるコンピュータ上の人工的な市場である(図1)。本モデルにおける仮想的なディーラーは一つのコンピュータプログラムであり、以下エージェントと呼ぶ。モデルの1期間を現実の市場の一週間に対応させ、各期間は知覚・予想形成・戦略決定・レート決定・学習の5つのステップよりなる³。

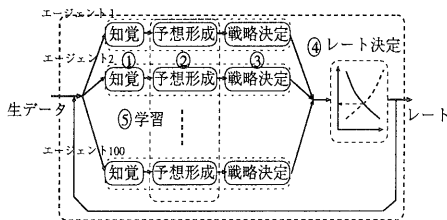


図1: モデルの枠組み

5.1 知覚ステップ

各期の最初に各エージェントは、今期が始まる前までに入ってきた様々な情報や生データから、為替レートに影響を与えると思われる材料を知覚する。今回の研究では全てのエージェントの知覚は同じであると仮定し、我々がコーディングした予想材料データを代入した。予想材料データは17種類⁴であり、それらはファンダメンタルズ材料とトレンド材料の二つに分けられる。ファンダメンタルズ材料は、経済指標や政治的なニュースなど14種類の材料について相場解説記事から変化の割合に応じて-3~+3の7段階にコーディングした値⁵を、トレンド材料は為替レートのチャートから長期と短期のトレンドを計算した値を代入した。

²A GEnetic-algorithmic Double Auction SIMulation in TOkyo Foreign exchange market.

³各ステップにおける詳しい計算方法は [5, 6] を参考にしてほしい。

⁴1. 景気, 2. 物価, 3. 金利, 4. マネーサプライ, 5. 貿易収支, 6. 雇用, 7. 個人消費, 8. 介入, 9. 要人発言, 10. マルク, 11. 石油, 12. 政情, 13. 株, 14. 債券, 15. 短期トレンド (先週の変動), 16. 短期トレンド (変動の変動), 17. 長期トレンド (5週間の変動)。

⁵正の値は日本の景気上昇など経済学のオーソドックスな理論では円高要因となる情報を表し、負の値は円安要因の情報を表す。

5.2 予想形成ステップ

各エージェントは知覚された材料をもとに、自分自身が認知している現在の市場の構造に従って、将来の為替レートの変動のシナリオを作成し、これから決定される今期のレートを予想する。各エージェントは自分独自の現在の市場観を持っており、それは17種類の予想材料に対する重要度⁶で表される。例えば、今期に知覚した予想材料が(金利: +2, 貿易収支: -1, 株: -3, 短期トレンド: +2)という値であったとして、あるエージェントが各予想材料に対して持つ重要度が(金利: +0.5, 貿易収支: -0.5, 株: +0.1, 短期トレンド: +3.0)であるとする。このエージェントは予想材料に自分の重要度を掛け合わせた値+7.0にスケール係数0.02を掛けた値+0.14だけ、今期のレートは対数値で上がると予想する。つまり前期のレートの対数値が $\log(125 \text{円}) = 4.82$ だったとすると、今期のレートは $4.82 + 0.14 = 4.96 = \log(143 \text{円})$ に上がると予想する。そして、この予想の確信度を表す予想分散は円高の要因(予想材料と重要度の積が正であるもの)の和と円安の要因(予想材料と重要度の積が負であるもの)の和の差から計算され、どちらかの要因に片寄っていれば分散は小さく(確信が強く)、両方の要因が均等であれば分散が大きく(確信が弱く)なる。

5.3 戦略決定ステップ

各エージェントが自分自身の予想を用いて、レートがいくらなら円やドルの資本をどれくらい売り買いするかを決定する。最適化の計算により期待収益を最大にするドル資産の保有高は、予想された変動値を予想分散で割ったものに比例する。つまり、上がると予想したらドル資産を増やし、下がると予想したら減らす。そしてその量は予想の確信に比例する。各エージェントの売買戦略は、もし最適ドル保有高が前期までの保有高よりも大きい(小さい)とき、市場のレートが自分が予想したレートよりも安くて(高く)有利な場合には、その差の分だけのドルを買って(売って)、ドル保有高を増やして(減らして)最適量に近づけるようにする。

⁶{±3, ±1, ±0.5, ±0.1, 0}の9段階の値。

5.4 レート決定ステップ

100個のエージェントの売買戦略を市場全体で集積して、需要と供給が均衡するような値にモデルの今期のレートが決定される。こうして決定されたレートよりも高い(低い)レートで注文した買い手(売り手)は実際に売買の契約ができる最適なドル保有高にすることができるが、それ以外のエージェントは売買の契約ができずに前期の保有高のままである。

5.5 学習ステップ

各エージェントは、知覚ステップでの17種類の材料に対する自分なりの重要度の組み合わせ(以下、予想方式)について、生物の遺伝とのアナロジーを基にGA⁷における淘汰・交叉・突然変異の3つのオペレータによって学習を行う。

まず、淘汰であるが、各エージェントは市場レートと自分の予想を比較し、予想が外れたエージェントは、予想がうまくいった他のエージェントの重要度を真似る。具体的には、予想形成ステップで行なった予想とレート決定ステップで決定された実際のレートの差から、各エージェントの持つ予想方式の適合度を計算し、適合度に比例した確率で次期に残ったり他の予想方式に入れ替わったりする。つまり、各エージェントは自分の持つ予想方式の予想が正確で適合度が高ければそのまま変更せず、予想が不正確で適合度の低かった場合には、高い確率で他のエージェントが持つ適合度の高い予想方式に入れ替える。こうして、生物学の淘汰のように、適合度に応じて様々な予想方式の市場全体での頻度が変わる。

次に交叉は、適合度に比例した確率で選ばれた一組のエージェントが、コミュニケーションを行って、自分の持っている予想方式の一部を交換することに対応する。具体的には17種類の予想材料に対する重要度を一列に並べて、そのうちのある場所をランダムに決めてそれより後ろにある重要度の列をお互いに交換する。こうして、新しい重要度の組み合わせが市場に出現していく。

最後に、突然変異はエージェントが独自に自分の予想方式を変えることとみなすことができる。各エージェントがある低い確率で自分の重要度のどれか一つの値を変更する。

⁷遺伝的アルゴリズムの操作は [4] をもとにした。

このような学習の結果、各エージェントは新しい重要度の組み合わせ(予想方式)を持ち、次期の知覚ステップへと進んでいく。

6 シナリオ分析

マルチエージェントモデルの計算機シミュレーションにより、市場参加者の売買や当局の1998年の金融・為替政策に関する意思決定の支援を目指す。

意思決定のゴールは1998年の円ドルレートの変動のある一定の幅の中におさめて安定化することである。そうなるように意思決定者は制御可能ファクターに関する戦略を決定する。制御可能ファクターは、知覚ステップの17種類のファクターのうち、金利、介入と発言の3つである。他の14種類は制御不可能なファクターと考える。

本モデルを用いた意思決定は以下の2ステップよりなる。(1) 始めに1997年までの実際の市場のデータを用いてモデルの計算機シミュレーションを行い、その結果に基づき、制御不可能なファクターから幾つかの重要なファクターを選ぶ。そして重要なファクターに対する制御可能ファクターの戦略シナリオの候補を作る。(2) 次に、各々の戦略シナリオを想定した場合について本モデルを用いて1998年のレートのシミュレーションを行い、一番レートが安定した戦略シナリオを意思決定の結果として選択する。

6.1 重要なファクターの抽出

始めに、重要なファクターを選ぶために1997年までの実際の市場のデータを用いて、以下の手順による本モデルのシミュレーションを100回繰り返した。

(1) 初期化: 100個のエージェントの持っている重要度の初期値はランダムに決定され、ポジションはスクエア(円資本のみ)から始まった。

(2) 訓練期間: 96,97年の2年間の実際の市場における17種類のファクターのデータと円ドルレートのデータを用いて、各エージェントに重要度の値を学習させた。訓練期間中では、レート決定ステップは行わず、学習ステップにおいて各エージェントの適合度は自分が予想したレートと現実のレートとの誤差によって計算された。

100回のシミュレーションの結果、この期間エージェントは経済成長とマルクのファクターに対して敏感

だったことが分かった(図 2). 従って、この2つを重要ファクターとする。

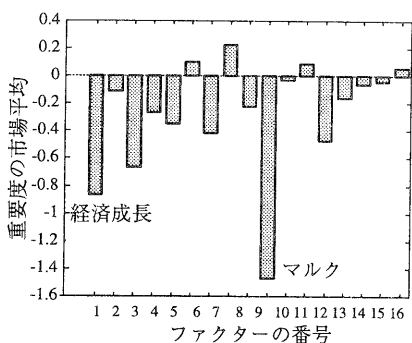


図 2: 各ファクターに対する重要度の市場平均(100回のシミュレーションの平均).

重要ファクターに対して、金利、介入、発言の制御可能ファクターでレートを操作して安定化する以下の3つの戦略シナリオを考えた。

重要ファクターに関する大きさ 2 以上の大きなニュースが来たときに、

シナリオ (a): 金利をニュースと逆の方向で大きさ 3 に操作する。

シナリオ (b): 介入をニュースと逆の方向に大きさ 3 で行う。

シナリオ (c): 為替政策に関する発言をニュースと逆の方向に大きさ 3 で行う。

6.2 戦略シナリオの比較と評価

戦略シナリオ (a)-(c) をモデルにファクターの入力データの一部として与えてシミュレーションを行う。その結果を比較してユーザーは意思決定を行う。

各シナリオに対して以下の手順で100回のシミュレーションを行った。(1)初期化 (2)訓練期間 (3)テスト期間。

(3) テスト期間: 1998年の期間に関してモデルを用いて外挿シミュレーションを行った。テスト期間中は訓練期間中と異なり、ファンダメンタルズファクターのみをデータとして入力し、レート決定ステップも行った。各シナリオはファンダメンタルズファクターのデータの一部として入力された。また知覚ステップでのト

レンドファクターと学習ステップでの適合度は、レート決定ステップで生成されたレートを用いて計算された。

6.2.1 実際のシナリオ

戦略シナリオ間の比較の基準として、先ず最初に1998年の実際の現実世界で起きた制御可能ファクターのシナリオを入力データとして与えたシミュレーションを100回行った。

その結果、8月の終りまでに、100本のシミュレーションパスは、136円以上と116円以下、そして116円から136円までの間の3つのグループにきれいに分かれた。同様に、12月の末の時点でも同じ境界できれいに分類された。それらを基にしたシミュレーションパスの分類を図3に示す。

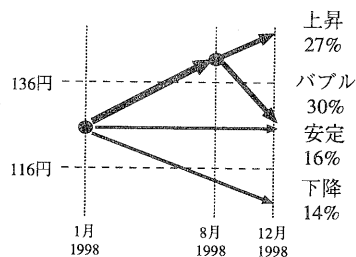


図 3: シミュレーションパスの分類。

8月末の時点でも12月末の時点でも136円以上であったシミュレーションパスを上昇グループと名付けた。8月には136円以上まで上昇した後、12月に116円から136円の間まで下降したパスを、バブルグループとした。ずっと116円から136円の間を安定グループとし、8月も12月も116円以下であったパスを下降グループと定義した。87%のパスがこれら4つのグループのどれかに属した。1998年の実際のレートの動きは100回のシミュレーション中一番高い割合を占めていたバブルグループに属していた。

6.2.2 戦略シナリオ

各戦略シナリオ下での為替レートのシミュレーションの結果を比較し、安定グループに属するシミュレーションパスがもっとも多かった戦略シナリオが1998

年のレートを安定化させるのに良いシナリオであったと決定する。

1998年の重要なファクターについて見てみると、4月から6月までに米国の好調な経済と日本の景気後退、つまり経済成長のマイナスのニュースが多く、9月から11月にかけては米国の高成長の停止、つまり経済成長のプラスのニュースがあった。これらのニュースに対し、シナリオ(a)では、金利ファクターを4月から6月は+3、9月から11月は-3に操作した。同様にシナリオ(b)では介入ファクターを、シナリオ(c)では要人発言ファクターを操作した。

各戦略シナリオを入力データとして与えて1998年の為替レートのシミュレーションを100回ずつ行った結果、シナリオ(b)において安定グループに属するシミュレーションパスの割合が1番大きかった(図4)。従って、介入による操作がこの時期のレート安定には

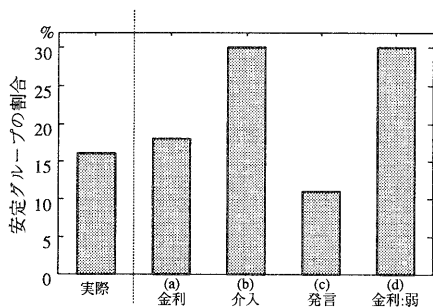


図4: 安定グループの割合。

効果的であったことが分かった。シナリオ(a)において、金利の効果は大きすぎて上昇・下降グループのようなレートの変動が大きいパスが増えてしまった。シナリオ(c)において要人発言の効果はほとんど見られず、各グループの割合はほとんど変化しなかった。

金利の効果が大きすぎたことを考慮して、新たなシナリオを作成した。

シナリオ(d): 金利ファクターを4月から6月は+1、9月から11月は-1に操作した。

シナリオ(d)を入力したシミュレーションの結果、安定グループはシナリオ(b)と同じくらいまで割合が高くなった。従って、金利による弱い操作も効果的であったことが分かった。

金利、介入、要人発言の単独の操作だけではなく、同

時に2個以上の操作可能ファクターを操作するシナリオについても調べたが、どれも効果が大きくなり過ぎてシナリオ(b)や(d)ほどには安定グループの割合は大きくならなかった。

以上の結果より、以下の2つのシナリオが1998年の円ドルレートの安定化のためには効果的であったことが分かった。

1. 経済成長とマルクに関するニュースと反対の方向に、大規模な介入を行う。
2. 経済成長とマルクに関するニュースと反対の方向に、金利を小さく動かす。

7 結論

本研究では、人工市場アプローチによる為替政策の意思決定支援を試みた。本アプローチはフィールドワーク、人工市場の構築、計算機シミュレーションにより成り立っている。結果として、1998年の円ドルレートの安定には介入による操作と金利による弱い操作が効果的であったことが分かった。

人工市場アプローチはオーバーフィッティングとルール数の爆発の問題の解決することができる。本モデルのシミュレーションでは、エージェントの学習と相互作用により、マクロなレベルでの挙動の時間変化も追跡することができる。そのため、あるサンプル期間のデータを使用してモデルを初期値の推定を行っても、その後のシミュレーションによりルールの時間変化を検出でき、オーバーフィッティングの問題も克服できる。また、期間毎に注目すべき少数の重要なファクターを抽出するので、全ての潜在的に関係の有りそうな条件を列挙するのとは違い、ルール数の爆発も起きない。

本研究は人工社会・経済モデルを現実社会における意思決定に適用した初めての試みであると思われる。従来の人工社会・経済モデル[1-3]では、定性的な議論に焦点があり、現実世界の定量的な解析を考慮することは稀であった。本研究の結果により、人工市場アプローチが現実世界の定量的な分析にも有効であることを示すことができた。

参考文献

- [1] W. Arthur and J. Holland et.al. Asset pricing under endogenous expectations in an artificial stock market. In

- W.B. Arthur et al., editor, *The Economy as an Evolving Complex Systems II*, pp. 15–44. Addison-Wesley Publishing, 1997.
- [2] R. Axelrod. *The Complexity of Cooperation: Agent-Based Models of Competition and Collaboration*. Princeton University Press, 1997.
 - [3] J. Epstein and R. Axtell. *Growing Artificial Societies: Social Science from Bottom Up*. MIT Press, 1996.
 - [4] D. Goldberg. *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. Addison-Wesley Publishing Company, 1989.
 - [5] K. Izumi and T. Okatsu. An artificial market analysis of exchange rate dynamics. In L.J. Fogel, P.J. Angeline, and T. Bäck, editors, *Evolutionary Programming V*, pp. 27–36. MIT Press, 1996.
 - [6] K. Izumi and K. Ueda. Emergent phenomena in a foreign exchange market: Analysis based on an artificial market approach. In C. Adami, R.K. Belew, H. Kitano, and C.E. Taylor, editors, *Artificial Life VI*, pp. 398–402. MIT Press, 1998.
 - [7] K. Izumi and K. Ueda. Analysis of dealers' processing financial news based on an artificial market approach. *Journal of Computational Intelligence in Finance*, Vol. 7, pp. 23–33, 1999.
 - [8] 和泉 潔・植田一博. コンピュータの中の市場: 認知機構を持つエージェントからなる人工市場の構築とその評価. *認知科学*, Vol. 6, No. 1, 1999.