(455)

■ 特集●社会・経済におけるマルチエージェント ■

人工市場アプローチによる為替シナリオの分析

和泉 潔 植田 一博

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ー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。

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、ミクロ(個人)レベルでの並列

Analysis of Exchange Rate Scenarios Using an Artificial Market Approach

Kiyoshi Izumi, 電子技術総合研究所, ETL, さきがけ研究 21 研究員, PREST JST.

Kazuhiro Ueda, 東京大学 大学院情報学環・学際情報学府, Interfaculty Initiative of Information Studies, Univ. of Tokyo.

コンピュータソフトウェア, Vol.17, No.5 (2000), pp.47–54. [論文] 2000 年 1 月 31 日受付.

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,ミ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。

47

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、上述のミクロー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: ミクローマクロ問題 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、上と同様の理由で、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。

(456)

48

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,以下の3つのステップより フィールドワークとマルチエージェントモデルの統合を 試みている。

- 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. 認知機構を持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

本研究では、現実世界への工学的適用として人工市場 アプローチによる為替政策の意思決定支援を試みている が、既に我々は同じアプローチを用いて、為替バブルな どの市場の創発現象の解明を行い理論的分析にも適用し ている [5] [7] [6] [9].

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、ミ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ミ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ミクロレベルの解析、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。

このようにミクローマクロ問題の定量的な解析を行うために、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。ミクローマクロ問題の定量的な解析のもう1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 ビューを行った。インタビュイ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 年間のレートの動きに関して、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、当時インタビュイー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、自由に期間分割をしてもらった。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動き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、ほぼレートの動きのトレンドにしたがって、9つの期間に分けることができた。

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動き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: インタビュイー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、特にロイタース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ことにより、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ようとしていた。このようなミ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を1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は似ている.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1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 $TOF^{\dagger 1}$) 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 1 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.モデルの一期間は現実の市場の一週間に対応し,以下の 5 つのステップよりなる $^{\dagger 2}$.

5.1 知覚ステップ

最初に各エージェントは、経済指標や政治的状況、為替レートのチャートトレンドなどに関する 17 種類^{†3}の予想材料のコーディングデータを入力される.

5.2 予想形成ステップ

各エージェントjは自分独自に各予想材料iに対する重要度を持っており、さきほど知覚されたニュース $x_{i,t}$ の加重平均で将来の為替レートの変動値を予想する.

$$\mathbf{E}_t^j[\Delta S_t] \equiv f\left(\sum_{i=1}^{17} w_{i,t}^j x_{i,t}\right),$$

ただし、f は小数点以下を切り捨てる関数である。また各エージェントの予想の確信度 (分散) は以下のように計算される。

$$\left(\mathbf{Var}_t^j[\Delta S_t]\right)^{-1} \equiv \sqrt{|(wx_+)^2 - (wx_-)^2|},$$

- †1 A GEnetic-algorithmic Double Auction SImulation in TOkyo Foreign exchange market.
- †2 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.
- †3 1. 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).

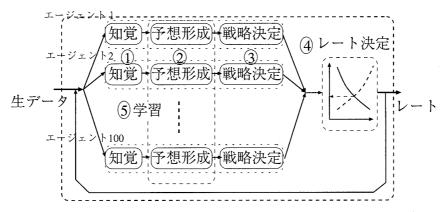


図1 モデルの枠組み

ここで、 wx_+ は $w_{i,t}^j x_{i,t} > 0$ の和、 wx_- は $w_{i,t}^j x_{i,t} < 0$ の和である.

5.3 戦略決定ステップ

各エージェント j は期待利得を最大にするように最適なドル資産保有高 q_t^{j*} を決定する.

$$q_t^{j*} = \frac{1}{a} \frac{\mathbf{E}_t^j [\Delta S_t]}{\mathbf{Var}_t^j [\Delta S_t]},$$

ただし、a は危険回避度である。自分のドル資産保有高が最適になるように、自分の予想したレートで市場に注文をする。

注文量 $\Delta q_t^{j*} \equiv q_t^{j*} - q_{t-1}^j$. 注文レート $\equiv \mathbf{E}_t^j [\Delta S_t]$.

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.

5.5 学習ステップ

GA を用いて各エージェントの予想形成部を適応させる. 具体的には、17種類の材料に対する重要度を一列に並べたものを個体とし、予想レートと実際のレートの差にマイナスをかけたものを利得として、淘汰や交叉、突然変異の操作を行った $^{\dagger 4}$.

個体
$$\mathbf{w}_t^j \equiv (w_{1,t}^j, w_{2,t}^j, \cdots, w_{n,t}^j).$$

個体 \mathbf{w}_t^j の利得 = $-|\mathbf{E}_t^j[\Delta S_t] - \Delta S_t|.$

これらの操作により、実際のレートに近い予想をした

†4 GA の操作は Goldberg [4]をもとにした.

重要度の組合せの市場全体での頻度が増え、予想が外れた組合せの頻度が減る。このことは、各エージェントが予測力の高い予想方式をまねして取り入れたと解釈できる。又、他人との相互作用や自分一人によって新しい予想方式をつくっていく。このようにして次期に用いる予想方式が用意される。

6 モデルの有効性の評価

本モデルを用いた為替政策の意思決定支援システムの構築を行う前に、モデルが現実のレートをシミュレートするのにどれほど有効であるか評価を行った。 AGEDASI TOF の評価を行うために、1986年から1993年までの実際の外為市場の週次データを用いて、1、4、13、26、52週間先の各予測期間についての平均絶対誤差 $(MAE^{\dagger 5})$ を計算し、既存の外国為替市場モデルと予測力の比較を行った。

$$\mathbf{MAE}_k = \sum_{s=0}^{N_k-1} |\tilde{S}_{t_0+s \times 26+k} - S_{t_0+s \times 26+k}|/N_k$$

ただし,予測期間 k は 1 、 4 、 13 、 26 、 52 週間先の 5 種類で, t_0 はデータのスタートした時期,つまり 1986 年 1 月第 1 週のことである. $\tilde{S}_{t+s\times26+k}$ はモデルによる k 週間先のレートの外挿予測値, $S_{t+s\times26+k}$ は実際の k 週間先のレートの実現値である. サンプルデータの期間を 26 週間ずつずらしていきながら予測誤差を測定し,サンプルデータがつきるまでの N_k 回の予測誤差の絶対値の平均を各モデルの予測力の指標とした.

比較したモデルは計量経済学モデルとランダムウォー

^{†5} Mean Absolute Errors.

(459)

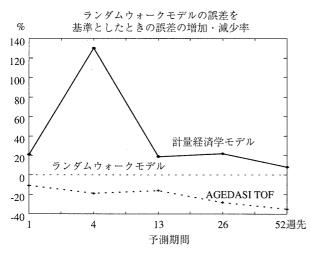


図 2 平均予測誤差の比較

クモデルの2つである. 計量経済学モデルは AGEDASI TOF のコーディング情報である 17 種類のファクターを 説明変数として用いた線形式で表されている. 既存の計量経済学での市場モデルは線形式の形で表されているものが大部分で、そこで使われる説明変数のほとんど全ての種類は AGEDASI TOF のコーディング情報に含まれている. また、ランダムウォークモデルは1次のドリフト係数を持つものである.

1週間先から1年間 (52週間) 先までの各予測期間で 予測誤差を比較した結果,全ての予測期間において, 3つのモデルの中で,AGEDASI TOF がもっとも予 測力が高かった (図 2). AGEDASI TOF はランダム ウォークモデルより平均予測誤差が 10% から 30% 程度 小さく,計量経済学モデルに対しては 25% から 65% 程 度,予測誤差を改善することができたのである.

予測結果を見て意外に思った人もいるかも知れないが、いろいろな説明変数を取り込んだ計量経済学モデルが、全く経済的な構造を考慮していない単純なランダムウォークモデルよりも予測力が劣るという結果が出た.この驚くべき結果はいくつかの先行研究でも見つけられており、レートはランダムウォークであるという仮説の根拠にもなってきた[8].

しかしながら、本モデルのように従来の計量経済学モデルと同じ説明変数を使っていても適切な市場構造のモデル化が行えていれば、よりうまく現実のレートの動きをシミュレートすることができるのである.

7 シナリオ分析

第 5節で構築した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をある一定の幅の中におさめて安定化することである. 為替レート安定化のために意思決定者は、1998 年の1年間、知覚ステップの17種類のファクターのうち制御可能なファクター(金利、介入と要人発言)に関して、毎週の為替レートや他のファクターに関するニュースを見ながら操作を行っている状況であるとしよう. 従って、本研究における意思決定者とは金利、介入や要人発言に関する金融・為替政策に対して決定もしくは提言を行える政府・日銀関係者ということになる.

また、金利・介入・要人発言以外の14種類の予想材料は制御不可能な外生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、外生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.

7.1 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、経済成長とマルクのファクターに対する重要度が一番大きかった(図3). つまり、この期間において人工市場は上記2つのファクターに対して特に敏感だったことが分かった。従って、この2つのファクターに関する大きなニュースが来たときに特に為替レートは大きく変動して不安定になりやすいということである。よって、この2つのファクターを重要ファクターと定義して、重要ファクターに関する大きなニュースが来たときに、金利・介入・要人発言の制御可能ファクターのどれを操作して安定化するかで、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.

7.2 戦略シナリオの比較と評価

もし 1998 年に意思決定者が戦略シナリオ (a)-(c) を採用していたら, 為替レートはどれくらい安定化したか,

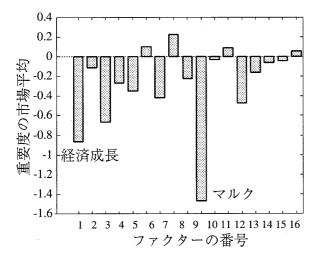
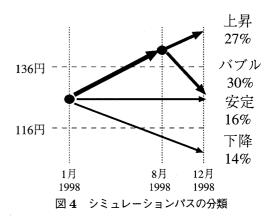


図 3 各ファクターに対する重要度の市場平均 (100 回のシミュレーションの平均)



本研究のモデルを用いて計算機シミュレーションを行ってその結果を比較した.

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.

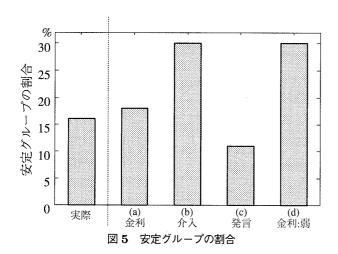
- 1. 初期化: 先ほどと同じ.
- 2. 訓練期間: 先ほどと同じ.
- 3. テスト期間: 1998年の期間に関してモデルを用いて外挿シミュレーションを行った. テスト期間中は訓練期間中と異なり,ファンダメタルズファクターのみをデータとして入力し,レート決定ステップも行った. 各シナリオはファンダメタルズファクターのデータの一部として入力された. また知覚ステップでのトレンドファクターと学習ステップでの適合度は,レート決定ステップで生成されたレートを用いて計算された.

7.2.1 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,116円以下,116円から136円までの間,136円以上の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4に示す.

100回のシミュレーションパスを時間的変化を基にグループわけを行った。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円の間にいたパス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。

7.2.2 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 5).

従って,介入による操作がこの時期のレート安定に は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): 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,金利をニュースと逆の方向で大きさ1に操作する.

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 (図 5). 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.

8 議論

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。

(462)

9 結論

54

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.

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[1][2][3]. 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] Arthur, W. and Holland, J.: Asset Pricing Under Endogenous Expectations in an Artificial Stock Market, *The Economy as an Evolving Complex Systems II* (Arthur, W. (ed.)), Addison-Welsley Publishing, 1997, pp. 15–44.
- [2] Axelrod, R. : The Complexity of Cooperation:

- Agent-Based Models of Competetion and Collaboration, Princeton University Press, 1997.
- [3] Epstein, J. and Axtell, R.: Growing Artificial Societies: Social Science from Bottom Up, MIT Press, 1996
- [4] Goldberg, D.: Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning, Addison-Wesley Publishing Company, 1989.
- [5] Izumi, K. and Okatsu, T.: An Artificial Market Analysis of Exchange Rate Dynamics, *Evolutionary Programming V*(Fogel, L., Angeline, P. and Bäck, T. (eds.)), MIT Press, 1996, pp. 27–36.
- [6] Izumi, K. and Ueda, K.: Emergent Phenomena in a Foreign Exchnage Market: Analysis Based on an Artificial Market Approach, Artificial Life VI (Adami, C., Belew, R., Kitano, H. and Taylor, C. (eds.)), MIT Press, 1998, pp. 398–402.
- [7] Izumi, K. and Ueda, K.: Analysis of Dealers' Processing Financial News Based on an Artificial Market Approach, Journal of Computational Intelligence in Finance, Vol. 7 (1999), pp. 23–33.
- [8] Meese, R. and Rogoff, K.: the Out-of-Sample Failure of Empirical Exchange Rate Models: Sampling Error or Misspecification?, Exchange Rates and International Macroeconomics (Frenkel, J. (ed.)), The University of Chicago Press, 1983, pp. 67–112.
- [9] 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), pp. 31-43.