JAIST Repository
https://dspace.jaist.ac.jp/

| | |
|---|---|
| Title | 人工市場モデルを用いた為替介入政策の分析 |
| Author(s) | 松井，宏樹 |
| Citation | |
| Issue Date | 2006-03 |
| Type | Thesis or Dissertation |
| Text version | author |
| URL | http://hdl.handle.net/10119/9099 |
| Rights | |
| Description | Supervisor:東条　敏，情報科学研究科，博士 |

JAIST
JAPAN
ADVANCED INSTITUTE OF
SCIENCE AND TECHNOLOGY

Japan Advanced Institute of Science and Technology

博 士 論 文

# 人工市場モデルを用いた為替介入政策の分析

指導教官　東条 敏 教授

北陸先端科学技術大学院大学

情報科学研究科情報処理学専攻

松井 宏樹

2006 年 3 月

## 要 旨

本論文では，人工市場モデルを用いた為替介入の効果の分析について述べる．本研究の目的は，人工市場モデルを用いて為替介入が為替レートに影響を与えるメカニズムと介入によってどの程度，為替レートを操作できるのかを明らかにすることである．

外国為替市場では，1973 年に主要先進国が変動為替レート制に移行して以来，為替レートの操作を目的とした通貨当局による為替介入が幾度となく行われてきた．しかし，必ずしも介入量に応じた効果が現れてはおらず，過去の為替介入のデータを分析した研究でも介入量と為替介入がレートに及ぼす影響には非線形の関係があるという結果が報告されている．これは，為替介入が通貨の需給を変化させることで為替レートに影響を与えるだけでなく，ニュースとして市場参加者に影響を与えることで為替レートが変化するシグナル効果による影響と考えられる．しかし，為替介入の効果を扱った従来の研究では巨視的な視点での分析がほとんどであり，市場参加者を総体でしかモデル化していないために為替介入の効果を分析する上で重要だと考えられるシグナル効果のメカニズムについては説明できていない．

本研究では，為替介入の市場参加者への影響，市場の内部構造の変化という点に着目し，市場に適応するために相互に作用し，学習する市場参加者エージェントによる人工市場モデルを用いて，介入の効果，特にシグナル効果のメカニズムの分析を行った．

# 目次


1 **序論** 1

1.1 研究の背景と目的 . . . . . 1

1.2 本論文の構成 . . . . . 2

2 **為替介入と人工市場** 5

2.1 外国為替市場と為替介入 . . . . . 5

2.2 為替介入に関する研究 . . . . . 11

2.3 人工市場 . . . . . 16

2.4 人工市場アプローチによる研究 . . . . . 19

2.5 従来の為替介入研究の問題点と本研究の目的 . . . . . 23

3 **人工市場モデル** AGEDASI TOF 25

3.1 AGEDASI TOF の枠組み . . . . . 25

3.2 AGEDASI TOF を用いた研究 . . . . . 35

3.3 AGEDASI TOF の問題点 . . . . . 39

4 AGEDASI TOF **の改良・拡張** 41

4.1 情報交換・学習の仕組みの改良 . . . . . 41

4.2 多様なエージェント . . . . . 48

4.3 まとめ . . . . . 54

5 **介入エージェントを用いた介入政策の評価** 55
5.1 介入エージェントとは . . . . . 55
5.2 介入エージェントによる介入政策の評価 . . . . . 57
5.3 まとめ . . . . . 63

6 **介入エージェントによる介入政策の獲得と効果の検証** 65
6.1 問題の難しさと本研究の取り組み . . . . . 65
6.2 強化学習介入エージェントと介入ルールの評価方法 . . . . . 67
6.3 介入ルールの評価方法の検証 . . . . . 74
6.4 ディーラーエージェントの初期状態が固定の場合 . . . . . 82
6.5 ディーラーエージェントの初期状態が多様な場合 . . . . . 90
6.6 介入量と強化学習モデルの検証 . . . . . 98
6.7 まとめ . . . . . 103

7 **結論と今後の課題** 105
7.1 結論 . . . . . 105
7.2 モデルに関する考察 . . . . . 107
7.3 今後の課題 . . . . . 108

**謝辞** 111

**参考文献** 113

**本研究に関する発表論文** 117

# 第 1 章

# 序論

## 1.1 研究の背景と目的

「相場は生き物」という言葉を引用するまでもなく為替レートを意のままに操作できると考える人はいないだろう．これは一般の市場参加者よりも大きな力を持つ政府にとっても同様である．1973 年に主要先進国が変動為替レート制に移行して以来，通貨当局は為替レートの安定を目指して為替介入を行ってきた．しかし，実際には為替レートは市場を混乱に陥れるような急激な変動を何度も経験している．また，近年の例では 2003 年に日本政府は 1 年間で 20 兆円以上もの米ドル買い介入を行った [財務省 05]．全体的に見ればこの操作が円高を防いだことは明らかだが，これだけ巨額な介入を行っているにもかかわらず，常に為替レートが円安の状態で安定していたわけではない．ときに大きな円高への変動すら経験している．では，介入は市場にどのように影響するのであろうか．また，有効な介入とはどのようなものであろうか．

外国為替市場を対象とした研究は，経済学の分野で長く行われている．しかし，合理的期待仮説[*1]や効率的市場仮説[*2]に代表される伝統的な経済理論では，市場は過度に理想的

[*1] 市場参加者は真の経済モデルを知っており，さまざまな情報を合理的に利用して予測を行うので，彼らの予測値と実際の値は基本的に一致するという説．

[*2] 市場は情報を取り入れるのがきわめて迅速であり，ある者が情報を先駆けすることによって，他の者より有理になるという状況は生じないとする説．

で合理的なものとされており，市場参加者の個人特性の違いや心理的側面は軽視されていた．近年の激しい変動を経験した市場では市場参加者である人間の心理による効果が注目されており，こういった現状からより現実的な市場モデルの構築を目指した人工市場 (artificial market) 研究とよばれるアプローチが行われている．人工市場研究の目的は，市場現象が市場参加者の相互作用による内部構造の変化によって起こるという立場で，そのメカニズムを解析することにある．そのために，市場参加者をそれぞれコンピュータプログラムとしてモデル化し，仮想的な市場で取引を行わせることで市場に起こる現象をシミュレートする．現在までにバブルなどの市場現象の解析や従来の経済理論の検証が行われ，成果が上げられてきた．

従来の研究では，為替介入についてもマクロなデータとして扱うのみで，そのほとんどが巨視的な視点での分析に終始していた．為替介入の効果としては，介入により通貨の需給が変化し為替レートに影響するポートフォリオ・バランス効果と為替介入がニュースとして市場参加者に影響を与えることで為替レートが変化するシグナル効果が挙げられる．冒頭に述べたような単純には割り切れない為替介入の効果はシグナル効果による影響と考えられるが，市場参加者を総体としてしかモデル化しない従来の研究では説明できていない．本研究では市場の内部構造の変化に着目し，人工市場アプローチによりこれらの現象の解明を試みる．

本研究の目的は，人工市場モデルを用いて為替介入が為替レートに影響を与えるメカニズムと介入によってどの程度，為替レートを操作できるのかを明らかにすることである．

## 1.2　本論文の構成

本論文では，まず第 2 章で本論文で扱う外国為替市場と為替介入および本研究の手法である人工市場について説明し，それぞれに関する近年の研究を紹介する．それをふまえて最後に従来の研究の問題点と本研究の立場を明らかにする．

次に，第 3 章および第 4 章では本研究で用いる人工市場モデルについて説明する．まず第 3 章で本研究のモデルの基礎となる人工市場モデル AGEDASI TOF とそのモデルを用

いた従来研究について説明した上で，本研究を行うにあたっての AGEDASI TOF の問題点を挙げる．第 4 章では，その問題点を解消するための AGEDASI TOF の改良と拡張を述べる．

第 5 章，第 6 章で，本研究の人工市場モデルを用いた為替介入政策とその効果の分析を行う．第 5 章の始めに，本研究の手法の中心となる政府・中央銀行にあたるエージェント，介入エージェントを導入し，既存の為替介入政策の検証システムを構築する．第 6 章では，介入エージェントに学習機構を組み込むことで有効な為替介入政策を自動獲得するシステムを構築し，またそのシステムを用いて為替介入の効果の分析を行い，介入による為替レートの操作の限界を議論する．

最後に，第 7 章で本論文をまとめ，今後の課題を示す．

# 第 2 章

# 為替介入と人工市場

本章では，本研究の研究対象である外国為替市場と為替介入および本研究でとるアプローチである人工市場について説明し，それぞれに関する近年の研究を紹介する．

## 2.1 外国為替市場と為替介入

### 2.1.1 外国為替市場

外国為替市場とは，各国の通貨が交換（売買）され為替レートが決定される市場である．外国為替市場は世界各国に存在するが，市場といっても株式市場のように現実の具体的な場所に取引所が存在するわけではなく，主に電話やコンピュータ間接続などを利用した通信で取引が行われる．

外国為替市場で行われる取り引きは，その参加者によって**インターバンク取引**と**対顧客取引**に分けられる．インターバンク取引とは，国際的な決裁網をもつ銀行などの金融機関同士の取り引きで，これが外国為替市場の取り引きの中心となる．一方，対顧客取引とは，銀行などの専門業者とその顧客である商社，投資家などの間で行われる取り引きのことである．外国為替市場の出来高は，主な取り引きである銀行間の直接相対取引のデータが公表されていないので具体的な値を知ることは非常に困難だが，1998 年 4 月の調査をもとにした推計では一日の取引額は東京市場のみで 1486 億ドル，世界全体で 1 兆 5000

億ドルという報告がある [吉本 00].

外国為替市場では，さまざまな動機に基づいて取り引きが行われている．その需要・供給を目的で分類すると主に以下の 4 つに分類される．

**実需：** 国際間のモノ，サービス，資産の取り引きにともなって生じる外国通貨の需給

- **貿易：** 国際間でのモノ，サービスの売買にともなう需給
- **資本移動：** 国債などの金融資産の売買など，国際間の資金の運用・調達による需給

**投機：** 現在と将来の為替レートの差を利用して利益を上げようとする取り引きによる需給

**介入：** 為替レートの操作を目的とした政府が行う取り引きによる需給

**裁定：** 同じ時刻の別の市場の為替レートの差を利用して利益を上げようとする取り引きによる需給

この内，現在の市場では投機が圧倒的に大きな割合を占めている [吉本 00]．また，裁定は市場間で為替レートの差がある必要があるが情報化の進んだ現代ではそういったことは起こりにくいため，例外的な取り引きである．以下，本研究に関係の深い投機と介入について説明する．

### 2.1.2 為替レート予想材料

投機を行う為替ディーラーは，利益を上げるために将来の為替レートの正確な予測を行う必要がある．そのために，為替レートに影響を与える経済指標や政治に関するニュースを予想の材料としている．予想材料のうち，こういった市場外部から入ってくる情報を**ファンダメンタル材料**（ファンダメンタルズ）と呼ぶ．具体的には，金利や物価，株価などである．一方，為替レート自体の変動パターン，チャートから計算されたトレンドも予想材料になる．例えば，「ここ 1 週間円高の傾向だから，さらに円高に進むだろう」といったものである．こういった市場内部の為替レートの変化に基づく予想材料を**トレンド**

**材料**と呼ぶ.

また，為替レートを予測する際に特にファンダメンタル材料を重視するディーラーを**ファンダメンタリスト**，トレンド材料を重視するディーラーを**チャーティスト**と呼ぶ.

### 2.1.3　為替介入

主要各国が 1973 年 2 月に変動為替レート制に移行して以来，為替レートの操作のために政府はしばしば為替介入を行ってきた [財務省 05].

本節では，本研究の対象である為替介入について説明する.

#### 定義

1982 年のベルサイユサミット後に発足した「為替市場介入に関する作業部会」が提出した報告書 (Jurgensen Report) [Jurgensen 83] および日本銀行による介入事務の概説 [日本銀行 04] で，次のように定義されている.

> 為替レートに影響を与えることを目的として，通貨当局が為替市場において外国為替の売買を行うこと.

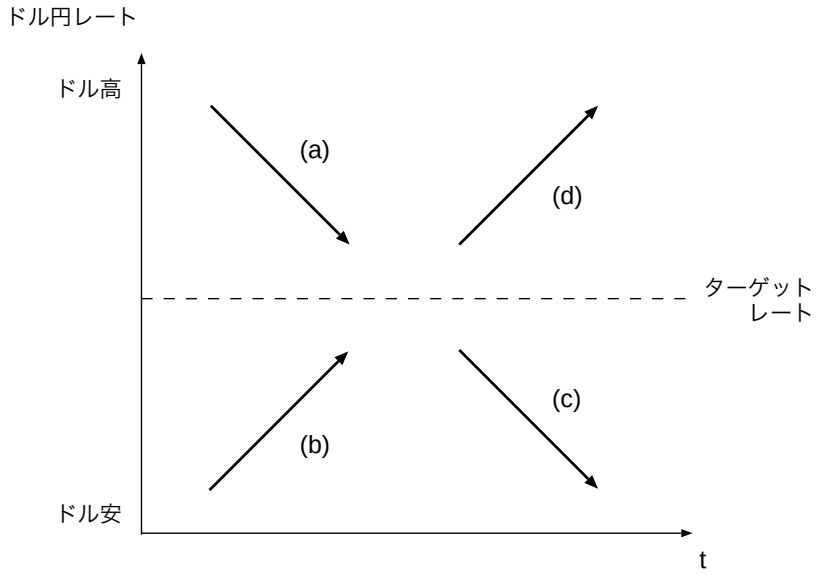
#### 目的と政策

Jurgensen Report では，為替介入の目的として以下の 2 つをあげている.[*1]

**LAW 介入：** 「為替市場の無秩序な状況に対処する」ために行う，「一方方向の相場変動をなだらかにするための介入 (Leaning against the Wind)」

**ターゲット介入：** 「為替レートの変動がファンダメンタルズからみて正当化できないものと判断した場合に，これに対抗するため」に行う介入．すなわち，現在のファンダメンタルズにそった為替レート（ターゲットレート）に為替レートを近づけようとする介入.

[*1] それぞれのタイプの介入の名前は，松本らの定義 [松本 97] に従った.




(i) 為替レートの変化

(ii) 介入の方向

| | LAW 介入 | ターゲット介入 | 目標相場仮説に基づく<br>非対称的 LAW 介入 [渡辺 94] |
|---|---|---|---|
| (a) | ドル買い | ドル売り | 行わない |
| (b) | ドル売り | ドル買い | 行わない |
| (c) | ドル買い | ドル買い | ドル買い |
| (d) | ドル売り | ドル売り | ドル売り |

**図 2.1**　為替レートの変化と介入の方向

また日本では，外国為替及び外国貿易法 [総務省 05]（第 7 条第 3 項）において「財務大臣は、対外支払手段の売買等所要の措置を講ずることにより、本邦通貨の外国為替相場の安定に努めるものとする」のように LAW 介入が規定されている．

図 2.1 は，為替レートの変化と介入の目的による介入の方向の関係を示したものである．LAW 介入の場合，常に介入を行う際の為替レートの変化のみを考慮し逆向きの介入が行われる．すなわち，(a) や (c) のようにドル安円高に為替レートが変化する場合はドル買い介入を，(b) や (d) のようにドル高円安方向に変化する場合はドル売り介入を行うことになる．一方，ターゲット介入では現在のレートとターゲットレートの関係だけから介入

の方向が決定される．(a) や (d) のように為替レートがターゲットレートよりもドル高円安の場合はドル売り介入を，(b) や (c) のように為替レートがターゲットレートよりもドル安円高の場合はドル買い介入を行うことになる．(a) や (b) のような現在の為替レートの変化をより押し進めるような介入は LAW 介入に対して，Leaning with the Wind 介入とも呼ばれる．

実際には，どのような変化に対しても LAW 介入を行うような介入政策，対称的 leaning-aganinst-the-wind 政策だけでなく，(1) ドル安円高の進行に対してはドル買いを行うがドル高円安の進行は放置する，(2) ドル高円安の進行に対してはドル売りを行うがドル安円高の進行は放置する，という 2 つの非対称的 leaning-aganinst-the-wind 政策が 1980 年以降の日本政府の介入パターンで観察されている [渡辺 94]．渡辺らは，さらにこれらの介入がターゲットレートに基づいたものとしてターゲットレートに近づくような為替レートの変化に対しては介入を行わないが，ターゲットレートから遠ざかるような為替レートの変化に対してはその変化と逆向きの介入を行うという目標相場仮説を提案している [渡辺 94]．

**時期と量**

為替介入がいつ，どのような規模で行われるかは市場参加者には基本的に伝えられない．介入は，中央銀行が市場参加者あるいはブローカーに注文を出すことで行われる．通常の場合，中央銀行が注文を出すのは単一の市場参加者ではなく，複数の市場参加者に対して同時に注文を出すことが多い．そのため，注文を受けた市場参加者を含め一般の市場参加者が介入の事実や規模を直接確認することは難しい．そのため，中央銀行の介入は「隠密介入」と呼ばれている [渡辺 94]．しかし，それでも介入は為替レートに影響を与える重要な要素の一つであるので市場参加者は政府の金融政策に関する発言や為替レートの変動から介入を推定して，為替レートの予測を行っている [小口 90]．

また，過去の介入に関するデータについても日本は特に開示に消極的で公表していなかったが，政府の活動に関する情報開示が進む中で 2001 年 7 月に 1991 年以降に行われた介入の実行日とその金額が財務省によって公開された [財務省 05]．それ以降のデータ

についても四半期ごとに公開されている．

**市場参加者の反応**

為替介入に対する市場参加者の取り引き戦略における反応はさまざまである．市場の状況やその額によって，為替レートへの影響も一定ではないからである．近年，政府や通貨当局と市場参加者の力関係から介入や通貨当局関係者の発言の意を汲むことを予測の指針とするディーラーが増えてきたとする報告 [小口 03] がある一方，民間に蓄積された膨大なドル建て・円建て資産の売買が外国為替市場の取り引きに占める割合が非常に大きいため為替介入の影響は極めて小さいという報告もある [岩田 95].

**効果**

介入が為替レートに及ぼす効果については 2 種類あると言われている [渡辺 94].

**ポートフォリオ・バランス効果：** 介入が外国通貨の需給に影響を与え，それを反映してレートが変化する

**シグナル効果：** 中央銀行の介入から市場参加者が将来の金融政策に関する意図を読み取り，それに基づいて為替レートに関する予想を変化させることでレートが変化する

ポートフォリオ・バランス効果の大きさは，介入額と相関があるのは明らかである．一方，シグナル効果の大きさは，介入が示唆する将来の金融政策に対する市場参加者の信認の度合に左右されると考えられる [小島 94].

近年の介入においてはシグナル効果の重要性が指摘されており，ポートフォリオ・バランス効果はシグナル効果と比べるとかなり小さいという事例も報告されている [Dominguez 93, Ramaswamy 00, 河村 96, 経済企画庁 95]．また，「時期と量」の項で述べた通り，政府・中央銀行は介入について市場参加者に伝えることは基本的に行わない．これに対して，シグナル効果を考えると当局が介入情報を非公開にすることが不可解であるという報告 [Dominguez 90] もある．

## 2.2　為替介入に関する研究

為替介入に関して近年行われた研究を紹介する．ここでとりあげる研究はすべて日本の通貨当局がドル–円レートに対して行った介入政策を扱ったものである．

### 2.2.1　回帰分析による為替介入政策の推定

松本は通貨当局の介入政策をいくつかの経済データを変数とする線形関数と仮定し，過去の介入データを用いて回帰分析を行った [松本 97].

松本が仮定した介入政策の関数は以下のものである．

$$\mathrm{INT}_t = a_0 + a_1 \mathrm{EAV\%}_t + a_2(\mathrm{EAV}_t - \mathrm{ETR}_t) + u_t \tag{2.1}$$

$$\left(\begin{array}{ll} \mathrm{INT}：介入額, & \mathrm{ETR}：ターゲットレート \\ \mathrm{EAV}：為替レート, & \mathrm{EAV\%}：為替レートの変化率 \\ a_1：\mathrm{LAW}\ 介入を示す係数, & a_2：ターゲット介入を示す係数 \end{array}\right)$$

1974 年 1 月から 1993 年 12 月について，EAV, EAV%, ETR を説明変数として最小 2 乗法で分析を行った結果，すべての期間で有意な結果が得られたとしている．しかし，介入額はこの時点では未公開でありターゲットレートについても公開されていないため，それらについても推定もしくは恣意的な仮定に基づいた値を利用している．そのため，得られた結果の精度は疑わしい．

### 2.2.2　ニューラルネットワークを用いた為替介入政策の推定

介入政策の判断に影響を与えるいくつかの経済データと当局の行動の間の関係は，従来，線形とする研究が多かった．中田らは，この関係が非線形であるという立場に立ち，ニューラルネットワークを用いて過去の介入行動の推計，また将来の介入行動の予測の可能性について検討している [中田 98]．当局が介入政策を実行する際に考慮する経済データとしては，為替レートの変化率，今後も上昇・下落を続けるのかピークに達したのかというトレンドの変化率，輸出物価指数，貿易指数の対 GDP 比を採用している．

1981 年 6 月から 1995 年 12 月の介入額の推計を行い，結果として従来のモデルよりも近似率が高いことを示している．また，推計に利用したニューラルネットワークの関数形を分析することにより，介入額と為替レートの変化率には単純な比例関係ではなく，

- 変化率が 1％ 未満の場合は介入を行わない
- 変化率が 1％ を超えると急激に介入額を増やす
- 変化率が 2％ を超えると介入額は頭打ちになる

という関係があることを示した．

ニューラルネットワークを用いた将来の介入行動の予測では，介入の有無に関しては期間によって 70〜80％ の高い精度を示したが介入額については低い精度に留まった．もし介入が行われることを事前に予測することができれば，ドル資産の持ち高を介入による為替レートの変化に備えて増減させておくことが可能になり，実際に介入が行われた際の取引量が少なくなることが考えられる．今後このような予測方法が確立されその精度が高まると，介入のニュースとしてのインパクトが減殺されることでシグナル効果が小さくなる可能性を示唆している．

### 2.2.3　為替介入シグナルに関するゲーム理論的分析

渡辺は中央銀行と市場参加者群をプレイヤーとした外国為替介入ゲームを作成し，為替介入のシグナルに関する分析を行った [渡辺 94]．ゲームの概要は以下のようなものである．

- プレイヤー
  - 中央銀行

    **目的：**　為替レートをターゲットレートに近づける．

    **行動：**　介入と金融政策を行う．

– 市場参加者群

**目的：** 為替レートに基づいた効用関数による利得の最大化

**行動：** 為替取り引き（レートの決定）

- ゲームの時間的推移

**第 1 期**
– ターゲットレートをランダムに決定
– 中央銀行が介入を実行
– 市場参加者群は介入に関する情報をもとに取り引き
– 為替レートの決定

**第 2 期**
– 中央銀行が金融政策を実行
– 為替レートの決定

**第 3 期**
– 金融政策に応じた価格調整が進展
– 市場は定常状態に到達

第 3 期に均衡に達するという条件から，第 1, 2 期のレートが逆算される．

分析結果として，ポートフォリオバランス効果が小さいという仮定で，介入額が完全に市場参加者に知覚されその介入額から一意に当局のターゲットレートを知ることができる場合には，均衡状態から得られた最適介入額よりも多くの介入額が必要になるものの中央銀行の目的が達成されることを示した．また，介入が行われたかどうかはわかるものの介入額についてノイズを加え市場参加者に正確な規模が伝わらない条件では，介入のシグナル効果を弱めてしまうものの介入額を節約できることを示している．

### 2.2.4　回帰分析による為替介入の効果の検証

井澤は，財務省が公開した介入データ [財務省 05] を用いて介入の効果の回帰分析による検証を行った [井澤 02].

この研究では介入の効果を検証するために以下の式について 1991 年 5 月から 2000 年

4 月の期間を対象に最小 2 乗法で推定を行っている．

$$\Delta R = c + \alpha I + \beta(i^* - i) \tag{2.2}$$

$$\hat{R} = c + \alpha I + \beta(i^* - i) \tag{2.3}$$

$$\Delta \hat{R} = c + \alpha I + \beta(i^* - i) \tag{2.4}$$

$$\left(\begin{array}{ll} R：為替レート, & \hat{R}：為替レートの変化率 \\ I：介入額, & (i^* - i)：日米金利差 \\ i^*：フェデラルファンドレート, & i：コールレート \\ c：定数項 & \end{array}\right)$$

分析の結果として，円高（円安）に行き過ぎているときに介入によって為替レートを円安（円高）方向に向かわせることが可能であったが，その効果は非常に小さく，終値で比較すると効果があった介入は全体の約 36 % であったとしている．また，金利差の係数 $\beta$ はすべての式で有意ではなく，各式の第 3 項を除いた式の推定でも結果に大きな差はなかったことを示している．

### 2.2.5　ティックデータを用いた為替介入効果の分析

齊藤らは，為替レートの秒単位のデータであるティックデータを用いて統計物理学に由来する経済物理学アプローチで為替介入の効果の分析を行った [齊藤 04].

ティックデータを用いる利点として，ある事象における価格推移を詳細に分析できる点，高頻度データのためデータ数が多く統計的な信頼性を高められる点があげられる．介入のデータについてはティックデータは公開されていないので，財務省の公開データ [財務省 05] から「介入は介入日において為替レートを最も動かす要因である」という仮定をもとにそのタイミングを推定している．

1991 年 5 月から 2001 年 9 月の期間を対象とした分析の結果として，1 日に 2 億円未満の小規模な介入については影響が見られないが 1 日に 6 億円以上という大規模な介入，または数日間連続した小規模な介入では為替レートのトレンドを変化させる効果があったとしている．この結果は介入の非線形性を表しており，この期間の介入の効果はその影響が介入金額に比例するはずのポートフォリオバランス効果ではなくシグナル効果によるところが大きいことを示唆している．

### 2.2.6　為替介入に関する研究のまとめ

本節で紹介した為替介入に関する研究で得られた結果をまとめる．まず日本の通貨当局がとる為替介入行動は，ほぼ LAW 介入と言える [渡辺 94, 井澤 02]．またその際にはターゲットレートを設定していることが考えられる．1991 年 5 月から 2000 年 4 月については分析結果から 125 円がターゲットレートであったと推測されている [井澤 02]．介入額については為替レートの変化率に線形な関係ではなく，ある程度変化率が大きくなると介入額を増加させるが一定値を超えると介入額をそれ以上増やさないという行動が観察された．

為替介入の効果については，トレンドを変化させられた介入を効果のあった介入であるとすると 1991 年 5 月から 2000 年 4 月の介入のうち効果があったのは約 36 % で，その内訳は 1 日で 6 億円以上という大規模な介入か数日間連続した小規模介入であったという結果が得られている．

## 2.3　人工市場

近年，市場に起こったバブルなどの予期せぬ激しい変動は，伝統的な経済理論では的確に解析することができなかった．これは過度に理想的で非現実的な市場が仮定されており，市場参加者の個人の特性や心理的側面を軽視していたためと考えられる．

このような現状からより現実的な市場モデルを目指した人工市場 (artificial market) 研究と呼ばれるアプローチが現れた．本節では人工市場研究の紹介と，その研究事例について説明する．なお，本節をまとめるにあたって [和泉 00b] および [和泉 03] を参考にした．

### 2.3.1　人工市場とは

人工市場とは，市場参加者の役目をする多数のコンピュータプログラムが集まって，自由に取引をするコンピュータ上の仮想的な市場（図 2.2）のことである．人工市場を構成する重要な要素として，**エージェント**と**価格決定メカニズム**が挙げられる．

エージェントとは，人工市場に参加し仮想的なディーラーの役割を果たすコンピュータプログラムのことである．人工市場内の各エージェントは，実際のディーラーと同様に金融価格の変動に影響する情報を入力として受け取り，その情報と各エージェントがもつ独自のルールに基づいて仮想的な資本を売買する．また，より高い利益を得られるように売買行動のルールを修正する．人工市場に参加する全エージェントの売買行動の結果として市場の仮想的な金融価格が決定される．人工市場モデルは，多数のエージェントによるマルチエージェントモデルと言える．人工市場は，基本的に各エージェントが自己の利益を獲得するために行動するので，多数のエージェントが共通の目的を達成するために行動するモデルではなく各エージェントがそれぞれの目的のために行動する競合モデルということができる．

人工市場において市場参加者にあたるものがエージェントだとすれば，市場の内部構造にあたるものが価格決定メカニズムである．これは，人工市場において各エージェントの

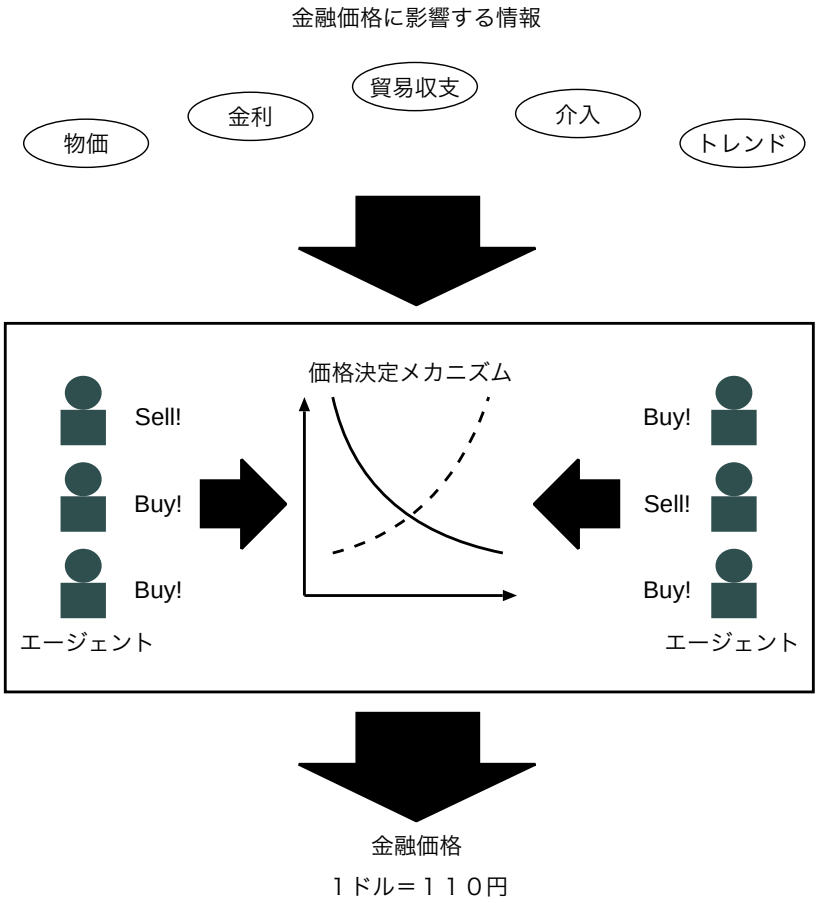



**図 2.2**　人工市場の概要

売買行動を集積し，金融価格が決定されるまでの価格決定のやり方を表したものである．人工市場の価格決定メカニズムは，実際の金融市場の価格決定方式を反映したものが用いられる．大きな分類として，いつ，どのタイミングでも注文を出すことができ，売りと買いが合って個別に取引が成立していく相対型（ざら場）と，市場全体の需要と供給をいったんすべて集めて需給がつりあう値に金融価格を決定する均衡型（板寄せ）がある．相対型の場合，金融価格は取引が成立するごとに逐次的に連続して決定されるが，均衡型の場合は一定間隔ごとに不連続に決定される．

### 2.3.2 人工市場研究の目的と特徴

人工市場研究の目的は，それぞれ個性を持ったコンピュータプログラムが市場に参加することによってより現実的な人間臭い市場を作ることである．従来の経済理論では，合理的な人間のみが存在する理想的な市場を仮定し大きな価格変動の直接的な理由として大きな外的要因をあげるが多かった．しかし，外部から与えられたショックによって変化した市場参加者の行動が少しずつ積み重なって，あるいは多様な市場参加者の相互作用により少しずつ市場の内部構造が変化していき，その変化が一定の大きさを越えたときに，金融価格の変動パターンが変化するということも考えられる．人工市場では現象のメカニズムの説明を試みる際に各市場参加者の行動や内部構造の変化という詳細なレベルにも着目することが特徴である．

現実的な市場を分析する方法として，人工市場以外にも人間の被験者を用いた経済実験を行う実験経済学 [Friedman 99] とよばれる研究分野も存在する．しかし，大規模な実験では多くの実験参加者を長時間拘束することが困難であるという物理的な面での限界，また，参加者の思考過程を詳細に記録することが困難であるという測定面の限界が考えられる．これらの点はコンピュータプログラムを用いた人工市場モデルなら解消することができる．

人工市場研究の対象とする問題で中心となるのはミクロ–マクロ問題である．ミクロ–マクロ問題とは，例えば金融市場のバブル現象のような現実の市場で見られるマクロな現象は，個々の市場参加者の行動や意思決定といったミクロなレベルとどのように関係しているのかといった問題である．特にミクロな個々の市場参加者が意図して行動しているわけではないのに，マクロな市場全体のレベルで現れる金融価格の変動などの動的なパターンのことを創発的現象と呼ぶ．これらのミクロ–マクロ問題や創発的現象のメカニズムは，今までの経済学の金融市場モデルではうまく解析することができなかった課題の一つである．人工市場研究では，現実的な市場モデルの構築によりこの問題の解明，また従来の経済理論の検証を目指している．

経済学の歴史の観点から見れば，人工市場研究は「計算科学的方法」または「シミュレーション的方法」と呼ばれる方法であり，文学的方法，数学的方法に次ぐ第 3 の方法と言える．その登場は経済学にとって，数学の導入に匹敵する学問用具の革命であり，今後，経済学にもたらすであろう影響は大きいと考えられる [塩沢 00b].

## 2.4　人工市場アプローチによる研究

人工市場研究で最も盛んに研究されている分野はバブルなど金融市場に見られる経済現象や市場メカニズムの解析，従来の経済理論の検証を目的とする市場分析である．

人工市場の解析手法としては単純なエージェントを用いた動力学的な手法，より複雑で投資家の相互作用や学習等による変化を重視した複雑系からのアプローチ，統計物理学の手法や相転移とのアナロジーを用いる経済物理アプローチ，投資家あるいは企業などの競争に注目したゲーム理論的解析などがある．また，コンピュータプログラムだけでなく人間も参加する実験ツールとしての人工市場モデルを用いた研究も行われている．

### 2.4.1　財市場でのバブル発生条件の分析

水田は，消費財と資本財の仮想取引市場を作成し，バブルの発生条件の分析を行った [水田 99].

市場には以下のエージェントが存在する．

**生産エージェント：**　消費財と資本財がそれぞれ最適在庫量になるように，各財の生産を行う．また，消費財を各ステップで 1 消費する．

**投機エージェント**

**バリュートレーダー：**　過去の消費財の価格推移から平均価格を推定し，その価格よりも安ければ買い，高ければ売ることで利益を得ようとする．

**トレンドトレーダー：**　過去の消費財の価格推移からトレンドを推定し，価格が上昇傾向なら買い，下降傾向ならば売ることで利益を得ようとする．

各エージェントが 10 人ずつ存在する市場のシミュレーションでバブルの発生を観測した．消費財の価格が下がり続けた後，消費財の価格が急騰し，直後に下落するというものである．これは各タイプの投資家エージェントの財の保有量に依存した現象だとしている．つまり，消費財の価格が下がりつづけることでトレンドトレーダーが消費財をまったく持たなくなる；その際にトレンドが上昇に変化すると，トレンドトレーダーが急激に消費財を買うことで価格の急騰が発生する；しばらくするとトレンドトレーダーの資本財が尽き反動で価格が下落する，というものである．

### 2.4.2　時系列的特徴の分析

海蔵寺は物理学の相転移モデルとのアナロジーを用いて市場で見られる価格の時系列的特徴の再現と解析を行った [Kaizoji 99].

海蔵寺の用いたモデルは 3 つの有価証券（株，債権，外貨）市場にファンダメンタリストとチャーティストと呼ばれる 2 種類の投資家が存在するモデルである．この 2 種類の投資家では大きく価格予想の方法が異なる．ファンダメンタリストとは様々な経済指標などから金融価格の本質価値（ファンダメンタルズ）を求める分析手法を用いるディーラーであり，チャーティストとは過去の価格チャートの動きから現在の値を予測する分析手法を用いるディーラーのことである．

この 2 種類の投機家の性質，つまりファンダメンタリストの鞘取りの性質とチャーティストのフィードバックトレーディングの性質の違いに重点をおき，それぞれが投機ダイナミクスにどのような影響をもたらすかを解析している．結果は以下の通りである．

- 全投機家がファンダメンタリストの場合，系が均衡点に収束し価格は安定する．
- 全投機家がチャーティストの場合，投機ダイナミクスの不安定性が増幅され，投機バブルと投機カオスが引き起こされる．
- 市場に 2 種類の投機家がともに存在する場合
  - 鞘取り効果が強い場合は系に準周期性からカオスへの移行が起こり，価格はファンダメンタル価格のまわりで無秩序に変動する

– 鞘取り効果が弱い場合は強いフィードバックトレーディングの効果によって投機バブルが起こり，価格は大きく騰貴，下落を繰り返す

以上から市場に現れる投機バブル，投機カオスはファンダメンタリストの鞘取りの性質とチャーティストのフィードバックトレーディングの性質，両方に依存することを示した．これらの結果は現在の金融危機に有用な分析の基礎を与えると思われる．

### 2.4.3　構成エージェントの学習方式による市場の特性

LeBaron は市場参加者の取引戦略，および学習によるその変更頻度による市場の特性の変化の分析を行った [LeBaron 02].

500 人のエージェントが参加する人工株式市場において，利得の最大化を目的とした各エージェントは各自の戦略に基づき売買行動を行う．各エージェントは，各期間に一定の確率で遺伝的アルゴリズムによって作成された戦略群から新たな戦略を選択する．LeBaron は，まず戦略選択時の評価方法として以下のタイプを定義し，市場参加者の戦略評価方法による市場の特性を分析した．

**短期記憶タイプ**　最近の取引結果のみ（最短 6 期間）を用いて戦略を評価する．

**長期記憶タイプ**　かなり過去の結果（最長 240 期間）も用いて戦略を評価する．

結果として，エージェントの戦略評価期間が 6〜240 期間に均等に分布するような短期記憶タイプと長期記憶タイプが存在する市場では価格，取引高などに大きな変動が現れることを示した．一方，エージェントの戦略評価期間が 192〜240 期間に分布するような長期記憶タイプのみが存在する市場では短期記憶タイプが存在する市場のような大きな変動が見られず平衡状態に達することを示した．これは，同質のエージェントのみで構成された市場の平衡状態に達しやすい特徴によるものであると述べている．

また，戦略評価期間が短期から長期とばらつきがあっても戦略を変更する確率が低い（学習が遅い）場合や新しい戦略の評価値が現在の戦略よりも一定割合以上大きくなければ変更しないというケースでは，長期記憶タイプのみで構成された市場のように大きな変

動が現れないことを示した．

### 2.4.4　多様なエージェントによる外国為替市場の研究

入江らは，実際の外国為替市場の参加者に基づいた多様なエージェントによる人工市場モデルを構築し，注文のタイミング・量の価格変動への影響，裁定取引の有効性，価格安定化政策の有効性について分析を行っている [入江 05]．モデルの構築には，エージェントベースシミュレーション言語 SOARS [出口 05] を用いている．

入江らの定義したエージェントは以下のものである．

**ランダム顧客エージェント**　ランダムに売買するエージェント

**輸出・輸入業者エージェント**　輸出入の計画に基づく売買，実需取引を行うエージェント

**機関投資家エージェント**　ドル資産の購入に伴うドル買い円売り，ドル資産ヘッジのためのドル売り円買いを行うエージェント

**トレンド追随型投機家エージェント**　為替レートの短期，中期，長期のトレンドに追随する売買を行うエージェント

**トレンド予想型投機家エージェント**　為替レートの今後のトレンドを予想し，それに従って投機を行うエージェント

**アタックを仕掛ける投機家エージェント**　短期間の為替レートを主導するために一方向の取引を大量に行うエージェント

**中央銀行エージェント**　急激な価格変動に対して，介入を行うことで為替レートを一定に保持しようとするエージェント

為替レートの安定化政策に関する分析では，実需の変動および投機資金の大量流入による為替レートの変動に対する介入の有効性を分析している．その結果，介入は有効であるが介入量とその影響には非線形の関係があり，全体の介入量が同じならば介入の回数が少ない方がその効果が高いことを示した．

### 2.4.5　仮想取引の実験ツール

人工市場モデルを用いた支援ツールとしては U-Mart [U-Mart, 佐藤 00, 塩沢 00a] がある．U-Mart は仮想取引実験のために株価指数を取引する仮想先物市場シミュレータである．取引や予測に関する戦略を実装した様々なコンピュータプログラムを競わせるコンテスト形式をとっている．

構造などの制約がないので，市場参加者として様々なタイプのコンピュータプログラムや人間のとレーダーがエージェントとして混在が可能である．各エージェントは仮想市場であるインターネット上のサーバーと TCP/IP 上の SVMP(Simple Virtual Market Protocol) と呼ばれるプロトコルにしたがって，株価指数先物の注文や過去の値動きに関する照会を行う．

開発者の違うエージェントが参加することでエージェントの個性が生まれ，また，インターネットを用いることで大規模な実験を容易にしている．

## 2.5　従来の為替介入研究の問題点と本研究の目的

2.2 節で見たように，為替介入の効果に関する研究は市場のマクロデータを分析するものがほとんどであり，市場参加者への影響をふまえたそのメカニズムの分析は行われていない．市場参加者群をモデル化したケースとしてはゲーム理論的分析（2.2.3 節）が挙げられるが，市場参加者は介入の有無を知っている状態で当局の政策のみを考慮して取り引きするという強い仮定が前提となっており，その結論は限定的なものであると言わざるをえない．また，2.4.4 節で示した入江らの人工市場モデルを用いた研究では取引戦略の異なる多様なエージェントで構成された市場における介入の効果を分析しているが，各市場参加者エージェントは介入の影響も含め，為替レートの変動の違いにより内部状態を変化させたりすることはない．過去の介入による為替レートへの影響は市場参加者が為替レートを予測する上で介入を重要視すべきかどうかに影響し，それは将来の介入の効果に影響すると考えられる．しかし，市場参加者の内部状態が変化しない入江らのモデルではこの

影響を説明することができない．

本研究は，市場参加者への影響，市場の内部構造の変化という点に着目し，市場に適応するために相互に作用し，学習する市場参加者エージェントによる人工市場モデルを用いて，介入の効果，特にシグナル効果のメカニズムの分析を行う．

以降，第 3 章で本研究の人工市場モデルの基礎である AGEDASI TOF [Izumi 98, 和泉 03] について説明し，第 4 章で本研究におけるその改良・拡張について述べる．第 5 章，第 6 章で人工市場モデルを用いた介入政策の検証，市場への影響の分析を行う．

# 第 3 章

# 人工市場モデル AGEDASI TOF

本章では，和泉らの作成した，エージェント群に為替レートの変動要因となる市場条件（景気，物価，金利など）を入力し，それぞれの売買行動から為替レートの推移を得る人工市場モデル AGEDASI TOF(A GEnetic-algorithmic Double Auction SImulation in TOkyo Foreign exchange market) [Izumi 98, 和泉 03] について説明する．[*1]

## 3.1 AGEDASI TOF の枠組み

### 3.1.1 概要

AGEDASI TOF は，100 人のディーラーエージェントからなるマルチエージェントシステムによる人工外国為替市場モデルである（図 3.1）．[*2]主な特徴としては以下の 4 つが挙げられる．

- 為替レートやその変動要因である市場条件に現実のデータを用いている
- 各エージェントの個性は，どの変動要因を重視すべきかという市場に対する重みづけで表される

[*1] 記号や用語などを第 4 章で述べる本研究のモデルと統一するため一部変更している．

[*2] AGEDASI TOF のソースコードは，
http://staff.aist.go.jp/kiyoshi.izumi/program.html からダウンロードできる．

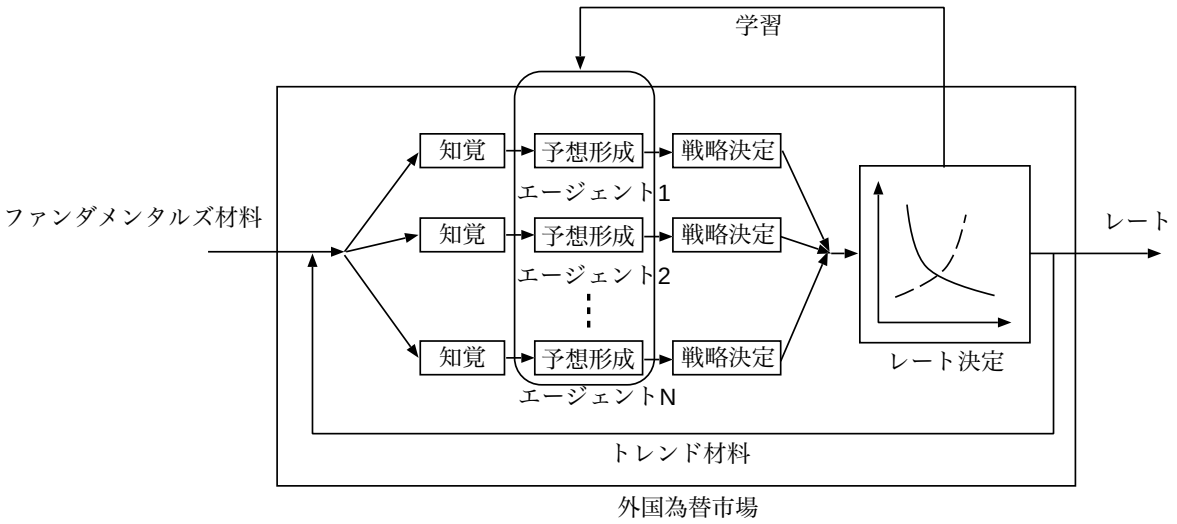



**図 3.1**　AGEDASI TOF のフレームワーク

- 各エージェントは市場の認識を遺伝的アルゴリズムをもとにした情報交換，学習によって変化させる
- 現実のディーラーへのインタビューをもとにエージェントの実装，結果の解析行っている

特に 4 つめの現実のディーラーへのインタビューをモデルの構築，評価に用いている点はあまり例がなく大きな特徴である．

AGEDASI TOF では，モデルの構造を簡単にするため，日本と米国の 2 か国だけからなる世界を考えている．そのため資産は，円建て資産とドル建て資産の 2 種類しか存在しない．そして，全エージェントは，自分の資産の合計を円通貨に換算して評価していると仮定する．つまり，各エージェントにとって，円建て資産は安全資産（無リスク資産）であり，ドル建て資産は為替レートの変動のリスクを伴う危険資産（リスク資産）である．

エージェントの行動については，連続ではないと仮定して時間を離散的に考え，現在を $t$ 時点とする．各エージェントは今期 $t$ 時点の為替レートが決定される前に今期のレートを予想する．そして，その予想にもとづいて，為替レート決定後に自分の資産合計が最大になるように行動する．レート決定が 1 回行われる 1 期間は以下の 5 つのステップからなる．また，1 期間は現実世界の 1 週間に対応する．

- 知覚ステップ
- 予想形成ステップ
- 戦略決定ステップ
- レート決定ステップ
- 学習ステップ

### 3.1.2 各ステップの詳細

#### 知覚ステップ

知覚ステップでは各エージェントが為替レートの変動要因である予想材料を知覚する．入力される変動要因は表 3.1 の 17 項目である．

市場外部から入ってくる情報であるファンダメンタルズ材料（$k = 1, \cdots, 14$）は，新聞記事 [日本 02] および相場解説記事 [国際 02] に基づき，その変化の度合いに応じて $-3, -2, -1, 0, +1, +2, +3$ の 7 段階にコーディングした値を入力する．市場の内部情報であるトレンド材料（$k = 15, 16, 17$）は，為替レートのチャートから計算した値を同じく 7 段階にコーディングし入力する．正の値は伝統的な経済理論に従うとドル高要因となる予想材料であり，負の値はドル安要因となる予想材料を意味している．AGEDASI TOF では全市場参加者の知覚は同じであると仮定されているため，全エージェントが同じデータを受け取る．

#### 予想形成ステップ

各エージェントのレートに対する予想形成は，レート（対数[*3]）$R(t)$ の変動 $\Delta R(t)$ に対する予測値 $\mathbf{E}_i[\Delta R(t)]$ を求めることで行われる．各エージェントはそれぞれ独自の市場観を持っており，それは表 3.1 の 17 種類の予想材料に対する重みづけで表される．各エージェントの予測レート変動値は，各予想材料とその予想材料に対する重みづけの積の

[*3] レートの変動を元のレートに対する割合で考えるためにレートを対数でとる．これは，100 円/ドルから 1 円変動することと 200 円/ドルから 2 円変動することは等価であるという考えに基づく．

**表 3.1**　予想材料

| $k$ | 予想材料 $x^k(t)$ | もとになった主なデータ |
|---|---|---|
| 1 | 景気指標 | [米][日] GDP etc. |
| 2 | 物価指数 | [米][日] 消費者物価指数 etc. |
| 3 | 金利 | [米][日] 公定歩合，長期金利 |
| 4 | 通貨供給量 | [米][日] マネーサプライ |
| 5 | 貿易収支 | [米][日] 貿易収支 |
| 6 | 雇用情勢 | [米] 失業率 etc. |
| 7 | 個人消費 | [米] 小売売上，個人所得 |
| 8 | 介入 | [米][日] 介入 |
| 9 | 要人発言 | [米][日] 中銀総裁の発言 etc. |
| 10 | マルク相場 | ドル/マルク，円/マルク |
| 11 | 石油価格 | 石油価格 |
| 12 | 政情 | 政情，国際的な事件 |
| 13 | 株価 | [米][日] 株価 |
| 14 | 債券価格 | [米][日] 債券価格 |
| 15 | 短期トレンド | 先週の変動値 ($\Delta R(t-1)$) |
| 16 | トレンドの変動 | 変動の変動値 ($\Delta R(t-1) - \Delta R(t-2)$) |
| 17 | 長期トレンド | 5 週間の変動 ($R(t-1) - R(t-6)$) |

$R(t)$: 期間 $t$ の為替レート（対数）

$\Delta R(t) = R(t) - R(t-1)$

和として定義される．

$$\mathbf{E}_i[\Delta R(t)] \equiv \alpha \left( \sum_{k=1}^{17} x^k(t) w_i^k(t) \right) \tag{3.1}$$

$$\left( \begin{array}{rl} R(t): & \text{期間 } t \text{ の為替レート（対数）} \\ \mathbf{E}_i[\Delta R(t)]: & \text{エージェント } i \text{ の } \Delta R(t) \text{ 予測値} \\ x^k(t): & \text{期間 } t \text{ の予想材料 } k \text{ の値} \\ w_i^k(t): & \text{エージェント } i \text{ の予想材料 } k \text{ に} \\ & \text{対する重みづけ} \\ & (\pm 3, \pm 1, \pm 0.5, \pm 0.1, 0 \text{ の 9 段階}) \\ \alpha: & \text{スケール係数} \end{array} \right)$$

また，この予想の確信度を表す予想の分散度 $\mathbf{Var}_i[\Delta R(t)]$ が以下の式で定義される．

$$(\mathbf{Var}_i[\Delta R(t)])^{-1} \equiv \sqrt{|(wx_+)^2 - (wx_-)^2|} \tag{3.2}$$

$$\left( \begin{array}{ll} wx_+: & w_i^k(t) x^k(t) \ (> 0) \text{ の和} \\ wx_-: & w_i^k(t) x^k(t) \ (< 0) \text{ の和} \end{array} \right)$$

$wx_+$ または $wx_-$ に予想材料が片寄れば分散度 $\mathbf{Var}_i[\Delta R(t)]$ が小さくなり，その予測に対して確信が強いと言える．

#### 戦略決定ステップ

戦略決定ステップでは各エージェントが各自の予想に基づき期待収益を最大にする最適ドル資産保有高を計算し，ドルの売買要求量を決定する．このステップで用いられている方法は計量経済学における典型的なポートフォリオ均衡モデルに共通するものである．

エージェントの効用関数を負の指数関数であると仮定すると期間 $t$，エージェント $i$ の最適ドル資産保有高 $q_i^*(t)$ は以下の式で求められる [Izumi 01]．

$$q_i^*(t) = \frac{1}{a} \frac{\mathbf{E}_i[\Delta R(t)]}{\mathbf{Var}_i[\Delta R(t)]} \tag{3.3}$$

つまり，ドル高になると予想したらドル資産を増やし，ドル安になると予想したら減らす．その量はレートの予想変動値だけではなく，予想の確信に比例する．

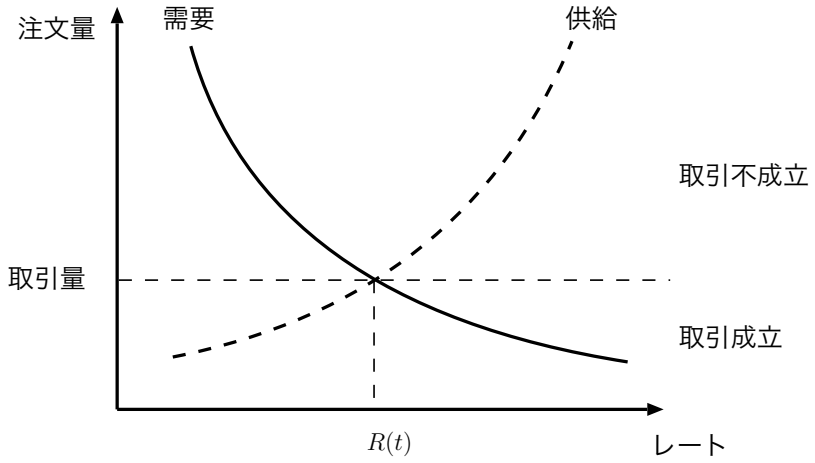



**図 3.2**　レートの決定

期間 $t$ のエージェント $i$ の売買要求は

$$\begin{aligned} \textbf{注文レート} \quad & \text{order rate} && = \mathbf{E}_i[\Delta R(t)] \\ \textbf{注文量} \quad & \text{order quantity} && = \Delta q_i^*(t) \equiv q_i^*(t) - q_i(t-1) \end{aligned}$$

となる．ここで $q_i(t)$ は期間 $t$ におけるエージェント $i$ のドル資産保有高である．

各エージェントの売買戦略は，期間 $t$ における最適ドル資産保有高が期間 $t-1$ のドル資産保有高よりも大きく（小さく），かつレートが自分の予想したレートよりも安く（高く）有利な場合には，その差の分だけドルを買って（売って）保有高を最適量に近づけようとする．

### レート決定ステップ

AGEDASI TOF では，レートの決定方法として均衡型（板寄せ）を採用しており，各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 $R(t)$ を決定する（図3.2）．

レート決定後，エージェントのドル資産 $q_i(t)$ は以下のようになる．

$$q_i(t) = \begin{cases} q_i^*(t) & \text{買いで } E_i[\Delta R(t)] > \Delta R(t) \text{ or 売りで } E_i[\Delta R(t)] < \Delta R(t) \\ q_i(t-1) & \text{その他} \end{cases}$$

取引が行えたエージェントはドル資産 $q_i(t)$ を最適ドル資産保有高に更新できるが，取引

が行えなかったエージェントはドル資産を更新することができない．

**学習ステップ**

各エージェントは学習ステップで自分の予想と決定されたレートの違いを認識し，より正確な予想形成のために，他のエージェントとの情報交換・学習を行い重みづけの列 $\mathbf{w}_i(t) = (w_i^1(t), \cdots, w_i^{17}(t))$ を修正する．AGEDASI TOF では，このプロセスを Simple GA [Goldberg 89] をもとにした遺伝的アルゴリズムを用いてモデル化している．学習ステップで行われるオペレーションは淘汰，交叉，突然変異の 3 つである．

**■淘汰** 淘汰は，予測に失敗したディーラーが成功したディーラーと情報交換を行うことによって自らの予想方式を変更することにあたる操作である．

この操作を行うために，まずエージェント $i$ の期間 $t$ における適応度[*4] $F(\mathbf{w}_i(t))$ を以下のようにレートの予測と実際のレートのずれをもとに定義する．

$$\begin{aligned} F(\mathbf{w}_i(t)) &= -|\mathbf{E}_i[\Delta R(t)] - \Delta R(t)| \\ &= -\left|\alpha\left(\sum_{k=1}^{n} w_i^k(t) x^k(t)\right) - \Delta R(t)\right| \end{aligned} \tag{3.4}$$

次に，全エージェント中，確率 $G$（Generation Gap）で選ばれたエージェント $i$ (全エージェント数 $N \times G$ 人) は，適応度 $\mathbf{F}_j(t)$ に比例する確率で選ばれた相手 $j$ から重みづけの列をコピーする．

$$\mathbf{w}_i(t+1) = \mathbf{w}_j(t) \tag{3.5}$$

$$\left(\begin{array}{ll} i: & \text{確率 } G \text{ で選ばれたエージェント} \\ j: & \text{適応度 } \mathbf{F}_j(t) \text{ に比例する確率で選ばれた（適応度の高い）エージェント} \end{array}\right)$$

つまり，各エージェントは自分の予想が正確であれば変更せず，予想が不正確であれば他のエージェントが持つ適応度の高い重みづけの列に入れ替えるのである．

[*4] 厳密には，エージェント $i$ の期間 $t$ にとった予想方式（予想材料に対する重みづけの列 $\mathbf{w}_i(t)$）の適応度

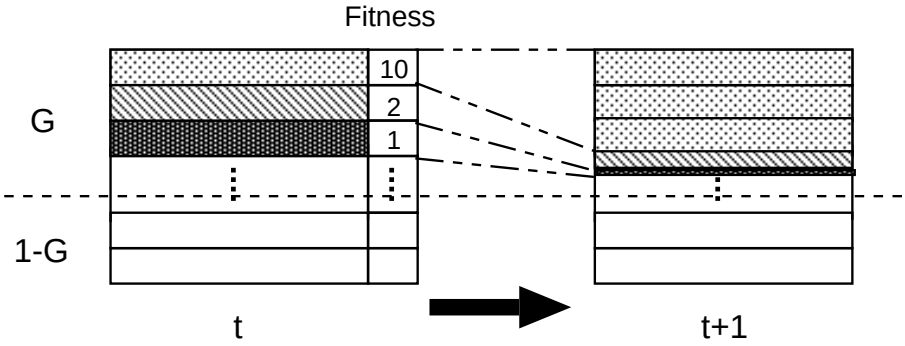



**図 3.3**　淘汰

**■交叉**　交叉は，ディーラー間のコミュニケーションによりお互いの意見を交換しあい，その結果，予測方式を変更することにあたる．

ランダムに全エージェントをペアにし，それぞれのペアの重みづけの列に対し，確率 $P_{cross}$ で一点交叉を行う．

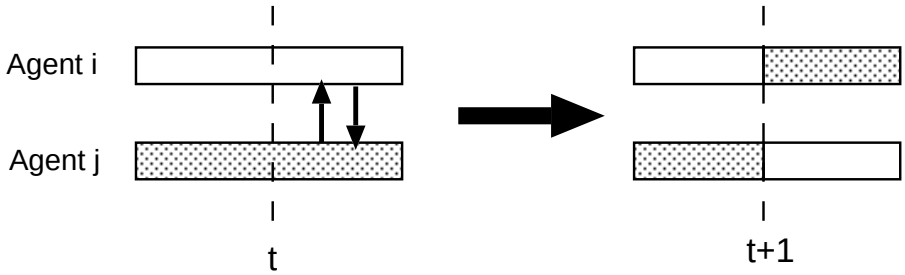



**図 3.4**　交叉

$$\begin{aligned}\mathbf{w}_i(t+1) &= (w_i^1(t), \cdots, w_i^k(t), w_j^{k+1}(t), \cdots, w_j^{17}(t)) \\ \mathbf{w}_j(t+1) &= (w_j^1(t), \cdots, w_j^k(t), w_i^{k+1}(t), \cdots, w_i^{17}(t))\end{aligned} \tag{3.6}$$

$$\left(\begin{array}{ll} i, j: & \text{確率 } P_{cross} \text{ で選ばれたエージェントのペアに属するエージェント} \\ k: & \{1, \cdots, 17\} \text{ からランダムに選ばれた数} \end{array}\right)$$

**■突然変異** 突然変異は，ディーラーがある変動要因に対して，思いつきで新たな価値を設定することにあたる．

エージェント $i$ がある重みづけ $w_i^k$ を，確率 $P_{mutation}$ でランダムに変化させる．

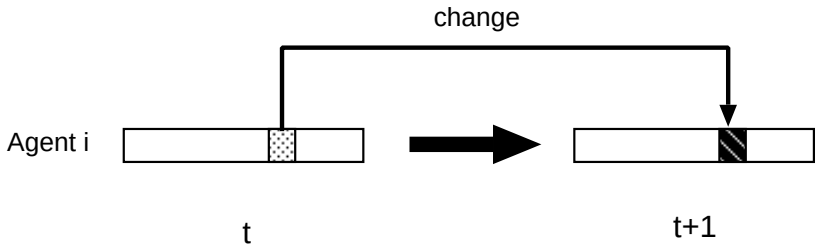



**図 3.5** 突然変異

$$w_i^k(t+1) = \mathrm{random}(\{\pm 3, \pm 1, \pm 0.5, \pm 0.1, 0\}) \tag{3.7}$$

$$\left(\begin{array}{rl} i: & \text{確率 } P_{mutation} \text{ で選ばれたエージェント} \\ k: & \{1, \cdots, 17\} \text{ からランダムに選ばれた数} \\ \mathrm{random}(A): & \text{集合 } A \text{ からランダムに要素を返す関数} \end{array}\right)$$

### 3.1.3 シミュレーション方法

AGEDASI TOF によるシミュレーションは，エージェントの初期化，エージェントのトレーニングを行うトレーニング期間と実験対象であるテスト期間から成る（図 3.6）．

#### 初期化

トレーニング期間開始時のエージェントの予想材料に対する重みづけはランダムに決定される．

$$w_i^k(0) = \mathrm{random}(\{\pm 3, \pm 1, \pm 0.5, \pm 0.1, 0\}) \tag{3.8}$$

また，エージェントの初期ドル資産保有高は 0，すなわちドルのポジションはスクエア[*5]とする．

$$q_i(0) = 0 \tag{3.9}$$

[*5] リスク資産であるドル資産の金額をドルのポジションと呼び，ドルを買い持ちしている状態 ($q_i > 0$) を

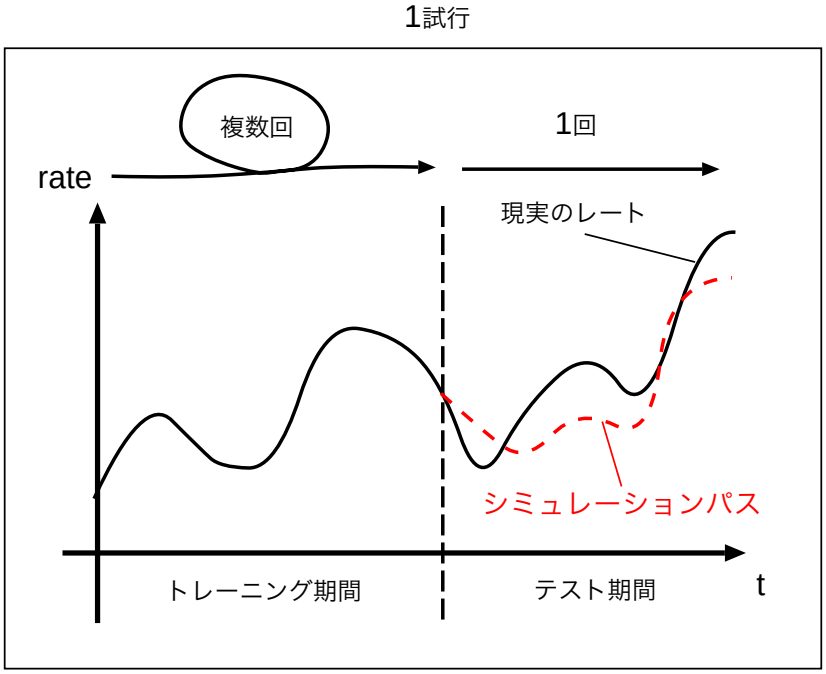



**図 3.6**　AGEDASI TOF によるシミュレーション

### トレーニング期間

テスト期間の前の数年間をトレーニング期間とし，現実のレートとレート予想材料のデータを用いてエージェントのトレーニングを行う．トレーニング期間ではレート決定ステップにおいてレート決定を行わず，現実のレートを系のレートとして用いる．また，学習ステップにおける適応度は式 (3.4) の代わりに以下の式を用いる．ここで $\Delta R(\tau)$ は，現実のレートの変動値である．

$$F(\mathbf{w}_i(t)) = -\sum_{\tau=0}^{t} |\mathbf{E}_i[\Delta R(\tau)] - \Delta R(\tau)| \tag{3.10}$$

つまり，エージェントのレートの予測と現実のレートの差を期間 $t$ まで積算したものである．

トレーニング期間は複数回繰り返し，現実のレートを用いた学習によってランダムに生

ドル・ロング，売り持ちしている状態 ($q_i < 0$) をドル・ショート，ちょうど 0 の状態 ($q_i = 0$) をスクエアと表現する [吉本 00]．

成されたエージェントの重みづけはテスト期間直前の市場参加者の状態に最適化される．以下，このトレーニング期間の後，個々のエージェントが持つ重みづけ列 $\mathbf{w}_i(t)$ を以後，**初期状態**と呼ぶ．

**テスト期間**

トレーニング終了後，現実のレート予想材料のデータを用いてテスト期間のシミュレーションを行う．このシミュレーションによって現れたレートの推移をシミュレーションパス (simulation path) と呼ぶ．テスト期間では現実のレートデータは用いず，各エージェントの売買行動によって決定する．

この期間では外部から入力されるのは現実のファンダメンタルズ予想材料（表3.1の1〜14）のみである．トレンド予想材料（表3.1の15〜17）についてはレート決定ステップで決まったレートをもとに計算する．適応度については式 (3.4) を用い，$\Delta R(t)$ はレート決定ステップで決定したレートの変動値である．

## 3.2 AGEDASI TOF を用いた研究

AGEDASI TOF を用いたシミュレーションでは従来の市場研究モデルよりも為替レートの予測精度が高く [和泉 95, Izumi 98]，市場に起こるバブルなどの創発的現象の解析や為替政策の意思決定支援システムの構築でも成果をあげている．

本節では，AGEDASI TOF を用いて行われた研究を紹介する．

### 3.2.1 市場の創発的現象の解明

和泉らは，レート変動が小さかった 1994 年からレート変動の大きかった 1995 年への変化を市場構造の変化という点から解析している [和泉 99, 和泉 00c, 和泉 03]．

AGEDASI TOF によるシミュレーションの結果，1994 年（フラット相）と 1995 年（バブル相）には，表3.2の特徴があることを示している．

さらに，エージェントの内部状態の変化を解析することでフラット相からバブル相への

**表 3.2**　フラット相とバブル相の特徴

| | フラット相 | バブル相 |
|---|---|---|
| 期間 | 1994 年 | 1995 年 |
| レート変動 | 小さい | 大きい |
| 需給関係 | ばらつきがある | 偏っている |
| 予想分布 | ばらつきがある | 偏っている |

相転移のメカニズムを説明している．その結果は以下の通りである．

- フラット相からバブル相へ
  1. 貿易収支・要人発言・政情に関する市場の意見（エージェントの重みづけ）の収束
  2. 短期・長期トレンドに対する重要度の増加
  3. トレンドがトレンドを生む正のフィードバックの発生
- バブル相からフラット相へ
  1. 意見（重みづけ）の収束
  2. 注文の偏りが進む
  3. 取引不成立 → バブルのストップ
  4. トレンドの反転
  5. 長期トレンドに対する重要度（重みづけ）の減少
  6. 正のフィードバックの消滅

また，和泉らは実際のディーラーへのインタビューを行い，この分析結果を裏付けている．

### 3.2.2 為替政策決定支援システムの構築

和泉らは，AGADASI TOF を用いて外国為替市場における政策決定支援システムを構築した [和泉 00a, 和泉 03]．そのシステムを用いて，10 月に 1 週間でドル–円レートが 20 円も下落した 1998 年を対象に，どのような政策をとればレートの変動を抑えられたかを検証している．

#### 重要な要因の抽出

はじめに，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，その結果に基づいて，当局が制御不可能なレート変動要因（表 3.1 の項目の内，金利，介入，要人発言以外の項目）からいくつかの重要な要因を選ぶ．その結果，景気指標とマルク相場に対するエージェントの重みづけが最も大きかった．つまり，この期間において市場はこの 2 つの予想材料に対して特に敏感だったということがわかった．これらを重要な要因とする．

#### 戦略シナリオの候補の作成

次に，政策シナリオの候補を作成する．為替レートは，エージェントの重みづけが大きい重要な要因に関する大きなニュースが来たときに，大きく変動して不安定になりやすい．よって，この 2 つの予想材料に関する大きなニュースが来たときに，当局が制御可能な要因（金利，介入，要人発言）のどれかを操作して為替レートを安定させる以下の 3 つの戦略シナリオを考える．

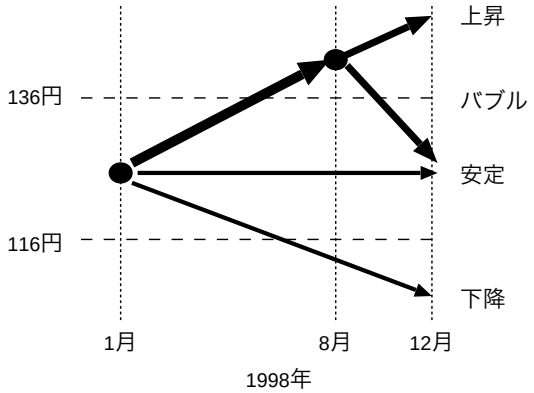
重要な要因に関する大きさ 2 以上の大きなニュースが来たときに，

**シナリオ** (a): **金利**をニュースと逆方向の大きさ 3 に操作する．

**シナリオ** (b): **介入**をニュースと逆方向の大きさ 3 で行う．

**シナリオ** (c): 為替政策に関する**発言**をニュースと逆方向の大きさ 3 で行う．

**シナリオ** (d): **金利**をニュースと逆方向の大きさ 1 に操作する．




| グループ | 8 月 | 12 月 |
|---|---|---|
| 上昇 | 136 円以上 | 136 円以上 |
| バブル | 136 円以上 | 116〜136 円 |
| 安定 | 116〜136 円 | 116〜136 円 |
| 下降 | 116 円以下 | 116 円以下 |

**図 3.7**　シミュレーションパスの分類

**戦略シナリオの比較と評価**

最後に，実際のシナリオ，それぞれの戦略シナリオについて AGEDASI TOF を用いて 1998 年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論として選択する．戦略シナリオを用いた実験では，それぞれのシナリオを織り込んだ入力データをあらかじめ用意し，それを用いてシミュレーションを行う．

**■評価方法**　図 3.7 に示すように，時間的変化の特徴を基にシミュレーションパスを 4 つのグループに分け，安定グループの割合で評価する．

**■実験結果**　1998 年の実際のシナリオ，提案された戦略シナリオの評価実験の結果として実際のシナリオでは 16 % だった安定グループに属するシミュレーションパスの割合がシナリオ (b) または (d) を用いたときに 30 % 程度まであげることがわかった．

結論として，以下の 2 つのシナリオが 1998 年のドル–円レートの安定化に有効であることを示している．

1. **介入による操作**　景気指標およびマルク相場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. **金利による弱い操作**　景気指標とマルク相場に関するニュースと反対の方向に金利を小さく動かす．

## 3.3 AGEDASI TOF の問題点

本研究の目的は，市場参加者への影響，市場の内部構造の変化という点に着目し，介入の影響とそのメカニズムの分析を行うことである．しかし，AGEDASI TOF では以下のような問題があると考えられる．

**介入**

AGEDASI TOF において介入は予想材料の 1 つにすぎず市場の需給に影響しないため，ポートフォリオバランス効果についての検証を行うことができない．加えて，AGEDASI TOF では実験を行う前にいつ，どれくらい介入するかをあらかじめ決定しておく必要があるため，市場の状態に応じた介入を行うことができない．

**エージェント**

AGEDASI TOF では各エージェントの個性は，どの予想材料を重視すべきかという重みづけで表される．しかし，エージェントの目的は各期間の利益を最大にするというものであり，レートの予想方法は全予想材料を同等に評価し予想を行うものとそれぞれ一様である．現実には様々な予想方法を持つディーラーや目的を持った市場参加者が存在する．これを AGEDASI TOF で実現することはできない．

**情報交換・学習**

AGEDASI TOF では，ディーラー間の情報交換，学習を遺伝的アルゴリズムを用いてモデル化している．しかし，この仕組みには非現実的な部分があると考えられる．以下に各操作の問題点をあげる．

**■淘汰** AGEDASI TOF で用いられている遺伝的アルゴリズムにおける淘汰の操作は，予測に失敗したディーラーが成功したディーラーと情報交換を行うことによって自らの予想方式を変更することにあたる操作であり，適応度を式 (3.4) のように，その期間での為替レートの予測誤差を基準に決定し，適応度の低いエージェントが適応度の高いエージェン

トの予想材料に対する重みづけをすべてコピーするというものである．

しかし，重みづけをすべてコピーするとレートの予測（すなわち適応度）に無関係であった予想材料，すなわち $x^k(t)$ が 0 である予想材料に対する重みづけもコピーしてしまう．適応度を高める（予測を誤った原因を修正する）為に情報交換するのであれば，適応度に無関係な重みづけをコピーするのは非効率である．また，適応度に無関係な重みづけをむやみにコピーすることは各エージェントが個性を失うことにつながる．これは，人工市場研究の特徴である多様な市場参加者によるモデル化という利点を無意味に失わせている．

**■交叉**　AGEDASI TOF で用いられている遺伝的アルゴリズムにおける交叉の操作は，ランダムに全エージェントをペアにしそれぞれのペアの重みづけの列に対し，ある確率で一点交叉を行うというものであった．

交叉は，ディーラーがお互いの意見を交換しあい予測方針を変更することと意味付けされている．しかし交叉が行われるときにはすでに適応度の優劣がついており，その状態でディーラーが重みづけを対等に交換するとは考えにくい．また，重みづけの列の順序に意味がなければ，一点交叉であることも現実的ではないと思われる．

本研究では，第 4 章で情報交換モデルを改良し，多様なエージェントが参加可能な市場モデルに AGEDASI TOF を拡張する．第 5 章で，拡張したモデルに本研究で提案する介入エージェントを組み込むことで，AGEDASI TOF における介入の問題を解消する．

# 第 4 章

# AGEDASI TOF の改良・拡張

3.3 節で，人工市場モデル AGEDASI TOF の問題点を述べた．本章では，その内 2 つの点について以下の順で AGEDASI TOF の改良，拡張を行う．

1. 情報交換・学習の仕組みの改良
2. エージェントの多様化

## 4.1 情報交換・学習の仕組みの改良

### 4.1.1 情報交換・学習の提案モデル

遺伝的アルゴリズムを用いてモデル化された AGEDASI TOF の情報交換モデルは，以下の点において問題があることを述べた．

- 淘汰の操作で，予測に失敗したエージェントが予測の正確さを上げるために，適応度に無関係の予想材料に対する重みづけをコピーしてしまっている．
- 淘汰の操作による無関係な重みづけのコピーによって，人工市場アプローチのメリットであるエージェントの多様性を無意味に損なっている．
- 交叉の操作では，すでに適応度の優劣がついているにもかかわらず，エージェント

が対等に重みづけを交換している．

- 交叉の操作による重みづけ列 $\mathbf{w}$ の一点交叉は，重みづけの列の順序に意味もないため，現実世界で行われる情報交換としての意味づけができない．

そこで本研究では以下のような情報交換の仕組みを提案する．

**交叉**

AGEDASI TOF の交叉にあたるものは行わない．すでに予測の成功，失敗が決まっている段階で，ディーラーが同等に重みづけを交換することは考えにくいからである．

**淘汰**

次に淘汰に関してであるが AGEDASI TOF における淘汰の操作は適応度の低いエージェントが適応度の高いエージェントの予想材料に対する重みづけをすべてコピーするというものであった．適応度を高める（予測を誤った原因を修正する）為に情報交換するのであれば，適応度に無関係な入力データ $x^k(t) = 0$ に対する重みづけをコピーするのは非効率である．実際に，AGADASI TOF で用意されているファンダメンタル材料（表 3.1 の 1〜14）に関する入力データを調べてみると，1986 年 1 月〜1999 年 2 月の全 690 週 ×14 種類の内，79 % が 0 であった．そこで本研究では，すべての重みづけをコピーするのではなく $x^k(t)$ $(\neq 0)$ に対する重みづけだけ（間違った原因だけ）コピーの対象とする．

図 4.1 に，適応度の低いエージェント $j$ が適応度の高いエージェント $i$ から重みづけをコピーする例を示す．3 つめの予想材料と最後の予想材料は 0 でありレート予測に無関係であるため，エージェント $j$ はそれらに対する重みづけに関してはコピーを行わず，自分の認識を変えていない．この操作では，適応度に無関係な重みづけをむやみにコピーしないことで，同時に各エージェントが個性を失うことも防いでいる．

本研究のモデルで実際にこの情報交換（コピーする対象を限定した淘汰）を行う際には，まずエージェント $N$ 人を適応度によってソートする．さらに割合 $R_h$ によってエージェントを 2 つに分ける．すなわち適応度上位グループ $(R_h \times N$ 人$)$ と適応度下位グループ $((1 - R_h) \times N$ 人$)$ である．下位グループのエージェントは，確率 $P_s$ で上位グループの

| | $k$ | 1 | 2 | 3 | $\cdots$ | 16 | 17 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 予想材料 | $x^k(t)$ | 1 | $-3$ | 0 | $\cdots$ | 2 | 0 | |
| agent $i$ | $w_i^k(t)$ | 3 | $-0.1$ | **0.5** | $\cdots$ | 0 | $\mathbf{-3}$ | 適応度: 高 |
| agent $j$ | $w_j^k(t)$ | 0 | 1 | **3** | $\cdots$ | 1 | **0.5** | 適応度: 低 |

$$\Downarrow$$

| | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| agent $i$ | $w_i^k(t+1)$ | 3 | $-0.1$ | **0.5** | $\cdots$ | 0 | $\mathbf{-3}$ | |
| agent $j$ | $w_j^k(t+1)$ | 3 | $-0.1$ | **3** | $\cdots$ | 0 | **0.5** | |

**図 4.1**　提案モデルによる学習の例

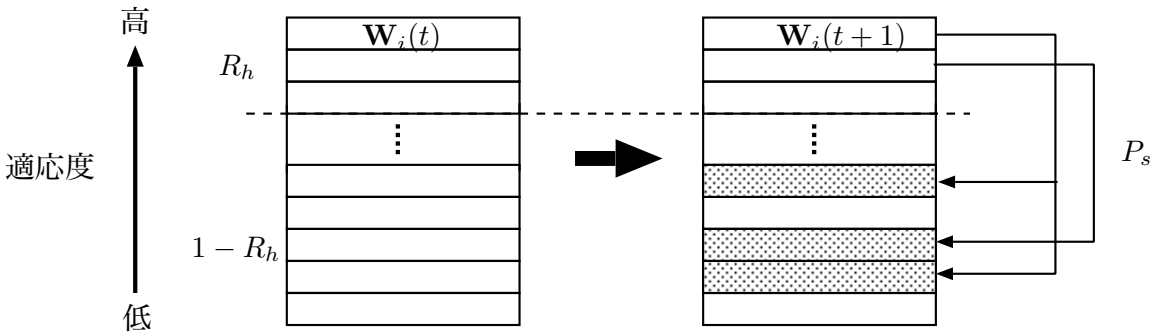



**図 4.2**　コピーする対象を限定した淘汰

エージェントから予想材料 $x^k(t)(\neq 0)$ に対する重みづけだけコピーを行う．その際，コピーする相手は上位グループのエージェントから適応度に応じた比例選択によって決定する．

この仕組みは AGEDASI TOF が用いている遺伝的アルゴリズムによる仕組みよりもエージェントの状態変化に現実のディーラーとしての理由がつけやすく，ミクロレベルでの分析が行いやすくなる利点もあると考えられる．

**適応度**

AGEDASI TOF では適応度の計算方法がトレーニング期間では積算され（式 3.10），テスト期間ではその期間の予測誤差がそのまま適応度になっていた（式 3.4）．本研究では，トレーニング期間，テスト期間ともに学習率を設定した以下の式で適応度を定義する．

$$F(\mathbf{w}_i(t)) = \gamma F(\mathbf{w}_i(t-1)) - (1-\gamma)|\mathbf{E}_i[\Delta R(t)] - \Delta R(t)| \tag{4.1}$$

$$\left(\begin{array}{rl} R(t): & \text{期間 } t \text{ の為替レート（対数）} \\ \Delta R(t) & = R(t) - R(t-1) \\ \mathbf{E}_i[\Delta R(t)]: & \text{エージェント } i \text{ の } \Delta R(t) \text{ 予測値} \\ \gamma: & \text{学習率} \end{array}\right)$$

AGEDASI TOF では現在のドル資産以外には過去の状態を反映するものがなかったが，適応度に学習率を設定することで前の期間で予測に成功していたかどうかが適応度にあらわれ，1 エージェントに注目した状態変化の追跡に意味が増すと考えられる．

**突然変異**

突然変異については AGEDASI TOF と同様に行う．

### 4.1.2　モデルの検証

**実験設定**

本節で提案した，交叉を行わず為替レートの予測に関係した重みづけのみをコピーする情報交換，および学習率を設定した適応度を用いたモデルの検証を行うために，1986 年 1 月から 1998 年 12 月までの現実の予想材料の週次データ[*1] と現実のレートの週の終値データを用いた予測誤差の測定を行った．実験対象期間の現実のドル–円レートを

[*1] 和泉らが AGEDASI TOF に用いたデータを用いた．それぞれのファンダメンタルズ材料（$x^k$，$k = 1, \cdots, 14$）について，新聞記事 [日本 02] および相場解説記事 [国際 02] に基づきその変化の度合いに応じて $-3, -2, -1, 0, +1, +2, +3$ の 7 段階にコーディングしたものである．

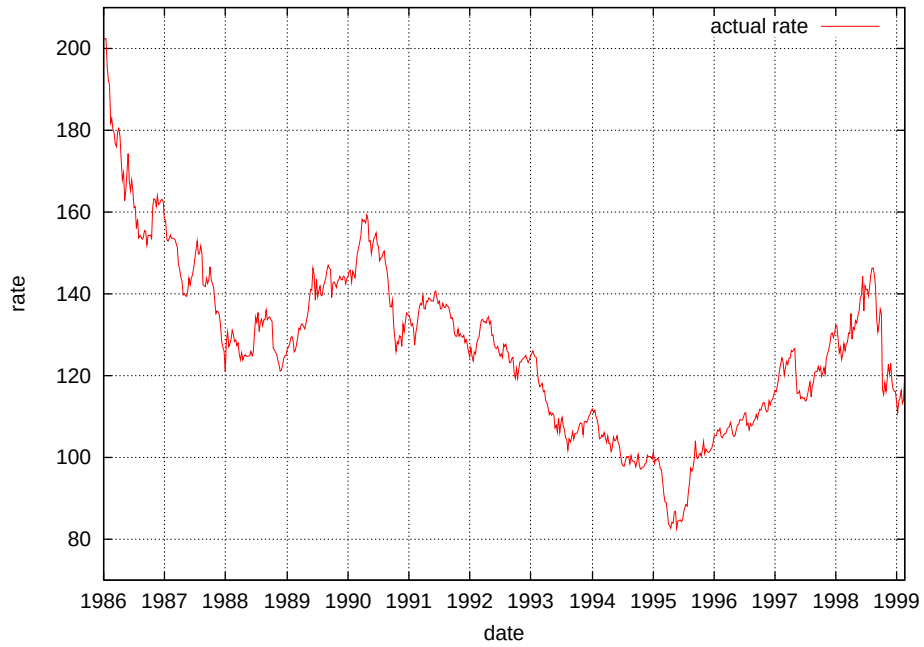



**図 4.3**　実験対象期間の現実のドル–円レート

表 4.3 に示す．1986 年 1 月から 2 年間のトレーニング期間ののち，トレーニング期間終了後 52 週先までシミュレーションを行う．次にトレーニング期間，テスト期間を 26 週間ずらしシミュレーションを行う．これをデータがなくなるまで繰り返した（図 4.4）．その後，各シミュレーションの平均データのシミュレーション開始後 1，4，13，26，52 週先のレートについて現実のレートとの対象期間に対する平均絶対誤差 (MAE, 式 4.2)，平均平方誤差 (RMSE, 式 4.3) を求め，AGEDASI TOF と比較した．これは，和泉らがモデルの評価に用いた方法と同様の方法である．和泉らは AGEDASI TOF が線形回帰モデルやランダムウォークモデルと比較して予測精度が高いことを示している [Izumi 98, 和泉 95]．

$$\mathbf{MAE}(m) = \frac{\displaystyle\sum_{i=0}^{N-1} \left| \tilde{R}(t + i \times 26 + m) - R(t + i \times 26 + m) \right|}{N} \tag{4.2}$$

$$\mathbf{RMSE}(m) = \sqrt{\frac{\displaystyle\sum_{i=0}^{N-1} \left[ \tilde{R}(t + i \times 26 + m) - R(t + i \times 26 + m) \right]^2}{N}} \tag{4.3}$$

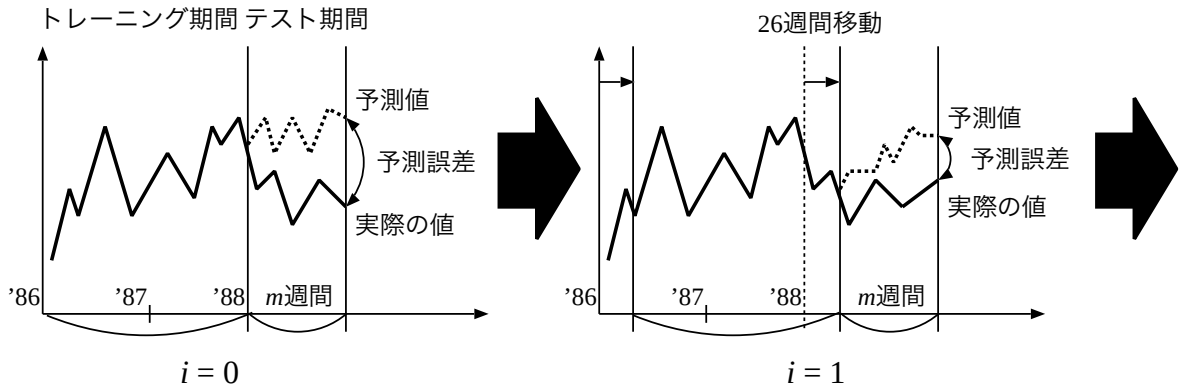



**図 4.4**　予測誤差測定の実験方法

$$\left(\begin{array}{ll} R(t): & \text{期間 } t \text{ の現実の為替レート（対数）} \\ \tilde{R}(t): & \text{期間 } t \text{ のシミュレーションモデルの為替レート（対数）} \\ m: & \text{誤差計測対象期間 } (1, 4, 13, 26, 52) \\ N: & \text{全試行回数 } (= 21) \end{array}\right)$$

AGEDASI TOF の設定は和泉らの設定 [Izumi 01] にしたがった．エージェント数は 100 人，トレーニング回数は各 200 回，各種パラメータは，$G$ (Generation Gap) $= 0.8$, $P_{cross} = 0.3$，$P_{mutation} = 0.003$ である．予測値はシミュレーション 100 回の平均値を用いた．

提案モデルは，提案情報交換モデルおよび学習率を用いた適応度をそれぞれ検証するために以下の 3 つについて実験を行った．

**提案情報交換モデル**

- 交叉を行わず為替レートの予測に関係した重みづけのみをコピーする情報交換を行う．
- 適応度は AGEDASI TOF と同じものを用いる．

**提案適応度モデル**

- AGEDASI TOF の Simple GA を用いてモデル化された情報交換を行う．
- 学習率を設定した適応度を用いる．

**提案情報交換 + 提案適応度モデル**

- 交叉を行わず為替レートの予測に関係した重みづけのみをコピーする情報交換

**表 4.1**　提案モデルの評価

| $m$ | **MAE** ($\times 10^2$) | | | | **RMSE** ($\times 10^2$) | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | AT | IX | AD | IX+AD | AT | IX | AD | IX+AD |
| 1 | 1.78 | 1.07 | 1.14 | 0.98 | 2.21 | 1.57 | 1.57 | 1.30 |
| 4 | 2.53 | 2.19 | 2.09 | 1.82 | 2.85 | 2.75 | 2.39 | 2.06 |
| 13 | 4.96 | 6.40 | 5.71 | 4.27 | 6.07 | 8.30 | 7.22 | 6.08 |
| 26 | 5.41 | 7.86 | 7.03 | 5.74 | 6.99 | 10.75 | 8.76 | 6.90 |
| 52 | 8.53 | 12.27 | 10.53 | 8.36 | 10.46 | 16.32 | 12.29 | 10.08 |

AT：　AGEDASI TOF
IX：　提案情報交換モデル
AD：　提案適応度モデル
IX + AD：　提案情報交換 + 適応度モデル

を行う．

- 学習率を設定した適応度を用いる．

提案モデルの設定は，エージェント 100 人，トレーニング回数は各 20 回，各種パラメータは，$R_h = 0.3$，$P_s = 0.7$，$P_{mutation} = 0.003$ で行った．トレーニング回数，各種パラメータについては基礎実験を行い，予測精度が高い値を選択した．予測値はシミュレーション 1000 回の平均値を用いた．情報交換に AGEDASI TOF のモデルを用いる場合の関連パラメータの設定は AGEDASI TOF の設定に準じた．

**結果**

結果を，表 4.1 に示す．情報交換，適応度の内，一方のみを提案モデルに変更した場合はトレーニング直後の期間で AGEDASI TOF よりも精度が高かったが長期の予測では精度が低かった．しかし，情報交換，適応度をともに変更した提案モデルは平均絶対誤差 (MAE)，平均平方誤差 (RMSE) ともに，ほとんどの期間で AGEDASI TOF よりも小さかった．このことは AGEDASI TOF における情報交換の仕組みよりも，直感的にもモデルの精度においてもより現実的な仕組みを実装できたと考えることができる．

## 4.2　多様なエージェント

AGEDASI TOF では各エージェントの個性は，どの予想材料を重視すべきかという重みづけで表される．しかし，エージェントの目的は各期間の利益を最大にするというものであり，レートの予想方法は全予想材料を同等に評価し予想を行うものとそれぞれ一様である．現実には様々な予想方法を持つディーラーや，本研究で対象とする為替介入を行う中央銀行など異なった目的を持った市場参加者が存在する．これを AGEDASI TOF で実現することはできない．

そこで，本研究では目的，予想形成，取引戦略などが異なる様々なエージェントが市場に参加できるよう AGEDASI TOF を拡張した．本節ではこのモデルを用いた例として，レートの予想方法が異なるファンダメンタリストエージェント（以下，ファンダメンタリスト），チャーティストエージェント（以下，チャーティスト）によって構成される市場を用いてシミュレーションを行い，投機バブルを生むのはファンダメンタリストとチャーティストの共同作用によるものであるという海蔵寺 [Kaizoji 99] および水田 [水田 99] による報告を検証する．

なお本節以降，AGEDASI TOF で定義されたエージェントをディーラーエージェントと呼び，他と区別する．

### 4.2.1　ファンダメンタリスト，チャーティスト

AGEDASI TOF のディーラーエージェントは，様々な予想材料を同等に扱い予想を形成する．本節ではファンダメンタルズ材料のみからレートの予測を行うファンダメンタリスト，過去のレート変動のみから予想形成するチャーティストを考える．

最も単純なモデルとして，それぞれの予想材料に対する重みづけ列 $\mathbf{w}_i$ を以下のように考えることができる．

**ファンダメンタリスト**
$$\mathbf{w}_i(t) = (w_i^1(t), \cdots, w_i^{14}(t), 0, 0, 0) \tag{4.4}$$

**チャーティスト**
$$\mathbf{w}_i(t) = (0, \cdots, 0, w_i^{15}(t), w_i^{16}(t), w_i^{17}(t)) \tag{4.5}$$

ここで $w_i^{1,\cdots,14}(t)$ は，ファンダメンタルズ材料（表3.1の 1〜14）に対する重みづけ，$w_i^{15,16,17}(t)$ はトレンド材料（表3.1の 15〜17）に対する重みづけである．すなわち，ファンダメンタリストはトレンド材料を無視し，経済指標や政治に関するニュースにより為替レートを予想しようとする．一方，チャーティストはファンダメンタルズ材料を無視し，為替レートの変動パターンのみから為替レートを予想しようとする．

### 4.2.2　ファンダメンタリスト，チャーティストで構成される市場モデルを用いた実験

ファンダメンタリスト，チャーティストにより構成される市場を考え，シミュレーションによりその構成による為替レートの変動の特徴を分析する．

以下の実験は，本研究で提案した情報交換の仕組みを用いた人工市場モデルで行う．実験結果は，一例としてテスト期間が 1993 年〜1994 年，トレーニング期間は 1991 年〜1992 年の 2 年間のものを示す．モデルの設定は，モデルの検証を行った 4.1.2 節と同様にトレーニング回数は 20 回，各パラメータは $R_h = 0.3$，$P_s = 0.7$，$P_{mutation} = 0.003$ とした．今後，断りがない限り本研究のモデルのパラメータはこの値を用いる．

#### ファンダメンタリスト，チャーティストの存在する市場の特性

まず，市場がファンダメンタリストのみ 100 人で構成される場合とチャーティストのみ 100 人で構成される場合のシミュレーション結果を図4.5に示す．

ファンダメンタリストのみが存在する市場のシミュレーションパスは，ファンダメンタル材料とトレンド材料を同等に扱う通常のディーラーエージェントのみが存在する市場とほぼ同じである．シミュレーションの対象期間によっては通常のディーラーのみの市場よりもパスが安定している．これはレートの変化に基づく予想をまったく行わないためである．

一方，チャーティストのみが存在する市場では，テスト期間で全くレートの変動が起こっていない．これは十分な回数のトレーニングを行うとトレンド材料に対する重みづけがほぼ一様になり，全エージェントが同じ注文をするためにテスト期間開始後には取引が

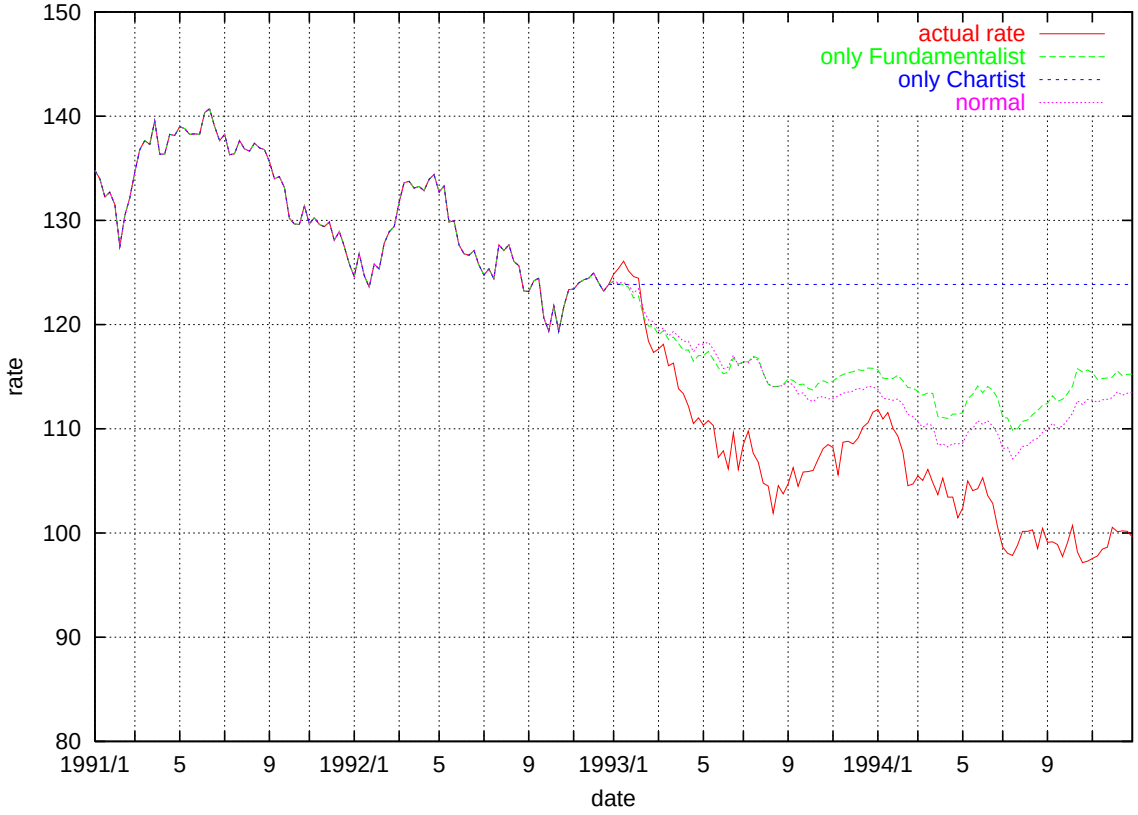



**図 4.5**　ファンダメンタリスト，チャーティストのみが存在する市場のシミュレーション

トレーニング期間: 1991 年 1 月第 1 週〜1992 年 12 月最終週

テスト期間: 1993 年 1 月第 1 週〜1994 年 12 月最終週

各シミュレーション 100 回の平均データ

成立しない．さらにその状態（レートが変化しない状態）がしばらく続くとトレンド材料がすべて 0 になり，例え重みづけが変化しても予想されるレート変動値が 0 になってしまい，ずっとその状態が続く．

次に，ファンダメンタリストとチャーティストがともに存在するような市場を考える．本研究のモデルでは，チャーティストが少しでもいるとたちまち市場が不安定になった．ファンダメンタリスト 90 人，チャーティスト 10 人により構成される市場モデルのシミュレーション結果の例を図 4.6 に示す．この結果は，海蔵寺および水田による報告と合致する．

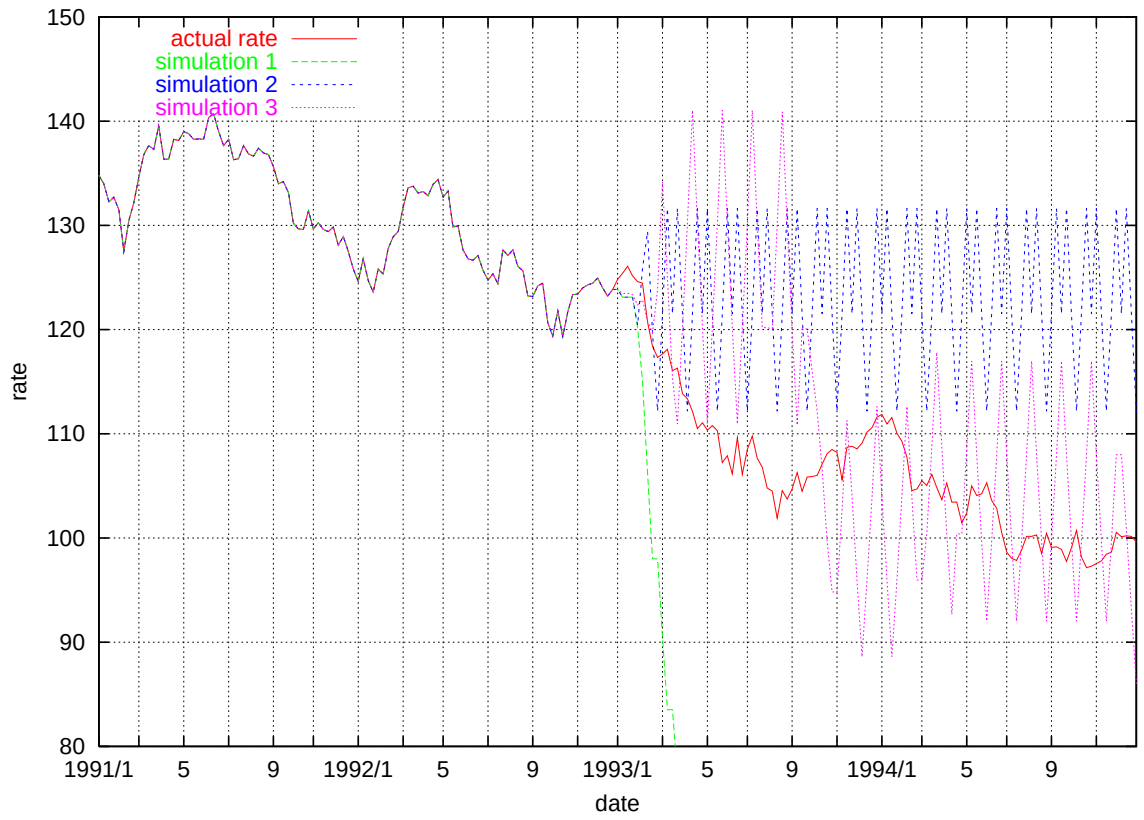



**図 4.6**　ファンダメンタリストとチャーティストがともに存在する市場のシミュレーション

トレーニング期間: 1991 年 1 月第 1 週〜1992 年 12 月最終週

テスト期間: 1993 年 1 月第 1 週〜1994 年 12 月最終週

ファンダメンタリスト 90 人，チャーティスト 10 人

### シミュレーションパスの分析

図 4.6 で示されているようなシミュレーションパスは，本研究のファンダメンタリストとチャーティストがともに存在する市場モデルによるシミュレーションでは典型的なものである．ここでは図 4.6 のパス 1 のような急激な円高がどうして起こるのかということについて分析を試みる．

この解析を行う鍵は，チャーティストがレートの予測に用いるトレンド材料とそれに対する重みづけであると考えられる．図 4.7 に 3 つのトレンド材料とそれに対する各エージェントの重みづけを示した．

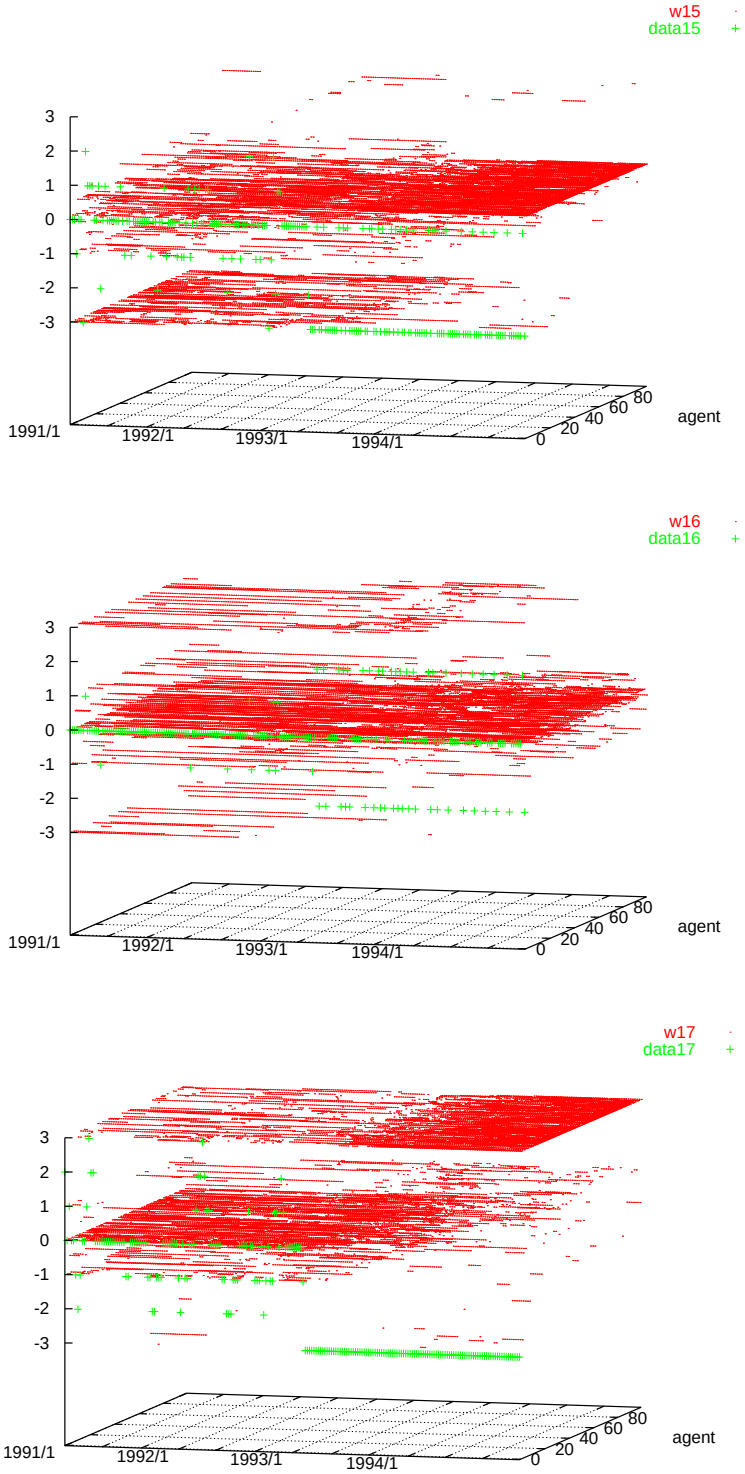



**図 4.7**　シミュレーションパス 1（図 4.6）におけるトレンド材料に対する重みづけの変化

各グラフを見ると，予想材料の短期トレンド ($x^{15}$)，トレンドのトレンド ($x^{16}$) に対するエージェントの重みづけはテスト期間では多くのエージェントが 0 である．急激な円高の原因はテスト期間において常に $-3$ を取り，かつほとんどのエージェントが重みづけを $+3$ に設定している長期トレンド $x^{17}$ である．これはトレンドがトレンドを生む，チャーティストによる特徴的なバンドワゴン効果である．結果的に，ほぼ全エージェントの重みづけが $+3$ になっている．

全エージェントが市場に対する認識を同じくすると，市場にチャーティストのみが存在している場合のように取引が成立せず，そのコンセンサスは本来終わりを迎えるのだが，このケースではトレンドを無視する一部のファンダメンタリストによるドルの需要があるため，取引が成立しさらに円高に進んでいく．

## 4.3 まとめ

本章では，3.3 節で挙げた AGEDASI TOF の問題点の内 2 つをモデルの改良・拡張を行うことで解消した．

4.1 節では，AGEDASI TOF の遺伝的アルゴリズムによりモデル化された情報交換・学習の仕組みを改良することで個々のエージェントに対して行われる操作を現実的なものにし，非効率である点を解消した．この情報交換を改良した提案モデルは，為替レートの予想材料を用いた為替レートの予測誤差の測定による検証でも従来の AGEDASI TOF より精度が高く，この点でも AGEDASI TOF を改良できたと言える．

4.2 節では，全エージェントが同一の目的，レート予測方法を持つ AGEDASI TOF を拡張し，目的，予想形成，取引戦略などが異なる様々なエージェントが参加できる人工市場モデルを作成した．このモデルを用いて，レート予想材料のうちファンダメンタル材料のみを用いてレートの予測を行うファンダメンタリストとトレンド材料のみを用いてレートの予測を行うチャーティストにより構成される市場のレート変動の分析を行った．その結果として，投機バブルを生むのはファンダメンタリストとチャーティストの共同作用によるという海蔵寺による報告の結果 [Kaizoji 99] と同様の現象が確認された．

この拡張により，本研究の対象とする為替介入を行う中央銀行をエージェントとしてモデルに組み込むことが可能になった．5 章で，本研究の提案する介入エージェントについて説明し，AGEDASI TOF の為替介入に関する問題点を解消する．

# 第 5 章

# 介入エージェントを用いた介入政策の評価

本章では，人工市場モデルで為替介入を行う介入エージェントを導入し，介入政策の評価システムを構築する．また，そのシステムを用いて為替介入のシグナル効果の検証を行う．

## 5.1 介入エージェントとは

### 5.1.1 為替介入

まず最初に，改めて為替介入について簡単に説明する．[*1] 為替介入とは，「為替レートに影響を与えることを目的として，通貨当局が為替市場において外国為替の売買を行うこと」である．その目的としては，為替レートの変動を抑えるための介入（LAW 介入）と経済状況などを反映したターゲットレートに近づけるための介入（ターゲット介入）がある．実際の介入政策としては，ターゲットレートに近づくような変動に対しては介入を行わないが，ターゲットレートから遠ざかるような為替レートの変化に対してはその変化と

[*1] 為替介入に関する詳細は，2.1.3 節を参照．

逆向きの介入を行う政策（目標相場仮説に基づく非対称的 LAW 介入政策）などが観察されている [渡辺 94].

為替介入が為替レートに及ぼす効果については 2 種類あると言われている [渡辺 94]．1 つは介入が外国通貨の需給に影響を与え，それを反映してレートが変化するというものである．これは**ポートフォリオ・バランス効果**と呼ばれている．もう 1 つは中央銀行の介入から市場参加者が将来の金融政策に関する意図を読み取り，それに基づいて為替レートに関する予想を変化させることでレートが変化するというものである．これは**シグナル効果**と呼ばれている．近年の介入においてはシグナル効果の重要性が指摘されており，ポートフォリオ・バランス効果はシグナル効果と比べるとかなり小さいという事例も報告されている [Dominguez 93, Ramaswamy 00, 河村 96, 経済企画庁 95].

### 5.1.2　介入エージェント

本研究では，政府，中央銀行に相当し，政策に基づき為替介入を行う介入エージェントを導入する．

和泉らは, AGEDASI TOF を用いて為替政策決定支援システムを構築している (3.2.2 節, [和泉 00a]）しかし，AGEDASI TOF において介入は予想材料の 1 つにすぎず市場の需給に影響しないため，ポートフォリオバランス効果についての検証を行えなかった．また，AGEDASI TOF では実験を行う前にいつ，どれくらい介入するかをあらかじめ決定しておく必要があるため，シミュレーションパスが予想と全く違ってもそれに合わせて変更するといった市場の状態に応じた介入ができなかった．本研究では介入を行う機関をエージェントとして系に組み込むことで，これらの問題点を解消する．

介入エージェントは以下の点で一般の市場参加者であるディーラーエージェントと異なる．

**目的：**　為替レートを目標範囲内に安定させることを目的とする．ディーラーエージェントと異なり，取引により利得が得られるかどうかとは無関係である．

**各ステップ（3.1.2 節）での行動：**

- **戦略決定ステップ**では，介入量を決定する．
  - 一般に，介入量は 1 ディーラーエージェントの注文量よりも大きい．
  - 介入を行うことを市場に知らせる（シグナリング）場合は，介入エージェントの行動が予想材料の介入 $x^8(t)$（表 3.1 参照）として知覚される．

## 5.2　介入エージェントによる介入政策の評価

前節で定義した介入エージェントを用いて，為替介入政策の検証を行う．このモデルにおける介入政策とは介入エージェントの戦略，すなわちアルゴリズムである．これを組み換えることで様々な介入政策の検証が行うことができる．

以下，このシステムを用いて 1998 年を対象に目標為替相場仮説に基づいた非対称的 leaning-against-the-wind 政策の有効性およびシグナリングの有効性の検証を行う．

### 5.2.1　介入政策の評価実験

1998 年 10 月には，1 週間で 20 円もドル–円レートが下落した．これは変動相場制移行後，最大の変動幅で，市場はまさにパニックに陥った [小口 03]．

和泉らは，AGEDASI TOF による為替政策決定支援システムを用いてどのような政策をとれば，この期間のレートの変動を抑えられたかを検証している（3.2.2 節，[和泉 00a]）．本節では，既存の為替介入政策を実施することでどの程度レートの変動を抑えられたかを検証する．

#### 採用介入政策と実験設定

**■実験期間**　実験対象期間である 1998 年をテスト期間とし，1996 年〜1997 年をトレーニング期間とした．

**■介入政策（介入エージェントの戦略）**　本節では検証する介入政策として目標為替相場仮説に基づいた非対称的 leaning-against-the-wind 政策を採用した．この政策は，為替介入において日本の通貨当局が採用していたと考えられる政策である [渡辺 94].

この政策に基づく介入エージェントは期間 $t$ にターゲットレート $T(t)$ を持ち，直前の期間 $t-1$ のレート $R(t-1)$ と変化 $\Delta R(t-1)$ に基づいて戦略決定ステップに注文レート $T(t)$，要求量 $q(t)$ の注文を行う（図 5.1）.

$$q(t) = \begin{cases} -Q\Delta R(t-1) & (R(t-1) < T(t-1) \text{ かつ } \Delta R(t-1) < 0 \\ & \text{or } R(t-1) > T(t-1) \text{ かつ } \Delta R(t-1) > 0) \\ 0 & (\text{それ以外のとき}) \end{cases} \tag{5.1}$$

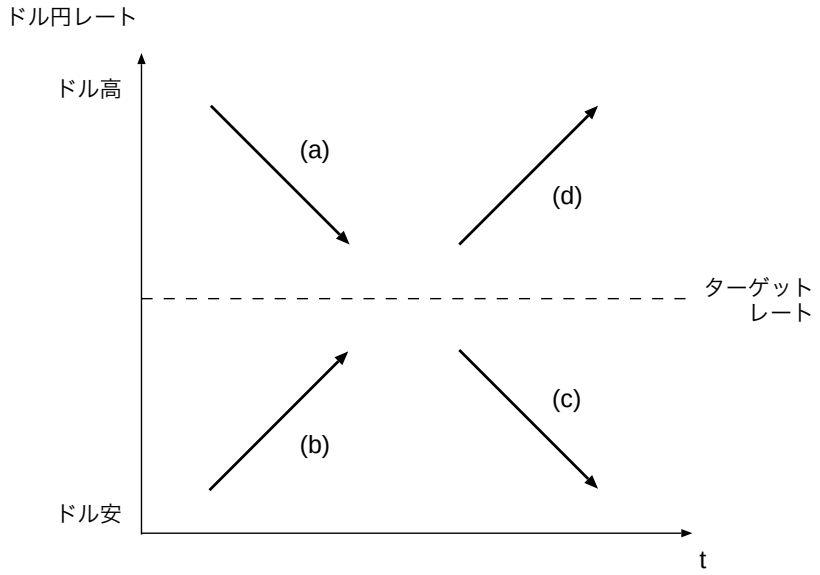
$$\begin{pmatrix} q: & \text{介入量} \\ Q: & \text{介入の基準量 } (>0) \\ R(t): & \text{期間 } t \text{ の為替レート} \\ \Delta R(t) & = R(t) - R(t-1) \end{pmatrix}$$

現在の為替レートが目標値に比べ円高のときには，円高の進行に対してのみ介入を行い円安の進行は放置する．一方，現在の為替レートが目標値に比べ円安のときには円安の進行に対してのみ介入を行う．つまり，目標値から乖離幅が拡大するような為替レートの動きに対して介入を行うというものである．

この政策は，その時点の為替レートとその変動に基づき介入量を決定するものである．テスト期間の為替レートは，シミュレーション中，モデル内で決定されていく．そのため，事前にいつどれだけ介入するか決める必要がある AGEDASI TOF によるシステムでは，この政策を検証することができない．

**■介入量とシグナリング**　介入エージェントの行動をディーラーエージェントに知らせる（シグナリング）場合としない場合を比較し，介入のシグナル効果の強さの検証も行った．

為替介入が行われることをディーラーエージェントに知らせる（シグナリングを行う）と，テスト期間では予想材料の介入に関する項目 $x^8(t)$ は，このエージェントの行動がフィードバックされる．期間 $t$ に介入エージェントがドル買い介入を行えば $x^8(t)$ は正になり，ドル売り介入を行えば $x^8(t)$ は負になる．その大きさは介入量に比例する．




(i) 為替レート

(ii) 介入エージェントの戦略

| | レート | レートの変化 | 介入行動（注文） | |
|---|---|---|---|---|
| (a) | $R(t-1) > T(t-1)$ | $\Delta R(t-1) < 0$ | 行わない | 0 |
| (b) | $R(t-1) < T(t-1)$ | $\Delta R(t-1) > 0$ | 行わない | 0 |
| (c) | $R(t-1) < T(t-1)$ | $\Delta R(t-1) < 0$ | ドル買い | $-Q\Delta R(t-1)$ |
| (d) | $R(t-1) > T(t-1)$ | $\Delta R(t-1) > 0$ | ドル売り | $-Q\Delta R(t-1)$ |

**図 5.1**　為替レートの変化と目標為替相場仮説に基づく非対称的 LAW 介入

シグナリングを行う場合は介入の 2 つの効果がともに期待されるが，シグナリングを行わない場合は介入が行われたという情報が全くディーラーに伝わらず，介入の影響は完全にポートフォリオ・バランス効果だけに限定される．検証のために介入の基準量 $Q$ は介入量 $q$ が通常のディーラー 1 人の売買要求量と同程度になるように調整した．これはポートフォリオ・バランス効果を小さくし，シグナル効果を見るためである．なお，単純化のためにターゲットレート $T(t)$ は期間によらず，テスト期間開始時のレートである 130 円とした．

### 評価方法

和泉ら [和泉 00a] の評価方法（図 3.7）と同様にシミュレーションパスを時間的変化をもとにグループ分けを行い，その内訳で評価を行う．グループの分け方は，8 月末の時点でも 12 月の時点でも 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，8 月には 136 円以上まで上昇した後，116 円から 136 円の間まで下降するかもしくは 1 か月以内に 10 円以上の下落が起こったパスをバブルグループとした．また，常に 116 円から 136 円の間にレートがあったパスを安定グループとした．

### 実験結果

まず，介入に現実のデータを用いた（介入エージェントが存在しない）シミュレーション結果を図 5.2 に示す．図 5.2 にはその典型的なシミュレーションパスが示されている．すなわちパス 1 が上昇グループ，パス 2 が安定グループ，パス 3 がバブルグループである．介入に現実のデータを用いた市場のシミュレーションでは 100 回のシミュレーション中，80 % 近くが上昇かバブルグループに属し，安定グループに属すパスは 15 % 程度であった．

**表 5.1**　シミュレーションパスの分類

| 介入エージェント | 上昇 | バブル | 安定 | 下降 |
|---|---|---|---|---|
| 存在しない | 42 % | 36 % | 16 % | 5 % |
| シグナリングなし | 47 % | 24 % | 16 % | 7 % |
| シグナリングあり | 35 % | 8 % | 29 % | 7 % |

次に，介入エージェントを 1 人加えたシミュレーションを行った．

最初に，介入エージェントが存在し介入を行うがその行動が予想材料の介入の項目 $x^8(t)$ に反映されない（シグナリングを行わない）場合のシミュレーションを行った．シミュレーションを 100 回行い，そのシミュレーションパスをグループに分類した結果を表 5.1 に示す．上昇，バブルグループを合わせたパスの割合は少し減っているものの，安

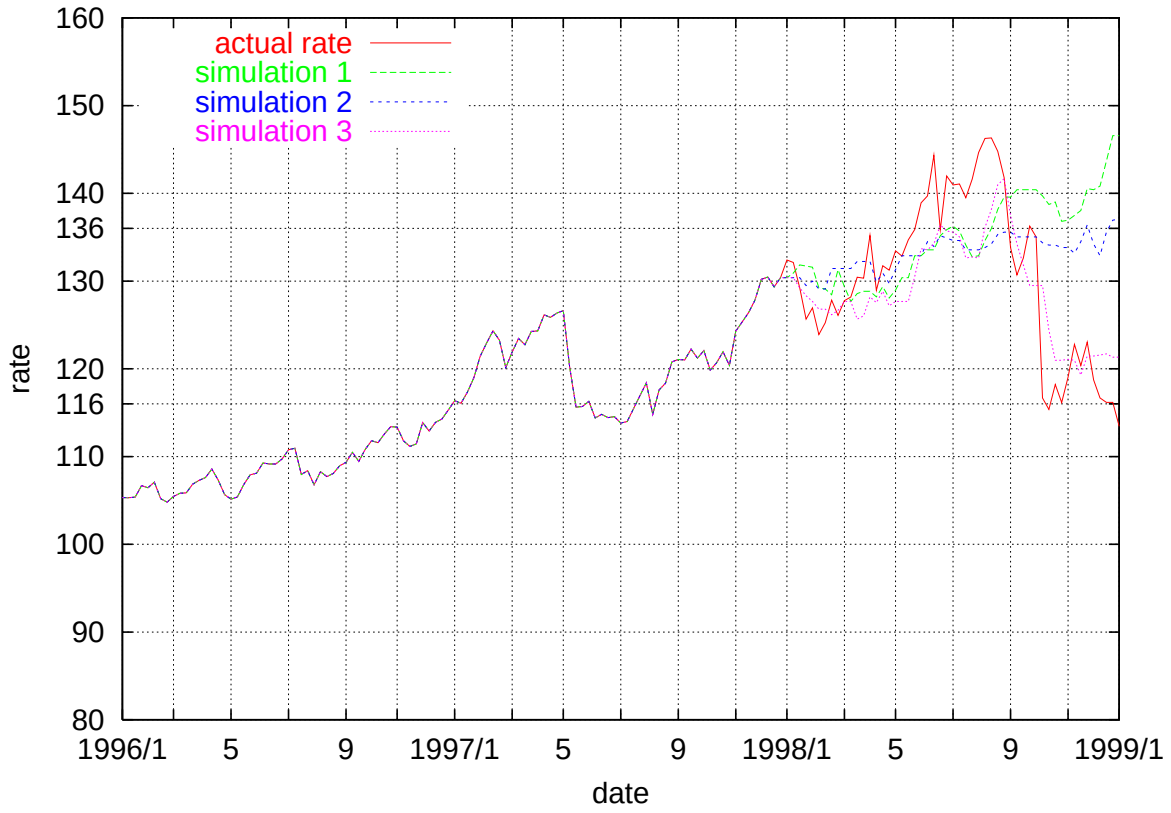



**図 5.2**　介入に現実のデータを用いた市場のシミュレーション

トレーニング期間: 1996 年 1 月第 1 週〜1997 年 12 月最終週

テスト期間: 1998 年 1 月第 1 週〜1998 年 12 月最終週

定グループに属すパスの割合は特に増えていない．

次に，介入エージェントの行動が予想材料の介入の項目 $x^8(t)$ に反映される（シグナリングを行う）場合のシミュレーションを行った．予想材料 $x^8(t)$ は，期間 $t$ における介入エージェントの行動によって決定し，その内容はドル売りなら負，ドル買いなら正となりその大きさは介入量に比例する．シミュレーションを 100 回行い，そのシミュレーションパスをグループに分類した結果を表5.1 に示す．上昇，バブルグループに含まれるパスの割合が明らかに減少し，安定グループに属すパスの割合が大きくなっていることがわかる．

**考察**

介入エージェントが存在する場合（シグナリングあり）と現実のデータを用いた介入エージェントの存在しない場合の結果より，1998 年に介入政策として目標為替相場仮説に基づく非対称的 leaning-against-the-wind 政策はある程度有効であるということが示せた．

また，介入エージェントの参加する場合の 2 つのシミュレーション結果から，介入量が小さくてもシグナル効果により，介入の効果が大きくなることがわかった．

しかし，介入エージェントがシグナリングを行う場合のシミュレーションでは図 5.3 のような，レートの下落が進み続けるパスもいくつか見受けられた．

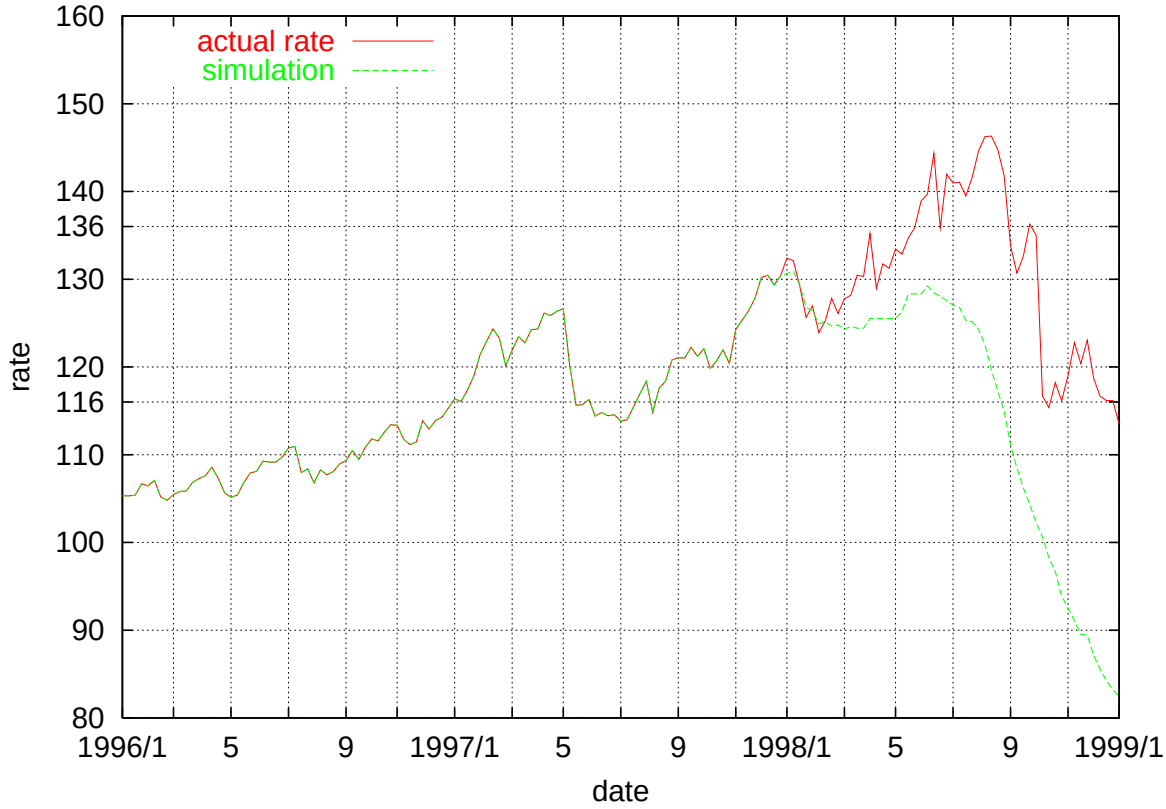



**図 5.3**　レートの下落が続くシミュレーションパスの例

これは，ディーラーのコンセンサスが予想要因の介入 $x^8$ に対し負の重みづけを取り，トレンド材料に対して正の重みづけを取るというものになっていると考えられる．ほとん

どのディーラーがこのような重みづけをした場合，取引が成立せずそのコンセンサスは終わりを迎えるが，この場合はこれ以上の円高を防ごうとする介入エージェントのドル買い介入という需要があるため，コンセンサスが変わらず円高が進行し続ける．介入量がディーラーの供給を圧倒するくらい十分大きく，ポートフォリオ・バランス効果が十分期待できる場合にはこういったことが起こらないので，介入量が小さい場合にのみ起こることである．

しかし，現実には全ディーラーの売買要求量を完全に圧倒できるような介入量は考えられないため，更なる安定を目指すにはこういった状況に陥った場合には一度介入をやめるなど介入エージェントに柔軟な対応を行わせる必要があると思われる．

## 5.3　まとめ

本章では，新たに介入エージェントを系に組み込むことで AGEDASI TOF における介入の問題点，

- 介入が市場の需給に影響しない
- 市場の状態に即した介入を行えない

を解消し，様々な介入政策の有効性を検証できるシステムを構築した．

本章ではそれを用いて目標為替相場仮説に基づく非対称的 leaning-against-the-wind 政策を介入政策として採用した際の有効性と為替レートへの影響を調べた．1998 年において目標為替相場仮説に基づく非対称的 leaning-against-the-wind 政策は介入政策としてある程度有効であり，介入量が小さくてもシグナル効果により十分な効果が得られることがわかった．

# 第 6 章

# 介入エージェントによる介入政策の獲得と効果の検証

AGEDASI TOF を用いた為替政策の意思決定支援システムでは，ユーザが戦略シナリオを作成し，シミュレーションで検証するという試行錯誤が必要であった [和泉 00a]．また，第 5 章では，既存の為替介入政策をアルゴリズムとして実装することでその有効性を検証するシステムを作成した．しかし，このシステムを用いて有効な政策を発見するためには，和泉らのシステムと同様にユーザが試行錯誤せざるをえない．

本章では，介入エージェントに強化学習に基づく学習機構を組み込むことで自動的に対象期間に有効な介入政策を獲得するシステムを作成し，様々な条件下での介入の有効性の検証を可能にする．

## 6.1 問題の難しさと本研究の取り組み

3.2.2 節や第 5 章でも述べたように，為替介入の効果は市場の状態に大きく左右される．そのため，為替介入を有効に実行しようとするためには市場の状態を考慮することが必要となる．しかし，和泉らの AGEDASI TOF による為替政策決定支援システム [和泉 00a] や第 5 章で有効性の検証を行った目標相場仮説に基づく非対称的 leaning-against-the-wind

政策では，為替レートそのものやレートの予想材料となる経済データといったマクロデータのみを条件としていた．経済データをもとに市場参加者がレートの予測を行い，その後の取引によってレートが決まるのであれば，レートの予想材料そのものだけではなく市場参加者がどの予想材料を重視しているかといった市場の流行（コンセンサス）を考慮する必要がある．本章では，有効な為替介入政策の学習において市場のコンセンサスも考慮に入れる．

しかし，市場のコンセンサスを形成する市場参加者の状態は一定ではない．第 3 章，第 4 章で述べたように AGEDASI TOF を改良・拡張した本研究のモデルでも，市場参加者であるエージェントが情報交換・学習することによって市場に適応しようとすることで市場構造が変化していく．また，介入エージェントが現実の政府・中央銀行に相当するものである限り市場のすべての情報を入手することはできない．介入エージェントが，市場参加者の売買要求量を介入で圧倒できるような，これらの条件を無視できるほど大きな力を持っている場合は問題にならないが，そうでない限りこういった条件のもとで学習を行うことは非常に難しい．それぞれマルチエージェント学習の難しさとして知られている [荒井 98, 荒井 01, 高玉 03].

**同時学習問題：** 複数のエージェントが独立に学習する場合，その学習が相互に影響しあい自分の学習した結果が自分の行動によるものか，他のエージェントによるものか判断することが困難なために有効な戦略を学習できない問題

**不完全知覚問題：** エージェントの知覚が限られている，または不完全なために異なる状態を同じ状態として知覚するために適切に学習できない問題

本研究では，それぞれの問題を軽減するような限定した状況にまず取り組み，その後，現実の市場に近い状況でのシミュレーションを行う．シミュレーションにおいて以下の条件を変更し，問題を軽減する．

**ディーラーエージェントの学習：** 介入の対象となるテスト期間におけるディーラーエージェントの学習は同時学習問題の原因になるため，学習を行わない設定にまず取り

組む.[*1]

**ディーラーエージェント全体の初期状態：**　トレーニング期間直後のディーラーエージェントの為替レート予想材料に対する重みづけ列群 $\{\mathbf{w}_1, \cdots, \mathbf{w}_{100}\}$（**初期状態**）は，さまざまである．ディーラーの内部状態を完全に知ることができない介入エージェントにとっては不完全知覚の問題の原因になる．そのため，初期状態を固定した実験をまず行う．

上記の条件を，組み合わせて簡単に実験を行った結果，ディーラーエージェントの初期状態が介入によるレートの操作を難しくしていることがわかった．理由として，ディーラーの初期状態は不完全知覚の問題だけでなくシミュレーション結果への影響も大きく，ディーラーエージェントのみの市場モデルによるシミュレーションでは，シミュレーションパスが初期状態によって異なることが考えられる．ディーラーエージェントが学習を行わない場合は初期状態がそのままシミュレーションパスに反映されるため，特にばらつきが大きかった．

これを反映し，本章では表6.1に示すように市場の状況を表すケースを定義し，これに沿って研究を進めた．表6.1の定義では，ケース d が本研究のモデルのもともとの設定で現実に近い状況となる．

## 6.2　強化学習介入エージェントと介入ルールの評価方法

本節では，まず本章に共通する，強化学習により為替介入政策を獲得する介入エージェント（強化学習介入エージェント）の定義を述べる．その後，現実の介入政策に基づいた介入行動の評価方法の提案する．

[*1] 同時学習問題について詳細に議論するためには，ディーラーエージェントおよび介入エージェントの学習スピードのバランスについて検証する必要がある．しかし本論文では学習のスピードについては扱わず，あくまで同時に学習を行うことによる影響のみ同時学習問題として議論する．

**表 6.1**　シミュレーションの条件とケース

| ケース | テスト期間直前の DA 全体の初期状態 | テスト期間に DA が学習を行うか |
|---|---|---|
| a | 固定 | 行わない |
| b | 固定 | 行う |
| c | 多様 | 行わない |
| d | 多様 | 行う |

DA：ディーラーエージェント

### 6.2.1　強化学習介入エージェント

強化学習介入エージェントは，第 5 章で定義した介入エージェントに強化学習による介入政策の学習機構を組み込んだものである．強化学習介入エージェントは，以下の点で一般の市場参加者であるディーラーエージェントと異なる．以下，特に記述がない限り「介入エージェント」は「強化学習介入エージェント」のことを指すものとする．

**目的：**　為替レートを目標範囲内に安定させることを目的として行動する．ディーラーエージェントと異なり，取引により利得が得られるかどうかとは無関係である．

**各ステップ（3.1.2 節）での行動：**

- **戦略決定ステップ**では，介入量を決定する．
  - 一般に，介入量は 1 ディーラーエージェントの注文量よりも大きい．
  - 介入を行うことを市場に知らせる（シグナリング）場合は，介入エージェントの行動が予想材料の介入 $x^8(t)$（表 3.1 参照）として知覚される．
- **学習ステップ**において，ディーラーエージェントは 4.1 節で述べたアルゴリズムで学習を行うが，介入エージェントはそれとは独立に強化学習を用いて有効な介入政策を学習する．

介入エージェントが行う学習は，レートの安定に有効な介入政策を獲得することを目的とする．[*2]介入エージェントが行う学習はディーラーエージェントにより構成される市場の状態を知覚し，その状態に応じた行動を学習するものであり，ディーラーエージェントのものと比べてより市場全体を対象にした学習である．本研究で用いる強化学習手法は宮崎らの提案した累積値ベースにより価値更新を行う Profit Sharing [宮崎 94] に基づいたものである．Profit Sharing は強化学習の 1 種で報酬の得られたエピソード[*3]上のルールに対する重みづけを強化していく方法である．1 つのルールは状態 $\mathbf{S}$ とその状態で選択される行動 $a$ の組 $(\mathbf{S}, a)$ で表される．

状態 $\mathbf{S}$，行動 $a$ の定義をまず以下に示す．

**状態**

状態 $\mathbf{S}$ を，現実の中央銀行が介入の際に考慮する市場状態として以下のように定義する．現在のレートなどの経済データだけではなく，市場参加者のレートの予測，および介入の効果は市場参加者の介入に対する認識に左右されうる [渡辺 94] ため，介入に対する重みづけの平均を加えて状態表現とした．

$$\mathbf{S} \equiv \left(\bar{E}, \bar{w}^8, x^{15}, R\right) \tag{6.1}$$
$$\bar{E} = \sum_{k=1, k\neq 8}^{17} \bar{w}^k x^k$$

ここで $x^k$ は $k$ 番目の予想材料，$\bar{w}^k$ は予想材料 $x^k$ に対する全ディーラーエージェントの重みづけの平均値である．よって $\mathbf{S}$ の第 1 項 $\bar{E}$ はほぼレートの変動に対する予測の平均となる[*4]．$\bar{w}^8$ は全ディーラーエージェントの介入に対する重みづけの平均である．また，$x^{15}$ は短期トレンド $\Delta R(t-1)$（表 3.1 参照），$R$ は現在の為替レートであり，目標とするレートの範囲 $(R_1 \sim R_2)$ に対しレート $R(t-1)$ が，$R(t-1) < R_1$，$R_1 \leq R(t-1) \leq R_2$，

[*2] 学習の目的としては，ニューラルネットワークのようにモデルの挙動そのものを学習するということも考えられる．しかし先に述べた創発的現象のように複雑な挙動をするモデル自体を学習するのは困難と考え，本研究では単純化のため行動と学習の目的を同じとした．

[*3] エピソードとは選択されたルールの列である．

[*4] 介入エージェントが操作できる介入の項目 $x^8$ が除かれているので全ディーラーの注文レートの平均とは完全には一致しない．

$R_2 < R(t-1)$ のどの状態かを表す．計算機実験を行う上で現実的な計算量に収まるように $R$ 以外の値はそれぞれ 5〜11 段階の離散的な値とした．各離散値は，実験過程で各値の変化を観察しその範囲と頻度をもとに設定したものである．

この状態表現を用いることで5.2節で検証したレートがターゲットレートより高く（低く）かつ上がり（下がり）トレンドならドル売り（買い）介入を行う政策（目標相場仮説に基づく非対称的 leaning-against-the-wind 政策 [渡辺 94]）を学習することも可能になる．

**行動**

行動 $a$ は「どのように介入するか」を表す．すなわち，介入の向き（ドル買いかドル売りか）とその量である．

$$a \equiv \frac{3q}{Q} \tag{6.2}$$

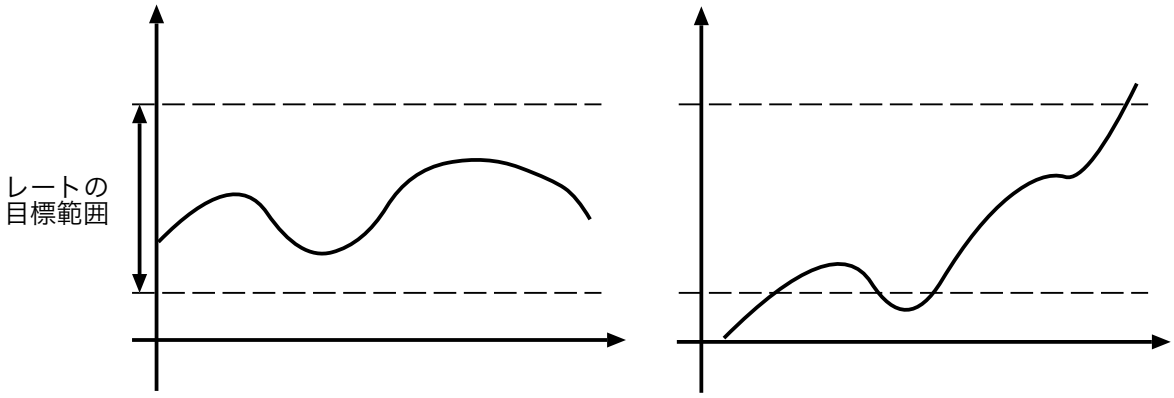
$a$ は 7 段階の離散的な値（$\pm 3, \pm 2, \pm 1, 0$）[*5]をとる．$q$ が実際の介入量であり，介入エージェントの注文量となる．注文レートは単純化のため，常に目標範囲の中央値（この値を以下，ターゲットレートとする）とした．[*6]$Q$ は最大介入量で，$a$ が $\pm 3$ をとったときに介入量 $q$ が $\pm Q$ となる．この設定で介入エージェントは「レートがターゲットレートより低く，$a > 0$ ならばドルを買う」，「レートがターゲットレートより高く，$a < 0$ ならばドル売る」というような介入を行うことができる．

また介入を行うことを市場に知らせる（シグナリング）場合は，行動 $a$ の値がそのまま $x^8$ としてディーラーエージェントに知覚される．シグナリングを行わない場合は，$x^8$ は常に 0 となる．行動 $a$ の選択方法は Profit Sharing の学習過程においてよい性能を示すことが経験的に知られている [荒井 98]，各ルールの重みづけ $W(\mathbf{S}, a)$ によるルーレット選択とした．

まとめると，強化学習介入エージェントは為替レート，トレンド，為替レートの予測についての市場のコンセンサスといった指標で市場の状態を識別する．各週の戦略決定ス

[*5] 表 3.1 の他の予想材料に合わせてこの値とした

[*6] ターゲットレートを注文レートとすることでレートがターゲットレートよりも高い（低い）ときにドル買い（売り）を行わないため，レートがターゲットレートから離れるような行動をとりにくくなる．




(a) レートが常に目標範囲内である
シミュレーションパス

(b) レートが目標範囲から外れた期間が
あるシミュレーションパス

**図 6.1**　介入ルールの試行全体の評価

テップで，保持している介入ルール群（ルールテーブル）の内の認識した状態 $\mathbf{S}$ に応じた 7 種類の介入ルール $(\mathbf{S}, a), a \in \{\pm 3, \pm 2, \pm 1, 0\}$ から各ルールの重みづけに基づき 1 つのルールを選択し，選択されたルールの介入行動 $a$ をとる．例としては，「為替レートがターゲットレートよりも 2 円高く，下がりトレンドで，市場参加者がレートが上がると予想している，……」という状態で「注文量：$Q$，注文レート：ターゲットレート」の売り注文を出すといった状態と行動の組が選択される具体的な介入ルールとなる．

### 6.2.2　介入ルールの評価方法（報酬）

レートを目標範囲内に安定させる行動を学習することを目的に，介入行動の各ルールを評価しルールに対する重みづけ $W(\mathbf{S}, a)$ を変化させる方法（報酬）を考える．

まず，最も基本的な方法として介入エージェントの目標を反映した評価方法，「試行全体の評価」と「各週の評価 1」を定義した．

**試行全体の評価**

テスト期間全体でレートが目標範囲に入っていたら，エピソード上すべてのルール[*7]の

[*7] ここでのエピソード長はテスト期間の長さと一致し，評価されるルールののべ数はテスト期間の週の数と同じになる．

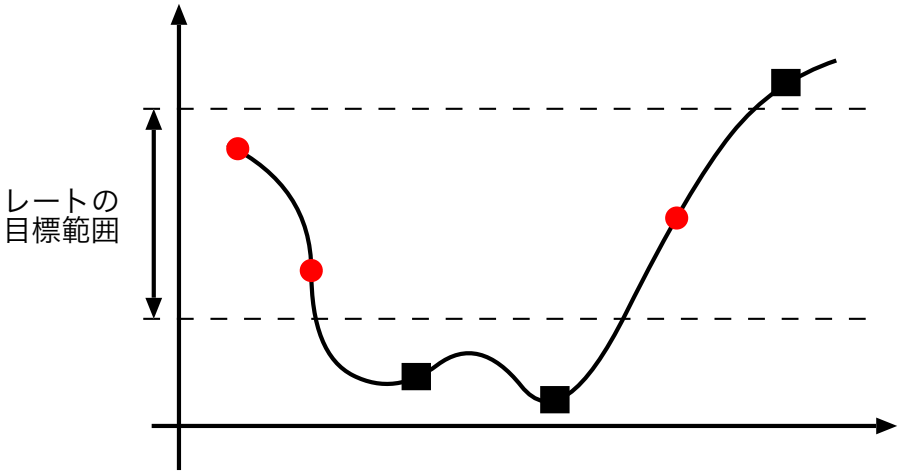



**図 6.2**　介入ルールの各週の評価 1

重みづけを一様に増加させる．

$$W(\mathbf{S}, a) \leftarrow W(\mathbf{S}, a) + r \tag{6.3}$$

図 6.1 の (a) のパスのようにテスト期間のシミュレーションパス全体が目標範囲に入れば式 (6.3) により各ルールの重みづけが変更されるが，図 6.1 の (b) のパスのようにテスト期間のシミュレーションパスの一部でも目標範囲を外れた場合はルールの重みづけは変更されない．

**各週の評価 1**

式 (6.3) によるルールの重みづけの更新は，1 試行で 1 回しか行われず報酬を得るための条件も厳しいため，式 (6.3) のみによる重みづけの更新では学習が進みにくいと予想される．そこで，学習速度の低下を防ぐために各週で実行されたルールを以下の方法で評価し，そのルールの重みづけを随時更新する．

- 各週において決定されたレートが目標範囲内かどうかでその週のルールの重みづけを変化させる．

  レートが目標範囲内の場合

$$W(\mathbf{S}, a) \leftarrow W(\mathbf{S}, a) + \frac{r}{2} \tag{6.4}$$

レートが目標範囲外の場合[*8]

$$W(\mathbf{S}, a) \leftarrow W(\mathbf{S}, a) - \frac{r}{2} \tag{6.5}$$

図6.2のようなシミュレーションパスの場合，レートが目標範囲に入った週（図中の●）に選択されたルールは式 (6.4) で評価され，レートが目標範囲から外れた週（図中の■）に選択されたルールは式 (6.5) で評価される．

本研究では，上記の介入エージェントの目的に則した評価方法に加え，現実の介入政策をふまえ以下の評価方法を提案する．

**各週の評価 2**

介入したにもかかわらず取引できなかった場合，すなわち

- ドル買い介入を行おうとしたが，決定したレートはターゲットレートよりも高かった
- ドル売り介入を行おうとしたが，決定したレートはターゲットレートよりも安かった

という場合には，介入行動が市場の需給に全く影響していないだけでなく，「レートを上げるためにドル買い介入を行う」というような介入の基本概念と照らし合わせても無駄な行動であると考えられる．したがって，このような場合はその週のルールの重みづけを減少させる．[*9]

$$W(\mathbf{S}, a) \leftarrow W(\mathbf{S}, a) - \frac{r}{2} \tag{6.6}$$

本研究では各ルールの初期重みを 1.0，報酬 $r$ を 0.1 とする[*10]．試行全体の評価，各週

---

[*8] 本研究で用いた行動選択方法であるルーレット選択ではルールの重みづけが負の状態を扱えない．そこで重みづけが 0 以下になるのを避けるために，本研究では $r/2$ 以下のルールに対しては重みづけを減少させる評価を適応しないものとした．

[*9] 評価によってルールの重みづけが 0 以下になる場合の扱いについては脚注 *8 参照．

[*10] 現実の為替市場を前提にすると介入を行わない行動 $a = 0$ をデフォルトとする設定も考えられるが，本研究では介入の効果を現出させることを目的とするため，すべての状態で $a = 0$ を含めた 7 種類の行動からランダムに選ぶ政策を初期政策としている．

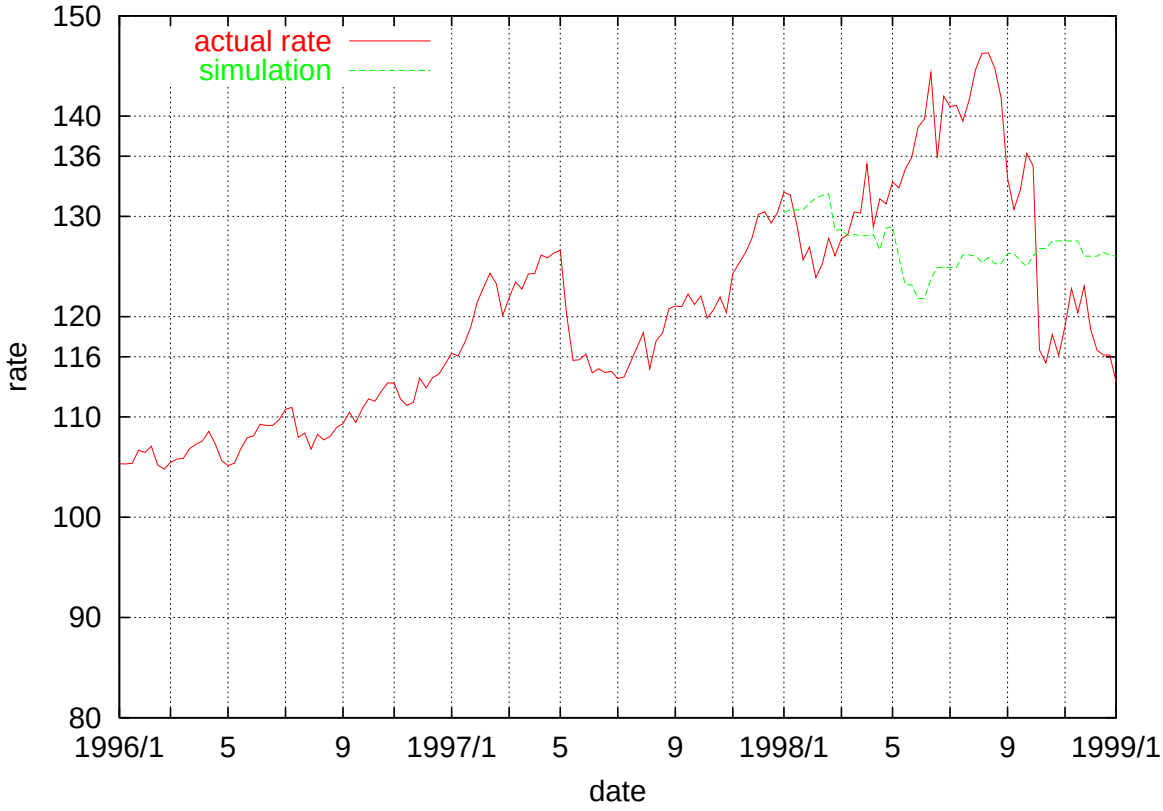



**図 6.3**　現実のレートと介入が成功したシミュレーションパス（安定パス）

トレーニング期間: 1996 年 1 月第 1 週〜1997 年 12 月最終週

テスト期間: 1998 年 1 月第 1 週〜1998 年 12 月最終週

の評価での重みづけ変化値の比，および初期重みと報酬 $r$ の比は実験により学習効率のよい値に設定した．

## 6.3　介入ルールの評価方法の検証

本節では，前節で提案した現実の政策に則した介入ルールの評価方法の検証を行う．

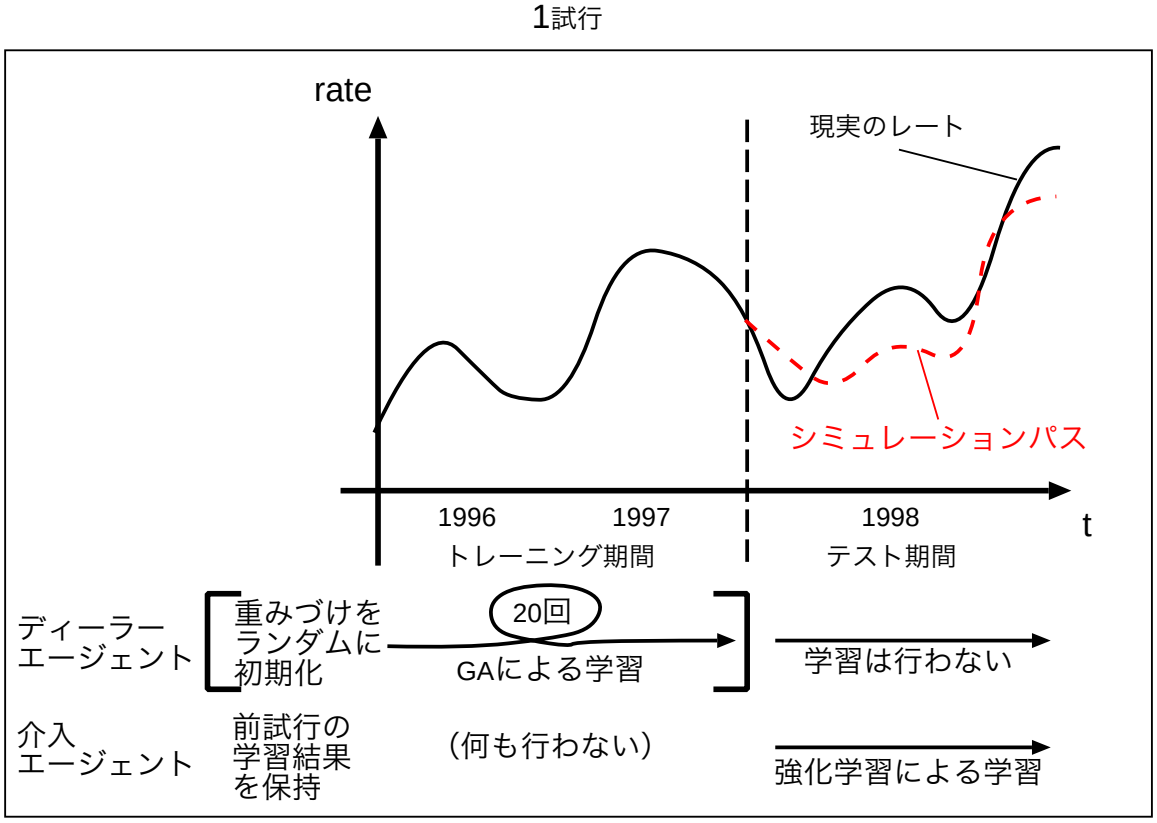



**図 6.4**　強化学習介入エージェントを用いたシミュレーション

実際の実験では [ ] 内の過程を保存した初期状態を用いることで省略している．

### 6.3.1　実験の設定

第 5 章と同様に，1998 年をテスト期間として実験を行う（図 6.3）．まず，1996 年 1 月から 1997 年 12 月の 2 年間をトレーニング期間として AGEDASI TOF と同様にその期間の現実のレートとレート予想材料のデータを用いてディーラーエージェントのトレーニングを行う．予想材料の重みづけがランダムな状態のディーラーエージェントに対しトレーニング期間を 20 回繰り返すトレーニングを 100 組行い，それぞれを 1998 年直前のディーラーエージェントの**初期状態**として保存した．その後，テスト期間である 1998 年のシミュレーションを各初期状態に対して 5000 試行繰り返した．各試行のテスト期間開始時にはあらかじめ作成した 100 組のディーラーエージェントの初期状態の内 1 つのデー

タを繰り返し用いた．つまり，100 種類の初期状態についてそれぞれ独立に介入エージェントは学習を行う．介入エージェントの各ルールに対する重みづけ $W(\mathbf{S}, a)$ の表（ルールテーブル）は，各初期状態に対する実験内では 1 回のシミュレーションごとに初期化は行わず，保持したまま次のシミュレーションを行う．ただし，用いる初期状態の異なる実験間ではルールテーブルの共有は行わない．この実験の 1 試行の内容を図 6.4 に示した．

**レートの目標範囲**　単純化のために介入エージェントのレートの目標範囲は $t$ によらず，常に 116〜136 円とした．ターゲットレートは，その中央値の 126 円とする．

**最大介入量 $Q$ とシグナリング**　第 5 章で行った実験と同様に介入量をディーラー 1 人の売買要求量と同程度になるようにした．また本節では，シグナリングを行う場合のみ取り扱った．

**介入ルールの評価方法（報酬）**　前節で提案した現実の政策に基づいたルール評価方法（各週の評価 2）の有効性を検証するために，

- 「全体 + 各週 1」：試行全体の評価 + 各週の評価 1
- 「全体 + 各週 1+ 各週 2」：試行全体の評価 + 各週の評価 1+ 各週の評価 2

の組み合わせでそれぞれ実験を行った．

**ディーラーエージェントの学習**　本節の実験では同時学習問題の発生を避けるため，ディーラーエージェントはテスト期間での学習を行わない．

**実験の評価方法**　テスト期間のレートが常に介入エージェントの目標範囲に入っているシミュレーションパス（図 6.3），すなわち介入が成功したシミュレーションパスを**安定パス**と呼ぶ．本節では，シミュレーション回数に占める安定パスの割合（レートの安定率）で評価を行った．

### 6.3.2　実験結果

#### 一初期状態に対する結果

現在の実験の設定（ケース a）ではディーラーエージェントがテスト期間において学習を行わないため，同じ初期状態を用いたディーラーエージェントのみのシミュレーションでは必ず同じシミュレーションパスが得られる．まず，1 初期状態に対する試行回数と安定パスの割合の変化を示す．

ある初期状態 A および B による介入エージェントが存在しない場合のシミュレーションパスを図 6.5，6.6 に示す．また，初期状態 A に対する各介入ルール評価方法の組による試行回数と安定パスの割合の変化を図 6.7，6.8 に，初期状態 B に対するものを図 6.9，6.10 に示した．学習の効果をより詳しく見るために，ここでは 30000 試行まで実験を行っている．

ここで取り上げた各初期状態は，図 6.5，6.6 に示したように，まったく介入を行わない場合，安定パスとはならない．初期状態 A に対する実験では，「全体 + 各週 1」の組み合わせの方が最終的に 10 % ほど安定率が高くなっている（図 6.7，6.8）．一方，初期状態 B に対する実験では，図 6.9，6.10 に示したように，最終的に「全体 + 各週 1+ 各週 2」の組み合わせの方が 20 % も高くなっている．

#### 全体結果

次に，100 初期状態に対する結果を表 6.2 に示す．この結果は，1 初期状態に対して 5000 試行シミュレーションし，介入エージェントを学習させた後，そのルールテーブルを用いて 100 回シミュレーションしたものの 100 初期状態平均である．

まず，介入エージェントが存在しない場合の安定パスの割合は 16 % だったので，両設定ともある程度は有効な介入政策を学習しているといえる．しかし安定パスの割合は，介入ルールの評価方法の違いによる差がほとんどなかった．一方，介入回数および介入額は 2 つの方法で大きな差があった．これは「各週 2」の評価方法による取引を行えない介入に対する重みづけの減少が，その要因であると考えられる．

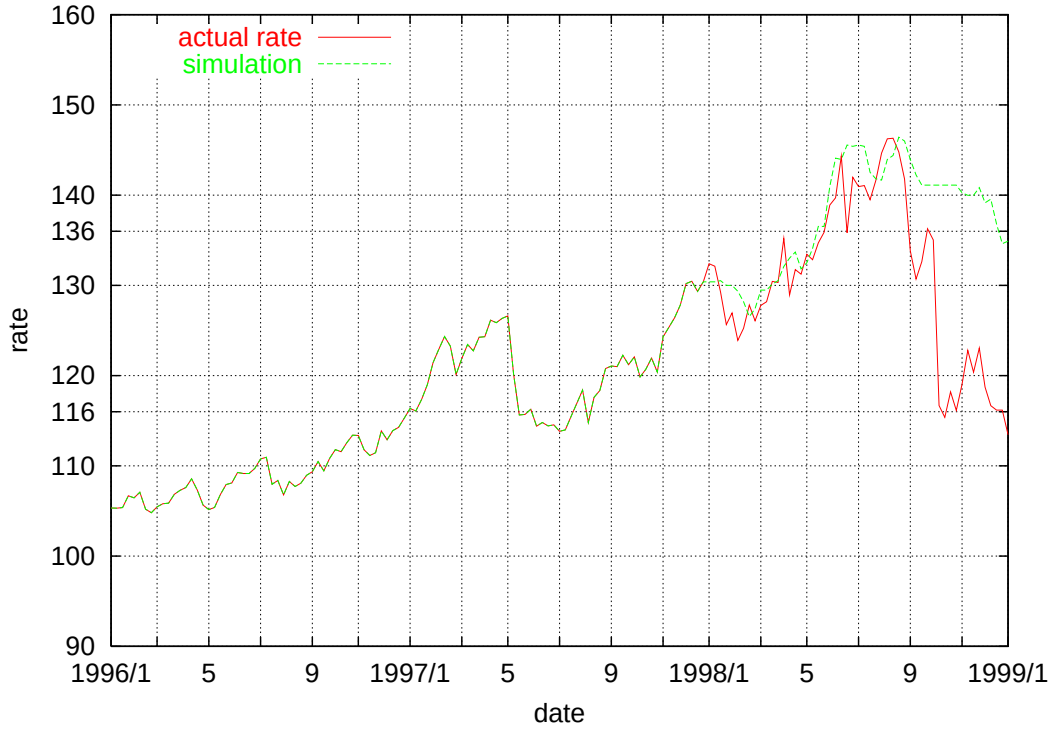



**図 6.5**　初期状態 A によるシミュレーションパス

**図 6.6**　初期状態 B によるシミュレーションパス

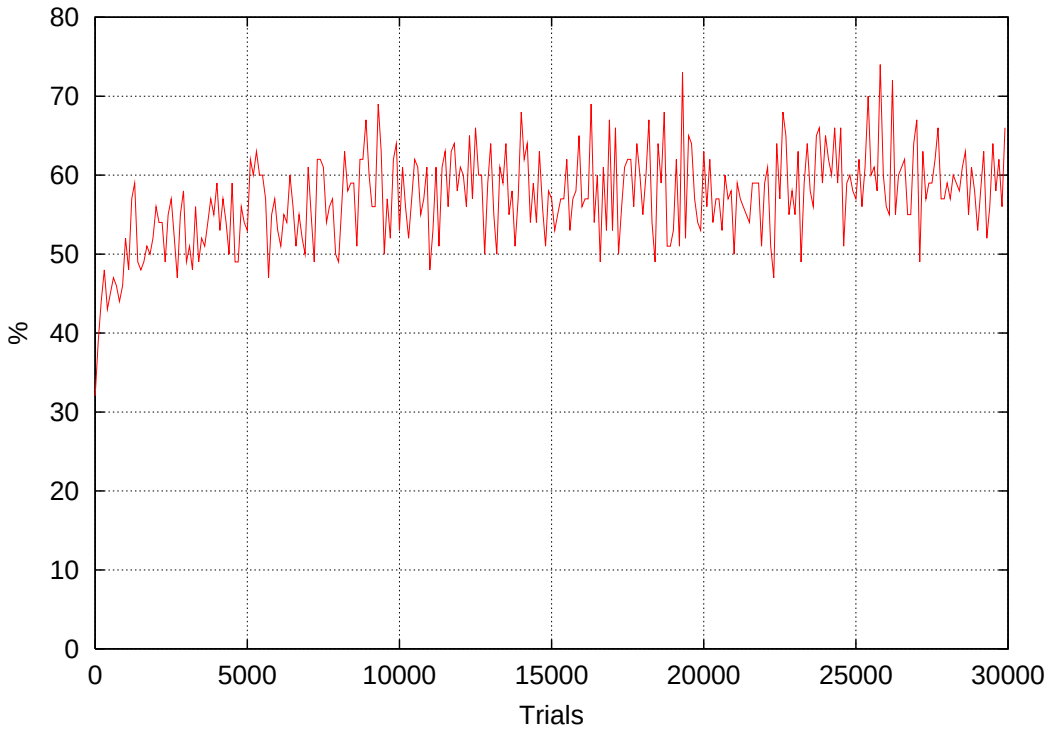
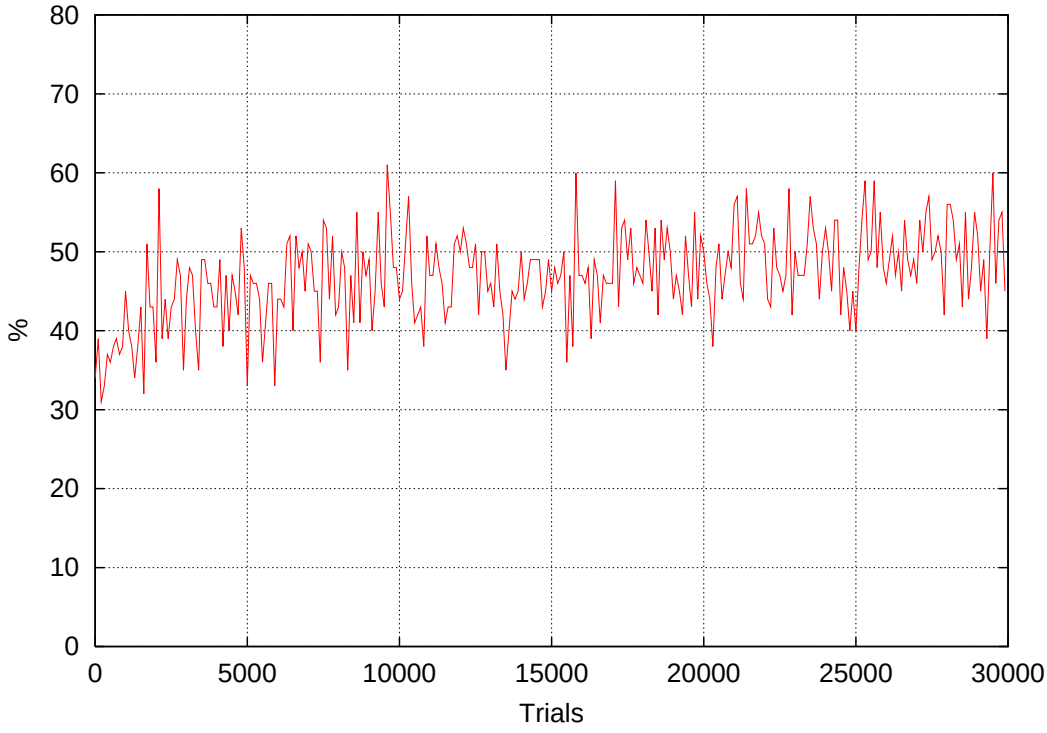



**図 6.7**　初期状態 A に対する試行回数と安定パスの割合の変化（全体 ＋ 各週 1）




!—

**図 6.8**　初期状態 A に対する試行回数と安定パスの割合の変化（全体 ＋ 各週 1 ＋ 各週 2）

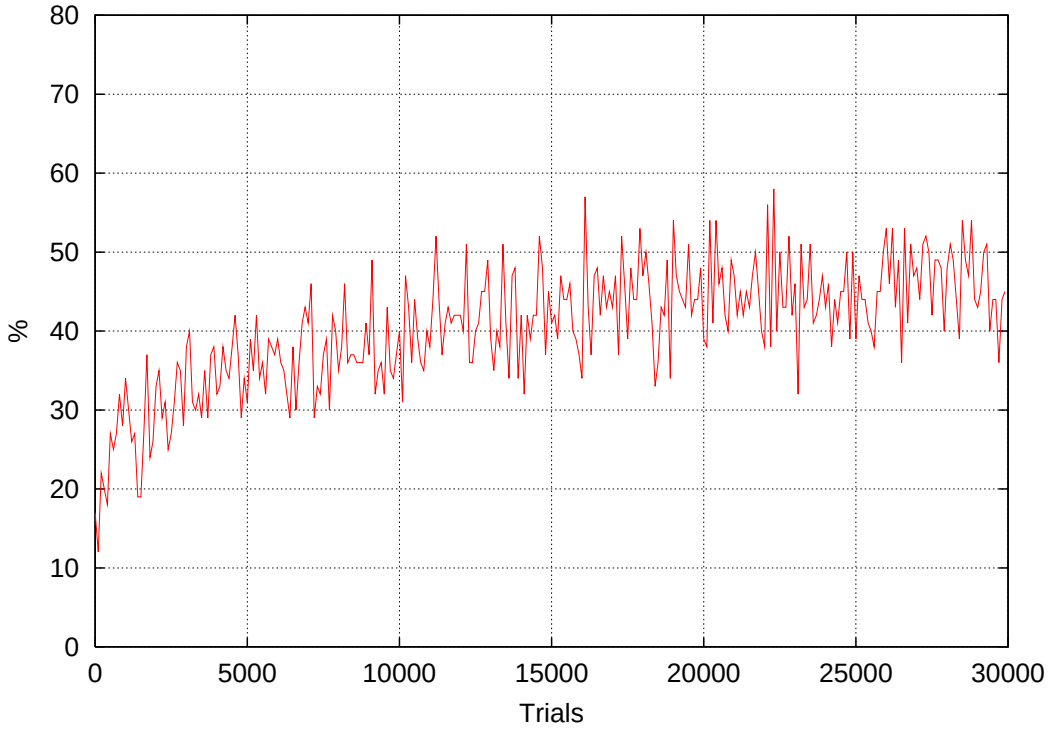
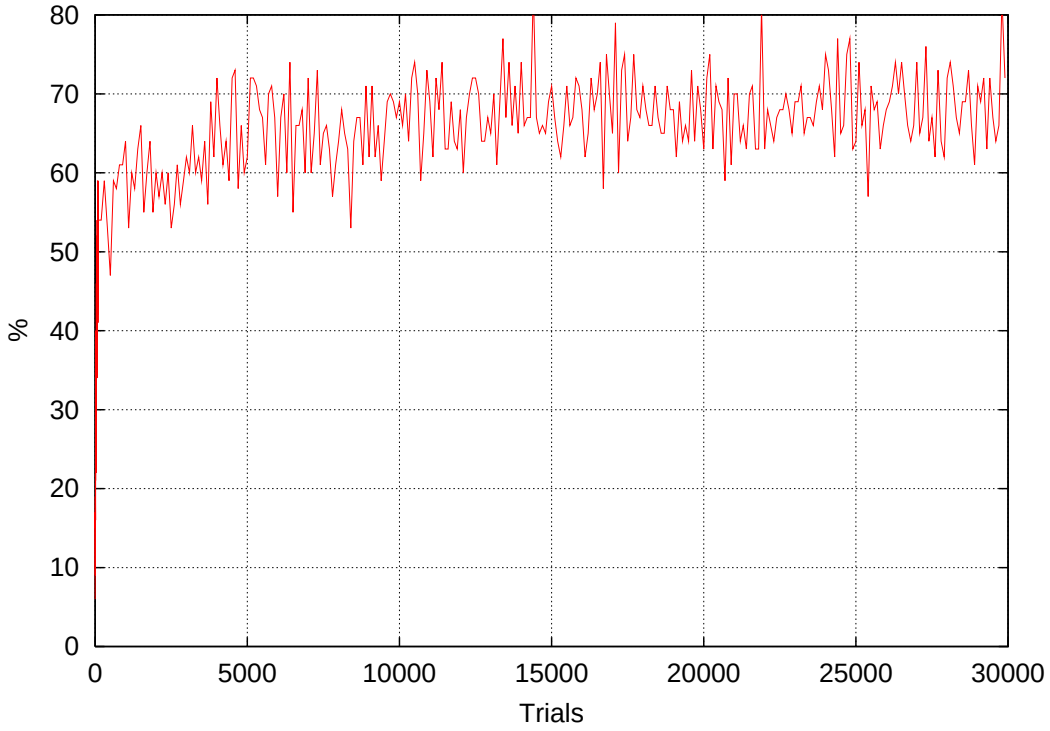



**図 6.9**　初期状態 B に対する試行回数と安定パスの割合の変化（全体 ＋ 各週 1）




!—

**図 6.10**　初期状態 B に対する試行回数と安定パスの割合の変化（全体 ＋ 各週 1 ＋ 各週 2）

**表 6.2**　100 初期状態に対する介入ルール評価方法の違いによる実験結果

| 介入ルール評価方法 | 「全体 + 各週 1」 | 「全体 + 各週 1+ 各週 2」 |
|---|---|---|
| 安定パス | 47.3 % | 47.6 % |
| 介入を行った週 | 85.2 % | 53.0 % |
| 1 週あたりの平均介入注文額 | $0.57\bar{q_a}$ | $0.34\bar{q_a}$ |

$\bar{q_a}$:　介入エージェントが存在しないシミュレーション
でのディーラーエージェントの平均注文量

結果全体を見ると，介入の回数およびその注文額がかなり少ないにもかかわらず安定パスの割合にほとんど差がないことは，取引の行えない介入行動がレートの安定にも影響を与えないということを示している．現実的な面から見ても，介入はコストのかかる行動であり，同じ効果が得られるのならその回数や額は少ない方が望ましい．本研究では，以降,「全体 + 各週 1+ 各週 2」の評価方法を用いて介入エージェントのルールに対する重みづけを更新することとする．

## 6.4 ディーラーエージェントの初期状態が固定の場合

本節では，ディーラーエージェントの初期状態が固定の場合（表 6.1 のケース a, b）について介入エージェントを用いた介入政策の自動獲得実験を行う．

### 6.4.1 強化学習介入エージェントの設定

強化学習介入エージェントの学習については，本節でも基本的に 6.2 節で述べた設定に基づき，Profit Sharing [宮崎 94] を用いて行う．以下に，6.2 節との違いを含め，状態，行動，報酬を簡単に説明する．

**■状態**　状態 $\mathbf{S}$ は，ディーラーエージェントのレートの予測および介入に対する重みづけに対する平均，短期トレンド，レートからなる．6.2 節ではレートは目標範囲の上，中，下の 3 状態しかとり得なかったが，他の項と同じように状態数を増やし，より詳細に知覚できるようにした．

$$\mathbf{S} \equiv \left(\bar{E}, \bar{w}^8, x^{15}, R\right) \tag{6.7}$$
$$\bar{E} = \sum_{k=1, k\neq 8}^{17} \bar{w}^k x^k$$

**■行動**　行動 $a$ は「どのように介入するか」を表す．$q$ が実際の介入量，$Q$ が最大介入量である．

$$a \equiv \frac{3q}{Q} \qquad (\in \{\pm 3, \pm 2, \pm 1, 0\}) \tag{6.8}$$

行動選択は，各ルールの重みづけ $W(\mathbf{S}, a)$ によるルーレット選択で行う．

**■報酬**　各介入ルールは以下の 3 つの方法で評価され，ルールに対する重みづけ $W(\mathbf{S}, a)$ が更新される．

**試行全体の評価**　テスト期間全体でレートが目標範囲に入っていたら，エピソード上すべてのルールの重みづけを一様に増加させる．

$$W(\mathbf{S}, a) \leftarrow W(\mathbf{S}, a) + r \tag{6.9}$$

**各週の評価**

1. 各週において決定されたレートが目標範囲内かどうかでその週のルールの重みづけを変化させる．

   レートが目標範囲内の場合

$$W(\mathbf{S}, a) \leftarrow W(\mathbf{S}, a) + \frac{r}{2} \tag{6.10}$$

   レートが目標範囲外の場合

$$W(\mathbf{S}, a) \leftarrow W(\mathbf{S}, a) - \frac{r}{2} \tag{6.11}$$

2. 介入しようとしたにもかかわらず取引できなかった場合，その週のルールの重みづけを減少させる．

$$W(\mathbf{S}, a) \leftarrow W(\mathbf{S}, a) - \frac{r}{2} \tag{6.12}$$

### 6.4.2　実験の設定

6.3 節で行った実験と基本的に同じ設定で実験を行う．以下に，6.3 節との違いも含めて簡単に説明する．

実験対象期間，1998 年直前のディーラーエージェントの初期状態 100 組に対して，テスト期間である 1998 年のシミュレーションを各初期状態に対して 1000 試行繰り返した．各試行のテスト期間開始時にはあらかじめ作成した 100 組のディーラーエージェントの初期状態の内 1 つのデータを繰り返し用いた．つまり，100 種類の初期状態についてそれぞれ独立に介入エージェントは学習を行う．介入エージェントの各ルールに対する重みづけ $W(\mathbf{S}, a)$ の表（ルールテーブル）は，各初期状態に対する実験内では 1 回のシミュレーションごとに初期化は行わず，保持したまま次のシミュレーションを行う．ただし，用いる初期状態の異なる実験間ではルールテーブルの共有は行わない．この実験の 1 試行の内容を図 6.11 に示した．

**レートの目標範囲**　レートの目標範囲は $t$ によらず，常に 116〜136 円とした．ターゲットレートは 126 円とする．

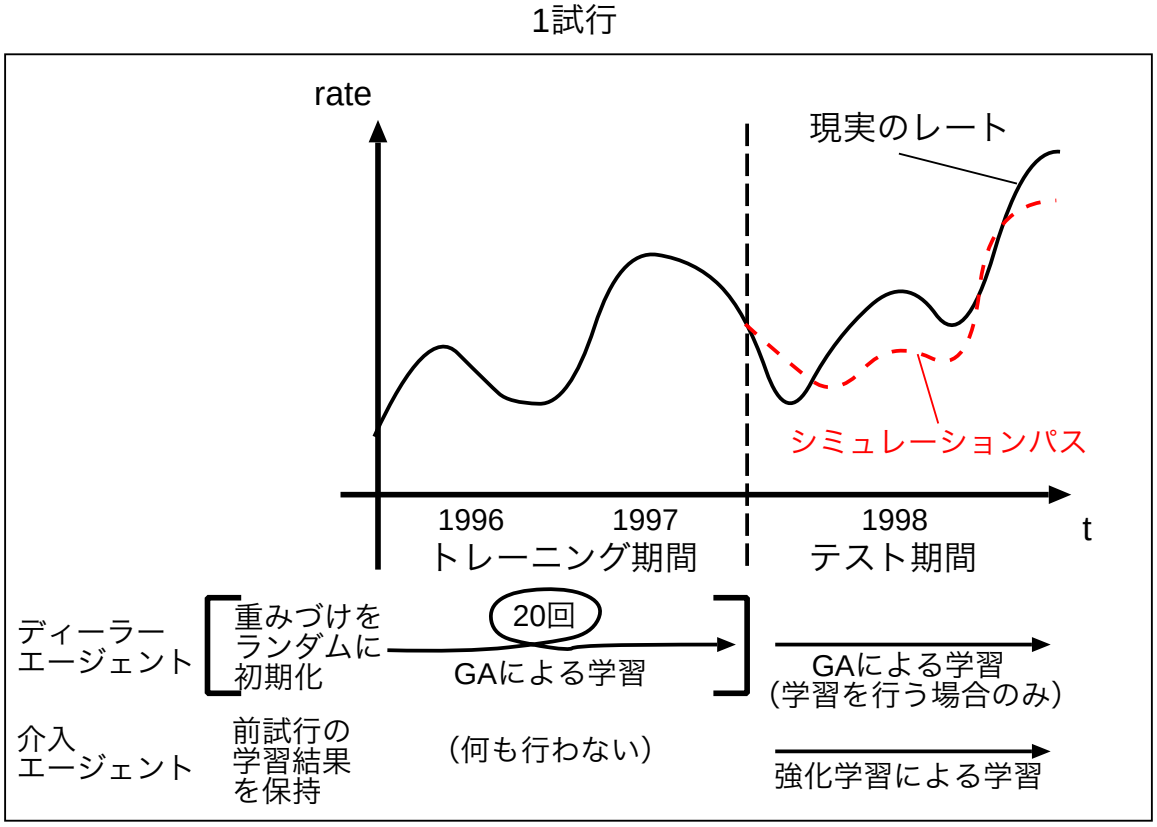



**図 6.11**　強化学習介入エージェントを用いたシミュレーション

実際の実験では [ ] 内の過程を保存した初期状態を用いることで省略している．

**最大介入量 $Q$ とシグナリング**　介入量の大小およびシグナリングの有無による介入の効果を比較するために表 6.3 の設定の実験を行った．最大介入量については実際の市場で行われた大規模な介入[*11]に基づいた $10\bar{q}_a$，それに対して小規模な介入 $\bar{q}_a$ とより大規模な介入 $30\bar{q}_a$ を設定した．

**ディーラーエージェントの学習**　ディーラーエージェントがテスト期間に学習を行う場合と行わない場合についてそれぞれ実験を行う．ディーラーエージェントが学習を行う場合には，ディーラーエージェントと介入エージェントお互いの学習が影響しあ

[*11] 1998 年 4 月の東京外国為替市場の一日平均の取引金額は 1,486 億ドル [吉本 00, p. 11] であり，対象期間に近い 1999 年 4 月 10 日に 202 億ドルの介入 [財務省 05] が行われた．これらの値は本研究のモデルで想定している取引金額 $50\bar{q}_a$ に対して，およそ $7\bar{q}_a$ の介入が行われたことに相当する．

**表 6.3**　介入量とシグナリング

| | 最大介入量 $Q$ | シグナリング |
|---|---|---|
| $(30\bar{q_a}$, yes) | $30\,\bar{q_a}$ | 行う |
| $(10\bar{q_a}$, yes) | $10\,\bar{q_a}$ | 行う |
| $(\bar{q_a}$, yes) | $\bar{q_a}$ | 行う |
| $(30\bar{q_a}$, no) | $30\,\bar{q_a}$ | 行わない |
| $(10\bar{q_a}$, no) | $10\,\bar{q_a}$ | 行わない |
| $(\bar{q_a}$, no) | $\bar{q_a}$ | 行わない |

$\bar{q_a}$:　介入エージェントが存在しないシミュレーションでのディーラーエージェントの平均注文量

うことで有効な戦略を学習することが難しくなる同時学習問題が発生することが予想される．

**実験の評価方法**　テスト期間のレートが常に介入エージェントの目標範囲に入っているシミュレーションパス（安定パス）の割合（レートの安定率）で評価を行った．

### 6.4.3　実験結果

まず，6.3 節で行った実験と同様に 1 つの初期状態（初期状態 C とする）に対する結果を示す．とりあげる初期状態による介入エージェントが存在せず，ディーラーエージェントが学習しない場合のシミュレーションパスを図 6.12 に示す．この初期状態 C に対するディーラーエージェントが学習を行わない場合の実験結果を図 6.13 に，学習を行う場合の実験結果を図 6.14 に示す．また，ディーラーエージェントが学習を行わない場合の全初期状態に対する結果を表 6.4 に，学習を行う場合の結果を表 6.5 に示した．全体の結果では，式 (6.8) で定義した 7 種類の介入エージェントの行動をランダムに選択するランダム介入[*12]（表 6.4，6.5 の「ランダム」欄）と比較した．ここでランダム介入が，注文レー

[*12] 介入エージェントの学習を行う前の段階では，7 種類のすべての行動の重みづけが同じであるので，ランダム介入は未学習状態の強化学習介入エージェントによる介入ということもできる．

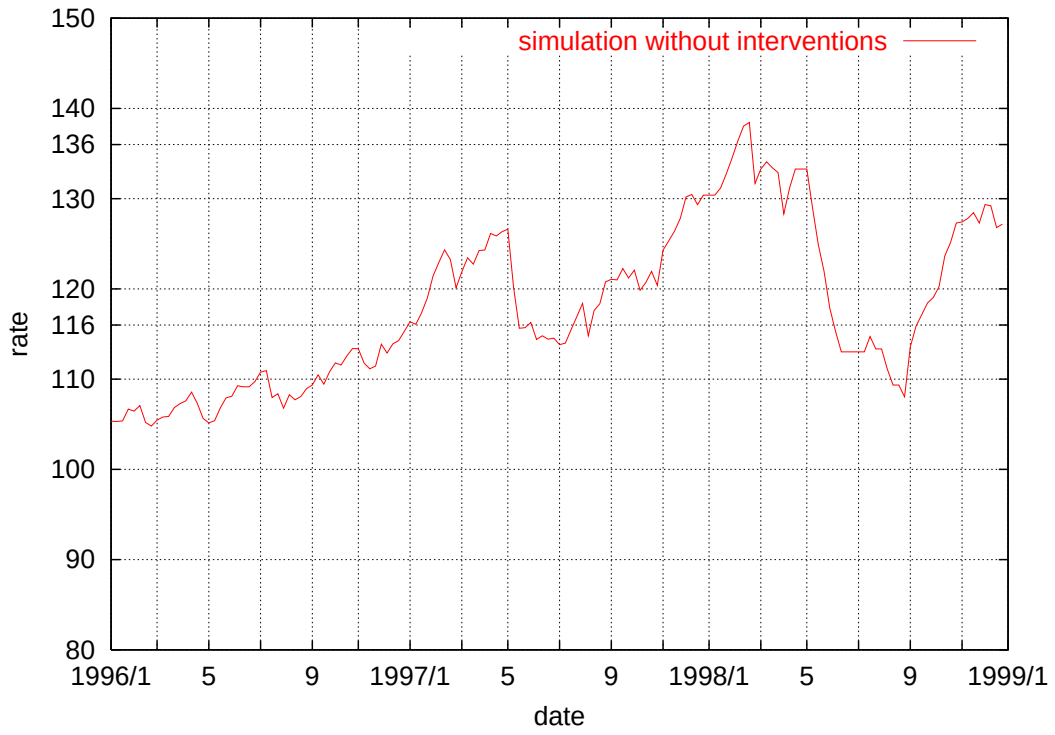


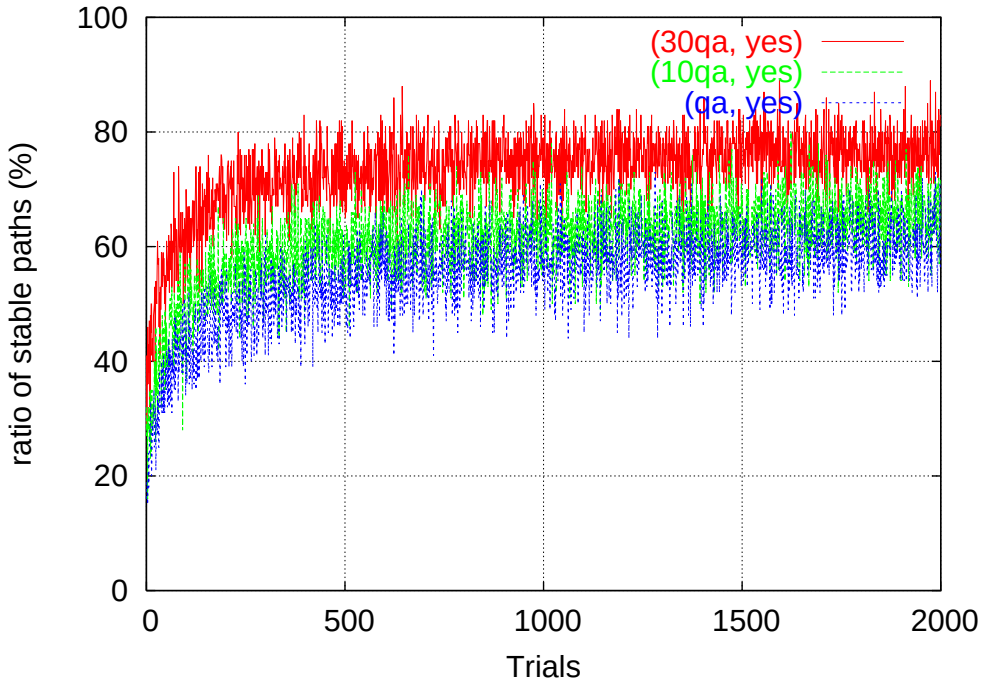

**図 6.12**　ディーラーエージェントが学習を行わず介入が行われない場合の初期状態 C に対するシミュレーションパス

**表 6.4**　ディーラーエージェントが学習を行わない場合の全初期状態に対するレート安定率（100 初期状態 × 20 回平均）

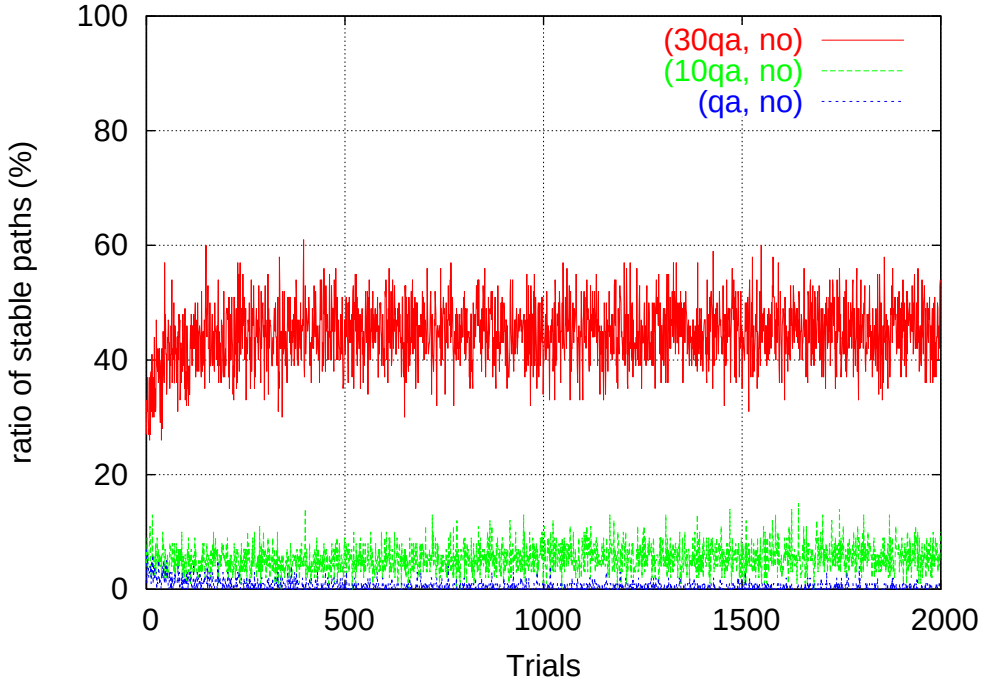
| | ランダム | 強化学習 |
|---|---|---|
| $(30\bar{q}_a,$ yes) | 53.80 % | 71.85 % |
| $(10\bar{q}_a,$ yes) | 43.71 % | 61.65 % |
| $(\bar{q}_a,$ yes) | 35.69 % | 51.15 % |
| $(30\bar{q}_a,$ no) | 53.47 % | 61.70 % |
| $(10\bar{q}_a,$ no) | 39.95 % | 44.50 % |
| $(\bar{q}_a,$ no) | 31.16 % | 47.25 % |

**表 6.5**　ディーラーエージェントが学習を行う場合の全初期状態に対するレート安定率（100 初期状態 × 20 回平均）

| | ランダム | 強化学習 |
|---|---|---|
| $(30\bar{q}_a,$ yes) | 48.28 % | 57.10 % |
| $(10\bar{q}_a,$ yes) | 33.31 % | 37.90 % |
| $(\bar{q}_a,$ yes) | 19.07 % | 24.70 % |
| $(30\bar{q}_a,$ no) | 45.68 % | 46.05 % |
| $(10\bar{q}_a,$ no) | 27.87 % | 26.45 % |
| $(\bar{q}_a,$ no) | 14.31 % | 10.80 % |

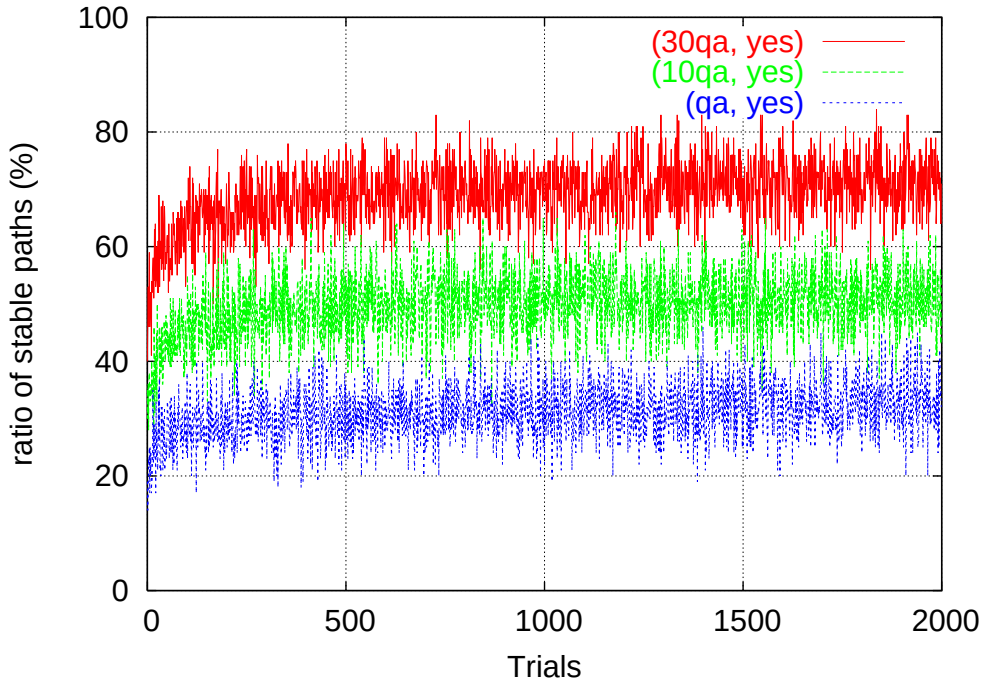



シグナリングあり

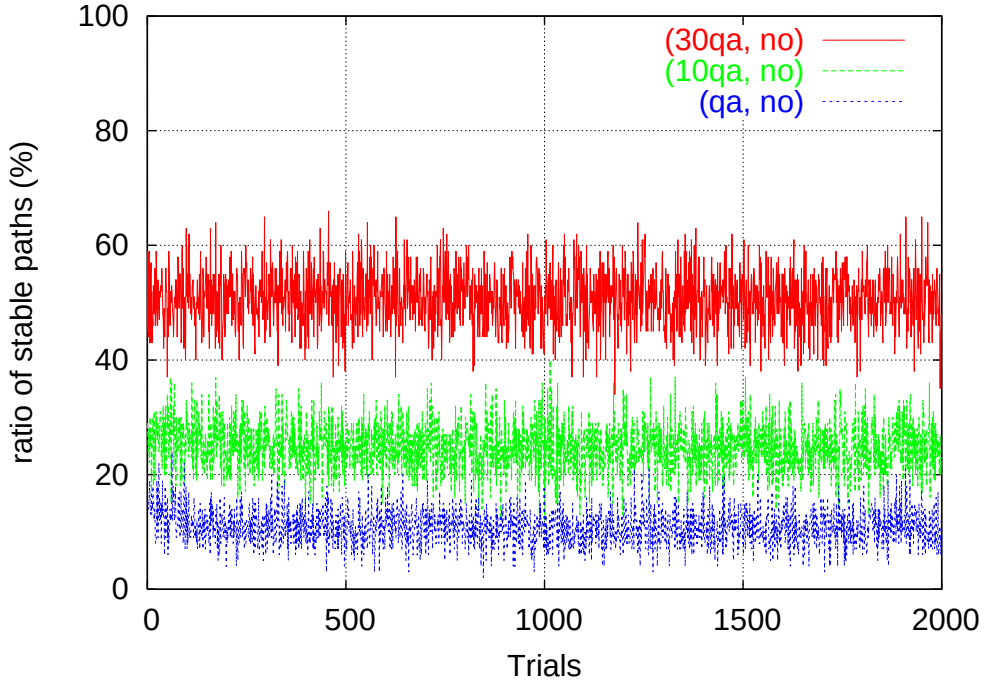



シグナリングなし

**図 6.13**　初期状態 C に対するディーラーエージェントが学習を行わない場合の試行回数とレート安定率（100 回平均）




シグナリングあり




シグナリングなし

**図 6.14**　初期状態 C に対するディーラーエージェントが学習を行う場合の試行回数とレート安定率（100 回平均）

トが一定ではないランダムな売買と異なることに注意が必要である．ランダム介入では強化学習を行う介入エージェントと同様に注文レートがターゲットレートで固定されており，レートが注文レートより高い（安い）場合，ドル買い（売り）取引は行わないため介入行動の選択がランダムであってもある程度の効果が期待できる．

結果の詳細な分析・考察は次節以降に譲り，ここでは簡単に結果を概観する．

- 介入量が大きいほど，高い安定率が得られた．
- シグナリングを行った方が， 高い安定率が得られた．
- ディーラーエージェントが学習を行う場合の方が，安定率が低くなっている．これは，同時学習問題の影響が考えられる．

全体的に，強化学習介入エージェントはランダム介入エージェントに比べて高い安定率を獲得できていると考え，次節以降で多様な初期状態に対する介入エージェントを用いた介入政策の自動獲得を試みる．

## 6.5 ディーラーエージェントの初期状態が多様な場合

本節では，ディーラーエージェントの初期状態が多様な場合（表 6.1 のケース c, d）について，介入エージェントを用いた介入政策の自動獲得および検証を行う．ディーラーエージェントが学習を行うケース d が，最も現実に近い設定である．

### 6.5.1 強化学習介入エージェントと実験の設定

#### 強化学習介入エージェントの設定

本節で用いる強化学習介入エージェントの学習の設定は，状態表現を除いて 6.4.1 節で定義したものと同じである．

状態 **S** は，新たに以下のように定義する．

$$\mathbf{S} \equiv \left(\bar{E}, \sigma_E, \bar{w}^8, \sigma_{w^8}, x^{15}, R\right) \tag{6.13}$$
$$\bar{E} = \sum_{k=1, k\neq 8}^{17} \bar{w}^k x^k$$

6.4.1 節で定義した状態の項目，ディーラーエージェントのレートの予測および介入に対する重みづけに対する平均，短期トレンド，レートに，$\sigma_E$ と $\sigma_{w^8}$ を加えた．第 2 項 $\sigma_E$ は $E$ の標準偏差，第 4 項 $\sigma_{w^8}$ は，ディーラーエージェントの介入に対する重みづけのの標準偏差である．つまり，どれだけディーラーのレートの予測および介入に対する重みづけが集中しているかを表している．平均だけでなく標準偏差を状態とすることで，より市場のコンセンサスに即した介入政策を学習できると考えられる．これらの項についても，実験過程の変化を観察してその範囲と頻度をもとにそれぞれ 5〜11 段階の離散的な値とした．

#### 実験の設定

6.4.2 節で述べた設定で行う．ただし，各実験での初期状態が固定ではない点が異なる．本節の実験では，1998 年直前のディーラーエージェントの初期状態 100 組を用いてテスト期間である 1998 年のシミュレーションを 200,000 試行繰り返した．各試行のテスト期

間開始時にはあらかじめ作成した 100 組のディーラーエージェントの初期状態のデータを順に用いた．つまり，100 種類の初期状態についてそれぞれ 2000 回シミュレーションを行うことになる．介入エージェントの各ルールに対する重みづけ $W(\mathbf{S}, a)$ の表（ルールテーブル）は，1 回のシミュレーションごとに初期化は行わず，保持したまま次のシミュレーションを行う．

実験の 1 試行の内容は図 6.11 の通りである．

### 6.5.2　実験結果

まず，全体の結果から 1 つの初期状態（初期状態 D とする）に対する結果を取り出したものを示す．ディーラーエージェントが学習を行わない場合，介入エージェントが介入を行わなければ確率的な要素が全くないためシミュレーションパスは常に同じになる（図 6.15）．この初期状態 D に対するディーラーエージェントが学習を行わない場合の結果を図 6.16 に，学習を行う場合の結果を図 6.17 に示す．また，全体の結果を表 6.6，6.7 の「強化学習」欄に示す．全体の結果では，7 種類の介入エージェントの行動をランダムに選択するランダム介入エージェント（表 6.6，6.7 の「ランダム」欄）と比較した．

以下に実験結果の検証を行う．

**介入量**

すべての設定で介入量が大きいほどレートの安定率が増加している．これは単純に市場内での影響力が増すことが理由であると考えられる．

**シグナリング**

介入量が同じ場合，ディーラーエージェントが学習を行う場合，行わない場合ともにシグナリングを行った方がよりレートを安定させることに成功している．この結果は介入においてシグナル効果の影響が大きいことを示すものであり，以下の理由により自明な結果ではないと考える．シグナリングを行うことで操作できるパラメータは増えているが，そのパラメータと為替レートの関係は 1 ディーラーエージェントの行動とレートとの関係と同様に単純なものではなく，市場を構成するディーラーエージェントの状態が完全に把握

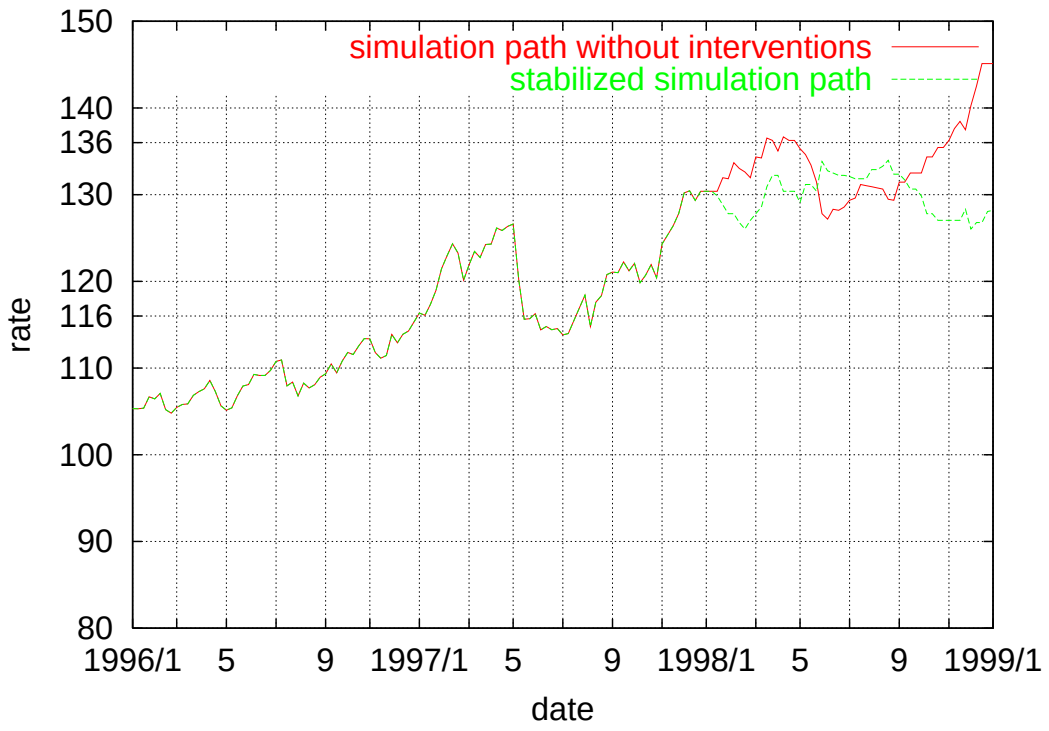


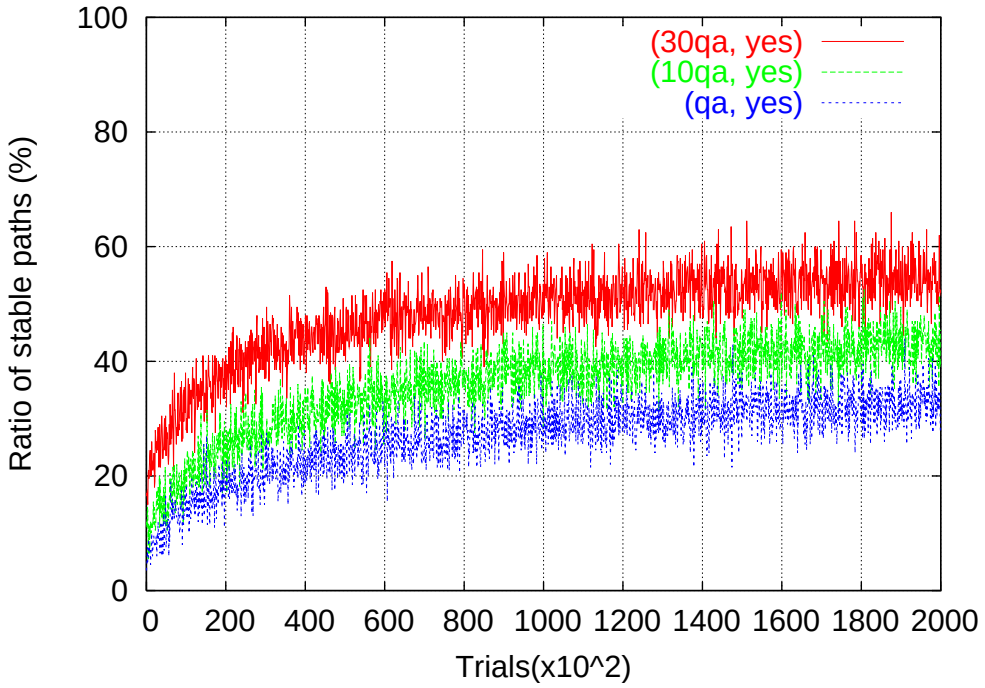

**図 6.15**　ディーラーエージェントが学習を行わず介入が行われない場合の初期状態 D に対するシミュレーションパスと安定パス

**表 6.6**　ディーラーエージェントが学習を行わない場合の全初期状態に対するレート安定率（100 初期状態 × 100 回平均）

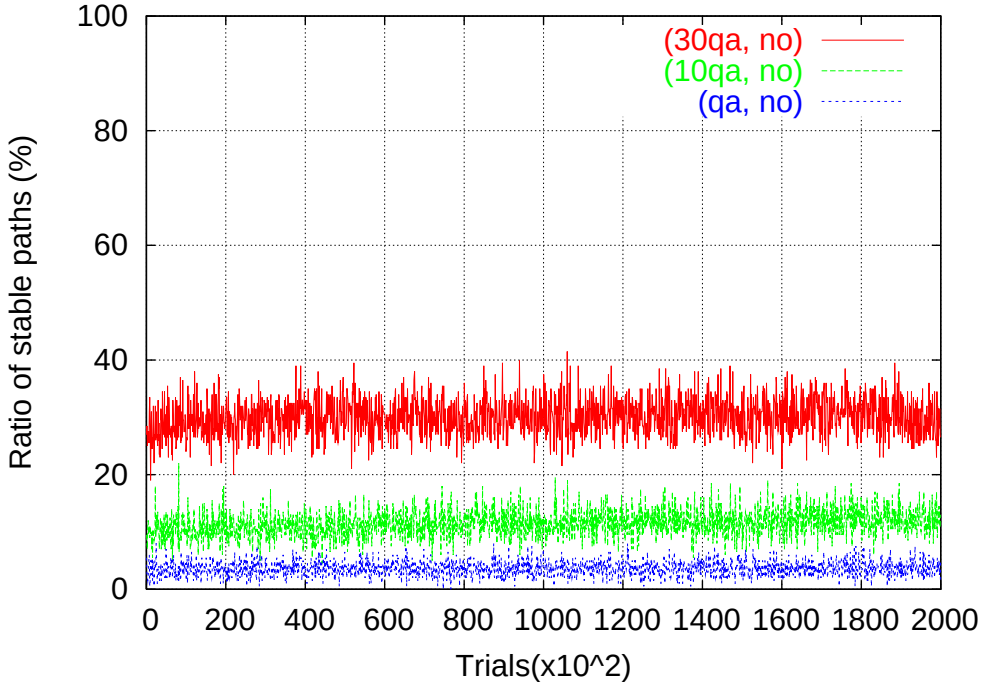
| | ランダム | 強化学習 |
|---|---|---|
| $(30\bar{q}_a$, yes) | 53.8 % | 69.1 % |
| $(10\bar{q}_a$, yes) | 43.7 % | 57.5 % |
| $(\bar{q}_a$, yes) | 35.7 % | 47.7 % |
| $(30\bar{q}_a$, no) | 53.5 % | 56.6 % |
| $(10\bar{q}_a$, no) | 40.0 % | 42.3 % |
| $(\bar{q}_a$, no) | 31.2 % | 31.5 % |

**表 6.7**　ディーラーエージェントが学習を行う場合の全初期状態に対するレート安定率（100 初期状態 × 100 回平均）

| | ランダム | 強化学習 |
|---|---|---|
| $(30\bar{q}_a$, yes) | 48.3 % | 57.1 % |
| $(10\bar{q}_a$, yes) | 33.3 % | 38.8 % |
| $(\bar{q}_a$, yes) | 19.1 % | 23.6 % |
| $(30\bar{q}_a$, no) | 45.7 % | 48.9 % |
| $(10\bar{q}_a$, no) | 27.9 % | 28.8 % |
| $(\bar{q}_a$, no) | 14.3 % | 13.6 % |

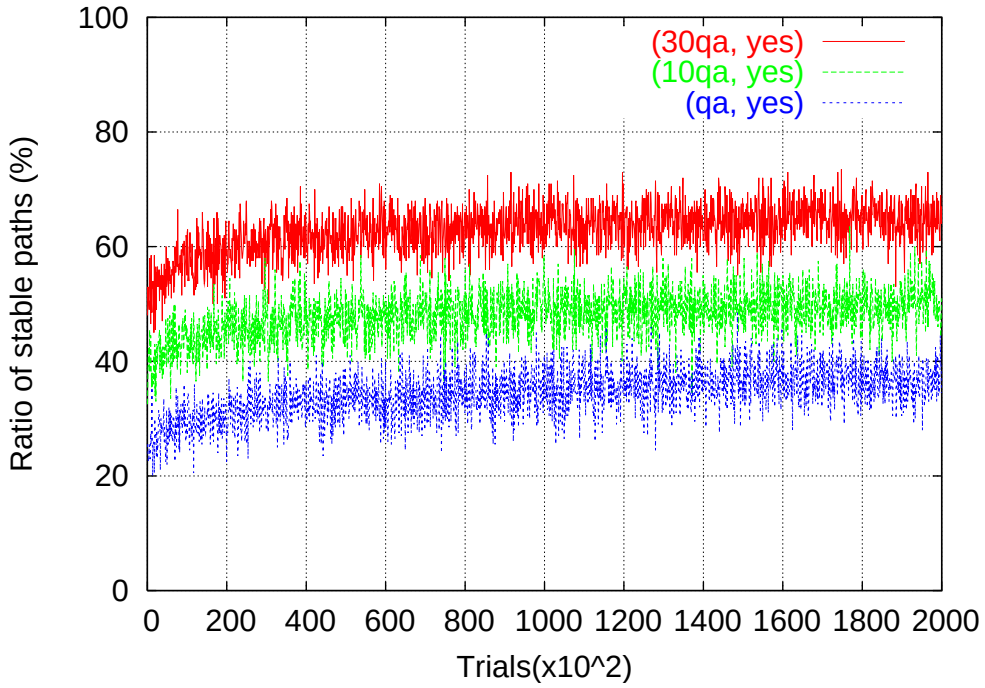



シグナリングあり

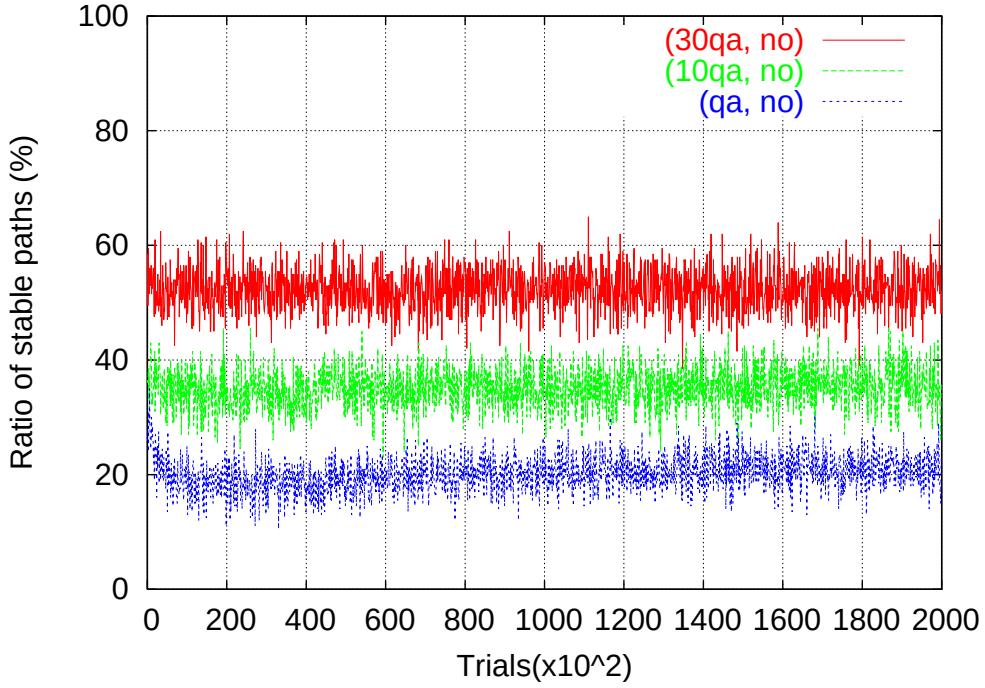



シグナリングなし

**図 6.16**　初期状態 D に対するディーラーエージェントが学習を行わない場合の試行回数とレート安定率（200 回平均）




シグナリングあり




シグナリングなし

**図 6.17**　初期状態 D に対するディーラーエージェント学習を行う場合の試行回数とレート安定率（200 回平均）

できていない限り予測は難しい．ほとんどのディーラーエージェントの介入に対する重みづけが同じ値をとるという状況であれば比較的予測が用意であることが予想されるが，その場合でもディーラーエージェントの資産の状況によって売買行動が異なるためやはり完全な予測は難しいと考えられる．また AGEDASI TOF では，モデルの性質として予想材料が少ない方がレートが安定する．これは予想材料が少ないとディーラーエージェントの為替レートの予測の範囲が狭くなり（式3.1参照），ディーラーが予測しない，つまり注文しないレートには市場のレートは変化しないため，市場のレートの変動幅も狭くなるためである．この点についていえば，シグナリングを行わず介入を行った方が有利と言える．

**同時学習問題**

1 初期状態に対する結果においてこの初期状態では図6.15で示したようにディーラーエージェントが学習を行わない場合，介入を行わなければ決して安定パスとはならない．一方，同じ初期状態でもディーラーエージェントが学習を行えば確率的な要素があるため，介入を行わなくても安定パスとなる可能性がある．そのために，結果を比較するとディーラーエージェントが学習を行う場合の方が実験開始時，また最終的にもレート安定率が高くなっている．しかし，全体の結果を見るとディーラーエージェントが学習を行う場合は，学習を行わない場合に比べてレートを安定させることができていない．これは，同時学習問題に起因していると考えられる．

また，1 初期状態に対する結果でシグナリングを行わず介入量が小さい介入設定の場合，ディーラーエージェントが学習するケースでは学習回数が少ないときにレートの安定率が一度，10％ほども低くなっている（図6.17）．これはどういった理由によるものであろうか．最も為替レートの安定率が低くなる介入設定 ($\bar{q}_a$, no) について分析を行った．強化学習介入エージェントの為替レートの状態に対する重みづけを表6.8に示した．為替レートの安定率が落ち込む 10000 試行後では，ランダムに介入を行う状態からやや目標相場仮説に基づく非対称的 leaning-against-the-wind 政策に近い状態に変化している．しかし，ここで対象としている初期状態 D に対して目標相場仮説に基づく非対称的 leaning-against-the-wind 政策による介入を行った場合，為替レートの安定率は 4％と非常に低かった．5.2節で示したようにこの政策は基本的には有効な政策であると考えられ

**表 6.8**　同時学習が起こるケースでの 10000 試行後の強化学習介入エージェント ($\bar{q}_a$, no) の為替レートの状態に対する重みづけ

| $a$ | $+3$ | $+2$ | $+1$ | $0$ | $-1$ | $-2$ | $-3$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| $R > R_t$ | 11.9 | 11.9 | 11.9 | 17.2 | 15.8 | 15.8 | 15.6 |
| $R < R_t$ | 15.2 | 15.3 | 15.3 | 16.0 | 12.7 | 12.7 | 12.7 |

$R_t$：ターゲットレート

重みづけは，それぞれの状態の和が 100 になるよう正規化した．

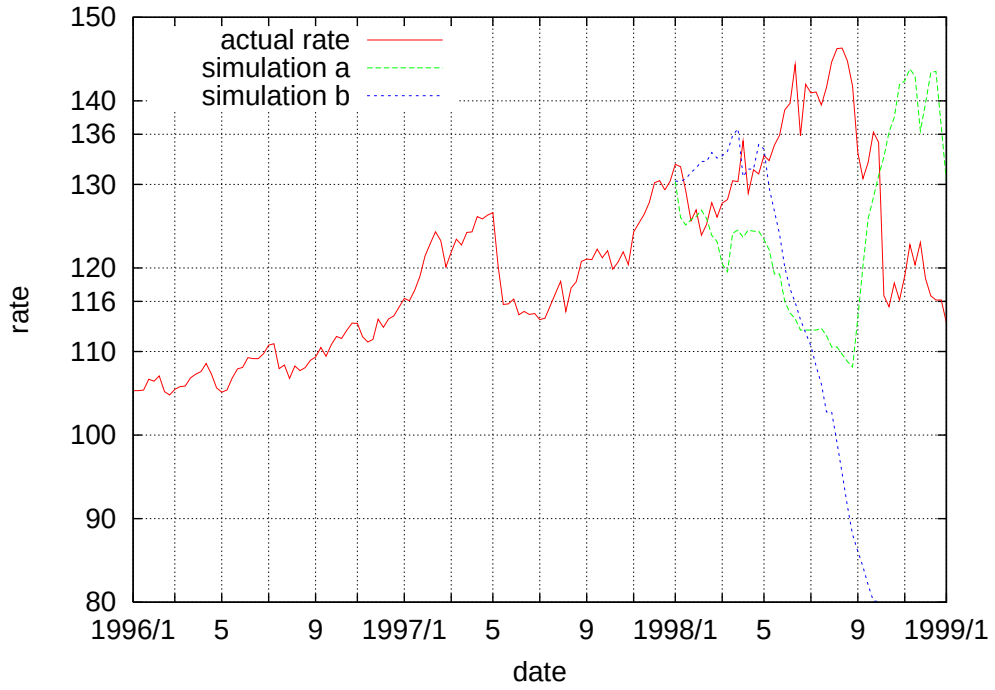



**図 6.18**　同時学習が起こるケースでの 10000 試行後の強化学習介入エージェント ($\bar{q}_a$, no) による初期状態 D に対するシミュレーションパスの例

る．しかし，為替レートの目標範囲から離れるようなトレンドが発生しディーラーエージェントの重みづけがトレンド継続に集中した際に，このケースでは介入量が小さくシグナリングも行わないために市場への影響力が小さくトレンドを変化させられないばかりか 5.2 節の考察で示した場合のように介入がトレンドと逆の需要または供給となりトレンドの進行を促してしまう．

介入設定 ($\bar{q}_a$, no) による 10000 試行後の強化学習介入エージェントを用いた初期状態 D に対するシミュレーションパスの例を図 6.18 に示した．全体的にシミュレーションパス a のような大きな変動を示すシミュレーションパスの割合が大きく，また完全な非対称的 leaning-against-the-wind 政策ではないためそれほど多くはないがレートが下落し続けるシミュレーションパス b のようなケースも見られた．シミュレーションパス b では，トレンドが進むにつれてトレンドに対して正の重みづけをするディーラーエージェントが増える様子が観測された．これによりトレンドの進行が強くなっている．これは，ディーラーエージェントが学習を行うために起こる現象であり，同時学習問題が安定率を下げる原因になっていると言える．

**各エージェントの学習**

介入の設定やディーラーエージェントが学習を行うかどうかにかかわらず，介入エージェントが学習で獲得した介入政策では，レートがターゲットレートよりも低い（高い）場合，以下の (a) > (b) > (c) > (d) の状態の順によりドル買い（売り）介入を行う傾向が強かった．

(a) ・レートがターゲットレートよりも低く (高く),
　　・下がり (上がり) トレンドで,
　　・ディーラーエージェントの予測平均がドル安 (高).

(b) ・レートがターゲットレートよりも低く (高く),
　　・ディーラーエージェントの予測平均がドル安 (高).

(c) ・レートがターゲットレートよりも低く (高く),
　　・下がり (上がり) トレンド.

(d) ・レートがターゲットレートよりも低い (高い).

この結果から，介入エージェントは学習結果として非対称的 leaning-against-the-wind 政策を獲得したことが確認された．また，すぐに変化する可能性のある短期トレンドよりも次週のレートへの影響の大きいディーラーエージェントの予測を重視する介入行動を学習したことがわかる．

次にシグナリングを行う介入エージェントの行動による，ディーラーエージェントの介入に対する重みづけの変化について述べる．本研究の対象期間では，全初期状態中のほとんどのエージェントが介入に対して正の重みづけをしていた．この実験序盤では，介入量が小さい介入エージェントによるほぼランダムな介入に対しては，徐々に負の重みづけを持つディーラーエージェントが増えるという変化が見られた．これは介入の影響力が小さいためにレートがシグナルとは逆の変化をすることが頻繁に起こり，その際にシグナルに従うレートの予測をしたディーラーエージェントが重みづけを変更するためだと考えられる．一方，実験終盤では介入量の設定を問わず重みづけはほとんど変化しなかった．これは介入の効果がシグナル通りに現れているためにディーラーエージェント間で介入に対する重みづけが変更されない状況である．このような市場では介入のシグナル効果が大きく，介入エージェントの行動次第で市場全体をある程度操作することが可能だと考えられる．

## 6.6　介入量と強化学習モデルの検証

本節では，前節で報告した実験における介入量の査定と強化学習モデルの妥当性を検証する．このため，市場の各ディーラーエージェントの状態や行動をすべて第三者的に観察できる介入エージェントを仮想し，各週において最適な介入行動[*13]をとることができるとしたら，どのくらいレートを安定させることが可能か実験を行った．その後，この理想的な介入を上限と考えたときとの比較において，本実験の設定の実効性と問題を議論する．本節ではこの理想的な介入を行うエージェントを**全知覚介入エージェント**と名づけ，強化学習介入エージェントと同様に式 (6.8) で定義した 7 種類の行動を行うものとする．以下に全知覚介入エージェントの定義をまとめる．

[*13] ここでの最適な介入行動とは，各週のレートをターゲットレートに最も近づけることができる介入行動である．あくまでも各週のレートのみを考慮する行動であり，長期的なレートの変化は考慮していない．

**全知覚介入エージェント**

全市場参加者の資産，予想材料に対する重みづけなどの状態変数を完全に観察できる仮想介入エージェント

**目的：** 為替レートを目標範囲内に安定させることを目的とする．

**行動：** 強化学習介入エージェントと同様に最大介入量 $Q$ とシグナリングの有無の設定に基づき，7 種類の行動 $a \in \{\pm 3, \pm 2, \pm 1, 0\}$ をとる（式 6.8 参照）．

**行動選択方法：** **戦略決定ステップ**で介入行動を選択する．

- まず全市場参加者の状態変数を観察する．
- 観察した状態変数に基づいて，全知覚介入エージェントが 7 種類の行動それぞれをとった際に各市場参加者が行う売買行動を予測し，さらにそれを基に決定されるレートを予測する．この予測は実際に決定されるレートと必ず一致する．
- 7 種類の行動の中で決定レートが最もターゲットレートに近い行動を選択する．

### 6.6.1　介入量の検証

前節の強化学習介入エージェントの代わりに全知覚介入エージェントを用いた実験を行い，各最大介入量の妥当性を検証した．結果を表 6.9，6.10 の「全知覚」欄に示す．

どの設定でも強化学習によって獲得された介入政策より圧倒的に安定率が高かった．このことは現在の介入量の設定でレートをより安定させる介入政策を実行可能であることを示している．

### 6.6.2　全知覚ルールテーブルに基づく介入

次に，全知覚介入エージェントを用いて本研究の強化学習モデル（状態表現，ルールの重みづけの更新方法）の検証を行う．

**表 6.9**　ディーラーエージェントが学習を行わない場合の全初期状態に対するレート安定率（100 初期状態 × 100 回平均）

| 介入エージェントの種類 | ランダム | 強化学習 | 全知覚ルールテーブル | 全知覚 |
|---|---|---|---|---|
| $(30\bar{q}_a$, yes) | 53.8 % | 69.1 % | 75.2 % | 100.0 % |
| $(10\bar{q}_a$, yes) | 43.7 % | 57.5 % | 63.0 % | 99.0 % |
| $(\bar{q}_a$, yes) | 35.7 % | 47.7 % | 50.1 % | 97.0 % |
| $(30\bar{q}_a$, no) | 53.5 % | 56.6 % | 58.1 % | 94.0 % |
| $(10\bar{q}_a$, no) | 40.0 % | 42.3 % | 43.7 % | 80.0 % |
| $(\bar{q}_a$, no) | 31.2 % | 31.5 % | 34.5 % | 68.0 % |

**表 6.10**　ディーラーエージェントが学習を行う場合の全初期状態に対するレート安定率（100 初期状態 × 100 回平均）

| 介入エージェントの種類 | ランダム | 強化学習 | 全知覚ルールテーブル | 全知覚 |
|---|---|---|---|---|
| $(30\bar{q}_a$, yes) | 48.3 % | 57.1 % | 73.3 % | 99.1 % |
| $(10\bar{q}_a$, yes) | 33.3 % | 38.8 % | 53.4 % | 94.0 % |
| $(\bar{q}_a$, yes) | 19.1 % | 23.6 % | 31.3 % | 85.3 % |
| $(30\bar{q}_a$, no) | 45.7 % | 48.9 % | 59.7 % | 95.0 % |
| $(10\bar{q}_a$, no) | 27.9 % | 28.8 % | 35.9 % | 83.0 % |
| $(\bar{q}_a$, no) | 14.3 % | 13.6 % | 18.9 % | 46.9 % |

表 6.9，6.10 の「ランダム」，「強化学習」は，表 6.6，6.7 の値を比較のために掲載した．

まず検証の準備として，各介入設定（介入量，シグナリングの有無）についてそれぞれ30000 試行（100 初期状態 × 300 回）の実験を行った．その際に全知覚介入エージェントがとる行動に基づき，強化学習介入エージェントの状態表現の枠組みでルールテーブルを作成する．（**全知覚ルールテーブル**と呼ぶ）この全知覚ルールテーブルは，強化学習モデルの状態表現を用いた際の最適介入政策であると考えることができる．全知覚ルールテーブルに基づいて介入を行う介入エージェントを**全知覚ルールテーブル介入エージェント**と呼ぶことにし，その定義を以下にまとめる．

**全知覚ルールテーブル介入エージェント**

全知覚ルールテーブルに従い介入行動を行う介入エージェント

**目的：** 為替レートを目標範囲内に安定させることを目的とする．

**行動：** 強化学習介入エージェントと同様に最大介入量 $Q$ とシグナリングの有無の設定に基づき，7 種類の行動 $a \in \{\pm 3, \pm 2, \pm 1, 0\}$ をとる（式6.8 参照）．

**行動選択方法：** **戦略決定ステップ**で全知覚ルールテーブルに従い介入行動を選択する．

**全知覚ルールテーブル**とは，全知覚介入エージェントがとる行動を強化学習介入エージェントの状態表現の枠組みにマッピングしたものである（図6.19）．全知覚介入エージェントの状態表現に比べて強化学習介入エージェントの状態表現は粗いため，全知覚ルールテーブル上では強化学習で得られるものと同様に一状態に対して複数の行動に重みづけを与えたものとなる．全知覚ルールテーブル介入エージェントは，各行動の重みづけにしたがって確率的に介入行動を決定する．

全知覚ルールテーブルに基づいて介入することでその際のレートの安定率が高く，6.6.1 節の全知覚介入エージェントの安定率に近ければ本モデルの状態表現，すなわち介入エージェントの知覚は十分であり，よりレートを安定させるためには重みづけの更新方法などを改良すべきであることがわかる．逆に安定率が低ければ状態表現が不十分であることを示している．また，強化学習介入エージェントによる安定率が，全知覚ルールテーブルによる安定率に近ければ状態表現を除く本強化学習モデルは十分機能していると言

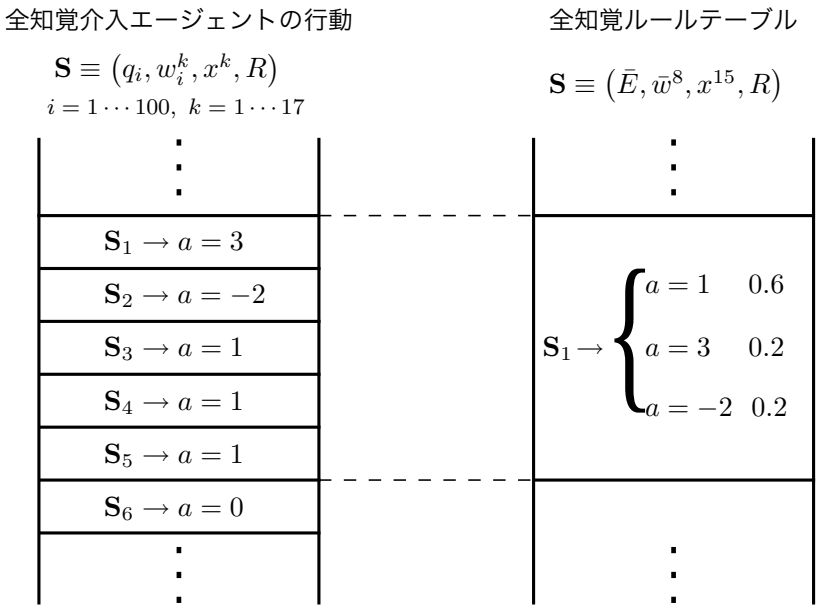



**図 6.19**　全知覚介入エージェントの行動から全知覚ルールテーブルへのマッピング

える．

実験結果を表 6.9，6.10 の「全知覚ルールテーブル」欄に示す．レート安定率は，すべての設定で全知覚介入エージェントによるものよりも 25〜50 % も低く，現在の状態表現では明らかに不十分であり不完全知覚が問題になっていることを示している．一方で，強化学習介入エージェントの結果は全知覚ルールテーブルによるものには及んでいない．ディーラーエージェントが学習を行わない場合にはその差は最大でも 6 % ほどで，ある程度学習できていると言えるがディーラーエージェントが学習を行い同時学習が起こる場合では最大で 16 % もの差があり，この結果は同時学習問題が起こっていることを実験的に示している．

### 6.6.3　状態表現の粒度に関する考察

本節では強化学習モデルにおける状態表現の粒度について議論する．全知覚介入エージェントは，遭遇した状態すべてに対して最適な行動をとることができた．これはつまり本研究の状態表現と比較すると，より詳細な状態表現によって常に一意に行動を決定することが可能だということである．逆に本研究の状態表現は全知覚介入エージェントのもの

と比べて非常に粗いために全知覚介入エージェントによってルールテーブルを作成しても，一状態に対する行動を一意に決定することができない．そこで作成した全知覚ルールテーブルを分析し，各状態において最も強化された行動が全知覚ルールテーブルに基づいて行動を選択した場合，どれだけの確率でとられるかを調べた．この確率が 100 % に近い状態が多ければ全知覚介入エージェントと同様に行動をほぼ一意に決定することができ，現在の状態表現でも十分であるということができる．

本研究の実験における行動選択の統計をとった結果，どの介入設定でも常に最も強化された行動が選択される状態は全状態数の中の 1.5〜10 % であり，最も強化された行動が 75 % 以上の確率で選択される状態も全状態数の中の 20〜35 % と低かった．これでは，各状態において行動の選択にばらつきが生じることになり常に最適な介入を行うことが難しい．このことから，やはり介入エージェントの現在の状態表現では知覚が不十分であることがわかる．しかし，本研究の状態表現は現実の市場に則したものであるため，これは現実の中央銀行の知覚能力に限界があることを適切に表現するものである．

## 6.7　まとめ

本章では，本研究で提案した現実の政府・中央銀行に当たる介入エージェントに強化学習による学習機構を組み込むことで自動的に有効な介入政策を獲得するシステムの作成を試みた．6.1 〜6.3 節で強化学習モデルの提案を行い，6.4 節および 6.5 節で介入政策の自動獲得と為替介入におけるシグナル効果を検証を行った．その結果，ディーラーエージェントが介入を知覚しない場合に比べて知覚する場合の介入の効果は大きく，介入においてシグナル効果の影響は大きなものであることを示した．

6.6 節で示したように本研究で提案した強化学習介入エージェントによる介入は，介入量が十分であるにもかかわらず全知覚介入エージェントと比較して安定率が大きく下回っている．これは 6.6.2 節および 6.6.3 節で検証したように本研究で定義した強化学習の状態表現，すなわち現実の中央銀行の知覚能力の限界を示している．また，ディーラーエージェントが学習を行う場合には同時学習問題が起こり，有効な政策の学習が困難にな

るため強化学習介入エージェントによる介入の安定率は全知覚介入テーブルによる介入（6.6.2 節）よりも低くなっている．特に介入量が少なくシグナリングを行わない場合は，顕著でランダム介入よりも低くなっている．

これらの問題はマルチエージェント学習の課題であり，解決が困難であると考えられる．しかし，本研究の強化学習介入エージェントはシグナリングを行う場合には行わない場合に比べてレートを安定させることに成功している．これは，大きな力を持つ介入エージェントがうまく他のエージェントの行動を誘導しているからだと思われる．本研究の対象である外国為替市場における介入では介入エージェントがシグナリングを有効に行うことでマルチエージェント学習の問題を解消することを期待できる．

# 第 7 章

# 結論と今後の課題

## 7.1 結論

本論文では，人工市場アプローチにより為替介入効果の微視的分析を行った．

従来の為替介入の効果に関する研究は市場のマクロデータを分析するものがほとんどであり，市場参加者への影響をふまえたそのメカニズムの分析は行われていなかった．しかし，それらの研究でも報告されているように為替介入には介入量とその効果に非線形な関係があると考えられ，その理由として為替介入の市場参加者に対するニュースとしての効果，シグナル効果の影響が考えられる．そこで本研究は，市場参加者への影響，市場の内部構造の変化という点に着目し，市場に適応するために相互に作用し，学習する市場参加者エージェントによる人工市場モデルを用いて，介入の効果，特にシグナル効果のメカニズムの分析を行った．

まず，そのために第 4 章で和泉らの作成した AGEDASI TOF を改良・拡張することで人工市場モデルを構築した．

AGEDASI TOF には，エージェント間の情報交換においてレートの予測に成功したエージェントの重みづけをすべてコピーしたり，レート予測の成功失敗が決まった段階で対等に重みづけを交換するといった非現実・非効率的な方法が用いられていた．そこで本研究では予測に成功したエージェントからレート予測に関する重みづけだけコピーするという

方法を提案した．この方法であればレートに予測に関係ない認識まで変更することがなく，人工市場研究において重視されるエージェントの個性をむやみに失わせることも防ぐことできる．このモデルの検証では AGEDASI TOF よりも為替レートの予測精度が高いことがわかった．

また，AGEDASI TOF において介入は予想材料の 1 つにすぎず市場の需給に影響しないため，ポートフォリオバランス効果についての検証を行うことができなかった．AGEDASI TOF でも為替政策の意志決定支援システムの構築が行われているが，実験を行う前にいつ，どれくらい介入するかをあらかじめ決定しておく必要があり，市場の状態に応じた介入を行うことができない．そこで，本研究では AGEDASI TOF を拡張し，目的や戦略の異なる多様なエージェントを参加可能にした上で為替介入を行う現実の政府・中央銀行にあたる介入エージェントを導入した．

第 5 章および第 6 章で，介入エージェントを組み込んだ人工市場モデルを用いて為替介入政策とその効果の分析を行った．

第 5 章では，既存の為替介入政策をアルゴリズムとして組み込むことで，介入政策の有効性を検証するシステムを構築した．このシステムを用いて，1998 年を対象に目標為替相場仮説に基づく非対称 leaning-against-the-wind 政策を検証した結果，介入量が小さくてもシグナル効果を勘案すればある程度為替レートの変動を抑える効果があることがわかった．

第 6 章では，介入エージェントに学習機構を組み込むことで有効な為替介入政策を自動獲得するシステムを構築し，またそのシステムを用いて為替介入の効果の分析を行い，介入による為替レートの操作の限界を議論した．その結果，ディーラーエージェントが介入を知覚しない場合に比べて知覚する場合の介入の効果は大きく，介入においてシグナル効果の影響は大きなものであることを示した．介入による為替レートの操作については，本研究で提案した強化学習介入エージェントによる介入は，介入量が十分であるにもかかわらず市場の状態が完全に知覚できる場合と比べて介入の効果が十分に得られなかった．これは，本研究で定義した強化学習の状態表現，すなわち現実の中央銀行の知覚能力の限界を示している．また，より現実に近い状況であるディーラーエージェントが学習を行う場

合には同時学習問題が起こり，介入の効果を得ることが難しいことがわかった．しかし，シグナリングを行う場合ではシグナリングを行わない場合に比べてより高い効果が得られており，シグナリングを有効に行うことでマルチエージェント学習の問題を解消することを期待できる．

## 7.2　モデルに関する考察

最後に本研究のモデルを現実の市場と対比してどのように抽象化されているかを議論する．

本研究の人工市場モデルの基礎である AGEDASI TOF はバブルなどの創発的現象が市場参加者の認識の変化によって現れるとの仮説に基づき，エージェント間の情報交換・学習を詳細にモデル化している [和泉 03]．本研究では介入の市場への影響として介入直後の為替レートの変化だけでなく，市場参加者の市場に対する認識の変化が為替レートおよび将来の介入の効果へ影響する仮説に基づき，AGEDASI TOF を拡張しそのモデル化の際の考え方を引き継いでいる．AGEDASI TOF では市場参加者のポジションやリスク管理による影響は，簡略化され無視されている．この点は本研究のモデルについても同様である．

介入に関してはシグナル効果の現出を目的としているため，本研究では介入のニュースとしての重要度を常に保証している．現実の市場では，本来，為替レートに影響するようなニュースでも事前に予想され，市場に情報が行きわたるとニュースが為替レートに「織り込み済み」の状態になりニュースが発表されても為替レートがほとんど変化しない [松田 04]．そのため本研究のモデルでは，ディーラーエージェントの介入に対する AGEDASI TOF の他の為替レートに影響するニュースと同様に簡略化しターゲットレートの推測や通貨当局のモデルを持たせるなどということは行っていない．また，同様の目的のために基本的に介入のコストを考慮していない．本研究の介入エージェントの設定では，最大介入量で毎週休むことなく介入を行うこともできるが，これは現実ではまず考えられない．

以上のように，本研究のモデルは為替介入のシグナル効果と市場への影響の現出を目的としそれ以外の点については大きく簡略化している．このことから，本研究で得られた結果は為替介入の一般的な性質を明らかにするものであると考えることはできるが，得られた介入政策がそのまま現実での市場でも実現可能であるとは言えない．

## 7.3　今後の課題

本研究には，以下のような課題と発展が考えられる．

### 様々な期間のデータを用いた分析

本論文で述べた介入エージェントを用いた実験は，すべて 1998 年を対象としている．この点において，本研究の成果は限定的なものだと言わざるを得ない．対象とした 1998 年は実際のドル–円レートに大きな変動があった期間だが，一方で本研究の分析の結果，介入のシグナル効果が現れやすい期間であることがわかった．介入，特にシグナル効果の性質や介入による為替レートの操作の可能性についてより詳細に議論するには，ディーラーエージェントの初期状態が異なる他の期間についても実験を行い分析を行わなければならない．

### 強化学習介入エージェントの状態の精緻化

第 6 章では，現実の政府・中央銀行が知覚できるであろう情報に基づいて状態 **S** を定義した．しかし，各状態の離散化については現実的な計算量に収まるようにしたことによりその粒度が現実よりも粗くなっている可能性が否めない．タイルコーディング [Sutton 00] などの連続状態の近似手法を用いることでこの影響がどれほどあるのか検証を行う必要がある．

### 強化学習介入エージェントの学習の目的（報酬の与え方）

第 6 章で導入した強化学習介入エージェントで用いた学習モデルでは，学習の目的すなわち行動ルールに対する重みづけの変更方法（報酬）を，単純化のために「為替レートを

目的範囲内に収める行動を学習する」という行動の目的に沿うものとした．具体的には，決定した為替レートが目標範囲内ならば重みづけを増加させ，そうでなければ減少させるといったものである．しかし，例えば為替レートの変化が小さかった行動ルールに対して重みづけを増加させるなど行動の目的と完全には一致しない報酬を用いることで，エージェントの行動目的を達成しやすくなったり学習の収束を早められる可能性がある．

#### ディーラーエージェントのタイプ

本研究の介入エージェントを用いた実験では，各期間の利得を最大化を目的とするディーラーエージェントのみを一般の市場参加者としていた．しかし，現実には多様な目的を持ったディーラーが参加しており，参加エージェントが異なる状況での検証が必要である．例えば，実需を主目的にしたエージェントが多い状況では結果が大きく異なる可能性が考えられる，また，入江ら [入江 05] が挙げている短期間の為替レートを主導しようとしてアタックを仕掛ける投機家の存在は為替レートの操作を目的とする介入エージェントに影響が大きいと考えられる．

#### エージェントの内部状態の統計学的分析

本論文ではエージェントの内部状態の分析は，基本的に介入に対する重みづけのみに対して行っている．介入の他の重みづけへの影響や市場全体でのエージェントの分類などを多変量解析などの統計学の手法を用いることで介入の効果における新たな知見が得られる可能性がある．

#### Web 上のニュースを入力としたシミュレーション

本研究のモデルでは，AGEDASI TOF と同じくあらかじめコーディングした経済データを用意する必要がある．しかし，これではデータが用意された期間のみのシミュレーションしか行うことができない．Web から経済に関するニュースを獲得し，テキストマイニングなどの手法でコーディングデータを準備することができれば，対象期間を容易に増やすことができ，より精度の高い検証が可能になる．

**シグナル効果を利用した政策の提案**

本論文では，1998 年を対象にシグナリングが介入効果を高めるのに有効であることを示した．この要因として，市場参加者の多くが介入を信頼するなど市場状態が整っていたことが挙げられる．市場参加者の介入に対する重みづけはその時点までの介入の影響に左右されると考えられるが，もし対象期間以前の介入により市場を本研究の対象とした 1998 年と同様の状態にすることができればシグナリングの効果を見込んだ政策を提案することも可能になると考えられる．

# 謝辞

本研究を行うにあたって，多くの方のご指導とご支援をいただきました．ここに感謝の意を表します．

北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科教授 東条敏先生には，博士前期課程から指導教官として長きにわたりご指導と有益なご助言をいただきました．東条先生には，研究に対しての心構えや研究者としてのあり方を学ばせていただきました．また，研究がうまくいかずに落ち込んでいる私にかけてくださった数々の暖かい励ましのお言葉は，今も忘れません．

産業技術総合研究所情報技術研究部門研究員，北陸先端科学技術大学院大学客員助教授 和泉潔先生には，人工市場の先行研究者として数多くのご助言，また副テーマでのご指導をいただきました．私がこの研究を始めるきっかけは，和泉先生の論文に出会ったことでした．その出会いといただいたご助言がなければ，本論文の完成はありませんでした．

産業技術総合研究所情報技術研究部門主任研究員，北陸先端科学技術大学院大学客員助教授 野田五十樹先生には，マルチエージェントシミュレーション研究の観点から，また機械学習の観点から研究の発展性についてご教示いただきました．北陸先端科学技術大学院大学助教授 鳥澤健太郎先生には，シミュレーション研究に対する鋭いご指摘や今後の研究方針について示唆に富んだご意見をいただきました．北陸先端科学技術大学院大学教授 島津明先生には，現実への適応を考慮した際の問題についてご意見をいただきました．

本論文の審査員を以上の各分野の第一線で活躍される先生方にお引き受けいただき，ご意見，ご助言をいただけたことは私の大きな喜びです．深く感謝いたします．また本研究を進めるにあたり，さまざまな協力をいただいた北陸先端科学技術大学院大学 東条・鳥

澤研究室のみなさまにもここに謝意を表します.

最後に，大学院への進学など私の選択に暖かく理解を示し，私を常に支えてくれた両親に心から感謝します.

# 参考文献

[荒井 98] 荒井 幸代, 宮崎 和光, 小林 重信：マルチエージェント強化学習の方法論—Q-Learning と Profit Sharing による接近, 人工知能学会誌, Vol. 13, No. 4, pp. 609–617 (1998)

[荒井 01] 荒井 幸代：マルチエージェント強化学習—実用化に向けての課題・理論・諸技術との融合—, 人工知能学会誌, Vol. 16, No. 4, pp. 476–481 (2001)

[出口 05] 出口 弘, 倉田 正, 田沼 英樹：エージェントベースの社会シミュレーション言語 SOARS の設計思想とその展開, 計測自動制御学会 第 35 回システム工学部会研究会 (2005)

[Dominguez 90] Dominguez, K. M.: Market Responses to Coordinated Central Bank Intervention, *Carnegie Rochester Series on Public Policy*, Vol. 32, pp. 121–164 (1990)

[Dominguez 93] Dominguez, K. M. and Frankel, J. A.: *Does Foreign Exchange Intervention Work?*, Institute for International Economics, Washington, DC (1993)

[Friedman 99] Friedman, D. and Sunder, S.: 実験経済学の原理と方法, 同文舘出版 (1999), 川越敏司，森徹，内木哲也，秋永利明 訳

[Goldberg 89] Goldberg, D. E.: *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*, Addison–Wesley Publishing Company (1989)

[入江 05] 入江 圭太郎, 小山 友介, 出口 弘：ABM による外国為替市場の研究, 進化経済学論集, Vol. 9, pp. 21–34 (2005)

[岩田 95] 岩田 規久男：国際金融入門, 岩波書店 (1995)

[井澤 02] 井澤 秀記：わが国の為替介入の効果に関する実証研究—1991 年 5 月から 2000 年 4 月まで, *RIEB Discussion Paper Series* (2002), J41

[和泉 95] 和泉 潔, 大勝 孝司：人工市場アプローチによる為替レートの分析, 情報処理学会人工知能研究会報告, Vol. 95, No. 102, pp. 7–12 (1995)

[Izumi 98] Izumi, K.: *An Artificial Market Model of a Foreign Exchange Market*, PhD thesis, Department of General Systems Studies, Graduate School of Arts and Sciences, the University of Tokyo (1998)

[和泉 99] 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, pp. 31–43 (1999)

[和泉 00a] 和泉 潔, 植田 一博：人工市場アプローチによる為替シナリオの分析, コンピュータソフトウェア, Vol. 17, No. 5, pp. 47–54 (2000)

[和泉 00b] 和泉 潔, 植田 一博：人工市場入門, 人工知能学会誌, Vol. 15, No. 6, pp. 941–950 (2000)

[和泉 00c] 和泉 潔, 植田 一博：金融市場における意図せざる協調現象 — 人工市場アプローチによる分析, 植田 一博, 岡田 猛（編）, 協同の知を探る, pp. 199–227, 共立出版 (2000)

[Izumi 01] Izumi, K. and Ueda, K.: Phase Transition in a Foreign Exchange Market: Analysis Based on an Artificial Market Approach, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 5, No. 5, pp. 456–470 (2001)

[和泉 03] 和泉 潔：人工市場 — 市場分析の複雑系アプローチ, 相互作用科学シリーズ, 森北出版 (2003)

[Jurgensen 83] Jurgensen, P.: Report of the Working Group on Exchange Market Intervention, US Treasury Department (1983)

[Kaizoji 99] Kaizoji, T.: A Synergetic Apploach to Speculative Price Volatility, *IEICE Transaction on Fundamentals of Electoronics, Communications and Computer Sciences*, Vol. EA82-A, No. 9, pp. 1874–1882 (1999)

[河村 96] 河村 小百合：わが国の外国為替市場介入・外貨準備政策の問題点, *Japan*

*Research Review* (1996)

[経済企画庁 95] 経済企画庁 調査局（編）：平成 8 年版 日本経済の現況, 大蔵省印刷局 (1995)

[小島 94] 小島 平夫：為替レート変動の時系列分析, 経済の情報と数理, 牧野書店 (1994)

[国際 02] 国際金融情報センター：市場解説 (1995–2002)

[LeBaron 02] LeBaron, B.: Short-memory traders and their impact on group learning in financial markets, in *Proceedings of the National Academy of Science*, Vol. 99, pp. 7201–7206 (2002)

[松田 04] 松田 哲：為替のプロがやさしく教えるドル円ユーロ投資入門, 日経 BP 社 (2004)

[松本 97] 松本 直樹：為替レートと介入のマクロ分析, 日本評論社 (1997)

[宮崎 94] 宮崎 和光, 山村 雅幸, 小林 重信：強化学習における報酬割当ての理論的考察, 人工知能学会誌, Vol. 9, No. 4, pp. 580–587 (1994)

[水田 99] 水田 秀行：エージェントが行うマーケットシミュレーション—コンピュータでバブルの発生を見よう—, 情報処理, Vol. 40, No. 10, pp. 1022–1027 (1999)

[中田 98] 中田 祥子：ニューラルネットワークアプローチによる経済分析 (2) —通貨当局の外為市場介入への応用例—, 金融研究, Vol. 17, No. 6 (1998)

[日本銀行 04] 日本銀行：日本銀行における外国為替市場介入事務の概要 (2004), http://www.boj.or.jp/wakaru/intl/kainyu2.htm

[日本 02] 日本経済新聞社：「金融アウトルック」，日曜版，日本経済新聞 (1995–2002)

[小口 90] 小口 幸伸：ディーラーが明かす外為市場の素顔, 金融財政事情研究会 (1990)

[小口 03] 小口 幸伸：外為市場血風録, 集英社 (2003)

[Ramaswamy 00] Ramaswamy, R. and Samiei, H.: The Yen-Dollar Rate : Have Interventions Mattered?, *IMF Working Paper* (2000)

[齊藤 04] 齊藤 有希子, 高安 秀樹, 水野 貴之, 渡辺 努：為替介入の効果について—ティックデータを用いた実証分析, 富士通総研経済研究所研究レポート (2004), No. 188

[佐藤 00] 佐藤 浩, 久保 正男, 福本 力也, 廣岡 康雄, 生天目 章：人工市場のシステム構造,

人工知能学会誌, Vol. 15, No. 6, pp. 974–981 (2000)

[塩沢 00a] 塩沢 由典：V-Mart の意義: 共通テストベッドとしてのバーチャル市場 (2000), http://www.u-mart.econ.kyoto-u.ac.jp/articles/u-mart-importance.pdf

[塩沢 00b] 塩沢 由典：経済学にとっての人工市場, 人工知能学会誌, Vol. 15, No. 6, pp. 951–957 (2000)

[総務省 05] 総務省 行政管理局：外国為替及び外国貿易法 (2005), http://law.e-gov.go.jp/htmldata/S24/S24HO228.html

[Sutton 00] Sutton, R. S. and Barto, A. G.: 強化学習, 森北出版 (2000), 三上 貞芳，皆川 雅章訳

[高玉 03] 高玉 圭樹：マルチエージェント学習 —相互作用の謎に迫る—, コロナ社 (2003)

[U-Mart] U-Mart Project: U-Mart Project Web Server: http://www.u-mart.org/html/

[渡辺 94] 渡辺 努：市場の予想と経済政策の有効性, 東洋経済新報社 (1994)

[吉本 00] 吉本 佳生：ニュースと円相場から学ぶ使える経済学入門, 日本評論社 (2000)

[財務省 05] 財務省：外国為替平衡操作の実施状況 (2000–2005), http://www.mof.go.jp/1c021.htm

# 本研究に関する発表論文

[1] 松井宏樹，東条敏 (2002), “介入エージェントを用いた人工市場アプローチによる介入政策の分析,” 第 16 回人工知能学会全国大会.

[2] 松井宏樹，永田裕一，東条敏 (2002), “学習機構を持つ介入エージェントを用いた人工市場による介入政策の分析,” エージェント合同シンポジウム JAWS 2002, pp. 17–22.

[3] 松井宏樹，永田裕一，東条敏 (2003), “人工市場アプローチにおける強化学習を用いた介入政策の分析,” 第 131 回情報処理学会知能と複雑系研究会.

[4] Matsui, H. and Tojo, S. (2003), “Artificial Market with Intervention Agent,” in *Proceedings of the 1st Indian International Conference on Artificial Intelligence (IICAI2003)*, pp. 1255–1268.

[5] 松井宏樹，東条敏 (2005), “人工市場アプローチによる介入エージェントを用いた為替介入効果の分析,” 人工知能学会論文誌, Vol. 20 No. 1, pp. 36–45.

[6] 松井宏樹，和泉潔，東条敏 (2005), “人工市場における為替介入政策の獲得と効果の分析,” 第 19 回人工知能学会全国大会.

[7] Matsui, H., Izumi, K., and Tojo, S. (2005), “Learning Foreign Exchange Intervention Policies with an Artificial Market,” in *Proceedings of the 8th Joint Conference on Information Sciences (JCIS2005)*, pp. 841–844.