

4AF-11 複雑系アプローチによる外国為替市場モデルの構築*

和泉 潔, 植田 一博, 中西 晶洋, 大勝 孝司†
 東京大学大学院 総合文化研究科

1 始めに

「人間は複雑な社会システムの中で、いかに学習を行なうのか」という問題は、認知科学や人工知能の分野で、従来の方向性に対する反省として、重大な課題となっている。また、経済学の方でも、最近、従来の経済理論における人間の学習に対する過度の理想化に対し強い批判が行なわれている。本研究の目的は、上述の課題に対する解答への新しいアプローチを、近年、市場の激しい変動を経験した外国為替市場(以下、外為市場)を一つのケーススタディとして、提出することである。すなわち、各々の市場参加者が相互作用しながら学習していくような新しい外為市場のモデルを構築する。本稿では既に我々が構築したモデルの概要と本モデルを用いて1995年の急激な円高の分析した結果を報告する。

2 モデル

我々は実際のディーラーへのインタビュー結果をもとに、市場の信念構造の変化を遺伝的アルゴリズムを用いて記述したモデルを構築した [3, 4, 5]。

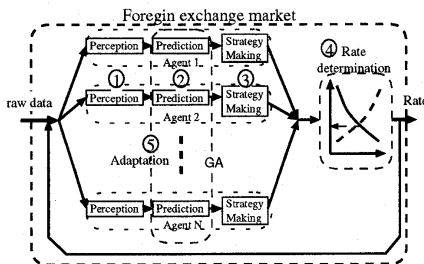


図 1: モデルの枠組

*"Construction of a foreign exchange market model based on complex systems approach", Kiyoshi IZUMI, Kazuhiro UEDA, Akihiro NAKANISHI, and Takashi OKATSU. General Systems Studies, The University of Tokyo, 3-8-1 Komaba, Meguro, Tokyo 153, JAPAN. E-mail: kiyoshi@game.c.u-tokyo.ac.jp

†本研究は、日本学術振興会 特別研究員奨励費 (No. 7582) と 科学研究費補助金 基盤研究 (C)(2) の助成を受けています。

本モデルの枠組は図1の通りであり、17種類の週次の経済データを入力データとし、各週は知覚、予想形成、戦略決定、レート決定、適応の五つのステップから成っている(図2)。

Example (Week t, Logarithm of Last Week's Rate = 5.20)

STEP 1: Perception
 Factors: Interest Trade VIP Trend
 News ++ - --- ++

STEP 2: Prediction
 Agent i's Weights: +0.5 -1.0 +0.1 +3.0

Agent i's Forecast
 $Mean = \text{trunc} \left\{ \sum_{j=1}^n (News_j) \times (Weight_j) \right\} \times \text{scale}$
 $= \text{trunc} \{ (+2) \times (+0.5) + (-1) \times (-1.0) + (-3) \times (+0.1) + (+2) \times (+3.0) \} \times 0.02$
 $= +7 \times 0.02 = +0.14$

$\text{Rise from Last Week's Rate}$
 $Variance = \sqrt{\sum_{j=1}^n (News_j \times Weight_j > 0)^2 + \sum_{j=1}^n (News_j \times Weight_j < 0)^2}$
 $= \sqrt{(+2 \times 0.5 + (-1) \times (-1.0) + 3 \times 2.0)^2 + (-2 \times 0.1)^2}$
 $= 8.00$

STEP 3: Strategy Making
 Agent i's Optimal Position
 $= (\text{Forecast Mean}) / (\text{Forecast Variance})$
 $= +0.14 \times 8.00 = +1.12$

Agent i's Trading Quantity
 $= (\text{Optimal Position}) - (\text{Last Week's Position})$
 $= +1.12 - (-0.74) = +1.86 \text{ (Buy)}$

Agent i's Strategy = 1.86 Buy (if Rate < +0.14)
 No Action (if Rate > +0.14)

STEP 4: Rate Determination

STEP 5: Adaptation
 Agent i's Chromosome = {+0.5, -1.0, +0.1, +3.0}
 Agent i's Fitness
 $= -|(\text{Forecast Mean}) - (\text{This Week's Rate})|$
 $= -|(+0.86) - (+0.50)| = -0.36$

GA (Selection, Crossover, Mutation)
 New Population
 STEP 1 in Next Week t+1

図 2: モデルのアルゴリズム

3 円高バブルの分析

本モデルを用いて、1992年から1993年の2年間を訓練期間とし1994年から1995年の2年間を100回外挿シミュレーションした結果、実際と同じように円高のバブルが見られたグループ(25%)と見られなかったグループ(75%)にわかれた(図3)。この二つのグ

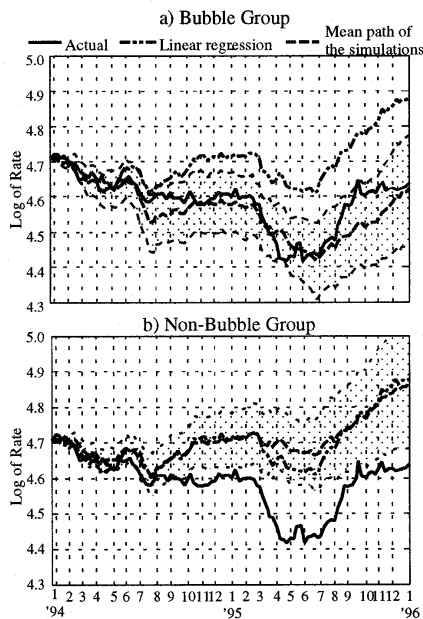


図 3: シミュレーションパスの分布

グループにおける、17種類の各経済データの入力に各エージェントが付けた重要度の市場平均を比べた結果、バブルが生じたグループでは特にレートのトレンドに関する重要度が大きかった。また、バブルが生じたシミュレーションにおいてバブル崩壊前後の需給関係を調べたところ、バブル崩壊直前にはほとんど全てのエージェントの予想が円高に収束しており、そのため実際にはドルの買い手がおらず、円高がストップしたということがわかった。このように、1995年の円高バブルは、トレンドに対する同調によるバブルの成長と、予想の収束による円高のストップとバブルの崩壊というメカニズムが、シミュレーションの結果から明らかになった。

このように円高バブルはエージェントにより直接意図されたものでなく、相互作用の結果、市場というマクロなレベルで現れた創発的現象と見ることも出来る。複雑系の特徴である創発的現象を、円高バブル以外にも、本モデルは実際の外為市場と同じように示したものがあつた。

レートが大きく動く時には逆に取引高は少ないということは、実際の市場参加者達の間では実感としてあげられている [2]。本モデルのシミュレーションにおいても、取引高とレート変動には有意な負の相関

が見られた。原因は市場での予想が一方に収束して行く過程では、レート変動は大きい、取引の相手が少ないので取引高は少なくなったからである。

もう一つの創発的な現象として、レート変動の分布が正規分布よりも尖度が大きく裾が厚い分布になることがある。本モデルのシミュレーションにおいても、尖度は正規分布に比べて有意に大きかった。この原因は、市場参加者の同調行動によりレート変動は動く時は大きく動くというようになっているからだと思う。

4 まとめ

本研究では、より現実に即した形で、ミクロからマクロまで統一して記述された新しい外為市場のモデルを構築した。本モデルを用いて1995年の急激な円高バブルを分析した結果、この時期のバブルは市場参加者の同調行動と需給関係により成長と崩壊を引き起こしたことがわかった。また、外為市場に見られる創発現象の分析と解明を行った。

本研究の理論的な成果としては、社会科学におけるミクロ-マクロ問題に対する一つの解決策を提示することになる。外為市場という限られた分野だけでなく、広く社会的な状況における協同現象を解明する基礎となり得る、新しい理論的枠組を提供することができると期待される。

参考文献

- [1] Goldberg, D. E. *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. Addison-Wesley Publishing Company, 1989.
- [2] 林 泰輔. 相場は知的格闘技である. 講談社, 1991
- [3] 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.105, pages 7-12, 1995.
- [4] 和泉 潔, 植田 一博, 中西 晶洋 人工市場モデルによる外国為替ディーラーの学習行動の分析. 情報処理学会 人工知能研究会 報告 Vol.96 No.105, pages 91-98, 1996.
- [5] Izumi, K, Okatsu, T. An Artificial Market Analysis of Exchange Rate Dynamics. In Fogel, L.J. et.al (eds), *Evolutionary Programming V*, pages 27-36, MIT Press, 1996.