

異なる時間フレームを用いたエージェントによる投機市場モデル

ケネス J. マッキン[†] 山崎 和子[‡]

† 東京情報大学総合情報学部情報システム学科 〒265-8501 千葉県千葉市若葉区谷当町 1200-2

‡ 東京情報大学総合情報学部環境情報学科 〒265-8501 千葉県千葉市若葉区谷当町 1200-2

E-mail: † mackin@rsch.tuis.ac.jp, ‡ yamasaki@rsch.tuis.ac.jp

あらまし 各エージェントが異なる時間フレームを持つエージェントシステムによる投機市場モデルのシミュレーションを検討する。

キーワード エージェント, 投機市場, シミュレーション, 時間フレーム

Speculative Market Model with Agents using Different Time Frames

Kenneth J. MACKIN[†] Kazuko YAMASAKI[‡]

† Department of Information Systems, Tokyo University of Information Sciences,

1200-2 Yatoh-cho, Wakaba-ku, Chiba 265-8501, Japan

‡ Department of Environment Information, Tokyo University of Information Sciences,

1200-2 Yatoh-cho, Wakaba-ku, Chiba 265-8501, Japan

E-mail: † mackin@rsch.tuis.ac.jp, ‡ yamasaki@rsch.tuis.ac.jp

Abstract Compare the effect of using agents with different time frames to simulate a speculative market model.

Keyword Agent, Speculative market, Simulation, Time frame

1.はじめに

本研究では、経済物理などの分野で取り上げられる投機市場の共通した性質を、マルチエージェントシステムによるシミュレーションにより実現することを目的とする。マルチエージェントシミュレーションにより投機市場と同じ性質を実現させることにより、その共通性質をもたらす要因を解明することが目的である。

1.1. 投機市場の共通性質

近年、経済物理などの分野を中心に投機市場の新たな共通的な性質が実験的手法により検証されている。

経済物理 (Econophysics) とは統計物理などの物理学的な方法論を用いて経済の問題を取り扱う新たな学際的分野である。^[1] 経済物理の歴史は浅いにも関わらず、すでにいくつかの新しい結果が報告されている。経済物理の中心的な手法の一つは、投機市場などの膨大なデータを用い、データの共通的な性質を検証した後にその性質を満たすモデルを構築する方法である。例えば、物理での臨界現象 (critical phenomena) で用いられる複雑系のモデルなどと比較することにより、経済活動との共通性を見出すことなどが考えられる。

本研究では、このような経済物理の研究などにより得られた投機市場の新たな共通的な性質を検証し、これらの性質を満足させるマルチエージェントシステムの

構築を試みる。

1.2. マルチエージェントシステム

マルチエージェントは多くの分野で様々な研究に利用されている。各分野、または研究によって目的や動機は違うため、エージェントの定義やそれを用いたマルチエージェントシステムの枠組みは違う。

本研究では、エージェントを一人の投機市場トレーダーとし、これらエージェントの売買行動を行うマルチエージェントシステムをソフトウェア上で実装し、価格変動のシミュレーションを行う。ここでは、エージェントの最も低レベルな定義として「独立した計算主体」を用いる。各エージェントは自分の目標とする売買の値段と、現在の市場の値段のみを参照する。

また、多くのマルチエージェント研究ではエージェントの基本機能としてエージェントの学習を行うが、本実験では学習は取り扱わない。その理由としては、本研究は限りなく単純なエージェントモデルを利用し、投機市場に見られる共通性質を実現することにより、共通性質の基本的なメカニズムを検討することを動機としているためである。

現実の人間のトレーダーの場合は、それぞれ個別に学習した規則や行動パターンがあることが予想される。現実の投機市場のメカニズム説明には、各エージェン

トがヘテロであることを考慮しなくてはならないことは容易に予測できる。ヘテロエージェントについては、今後各エージェントに学習機能を加え、実際の投機市場データとシミュレーションの比較などをを行うことを検討している。

2. 収益率の分布

経済での時系列における価格変動については、1900年に Bachelier が biased random walk [2] として価格変動のモデルを提案している。random walk では価格は相関性の無い、ガウス分布の乱数によって変動する。価格の変動、すなわち、returns (収益) の分布はガウス分布に従う。収益のガウス分布の仮定は計算を容易にするため、今でも多くの解析計算に応用されている。

しかし実際の投機市場データの収益を解析すると、それらは一様にしてガウス分布より裾野が広いことが報告されている。[1][2][3] すなわち、収益の多きな変動、または価格の大きな変動はガウス分布の確立よりも多く発生するのである。ガウス分布の確立では実際の投機市場で見られる範囲の価格の急上昇や暴落は見られない(図 1)。[2]

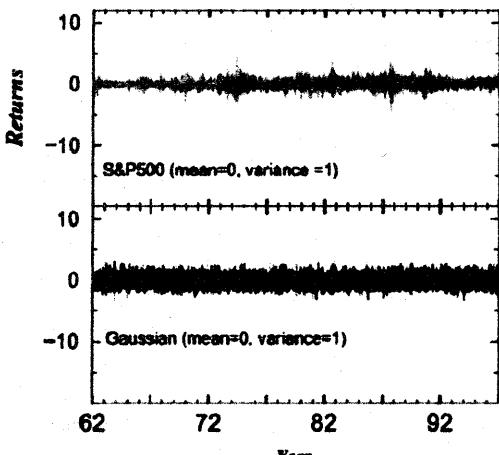


図 1: S&P500 と ガウス分布の分布の比較 [2]

このような収益分布の広い裾野を fat tail と表すことが多い。[3] この fat tail を解析する複数の数学的手法が報告されている。しかし、fat tail の起源については最近いくつかの説明が報告されている。[4]

3. 収益率の自己相関

ある時点での価格から Δt 時間後の価格を G として、 G と τ 時間後の G の相関を見ると、 τ が大きくなるほど G の相関が減少する。上記収益の自己相関の log と

時間差 τ でグラフすると、ほぼ直線的にデータが減少することが図 2 で確認できる。[2] これは、自己相関が指数的に減少していることを表す。ニューヨーク証券取引所 500 社平均を表す S&P500 の 1 分間隔取引データを使用した場合、直線の勾配は $\tau_{ch}=4$ 分と報告されている。[2]

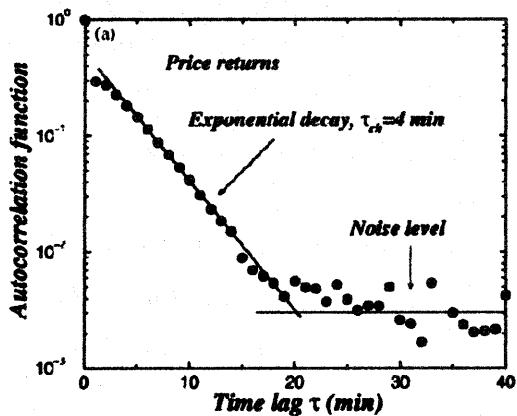


図 2: S&P500 の収益の自己相関グラフ $\Delta t=1$ 分 [2]

このような、投資市場に見られる収益率の自己相関の短さを、ショートメモリー (short memory) と表すことが多い。

4. 収益の絶対値の自己相関

収益の自己相関は非常に短いが、収益の絶対値の自己相関がまったく違う性質を持つ。価格変動 (収益) G の絶対値 $|G|$ は価格の volatility (価格の変動性) を表す。[2] このボラティリティ $|G|$ の自己相関は、収益の自己相関と同じ log-linear なグラフでは直線にはならない。しかしボラティリティの自己相関の log と時間差 τ の log をグラフすると、長い直線部分が見られる。power law $y=x^p$ は $\log y = p \log x$ と表すことができるため、log-log グラフでは直線となり、乗数 p はグラフの勾配となる。

収益の自己相関と同じく S&P500 のデータを利用した場合、volatility の自己相関のグラフの勾配はおよそ -0.3 であり、その相関は 200 分から 10^5 分まで見られる。これは、volatility の自己相関が power law の乗数 $p=-0.3$ で近似できることを表す(図 3)。

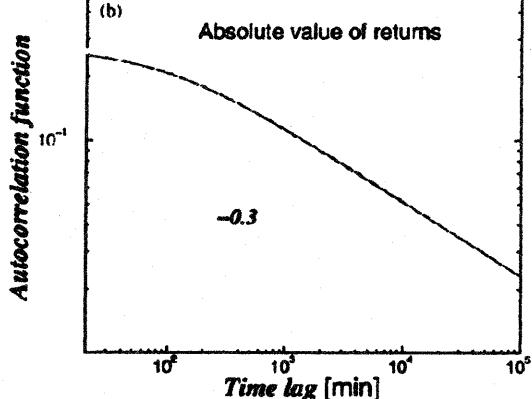


図 3 収益の絶対値の log-log グラフ[2]

このような価格変動の絶対値の長い相関をロングメモリー (long memory) と表すことが多い。[1]

5. 取引回数の分布

実際の投機市場データ取引回数および取引量 (volumes) の分布がスケーリング側に従うことも報告されている。[4]

Δt 時間での収益 G は、その Δt 時間内の複数の取引の価格変動の合計と定義することができる。この場合、 $N_{\Delta t}$ を Δt 時間内の取引回数 (number of transactions)、 δp_i を各取引の価格変動とし、以下の式で表すことができる。

$$G_{\Delta t} = \sum_{i=1}^{N_{\Delta t}} \delta p_i$$

選択した Δt で十分な $N_{\Delta t}$ を含む場合(取引の多い株では $\Delta t = 15$ 分、取引が少ない株では $\Delta t = 390$ 分) $N_{\Delta t}$ (取引回数) 分布はガウス分布ではなく、収益の絶対値の相関と同じく、log-log グラフで直線となる power-law での減少すなわち取引回数のスケーリングが見られる。[4]

6. エージェントシミュレーション

投機市場の実データの統計的解析により見られる共通性質の基本的要因解明のため、マルチエージェントによるシミュレーションの研究が報告されている。[4] しかし、まだ全ての共通性質を実現したシミュレーションが報告されていない。

本研究では、投機市場の価格変動の本質を検討するため、非常にシンプルなエージェントモデルから検討し、徐々に複雑なモデルへと検討していく予定である。

6.1. モデル

市場には一般的な 2 種類[4] のトレーダー (エージェント) を仮定する。1 種類のトレーダーはトレンド追従 (Trend Following Strategy) を用いて、株価が上がると買い、株価が下がると売る。もう一方のトレーダーは、ファンダメンタルまたは価値基準 (Fundamental or Value Strategy) を用いて、株価が上がると売り、下がると買う。それぞれのトレーダーは同じ人数存在する。トレーダーエージェントはそれぞれの種類を変更することは無い。これは、実際にはそれぞれの種類で同じ人数のトレーダーが種類を変更した場合と同じである。

市場には N 人のトレンドトレーダーとファンダメンタルトレーダーがいる。各トレーダーは 1 株しか株を保有できない。また、市場には 1 種類の株が N 株のみ存在する。すべての注文は成り行きで行われる。全てのトレーダーが 1 回売買の判断をするのを 1 ステップとする。市場の価格は、1 ステップでの買い注文と売り注文の数の差に比例して上下する。

トレンドトレーダー j は以下の確立で売り買いを決定する。

株を保有していない場合、以下の確立で買う
 $1 / (1 + \exp(-r(p(t) - p(t-j) - z)))$

株を保有している場合、以下の確立で売る
 $1 / (1 + \exp(-r(-p(t) + p(t-j) - z)))$

ファンダメンタルトレーダー j は以下の確立で売り買いを決定する。

株を保有していない場合、以下の確立で買う
 $1 / (1 + \exp(-r(-p(t) + q_j - h_j)))$

株を保有している場合、以下の確立で売る
 $1 / (1 + \exp(-r(p(t) - q_j - h_j)))$

$p(t)$ はステップ t での株価。

$p(t-j)$ はステップ t より j 回前のステップの株価。

z は固定の共通パラメータであり、この閾値を超えるとトレンドフォローが動き出す値。

q_j はトレーダー j の前回の取引価格。

h_j はトレーダー j が益だしを行う価格差で、 $0 \sim h_{MAX}$ の間で乱数で設定する。

r は共通パラメータ。

6.2. 結果

上記のシンプルなエージェントモデルを用い、パラメータの値を

$$r = 1.5, z = 7, h_{MAX} = 30$$

とした場合、ファットテール、ショートメモリー、ロングメモリーおよび取引回数のスケーリングが観測された。

また、トレンドトレーダー j の売り買い判断で用いる、 j ステップ前の株価 $p(t-j)$ の影響を確認するため、この値を変更し、トレンドトレーダーが用いる時間フレームの変化がどのように価格変動に影響するかを検討した。

文 献

- [1] V.Plerou, P.Gopikrishnan, B.Rosenow, L.Amaral, H.Stanley, "Econophysics: financial time series from a statistical physics point of view", Physica A, vol.279, pp.443-456, 2000
- [2] H.Stanley, L.Amaral, X.Gabaix, P.Gopikrishnan, V.Plerou, "Similarities and differences between physics and economics", Physica A, vol.299, pp.1-15, 2001
- [3] J.Farmer, "Physicists attempt to scale the ivory towers of finance", International Journal of Theoretical and Applied Finance, Vol.3, No3, pp.311-333, 2000
- [4] H.E.Stanley, P.Gopikrishnan, V.Plerou, L.A.N.Amaral, "Quantifying fluctuations in economic systems by adapting methods of statistical physics", Physica A, 287, pp.339-361, 2000