

ネットワーク化した Sznajd モデルにおける 価格形成シミュレーション

橋 本 康 弘[†] 小 倉 政 則[†]
陳 昱[†] 大 橋 弘 忠[†]

イジングスピン系は、系を構成する要素の状態変数がわずか 2 つの値で記述されるきわめて単純な系であり、生体や社会、経済といった複雑なシステムが持つ普遍的性質を抽出するために頻繁に利用される数理モデルである。その中に、実際の市場の統計的振舞いをよく再現する Sznajd モデルがある。本研究では、Sznajd モデルの価格形成ダイナミクスをより詳細に検討するために、従来の“outward”型かつ“非同期”型の時間発展の枠組みを“inward”型かつ“同期型”に変更したうえで、構造的に非一様性の高いネットワーク上での相互作用へと拡張した。その結果、ランダムグラフやスモールワールドネットワークでは価格変動の持つ一般的な性質が失われない一方で、ハブを持つネットワークでは振舞いは大きく異なること、スピンの空間分布が価格形成に支配的な役割を担うことを確認した。

Price Formation on the Networked Sznajd Model

YASUHIRO HASHIMOTO,[†] MASANORI OGURA,[†] YU CHEN[†]
and HIROTADA OHASHI[†]

The Ising spin system is a very simple mathematical model described by binary variables, and has been frequently used for discovering the universality behind various complex systems, such as biological, social and economic systems. The Sznajd model, which reproduces well the statistical behavior observed in the actual market, is one of the typical Ising spin systems. In this research, we investigate the dynamics of price formation on the modified Sznajd model, changing the original update rule, so-called the *outward* and *asynchronous* rule, into the *inward* and *synchronous* one. Then we apply that scheme for the evolution on networks with typical structures, and study the effect of network topologies on the statistical properties of price formation. We find that the stylized facts of price fluctuations are also observed on random and small-world networks, however, not on networks with hubs, and the spatial distribution of spins has a dominant role in price formation.

1. はじめに

イジングスピン系は、系を構成する要素の状態変数が 2 つの値 (+1, -1) で記述されるきわめて単純な系であり、生体や社会、経済といった複雑なシステムが持つ普遍的性質を抽出するために頻繁に利用される数理モデルである。

本研究では、経済市場における価格形成のメカニズムを探る試みとして、Sznajd モデル (SM)¹⁾ を基礎とし、取引主体をネットワーク上のノードに見立てたイジングスピンモデルを考え、その統計的な性質を研究する。とくに系のネットワーク半径が小さい場合、

あるいはハブとなる取引者が存在する場合に現れる振舞いの変化を検討することで、ネットワークの構造が価格形成モデルの統計的性質に与える影響を分析し、その対応を考察する。

2. 価格変動の統計的性質

価格変動の統計的性質を議論する際、通常注目するのは価格そのものではなく、「リターン」さらには「ボラティリティ」と呼ばれる変動の指標である。時刻 t における価格を x_t としたとき、リターン r_t は価格変化率の対数として

$$r_t = \log(x_t/x_{t-1})$$

と定義される。これは投資家にとっての収益率に相当する。ボラティリティとはリターンの絶対値 (つまり $|r_t|$) で定義され、ボラティリティの大きさは価格の

[†] 東京大学

The University of Tokyo

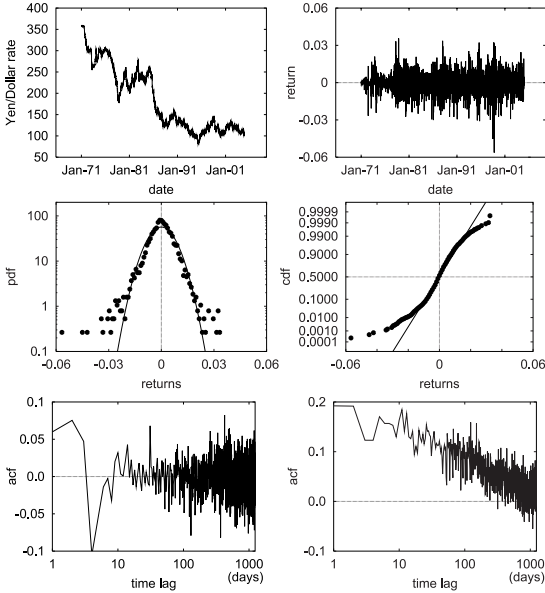


図 1 円ドル為替相場に見られる価格変動の統計的性質．ニューヨーク連邦準備銀行が認定した，1971 年 1 月から 2004 年 12 月にかけての円ドル為替相場の日次データに基づく⁴⁾．上段は為替相場（左図）とリターン（右図）の履歴，中段はリターンの確率密度分布（左図：黒点）とその正規確率軸表示（右図：黒点），下段はリターン（左図）とボラティリティ（右図）の時間相関を示す．本文であげた価格の変動に特徴的なパターンを確認することができる．中段左図の曲線はデータと同じ分散を持つ正規分布に対応する．データ点は中心部が尖り，裾野が広いテイルを持つが，これがレプトクルティック型と呼ばれる形状である．中段右図の正規確率軸表示では，正規分布は左下から中心点を通り右上に伸びる直線に対応している．テイル部分の広がりにとくに注目するため，以後はこの正規確率軸表示を用いる

Fig. 1 Statistical properties of price fluctuations in the time series of Yen/Dollar foreign exchange rate.

変動性を表す．つまり，ボラティリティが大きい場合，一般に投資家の期待収益率が予測から大きく外れる可能性が高くなる．

現実の為替や株価指数の価格変化の履歴を解析すると，以下に示す特徴が高い普遍性で観察される．

- リターンの確率分布は，正規分布から大きく外れ，中心部が尖り裾野が広がったレプトクルティック型となる²⁾．
- リターンが長時間相関を持たない一方で，ボラティリティは長時間相関を持つ³⁾．

時間相関の有無は時間相関関数（acf）によって判別できる．時間相関関数とは，注目する変数に対してあるタイムラグだけ離れた 2 つの時刻の値の相関を表す関数であり，以下の計算によって数値的に求めることができる．

$$acf(\tau) = \frac{\sum_{t=\tau+1}^T (v_t - \langle v \rangle)(v_{t-\tau} - \langle v \rangle)}{\sum_{t=1}^T (v_t - \langle v \rangle)^2}$$

v_t は注目する変数の時刻 t における値（ここではリターン，あるいはボラティリティ）， τ はタイムラグ， T はサンプル区間の大きさを表し， $\langle v \rangle = \sum_{t=1}^T v_t / T$ である．求めるタイムラグがサンプル区間のサイズに近い場合は十分なサンプル数を確保することができないため，タイムラグの大きさは一般に $\tau \leq T/10$ に制限される．以下の解析もこれに従う．

図 1 に，1971 年から 2004 年にかけての円ドル為替相場の価格履歴の解析結果を示す．先にあげた 2 つの統計的パターンを確認することができる．

以下では，ここにあげた経験的事実に注目しながら，価格形成の抽象モデルから得られるリターンの確率分布，およびリターンとボラティリティの時間相関が，ネットワークの構造や統計量にどのように依存するのかを明らかにする．

3. 価格形成モデル

3.1 Sznajd モデル (SM)

本節では，まず SM について簡単な解説を行う．

取引主体は「売り」あるいは「買い」の二者択一を行うスピンとして定義され，スピンの状態和によって市場の価格が決まる．この価格の定義は価格の決定要因を需給のバランスととらえ需給の差を線形に反映したもので，価格の最も初歩的なモデル化である．

時刻 t における取引主体 i のスピン状態を

$$s_i(t) = \begin{cases} +1 & (\text{買い}) \\ -1 & (\text{売り}) \end{cases}$$

とすると，市場価格は単純に状態平均

$$x(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i(t) + 1$$

で定義される．価格がつねにゼロ以上の値となるように右辺第 2 項で 1 を加えている．したがって，スピンのすべて上向き（買い）のときの価格は $2 (= x_{\max})$ ，すべて下向き（売り）のときの価格は $0 (= x_{\min})$ になる．

さらに，SM では売り買いの意思決定ルールが異なる 2 種類の取引者，Fundamentalist と Trendfollower を定義する．

Fundamentalist

Fundamentalist (FM) は主体的性格を持った取引者

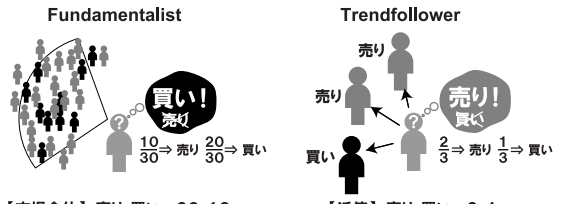
である．FM は系全体のスピン状態から求まる価格を参照し、価格が下降したときには買いを、上昇したときには売りを選択することで利益を確保する視野の広い取引者である．具体的には、 $x_t > 1$ 、つまり買い注文が多いときには確率 $x_t - 1$ で売り ($s = -1$)、一方 $x_t < 1$ 、つまり売り注文が多いときには確率 $1 - x_t$ で買い ($s = +1$) を選択する．それ以外の場合は状態は変化しない．FM の人数はごく少数（本研究では系全体の中につねに 1 人）とする．

Trendfollower

Trendfollower (TF) は迎合的性格を持った取引者である．TF は隣接関係を通じたローカルな情報のみを参照する．具体的には、スピンの向きの揃ったクラスタに隣接する TF はクラスタと同じスピンの向きをとるようにスピン状態を変化させ、逆にスピンの揃っていないクラスタに隣接する TF は状態をランダムに変化させる．たとえば次元の場合、互いに隣接するスピンの組 $(i, i + 1)$ の外側に隣接するスピン $i - 1$ が TF である場合、 $s_i s_{i+1} = 1$ のとき $s_{i-1} = s_i$ 、一方 $s_i s_{i+1} = -1$ のとき s_{i-1} は $+1$ か -1 をランダムに選択する．

各時刻においてランダムに選択されたスピンの、その取引者としての性格に従い状態を更新するモンテカルロの手続きによって、系の時間発展が進行する．つまり、局所的な情報に左右される TF の集団と、グローバルな価格情報に従う少数の FM からなるスピン状態の力学系が、SM が定義する市場である．

系が TF のみによって構成される場合、市場は売り ($x_t = x_{min}$) または買い ($x_t = x_{max}$) のいずれか一方の状態に収束してしまうが、大勢の逆を志向する FM が市場にゆらぎを与え続けることで、価格の変動が維持される（つねに $x_{min} < x_t < x_{max}$ ）．取引者をリング状に配置した系において、このパラメータフリーの単純なイジングスピン系が、現実の価格変動が持つ基本的な統計的性質を再現することが確認されて



【市場全体】 売り:買い=20:10 【近傍】 売り:買い=2:1
 図 2 価格というグローバルな情報を参照し、大勢の逆を志向する FM (左図) と、近傍の多数派に従う TF (右図)
 Fig. 2 A fundamentalist agent who leverages global information i.e. price (left) and a trend-following agent who follows the behaviors of the local majority (right).

いる．

3.2 Sznajd モデルに加える変更

ここからは SM の枠組みに以下の 3 つの変更を加える．

- (1) TF は、近傍のスピン状態に対して inward 型の多数派ルールに従い、確率的に状態を変更する（詳細は後述）．
- (2) 各取引者の状態更新は、モンテカルロ的な逐次更新（非同期型）ではなく、すべての取引者の状態遷移を計算した後、いっせいに更新するものとする（同期型）．
- (3) スピンの連結を規則的な格子からネットワークへと拡張する．

(1) と (2) はネットワークへと拡張する際の便宜上の修正にすぎないが、この修正前後で両者のダイナミクスに本質的な差がないことが報告されている⁵⁾．実際に、リング状の次元格子で得られた数値実験の結果は、SM とその修正モデルでほぼ同様であったことを述べておく．

(1) に関して、TF である i が時刻 t において買いを選択する確率は

$$p_b(i, t) = \sum_j^{\Gamma_i} s_j(t-1) / |\Gamma_i|,$$

売りを選択する確率は

$$p_s(i, t) = 1 - p_b(i, t)$$

と新たに定義する． Γ_i は i に隣接するスピンの集合、 $|\Gamma_i|$ は隣接するスピンの数を表す．つまり、近傍のスピン状態の数の比に従い、確率的に多数派のスピン状態を選択する可能性が高い状態遷移ルールであり、平均的な近傍の状態が中心（自スピン）に向かうという意味で、（自スピンの状態が近傍に伝播する SM の outward 型ルールに対して）inward 型のルールと呼ばれる．図 2 に概略図を示す．

Sznajd らはこのルールを USDF (United we Stand, Devided we Fall) と称し、情報が外向きに流れることを指して“outward 型”の時間発展と呼んでいる．
 FM と TF が実際の市場においてどのような構成単位に該当するかは具体的に明確ではない．1 つのとらえ方として、FM と TF の区別が意味するものは、取引主体が獲得しうる情報の量的差の存在と考えられる．あるいは、TF を「段階的に浸透していく口コミや噂といった情報の担体、あるいはその伝達の各段階において活動する取引者」、FM を「伝達過程で発生するノイズ（主体性の高い意思決定を含む）、あるいはもっとあからさまに“神の見えざる手”の実体的な（ただし数的に控えめな）表現」ととらえることもできる．解釈の方法は様々であろう．

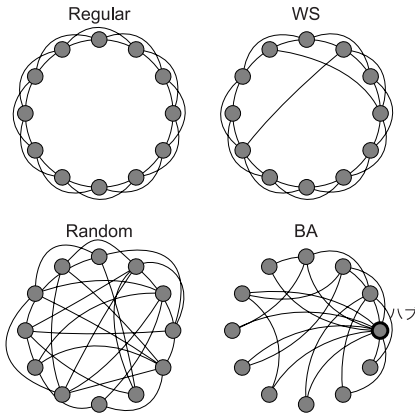


図3 数値実験で用いる4つのネットワーク構造. リング状のレギュラーネットワーク(左上), 一部のリンクをつなぎ換えたWatts-Strogatz (WS) ネットワーク(右上), すべてのリンクをランダムにつないだランダムネットワーク(左下), 優先的結合により次数の偏りを持つ Barabási-Albert (BA) ネットワーク(右下). BA ネットワークにおいて次数の集中するノードをハブと呼ぶ

Fig. 3 4 types of network topologies used in the following numerical simulations.

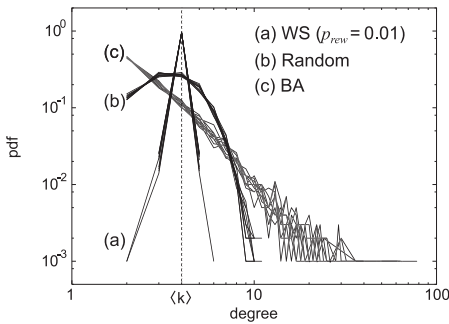


図4 各ネットワーク ($N = 1,000, \langle k \rangle = 4$) の次数分布. 独立した10回の試行による生成結果を重ねて表示してある. レギュラーネットワークの場合は平均次数 $\langle k \rangle$ にピークを持つデルタ関数, WS ネットワークはレギュラーネットワークとランダムネットワークの中間 (a), ランダムネットワークは正規分布 (b), BA ネットワークは冪分布 (c) を示す

Fig. 4 Degree distribution of each network model.

3.3 ネットワークへの拡張

Sznajd らの研究はスピンをリング状に配置した一次元構造を対象としたものだが, ここでは以下にあげる4つのネットワーク構造に対して価格形成の数値実験を行う. すなわち, ① スピンをリング状に配置し, 近傍スピンどうしを接続したレギュラーネットワーク (SM と同じ), ② レギュラーネットワークから一部のリンクをつなぎ換えた Watts-Strogatz (WS) ネットワーク (つなぎ換え確率は 0.01 に固定), ③ すべてのリンクをランダムにつないだランダムネットワーク, ④ 優先的結合によりスケールフリー次数分布を持つ Barabási-Albert (BA) ネットワークである (図 3).

次数の分布は図 4). 前節で示した価格形成の時間発展ルールは, ネットワーク上での数値実験にそのまま適用が可能である.

ここであげた4つのネットワークでは, 以下の点が比較の対象となる.

- 平均最短経路長 (msp) の違いがもたらす影響.
- FM が持つ次数の違いがもたらす影響.

また, 時間発展を通じて FM を同一スピンの固定した場合 (BA ネットワークの場合はハブ) と, 各時刻においてランダムに変更した場合についても比較を行う.

4. 数値実験

4.1 計算条件

スピン数 $N = 1,000$ ($N_{FM} = 1, N_{TF} = 999$), 平均次数 $\langle k \rangle = \{4, 8, 16\}$, 計算時間ステップ数 $T = 100,000$, 各スピンの初期状態はランダムとし, すべての条件に対して, 乱数の系列を変え 10 回の独立試行を行った. また, BA ネットワークにおいて FM を特定スピンの固定する場合は, ネットワークの成長の核となる種スピンの固定とした.

4.2 結果

図 5 にリターンの確率分布の正規確率軸表示, 図 6 にリターンとボラティリティの時間相関を示す. 各々1枚の図に 10 回の独立試行を重ねて表示してある. なお, 図 5, 図 6 とともに $\langle k \rangle = 8$ の結果を示しているが, $\langle k \rangle = 4, 6$ についても定性的に同様の結果が得られたため, ここでは割愛した. また, より大きな体系 (スピン数 10,000, 平均次数 8, 計算時間ステップ数 1,000,000) についても同様の実験を行ったが, 以下に示す特徴的な傾向は変わらないことを確認している.

図 5 において, 左の4枚は FM を同一スピンの固定した場合, 右の4枚は FM を各時間ステップでランダムに変更した場合の結果である. 黒の曲線は数値実験によって得られたリターンの累積確率分布を表し, 中心を通り図の左下から右上へ伸びる直線は, 各試行に対してリターンと同じ分散を持つ正規分布に対応する. トポロジの違いにより分散の程度に差はあるが, いずれもテイル部分が正規分布から外れる傾向が見られる. また, レギュラー/WS/ランダムネットワークは, 分散が等しくなるように各分布を規格化すると, 分布の形状はほぼ一致する.

図 6 において, 上段 8 枚はリターン, 下段 8 枚はボラティリティの時間相関, 左の 8 枚は FM を同一ノードに固定した場合, 右の 8 枚は FM をランダムに変更した場合の結果を示す. リターンが長時間相関を持たない点, ボラティリティが長時間相関を持つ点

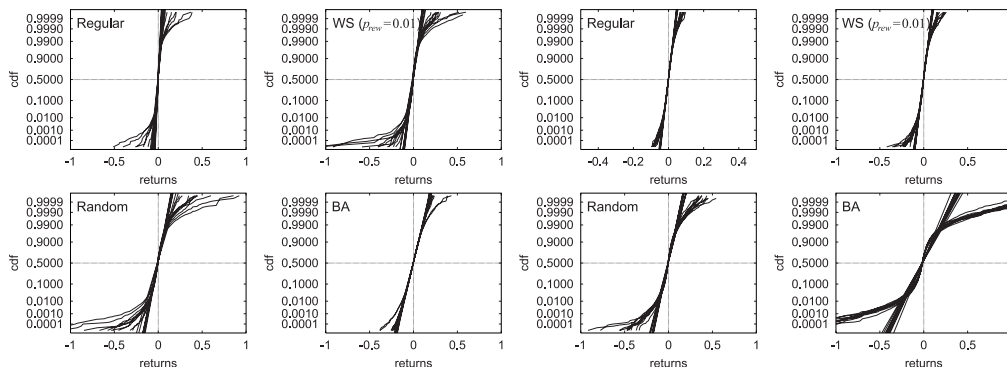


図 5 リターンの正規確率軸表示．左の 4 枚は FM を同一ノードに固定した場合、右の 4 枚は FM をランダムに変更した場合の計算結果を示す．同一計算条件で各 10 回ずつの独立試行を行い、1 つのグラフに重ねて表示してある．黒の曲線はリターンの累積確率分布、中心を通り図の左下から右上へ伸びるグレーの直線は、各試行に対してリターンの分布と同じ分散を持つ正規分布に対応する

Fig. 5 Cumulative probability distributions of returns with normal probability axis.

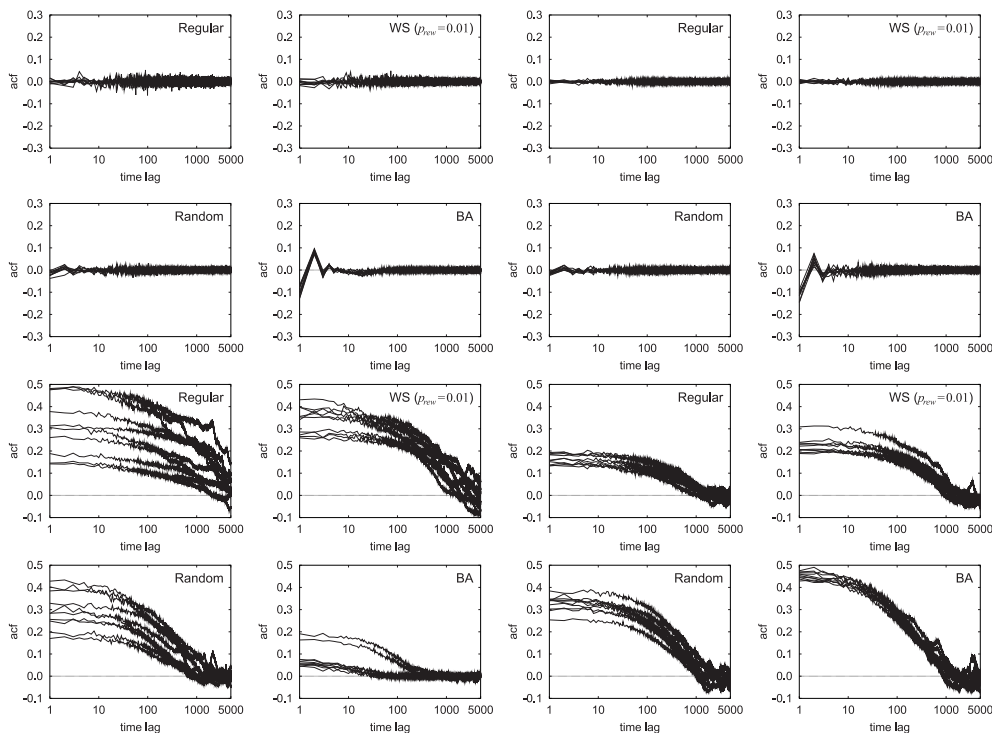


図 6 上段 8 枚がリターン、下段 8 枚がボラティリティの時間相関、左の 8 枚は FM を同一ノードに固定した場合、右の 8 枚は FM をランダムに変更した場合の計算結果を示す．同一計算条件で各 10 回ずつの独立試行を行い、1 つのグラフに重ねて表示してある．また、初期配置の影響を考慮し、時間相関の計算には時間ステップが $T/2$ 以降のデータを用いた

Fig. 6 Autocorrelations of returns (upper 8 figures) and volatilities (lower 8 figures).

は、いずれも既知の事実と一致する．

4.3 考 察

図 5, 図 6 からはとくに以下に示す特徴を抽出することができる．

- (1) ネットワークの m_{sp} が小さくなるに従い、リターン分布の正規分布からの逸脱は大きくなる (テイルが伸びて分散が大きくなる)．
- (2) ただし、FM をハブに固定した BA ネットワー

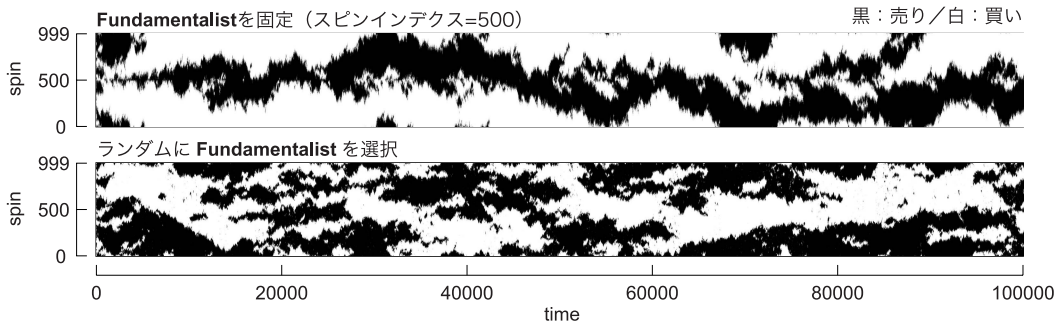


図 7 レギュラーネットワークにおけるスピン状態の空間分布

Fig. 7 Spatio-temporal patterns of the spin states on the regular network.

クでは、リターン分布は正規分布に近い(ただし分散は大きい)。また、ボラティリティの時間相関の減衰も速い。

- (3) 一方、FM をランダムに変更する BA ネットワークの場合(つまり、確率的に FM の次数が小さくなる)、テイル部分の正規分布からの逸脱は他のネットワーク以上に顕著になる。また、ボラティリティの時間相関の持続も長い。つまり、実際の価格変動の特徴としてあげられる特徴が最もはっきりと現れる。

4.3.1 スピンの空間分布

図 7 はレギュラーネットワークにおける、スピン状態の空間分布の時間推移を示す。縦軸がスピンのインデクス、横軸が時間、つまり各ピクセルが、ある時刻、あるスピンの状態に対応する。上段(FM を固定した場合)の図では、インデクス 500 のスピンの FM に対応する。FM が高い確率で少数派の行動を選択していること、同一の状態をとるスピン集団(クラスター)の界面で状態の変化(価格の変動要因)が発生していることなどの、基本的な振舞いが観察できる。また、FM の近傍を起点として新しいトレンドが発生する様子も観察できる。

下段(ランダムに FM を選択する場合)の図では、ノイズ的に働く FM によってクラスターが分断され、クラスター内に保持されている状態の“記憶”が失われやすい傾向がある。その結果として、次数の分布がほぼ一般的なレギュラー/WS/ランダムネットワークでは、価格が適正価格(1 近傍。スピン状態が半々に分かれた状態)に維持され、価格変動の分散が比較的抑制されていると考えられる。

一方、BA ネットワークでは、結果は逆(分散が非常に大きい)を示している。BA ネットワークでは、FM をランダムに選択する際、確率的に次数の小さいスピンの選択される可能性が高い。FM の影響力、す

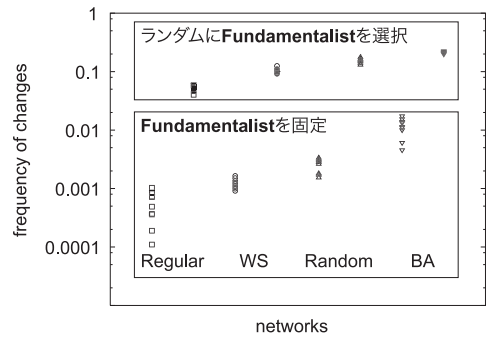


図 8 FM が行動を変化させた頻度(行動を変化させた回数/総時間ステップ数)

Fig. 8 Frequency of the FM's state changes under each experimental condition.

なわち適正価格に近づけようとする力が小さくなることで、価格は適正価格から大きく外れる傾向を持つ。そのとき、ハブとなるスピン(TF)の偶発的な変化が引き金となり、正規分布から外れる大きな変動が生じるものと考えられる。

4.3.2 ファンダメンタリストの状態変化頻度

図 8 は、 $0 < t \leq T$ において、FM が行動を変化させた頻度を表している。FM をランダムに選択する場合は状態の変更頻度が高いが、これは FM が全体の中で少数派の状態を志向する一方で、新たに FM に選ばれるスピンは、その時点で多数派の状態である可能性が高い、というのが単純な理由である。

FM の位置を固定した場合に変更の頻度が小さいという結果は、FM とは異なるスピン状態をとる TF 集団が継続的に存在していることを示している。これは、前節のスピンの空間分布で示した価格の“記憶”を支持する結果であり、経済学で用いられる表現に従えば、“市場が効率的に機能しない”ことを示唆している。効率的市場仮説を支持する報告は多いが、同時にこれを否定する報告も多く存在する。価格を決定す

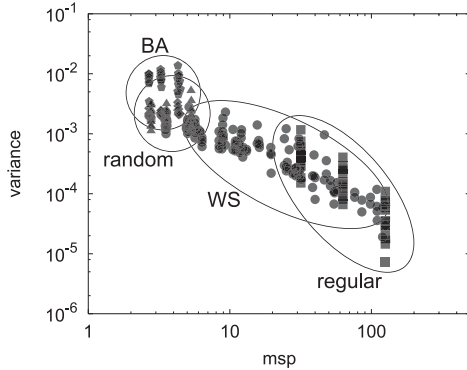


図9 平均最短経路長 (msp) とリターンの分散の関係 ($\langle k \rangle = \{4, 8, 16\}$)

Fig. 9 Correlation between the mean shortest path lengths of networks and the variances of returns.

る要因 (この場合はスピン状態) が空間的に保存されるというメカニズムは、その理由の1つとして考えられないだろう。

4.3.3 平均最短経路長とリターンの分散の関係

図9に各ネットワークのmspに対してリターンの分散をプロットした図を示す。mspとリターンの分散には、ネットワーク構造によらず、mspの増加に対して分散が減少する冪乗則に近い関係を見ることができる。

価格の変動要因はクラスタの界面で発生することを4.3.1項で述べた。ネットワーク上のパーコレーションを考えたとき、mspが小さくなると、ある時刻における浸透面 (状態を異にするクラスタどうしの界面) は一般に大きくなる。つまり、小さいmspはそのまま価格変動要因の増加へとつながり、結果として変動の分散を大きくすると考えられる。しかし、各時刻においてFMからはつねに新しいマクロ量 (価格) を反映した情報が発せられるため、多重的なパーコレーションとなり、その厳密な関係については解析が困難である。

4.3.4 ボラティリティの時間相関

ボラティリティの時間相関に関して注目すべきは、BAネットワークにおいてのみ見られる、FMを固定した場合のボラティリティの時間相関の速い減衰である。これは4.3.1項でも述べたとおり、適正価格に近づけようとするFMの大きな影響力がその理由として考えられる。ハブとなるFMによって価格はおおむね1近傍で推移し、ある方向への変動は、FMによって確率的にはあるが即座に修正される。

5. 結 論

本研究では、SMの枠組みが、非同期的かつoutward型のルールではなく、同期的かつinward型のルールを用いた場合でも、加えて、空間構造をネットワークへと変化させた場合でも、価格変動が持つ一般的性質の再現性が失われないことを確認した。

さらに、リターンの確率分布やボラティリティの時間相関に生じる量的変化を示し、スピンの空間分布やFMの状態変化、mspとリターンの分散の関係などから、それらのメカニズムを考察した。また、ハブの存在が価格の長期記憶を担うクラスタの振舞いに及ぼす影響を考察することで、ネットワーク上における価格形成に新しい知見を加えた。レギュラーネットワーク以外のネットワークについても、スピンのクラスタ分布の推移を詳細に追跡することができれば、価格変動の性質を決定づける要因に対して、より具体的な分析を行うことができるであろう。

また、SMは買いか売りかの瞬間的な意思決定のみに着目しており、そこから直接的には個人の長期的収益を計算することはできない。したがって、個々のSMスピンの獲得する収益の期待値が0であるか否かは明らかではない。収益の期待値について、たとえば中心性と呼ばれる概念で特徴づけられる、ネットワーク上でのポジションが重要な役割を果たす可能性は十分に考えられる。ネットワークを考慮した価格形成モデルには、まだ多くの発展的な課題が残されている。

参 考 文 献

- 1) Sznajd-Weron, K. and Weron, R.: A simple model of price formation, *International Journal of Modern Physics C*, Vol.13, No.1, pp.115–123 (2002).
- 2) Mantegna, R.N. and Stanley, H.E.: Scaling behavior in the dynamics of an economic index, *Nature*, Vol.376, pp.46–49 (1995).
- 3) Pasquini, M. and Serva, M.: Clustering of volatility as a multiscale phenomenon, *arXiv:cond-mat*, 9903334v2 (1999).
- 4) Federal Reserve Statistical Release H. 10. <http://www.federalreserve.gov/releases/H10/hist/>
- 5) Behera, L. and Schweitzer, F.: On Spatial Consensus Formation: Is the Sznajd Model Different from a Voter Model?, *arXiv:cond-mat*, 0306576v1 (2003).
- 6) Watts, D.J. and Strogatz, S.H.: Collective dynamics of ‘small-world’ networks, *Nature*, Vol.393, pp.440–442 (1998).

- 7) Barabási, A.-L. and Albert, R.: Emergence of Scaling in Random Networks, *Science*, Vol.286, pp.509–512 (1999).

(平成 17 年 5 月 25 日受付)

(平成 18 年 1 月 6 日採録)



橋本 康弘

昭和 47 年生。平成 12 年東京大学大学院工学系研究科博士課程修了。工学博士。平成 16 年より同工学系研究科講師。複雑系におけるネットワーク構造の時間発展とその分析手法の開発に関する研究に従事。

法の開発に関する研究に従事。

小倉 政則

平成 16 年東京大学大学院情報学環・学際情報学府修士課程修了。情報化市場における価格変動について統計物理学、シミュレーション工学に基づく分析がテーマ。



陳 昱

昭和 42 年生。複雑流体、金融市場といった複雑系の離散モデルの開発とシミュレーションに関する研究に従事。工学博士。平成 12 年より東京大学工学系研究科助教授。システム量子工学専攻。

テム量子工学専攻。



大橋 弘忠

昭和 27 年生。昭和 55 年東京大学大学院博士課程修了。工学博士。昭和 61 年より東京大学工学部助教授。現在、同大学大学院工学系研究科教授。流れの微視機構論モデル、複雑流体流れ解析、進化システムのトレランスに関する研究に従事。日本原子力学会、混相流学会各会員。

研究に従事。日本原子力学会、混相流学会各会員。