人工市場による株価参照頻度の分析

加 納 良 樹^{†,††} 寺 野 隆 雄^{††}

本論文では,複数の投資家エージェントにより構成される人工株式市場を用いて,株価データの変動を再現することにより,投資家の株価参照頻度を推計し,将来の株価予測に利用する.本論文では,投資家が株価を参照する行為にはコストがかかるという前提に立ち,投資家の株価参照頻度に違いがみられるとき,株価変動にはどのような影響が生じるのかを検証した.この結果,株価参照頻度が高まると,株価変動の1次の自己相関における係数が大きくなるという結果が得られた.この結果をもとに,外部から与えられた株価データと似た変動を,人工市場で再現することにより,投資家の株価参照頻度を推計する手法を提案する.提案手法を利用することにより,投資家が心理的な損益判断を行う際に基準としている過去の株価水準を推計することが可能となる.

Analyzing the Effects of Price Reference Frequency through Artificial Stock Markets

YOSHIKI KANOTIT and TAKAO TERANOTT

We are developing an artificial stock market model with investor agents in order to estimate the investors' price reference frequency and to utilize it to a stock price forecast. In this paper, using the model, we analyze the effects of price reference frequency to a fluctuation of stock prices, under the assumption that the investors pay costs to refer to the current stock prices. Intensive experiments have suggested that the price changes are linearly correlated to the agents' price reference frequency. Based on the results, we propose a simple linear estimation model on the investors' price reference frequency from the stock price fluctuation in the artificial market. Using the proposed model, we have estimated the investors' reference price that is a break-even point in their mental investment accounts.

1. はじめに

本論文では,投資家の株価参照頻度を推計するとともに,将来の株価予測を行う手法を提案する.この背景には,投資行動に影響を与えるといわれている心理的な損益判断を行う際に基準となっている過去の株価水準について,これまで有力な推計手法が提案されてこなかったことがある.そこで本論文では,投資家が株価を参照する行為にはコストがかかるという前提の下,株価参照頻度という概念を導入し,銘柄ごとに異なった頻度で株価が参照されるという立場からモデルを開発し実験を行う.

本論文の主要な成果は以下のとおりである(1)人 工的に生成した株価データの分析の結果,投資家の株 価参照頻度と株価騰落率の自己相関の係数の間には線形の関係があることが判明したこと(2)この線形の関係を利用することで投資家の株価参照頻度を推計することが可能となったこと(3)株価参照頻度の推計値を利用した銘柄選択の有効性が確認されたこと.本論文のこうした成果は、プロスペクト理論¹⁾などで重視される投資家の心理的な損益を推計するうえでも利用可能である.

本論文の構成は以下のとおりである。2章において本論文の研究の背景を述べた後,3章で本論文が提案するモデルの特徴を説明する。その後,4章でモデルの構築を行い,5章で提案手法から導かれる成果とその利用例をまとめ,考察を加える。最後に6章で全体のまとめを行う。

2. 研究の背景

株式市場における,株価の変動は企業のファンダメンタルな要因のみによって説明することが困難なほど大きい.実際,日本の株式市場においても,株価は大きく変動しており,特に2000年のテクノロジー・バ

[†] 三菱 UFJ 投信

Mitsubishi UFJ Asset Management

^{††} 東京工業大学大学院総合理工学研究科知能科学システム専攻 Department of Computational Intelligence and Systems Science Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

ブルと呼ばれている期間における情報通信関連銘柄の株価変動などは非常に大きかった.こうした,大きな株価変動は,金利水準の変化や企業財務の変化,予想企業収益の変化,リスクプレミアムの変化など複数の要因によってもたらされている.こうした要因のうち,金利水準の変化や企業財務の変化は市場の外部からでも観察しやすいが,予想企業収益の変化やリスクプレミアムの変化は外部から観察しにくい.

これまで、行動ファイナンスの分野を中心に、投資家が予想する企業収益の変化やリスクプレミアムの変化をモデル化することで大きな株価変動を説明しようという研究がなされてきた.この分野の研究としては、過去の投資成果によって生じた損益がリスクプレミアム水準に影響を与えると考える「Disposition 効果」²⁾や「Loss Aversion」³⁾などが知られている.また、リスクプレミアムの変動により資産価格が高い変動性を示すモデル⁴⁾などの研究も行われている.

本論文では,資産価格の変動を説明する際の分析手 法として, エージェント・ベース・モデリングをもと にした人工市場を用いる.エージェント・ベース・モ デリングの分野の先行研究には, 寺野 $^{5),6)}$ や Terano. et al. 7) などがある.また,人工市場を用いた先行研 究には,加藤 $^{8)}$ や高橋 $^{9)}$,原ら $^{10)}$ などがある.このう ち,加藤や高橋では,ファンダメンタリストとファン ダメンタリストでない投資家の存在する人工市場を構 築し,ファンダメンタリストでない投資家が極端に多 い場合やリスク資産への投資比率に制約があるケース においては,取引価格がファンダメンタルズから大幅 に乖離する可能性があることが示されている.また, 原らでは,人工市場における株価変動が実際の市場の 変動に似た動きを見せるとき,市場に存在する投資家 エージェント群はどのような振舞いをしているのか、 というトップダウン的な観点から研究を行っている.

本論文はこれらの先行研究とは異なり,人工市場を構成する投資家エージェントの行動様式はすべて共通とし,モデルを極力単純化している.これは,本論文が投資家の株価参照頻度に焦点を当てた分析を行うことを目的としているためであり,他の要因は極力排除した単純なモデルの構築を目指したことによる.また,株価参照頻度の分析を行うという観点から,投資家の行動様式は伝統的ファイナンス理論で議論されるような合理的な投資家とはしていない.彼らが主観的に妥当と考える株価を算出する際には過去に参照した株価と比べた現在の株価水準からも影響を受ける.

3. 提案するモデルの特徴

3.1 基本的な考え方

本論文では株価に影響を与える要因を,市場の外部からでも観察が容易な企業財務要因と観察が困難な「その他の要因」に分解し,その他の要因に注目した分析を行う.具体的には,外部から観察可能なデータとして,1株あたり純資産(BPS)に着目したうえで,それ以外の要因を株価純資産倍率(PBR)に一括りにする.つまり,株価はBPS×PBRによって決定されるものと考える.このように分類することで,将来の利益率水準(ROE)や投資家のリスクプレミアムの変化などを個々に推計することなく,PBR水準の変化のみを対象とした推計を行うことにより,株価変動の説明が可能となる.また,本論文では株式市場で形成された株価から逆算したマクロレベルのPBRを対象とした分析ではなく,個々の投資家が主観的に妥当と考えるミクロレベルでの主観的なPBRの分析を行う.

このような主観的 PBR には予想企業収益の変化やリスクプレミアムの変化が反映されているはずであるが,実際の投資行動を考えるとき,個々の投資家が予想企業収益やリスクプレミアムまで詳細に推計していると仮定するのは現実的でない.そもそも,投資家は新たに得た情報が株価にプラスなのかマイナスなのかさえ評価できないような状況も考えうる.そこで,本論文で扱う投資家は,新たに得た情報が株価にどのような影響を与えるのか判断できないものと仮定する.新たに重大な情報を得た投資家は投資判断に迷うため,市場のコンセンサスである株価を参照することで,自ら得た情報がプラスの情報であるのかマイナスの情報なのか判断する.つまり,株価が上昇していれば,投資家は自ら得た情報がプラスの情報であったと判断し,株価が下落していればマイナスの情報と判断する.

3.2 モデルにおける前提条件

こうした分析を行ううえで,当モデルでは以下の3つの前提条件を置く.

1つ目の前提条件は、投資家は常時株価をモニタリングするかわりに、銘柄ごとに一定の頻度でしか株価のチェックを行わないとしていることである。これは、株価のチェックという作業自体が時間を要するものであり、投資家にとって一種のコストをともなうためである。こうしたコストを負担してまで株価をチェックする必要があるような、重大かつ判断に迷う情報を入手したときに株価は参照される。そして、重要な情報が入手される頻度は銘柄によって異なるため、株価参照頻度も銘柄間で異なるものとする。

2 つ目の前提条件として,投資家が現時点の株価を見て株価の上昇・下落を判断する際に比較対象となる株価は,各投資家が前回株価を参照した時点の株価(以下,参照価格)とする.したがって,ある時点で複数の投資家が同じ株価を参照したとしても,投資家によって基準となる参照価格が異なるため,現在の株価を上昇と判断する場合もあれば,下落と考える場合もある.

そして、3つ目の前提条件として、投資家は、株価をチェックした時点で株価が上昇していれば、主観的PBRを上昇させ、下落していれば主観的PBRを低下させる.これは、投資家が株価の上昇を観察した場合、事前に入手していた情報をプラスの情報であると判断し、企業の将来の収益率を上方に修正したり、リスクプレミアムを低下させたりする状況を考えているためである.ただし、本論文では、投資家の主観的PBRを変更する理由について、将来の収益率を修正した結果なのか、それともリスクプレミアムを変更した結果なのか、それともリスクプレミアムを変更した結果なのかという点は扱わない.また、こうした投資家の反応は、株式を保有している場合も保有していない場合も同様とする.

3.3 株価参照頻度

以上のような前提条件をおいたうえで実際の株式を考えるとき,各銘柄の投資家からの注目度の高さが重要になってくる.注目度が高い企業は,将来の企業業績を左右するような重大なニュースが頻繁に出される企業であり,その結果として株価の参照頻度が高くなっていると考えることができる.一方で注目度が低い企業は,大きなニュースもなく,安定的な業績推移が期待されるような企業といえる.

このような観点の下,本論文では投資家の株価参照 頻度を銘柄ごとに推計するために,人工市場モデルを 利用した手法を提案する.人工市場モデルを利用する 理由は,投資家というミクロな市場参加者の投資判断 が,株価変動というマクロな変数から影響を受けて変 化するという本論文の内容が,人工市場モデルでの分 析に適しているためである.人工市場モデルにはいく つかの典型的な利用方法があるが,ここでは,株価変 動の特徴を人工市場において再現することにより,市 場参加者の内部状態を推計するという観点からの分析 により,株式市場における各銘柄の株価参照頻度を推 計する.さらに,この推計結果をもとに再び人工市場 モデルを用いて,将来時点の株価をシミュレーション する.

4. モデルの構築

4.1 シミュレーションプロセス

本論文では以下のようなモデルに基づく人工市場を 構築し、そのマクロレベルの株価変動の特徴を分析す る.当モデルでのシミュレーションプロセスは以下の とおりである.

第1段階:分析対象とする株価データの 生成

1-(1).2 銘柄分の株価参照頻度を外部から 与える.

1-(2).2 銘柄に共通の企業業績データを生成する(2 銘柄とも同一の業績推移).

1-(3). 分析対象株価データの生成:(1) および (2) のデータを用いて,2 銘柄分の株価データを生成.

第2段階:株価参照頻度の推計・利用

2-(1).株価参照頻度の推計: 1-(2) で生成した企業業績データおよび 1-(3) で生成した株価データをもとに, 1-(1) で与えた株価参照頻度を推計する.

2-(2).株価参照頻度の利用: 2-(1)で推計した株価参照頻度を利用して,2銘柄の株価予測を行い,予想騰落率の高い銘柄を組み入れる運用戦略に利用する.

このプロセスの中で,現実の株価データをいきなり用いずに,第1段階で人工的に生成した株価を分析対象としている.これは,人工的に管理された株価データを用いることで,株価参照頻度の影響をみやすくすることと第2段階で行う株価参照頻度の推計が成功しているかどうかを判定する際に,株価参照頻度が判明している株価データを利用したいと考えたためである.

4.2 株式のファンダメンタル要因

今回の人工市場モデルでは,株式の BPS の推移は 以下の式に基づいて決定される数値を用いた.

 $BPS_t = BPS_{t-1}\{1 + g(1 + \varepsilon \times 10)\}\$

ここで,g は自己資本成長率であり, ε は標準正規乱数である.つまり,t 期における BPS である BPS_t は t-1 期に比較して,平均 g だけ増加する.

実際のシミュレーションでは,g は 0.001 とした.これは,シミュレーション上の 1 期間を 1 日と見なすことで,1 年間(200 営業日とする)に,平均すると 22%程度の自己資本成長率となる水準である.

今回の研究では,人工市場に上場されている銘柄は 複数あるものの,投資家が株価を参照する頻度が銘柄 ごとに異なるほかは,全銘柄同じ性質を持つものと仮 定する.こうした仮定をおくことで,株価参照頻度の違いによる影響のみを取り出して分析することが可能となる.実際のシミュレーションでは,2 つの銘柄を想定し,各銘柄(銘柄 1,銘柄 2)に対する投資家の株価参照頻度はそれぞれ0.8,0.2とした.ここで,銘柄 1 の株価参照頻度が0.8とは,各期ごとに投資家が銘柄 1 の株価を参照する確率が0.8ということである.すなわち,銘柄 1 の株価は,毎回平均 8 割の投資家から参照されていることとなる.

4.3 投資家エージェント

本論文で想定する投資家は,必要なときにはつねに株式の1株あたり純資産額BPSを正確に知ることができるものとする.そして,投資家iが主観的に妥当と考える株価 P_i は,

$$P_i = BPS \times PBR_i$$

によって計算される.ここで, PBR_i は投資家 i が妥当と考える主観的な株価純資産倍率を表すが,ROE (自己資本利益率)が長期的に一定という条件下では投資家 i の割引率 (= 金利 + リスクプレミアム) R_i との間に以下の関係が成り立っている.

$$PBR_i = \frac{ROE}{R_i}$$

つまり,予想業績(ROE)の変化や投資家iのリスクプレミアムの変化は PBR_i の変化を通して,妥当株価 P_i に反映されるものと考えることも可能である.

また、理論的な株価の推計式としては、将来の配当額の流列を割引率で割り戻す、配当割引モデルが使われることが多いが、配当割引モデルを利用するには、将来の予想利益が必要である。実際の株式市場の分析を行おうとするとき、短期的な予想利益は大きく変動する傾向があるため、これをもとに妥当株価を予測することは困難である.一方で、長期的な利益水準の推計は、その推計自体が難かしい.これに対して、本論文のようにBPSに投資家の主観的PBRを乗ずる方法をとる場合には、BPSの変動が比較的安定しているため、推計値が安定しやすいという利点がある.この方法をとる場合、BPS以外の要因はすべて、主観的PBRの変化に集約される.

ここで、本論文では投資家iの主観的 PBR である PBR_i の水準に影響を与える要因として、過去の株価変動を考える.すなわち、投資家は、株価が上昇(下落)している場合には PBR_i を上昇(低下)させる.これは、株価上昇(下落)を観察した投資家が株式のファンダメンタル価値にプラス(マイナス)となる情報が存在すると判断することによって生じる.こうした投資家は予想利益率(ROE)水準を上方(下方)に

シフトさせたり,リスクプレミアムを低下(上昇)させたりするため, PBR_i は上昇(低下)する.この結果,株価上昇過程では PBR_i は上昇しやすく,株価の下落過程では PBR_i は低下しやすい.今回の分析では, PBR_i の変化幅は,上昇時および下落時で対称とし,それぞれ 0.01 ずつ変化させることとした.

ここで問題となるのは,投資家が株価の上昇・下落を判断する際に基準となる株価である.すなわち,直近の株価 P_{t-1} が上昇しているのか,下落しているのかということは,基準となる株価をどの時点にとるかによって変わってくる.今回の研究では,基準となる株価は投資家が前回,株価を参照した時点の株価(参照株価 $RP_{i,t-1}$)とする.

$$PBR_{i,t} = \begin{cases} PBR_{i,t-1} + 0.01 & \text{if } P_{t-1} > RP_{i,t-1} \\ PBR_{i,t-1} - 0.01 & \text{if } P_{t-1} < RP_{i,t-1} \end{cases}$$

したがって,参照株価は投資家ごとに異なり,現在の株価水準を株価上昇と考える投資家と,株価下落と考える投資家が混在する状況が想定される.

このようにして,各投資家が主観的 PBR を設定すれば,これに BPS を乗ずることで主観的に妥当な株価 P_i が算出される.投資家はこの P_i に基づいた売買注文を出す.この際に,投資家は 1 銘柄最大 10 株まで保有できるものとし,投資家がすでに株式を 10 株保有しているケースでは P_i+1 の指値による 10 株の売り注文を出し,保有株数が 0 の場合には P_i-1 の指値で 10 株の買い注文を出す.また,保有株数が 1 から 9 株の場合には,それぞれの価格で売り注文および買い注文を同時に出す.この際の発注株数は,売り注文では保有株全株とし,買い注文では買付け後の保有株数が 10 株となる株数とする.したがって,すべての注文は指値注文のみとなり,売買価格を指定しない成行注文は存在しない形とした.

以上のプロセスをまとめると,次のようになる. 投資家 i のプロセス

(t期に株価を参照する場合)

- 1. 株価 P_{t-1} を参照し,投資家i が記憶している参照価格 $RP_{i,t-1}$ からの上昇下落を判断.
- 2. 上記判断に基づき , PBR_i を変更 .BPS 情報を利用して ,主観的株価 P_i 算出 .
 - $3. P_i$ に基づき , 売買注文を出す .
 - 4. 参照価格を $RP_t = P_m$ に更新 .
 - (t期に株価を参照しない場合)

参照価格を次期に繰り越す($RP_t = RP_{t-1}$).

4.4 株価の決定

投資家から発注された売買注文は人工市場で銘柄ごとに集計され、需給が均衡する株価で清算される.このとき、売買を発注する投資家は、株価を参照した投資家のみとなる.したがって、参照頻度の低い銘柄は、売買注文量が少なくなりやすい.需給の均衡点で株価が決定されると、その株価よりも高い価格で買い注文を発注した投資家の保有株数が増加し、安い価格で売り注文した投資家の保有株数が減少する.

5. シミュレーション結果とその利用

5.1 株価騰落率の自己相関

以上のような人工市場モデルを用いて,株価の生成 を行ったところ,株価参照頻度が高くなるにつれて株 価騰落率の1次の自己相関の係数も大きくなるとい う,線形の関係が認められた.この関係を図1に示す. 図1では横軸に銘柄ごとの株価参照頻度をとり,縦軸 には株価の1次の自己相関における係数をとっている. ここで,株価騰落率の1次の自己相関における係数と は, X_t をt期における株価騰落率($P_t/P_{t-1}-1$)と したときに, $X_t = a + bX_{t-1}$ の推計式で求められる 係数 b のことであり,回帰分析によって求めた.たと えば,株価参照頻度が0.9の銘柄の場合,1次の自己 相関の係数は 0.6 程度となっている.これは,前日の 株価が前々日に比較して10%上昇した場合には,今日 の株価は平均すると6%上昇するということを示して いる.株価参照頻度の違いによって株価形成に特徴が 生じるため,この線形の特徴を利用することで,株価 推移のデータから,市場参加者の株価参照頻度を推計 することが可能となる.

5.2 株価参照頻度の推計

上記のように,株式のファンダメンタル情報であるBPS,および投資家の株価参照頻度,株価参照時に生じる主観的 PBR の変更幅の3変数によって,株価騰落率の1次の自己相関は特徴づけられる.この関係を逆方向から使用し,株価推移のデータとBPSの推移,主観的 PBR 変更幅を与えることにより,投資家の株価参照頻度を推計する.すでに述べたように本論文では,主観的 PBR 変更幅を0.01に固定しているので,ここでは株価推移とBPS 推移のデータのみから,投資家の株価参照頻度を推計する方法を提案する.具体的な株価参照頻度の推計方法は,以下の手順に従うものとし,推計プロセスの概念図を図2に掲載した.

Step1. 当初,株価参照頻度を0から1の間でランダムに決定し,この株価参照頻度を全エージェントに与える.

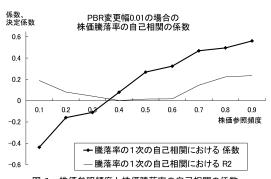


図1 株価参照頻度と株価騰落率の自己相関の係数

Fig. 1 Price reference frequency and coefficient of autocorrelation.

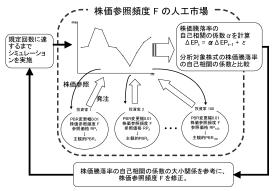


図 2 株価参照頻度の推計プロセス

Fig. 2 Process of estimating price reference frequency.

Step2. 株価参照頻度は全エージェント共通とする.

Step3. 株価参照頻度に基づき,各エージェントの参照株価を決定する.

Step4. 各エージェントの持つ,主観的 PBR の初期値は,直近の分析対象株価の PBR とする.

Step5. BPS 情報と株価参照頻度,主観的 PBR 変更幅(0.01 で一定)が与えられた環境の下,人工市場で株価を評価期間分(ここでは 10 期間)形成させる.

Step6. Step5 で形成された株価の騰落率 に関し,1次の自己相関の係数を計算.

Step7. Step6 が分析対象株価の騰落率の 1 次の自己相関の係数より小さい場合は,株価 参照頻度を若干高くし,大きい場合は株価参 照頻度を若干低くする.

Step8. 一定回数 (今回は 10 回) に達する まで Step3 に戻る.

Step9. 一定回数の推計が終了した後,評

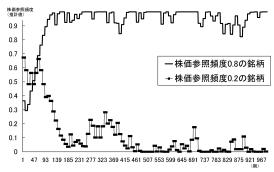


図 3 株価参照頻度の推計結果

Fig. 3 Estimated price reference frequency.

価期間を (10 期間分) あとにずらし, 再び Step3 から推計を行う.

このようなプロセスで株価参照頻度を推計した例として,分析対象株式の株価参照頻度が0.8の銘柄と0.2の銘柄の2銘柄が存在する株式市場を想定した.この推計を行った結果は図3のとおりである.

分析対象株式を株価参照頻度 0.8 の銘柄とした場合を例にとると,当初の株価参照頻度の推計値はランダムに設定されたため,0.4 弱から始まっている.この環境下で生成される株価騰落率の自己相関と分析対象株式の株価騰落率の1次の自己相関を比較すると,係数の傾きは分析対象株式のほうが高い.この状況に対応するため,人工市場では期を追うごとに株価参照頻度を上方修正した結果,ついには1.0 にまで達してしまっている.同様に,株価参照頻度 0.2 の銘柄では,人工市場における株価参照頻度は徐々に低下している.

また、同様のプロセスを、株価参照頻度が 0.6 の銘柄と 0.4 の銘柄についても行い、株価参照頻度を推計した、先ほどとは異なり、これら 2 銘柄の場合には推計値が一定方向に収束せず、推定期間とともに上下に変動した、これは、エージェントの投資行動に内在された乱数の影響などにより、短期的に株価の自己相関が大きくなる局面や小さくなる局面が発生するためである、そこで、こうした短期的な影響を取り除くため、第 100 期以降の株価参照頻度の推計値を平均したところ、各銘柄(それぞれ株価参照頻度 0.8、0.6、0.4、0.2)の平均推計値はそれぞれ、0.96、0.85、0.32、0.08となった、この結果から、株価参照頻度の推計は 0.2程度の誤差の範囲で可能であるということができる、

5.3 株価参照頻度の推計を用いた株価予測

株式市場における投資家の株価参照頻度を推計することができれば,これを利用して将来の株価推移をシュミレーションすることが可能となる.この将来の株価推移シミュレーションを株価の予測と呼ぶこととする.

今回,我々が想定している投資家エージェントは主観的に妥当な株価を算出する際に,各銘柄の BPS と主観的 PBR のみを利用する.したがって,将来の株価を予測する場合には,将来時点の BPS と各投資家が将来時点で保持する主観的 PBR が必要となる.このうち,BPS に関しては,短期的な変動は小さいものと考えることができる.今回は 10 期間という比較的短期の株価予測を行うこととし,予測期間内では BPS一定という仮定の下で予測を行う.この場合,我々が予測しなくてはならない要因は,各投資家エージェントが将来の時点で保持する主観的 PBR のみとなる.したがって,我々は将来時点の主観的 PBR を予測する必要があるが,この際に前節で求めた株価参照頻度の推計値を利用できる.

5.4 株価予測のプロセス

株価の予測を開始する時点を t_{101} とすると , t_{101} の時点で利用できる情報は , 各銘柄の t_{100} 時点の 1 株あたり純資産 BPS_{100} と t_{100} における株価 P_{100} , そして BPS_{100} と P_{100} から計算される市場における株価純資産倍率 $PBR_{m,100}$ である . これらの情報に加えて , 人工市場を用いて推計した各銘柄の株価参照頻度も利用可能となっている .

まず,すべての投資家エージェントの t_{100} における初期状態を決めなくてはならない.エージェント i が保持する変数は,株価参照頻度 $F_{i,100}$,参照価格 $RP_{i,100}$,主観的 $PBR_{i,100}$ の 3 変数のみである.このうち,株価参照頻度 F_{i} については,全エージェント共通の値を使うこととし,人工市場で推計した株価参照頻度 F_{m} をそのまま利用することとする.また,主観的 $PBR_{i,100}$ は初期状態 t_{100} においてもエージェントごとに異なる値を持っていると考えることが合理的ではあるが,今回は単純化のため, t_{100} では全エージェント共通の値とし, $PBR_{m,100}$ をそのまま用いることとする.

最後に残るのは,参照価格 $RP_{i,100}$ の値であるが,これは株価参照頻度 F_m を利用してエージェントごとに求める.参照価格とは,エージェントが過去のどこかの時点で参照した株価であり,株価を参照するかどうかは F_m に依存する.したがって, F_m が利用可能となっていれば,エージェントごとに異なる参照価格を割り当てることが可能となる.具体的なプロセスとしては,まず,予測開始時点 t_{100} から 100 期前の株価 P_0 をいったん全エージェント共通の参照価格とする.次に,99 期前の株価 P_1 に関し,各エージェントは F_m の確率で参照したかどうかを決定し,株価を参照したエージェントのみ, RP_i を P_1 に更新する.こ

のプロセスを t_{100} まで繰り返し, エージェントごとに異なる参照価格を持つようにした.

株価の予測段階は t_{101} 時点から始まる $.t_{101}$ では,各投資家エージェントは株価参照頻度に従って,株価を参照するかどうか決定する . エージェント i が株価を参照する場合には,直前の t_{100} 時点の株価 P_{100} を参照し,エージェント i が持っている参照価格 $RP_{i,100}$ との比較を行う . ここで, P_{100} までは所与の数値としてシミュレーション開始時点で外部から与えられている . 仮に P_{100} が $RP_{i,100}$ よりも高い場合には,エージェント i の主観的 PBR ($PBR_{i,101}$) を 0.01 だけ上昇させる . 逆に低い場合には, $PBR_{i,101}$ を 0.01 低下させる . 次に,エージェント i は BPS 情報を利用して,主観的に妥当と考える株価 $P_{i,101} = BPS_{101} \times PBR_{i,101}$ を算出する . 主観的妥当株価 P_{i} の更新が終わったあと,株価を参照したエージェントは人工市場に発注を行い,需給の均衡する株価 EP_{101} が形成される .

予測の第 2 期目以降では,エージェント i が参照する直近株価として,予測プロセスの中で形成された直前期の株価 EP_{t-1} を利用する.こうした予測プロセスを銘柄ごとに 10 期間繰り返し,2 銘柄の 10 期後までの株価を予測する.

5.5 株価予測の利用

各銘柄の 10 期後までの株価予測が得られた後,これを銘柄選択に用いるという戦略が考えられる.銘柄選択の方法として,予測誤差などを考慮に入れる方法も考えられるが,ここでは最もシンプルに,10 期後までの予測騰落率が高いものを組み入れることとする.そして,予測期間である 10 期間が終了するまで銘柄の入替えは行わず,10 期間後,あらためて将来の株価予測を行うこととする.つまり,銘柄入替えは 10 期に1 度とする.

このような運用戦略に基づき,銘柄選択を行った結果が図4である.ここでは,2銘柄が存在する市場を想定しており,両銘柄のBPS推移は同一としているが,投資家の株価参照頻度が銘柄ごとに異なるため,異なる株価推移を形成している.この2銘柄について,10期間後までの予想騰落率が高い銘柄を選び,運用を行った.なお,エージェントの初期状態を決定するために過去100期分の株価データが必要であったため,予測開始は第101期からとなっている.

運用パフォーマンスは良好である.第 101 期から第 300 期までの 200 期の間に,株価参照頻度が 0.8 である銘柄 1 は 30.1%の下落,株価参照頻度 0.2 とした銘柄 2 は 13.7%の下落となるなか,この運用戦略のパフォーマンスは 1.3%の上昇となった(図 5).

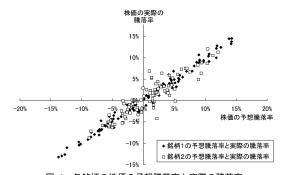


図 4 各銘柄の株価の予想騰落率と実際の騰落率 Fig. 4 Estimated and actual fluctuations of stock prices.



図 5 各銘柄の株価と運用戦略のパフォーマンス

Fig. 5 Performance difference between stock price and the strategy.

5.6 結果の考察

以上のように,本論文でのシミュレーションによる 分析の結果,株価参照頻度と株価騰落率の1次の自己 相関の係数の間には線形の関係があることが確認され た.こうした線形の関係が生じる背景としては,株価 変動に対するエージェントの過剰反応が大きな役割を 果たしている.株価参照頻度が高い状態のとき,株価 上昇局面を考えると, すでに株式を保有しているエー ジェントも株価を参照する確率が高いため,彼らの主 観的な妥当株価は期ごとに高くなっていく傾向がある. この結果,株式の売り注文は高い株価でしか存在しな いことになり,株価の上昇トレンドが維持されやすい. 一方で,株価参照頻度が低い場合には,株式を保有し ているエージェントの主観的な妥当株価は,現在の市 場価格からかけ離れた水準に放置されている可能性が 高い.このため,まれに株価を参照したとき,彼らの 主観的株価が上方修正されたとしても,市場価格に比 較すると依然として低い株価水準である可能性は高い. したがって,株価参照頻度が低い状態では,株価トレ ンドは相対的に生じにくい.

こうした株価変動に対する投資家の過剰反応は,実際の株式市場でも存在するものと考えられる.このこ



図 6 情報通信業の株価指数と株価参照頻度(推計値)

Fig. 6 Price and estimated price reference frequency of the information and communication sector price index.

とを確認するために、現実の株価データとして、東証株価指数における業種指数のうち、時価総額の比較的大きい電気機器、輸送用機器、情報通信、銀行業、小売業の5業種の株価指数データを用いて本研究の手法と同様の分析を行った.その結果、情報通信の株価指数に対する株価参照頻度の推計値は1999年以降、他の業種と比較して顕著に高い値となった(図 6).この時期はハイテクバブルと呼ばれる市況推移の局面にあたり、2年間にわたる情報通信セクタの上昇トレンドが形成された時期と重なる.こうした株価上昇トレンドが形成された時期と重なる.こうした株価上昇トレンドの形成の背景には情報通信セクタに対する投資家の注目度の上昇があったものと考えられ、株価参照頻度の推計値が高いことと整合的である.

なお,本研究では投資家エージェントの初期状態と して同一の株価参照頻度を与えた.これにより,本来 エージェントの属性である参照頻度を銘柄の属性であ るように扱う形となっている.本研究では,複数の銘 柄に対する投資家の注目度が異なる条件下における株 価形成の差異を分析することを目的としていることか ら,このような立場の変換を積極的に利用した.一方 で、それぞれの銘柄が投資家からどの程度注目されて いるかといった各銘柄の属性の部分については、銘柄 数に応じて株式市場の数も増加するという想定の下, 人工市場モデルを複数回動かし、そのつど、エージェ ントの株価参照頻度を変更することで特徴をとらえる こととした.もっとも,投資家エージェントの初期状 態は完全に同一である必要はなく,たとえば,平均 μ , 分散 σ に従う株価参照頻度をエージェントに与える こともできる.その際,株価参照頻度が1以上になる ケースや 0 以下になるケースは当モデルでは扱えない ため,この場合にはそれぞれ1,0を与える.このよ うに各エージェントの初期値を一定値とせずに,一定 の分布として与えた場合の例として, $\sigma = 0.1$ のケー

スを検証したが,株価参照頻度と株価騰落率の1次の 自己相関の係数の間の線形関係という本研究で得られ た結果,および株価参照頻度の推計に大きな影響を与 えないことが確認されている.

6. おわりに

本論文では,投資家が株価を参照することには一定 のコストがかかるという前提の下,投資家がつねに株 価をモニタリングしていない状態を仮定し,株価参照 頻度という考え方を導入した.さらに,投資家は参照 時点の株価が前回参照した株価より上昇(下落)して いるときには,主観的に妥当と考える株価を割高(割 安)に変更するものと仮定した.こうした仮定の下, 人工市場で株価形成を行ったところ,株価参照頻度が 高い銘柄ほど,株価騰落率の1次の自己相関の係数が 大きくなる傾向が認められた.株価参照頻度が高い銘 柄とは,株式市場で注目度が高い銘柄であると考えれ ば,注目度の高い銘柄は株価騰落率の自己相関の係数 が大きくなりやすいということができる. 本論文では 株価参照頻度と株価騰落率の自己相関の関係を利用す ることで,外生的に与えられた株価データから投資家 の株価参照頻度を推計する手法を提案した、そのうえ で,推計結果である株価参照頻度を利用した運用手法 の提案を行い,その有効性を検証した.

今後は、本論文で所与の値を設定している主観的 PBR の変更幅などについても、推計できる手法を研究し、提案手法のさらなる有効性について検証したうえで、現実の株価データを用いた分析などをすすめていく予定である。

参考文献

- Kahneman, D. and Tversky, A.: Prospect Theory An Analysis of Decisions under Risk, Econometrica, Vol.47, pp.263–291 (1979).
- Shefrin, H. and Statman, M.: The Disposition to Sell Winners Too Early and Ride Losers
 Too Long Theory and Evidence, *Journal of Finance*, Vol.XI, No.3, pp.777–790 (1985).
- 3) Benartzi, S. and Thaler, R.H.: Myopic Loss Aversion and the Equity Premium Puzzle, *Quarterly Journal of Economics*, Vol.110, pp.73–92 (1995).
- 4) Barveris, N., Huang, M. and Santos, T.: Prospect Theory and Asset Prices, *Quarterly Journal of Economics*, Vol.464, No.1, pp.1–54 (2001).
- 5) 寺野隆雄:エージェントベースモデリング: KISS 原理を超えて,人工知能学会誌, Vol.18,

- No.6, pp.710-715 (2003).
- 6) 寺野隆雄: エージェント・ベース・モデリングへの 招待, オペレーションズリサーチ, Vol.49, No.3, pp.131-136 (2004).
- Terano, T., Kita, H., Kaneda, T., Arai, K. and Deguchi, H. (Eds.): Agent-Based Simulation, from Modeling Methodologies to Real-World Applications (Springer Series on Agent Based Social Systems), Springer (2005).
- 8) 加藤英明: 行動ファイナンス理論と実証, pp.150-171, 朝倉書店 (2003).
- 9) 高橋大志: 行動ファイナンスとエージェントベースモデル, オペレーションズ・リサーチ, Vol.49, No.3, pp.148-155 (2004).
- 10) 原 章 , 長尾智晴: 自動グループ構成手法 ADG を用いた人工株式市場の構築と解析 , 情報処理学 会論文誌 , Vol.43, No.7, pp.2292-2299 (2002).

(平成 17 年 9 月 29 日受付) (平成 18 年 3 月 2 日採録)



加納 良樹

1992 年早稲田大学政治経済学部 卒業.2000 年青山学院大学大学院 国際政治経済学研究科修士課程修了. 2005 年より東京工業大学大学院総合 理工学研究科知能科学システム専攻

後期博士課程 . 1992 年より三菱 UFJ 投信 (旧山一證 券投資信託委託, UFJ パートナーズ投信) 勤務 . 株式 アナリスト, ファンドマネジャー等の業務に従事 . 日本証券アナリスト協会検定会員 . 米国公認会計士 .



寺野 隆雄(正会員)

1976 年東京大学工学部計数工学 科数理工学コース卒業 . 1978 年同 大学院情報工学専攻科修士課程修了 . 1978~1989 年(財)電力中央研究 所勤務 . 1990~2004 年筑波大学ビ

ジネス科学研究科 . 2004 年より東京工業大学知能システム科学専攻教授 . 工学博士 . 1996 年イリノイ大学ならびにスタンフォード大学客員研究員 . 計算組織理論 , 進化計算 , 人工知能等の研究に従事 . 人工知能学会 , 計測自動制御学会 , 日本 OR 学会 , 電気学会 , 経営情報学会等で理事を歴任 . IEEE , AAAI , ACMの会員 .