

# 資産運用における情報技術の利活用が市場価格に与える影響 —資産評価精度と価格形成に関する計算機シミュレーション分析—

慶應義塾大学大学院経営管理研究科教授 高橋 大志

## 目 次

- はじめに
- 関連研究
- モデル
  - 分析環境
  - 取引可能資産
  - 投資家行動のモデル化
  - 取引価格の決定
- 分析結果
  - 市場における取引価格推移
  - 資産評価精度と市場価格の関連性
  - 調査コストを考慮した場合の投資家のパフォーマンス
- おわりに

## 1. はじめに

近年の情報技術の進展は、われわれの社会・経済活動に影響を与えており、その利活用に関し活発な議論および取り組みが行われている (Frey/Osborne (2017)、Athey (2017))。資産運用分野においても、多くの学術および産業分野と同様に、情報技術の利活用が意欲的に進められており、例えば、実務においても不正検知、審査、需要予測など、様々な取り組みが行われている (金融データ活用推進協会 (2023))。

信託銀行をはじめとする機関投資家は、大規模な設備投資も実施可能であり、人材および組織の面からも高度な専門的知識も保有していることから、最先端の情報技術の成果を取り込んだ分析など様々な先端的な施策の実施が期待される。更に、機関投資家はその規模の大きさなどから、市場における影響力、

市場において果たす役割は大きく、市場に対し直接、間接的に影響を与えることが予想される。

本分析では、投資家の資産評価精度の向上が、資産価格に対して与える影響を明らかにすることを試みる。投資行動が市場にもたらす影響は、個別企業の投資の意思決定などのミクロな挙動と市場全体のマクロな挙動をつなげた分析が必要となる。本分析では、金融市場構造を取り込んだ計算機シミュレーション分析を通じた分析を行う。次章において関連研究に触れたのち、3. モデル、4. 分析結果について説明する。5. は、まとめである。

## 2. 関連研究

資産価格評価分野の分析において用いられている分析手法は、統計、確率過程などをはじめ数多く存在するが、近年関心を集めている手法の一つに機械学習が挙げられ

る。機械学習の中にも数多くの分野が存在しているが、例えば、機械学習を分類する方法として広く用いられているものとして3つのカテゴリー(教師有学習、教師無学習、強化学習)による分類などが存在する(Hastie et al. (2014)、Bishop (2006)、Sutton et al. (1998)、元田ら (2006))。教師有学習は、モデル構築において、教師データが与えられる学習方法であり、例えば、ナイーブベイズ、決定木モデル、サポートベクトルマシンなどの手法が挙げられる(Quinlan (1986)、Cortes et al. (1995))。教師無学習は、教師データが与えられない学習方法であり、例えば、主成分分析、クラスタリングなどが挙げられる。強化学習は、計算機による試行錯誤を通じてよりよい行動ルールの獲得を目指す学習方法である(Sutton et al. (1998)、Watkins et al. (1992))。いずれの方法も盛んに資産運用分野において利活用が進められており、そのような取り組みは、投資活動の効率化に貢献するものと考えられる<sup>(1)</sup>。本分析では、これら情報技術の進展が投資家行動を通じ資産価格に与える影響に焦点を当て分析を行う。

近年の機械学習への関心の高まりとともに、計算機シミュレーションへの関心も高まっている。計算機シミュレーションは、ファイナンス分野においても、リスクの評価などをはじめ、数多くの分析事例が報告されているが(Luenberger (2013)、Glasserman et al. (2005)、Hull (2009)、Hull et al. (1998))、近年、シミュレーションの中に経済構造、社会構造などを取り込んだ報告なども行われている(高橋 (2023))。例えば、Lux et al. (1999)は、多様な投資家が取引をする市場の分析を通じ、現実の価格変動と同様の特徴を有する価格変動が得られることを示している。Takahashi et al. (2003)は、行動ファイナンスに基づく投資家が市場において生き残る可能性を指摘している。また、Value at Risk (VaR) やポートフォリオインシユアランス

などのリスク管理が市場に対し影響を与える可能性を指摘した報告(Takahashi et al. (2004)、Takahashi (2013))や投資家の評価精度と収益性に焦点を当てた報告なども行われている(Takahashi (2012))。また、近年の情報技術の進展を背景とし、将来の情報を高い精度で獲得可能な投資家が存在した場合における市場への影響を議論した報告(高橋 (2019))なども行われている。計算機シミュレーション分析の中に経済構造などを取り込んだ報告は、ファイナンス分野以外においても数多く存在している(Axelrod (1997)、Axtell (2000))。

本研究においても、計算機シミュレーション分析の中に市場参加者が取引を行う市場構造を取り込んだ分析を行う。資産価格形成においてファンダメンタルバリューに基づき投資を行う投資家は重要な役割を果たす。本分析では、ファンダメンタリストの推定誤差が市場価格に与える影響に焦点を当てて分析する。次章において分析に用いたモデルを説明する。

### 3. モデル

資産運用における投資対象を評価する際の評価精度と価格形成の関連性について分析を行う。本分析では、情報獲得能力の向上が資産価格評価精度にもたらす変化が市場に与える影響について、計算機シミュレーションを通じ分析する。次節以降、本研究に用いたモデルについて説明する。

#### 3.1 分析環境

本節では、計算機上に金融市場を構築し分析を行う。市場には複数のタイプの投資家がN人(N=1000)存在し、各自の投資ルールに基づき取引を行う。本分析では、企業のファンダメンタル情報(本分析では企業が生み出すキャッシュフロー)を基に資産価格の見積もりを行うファンダメンタリスト、過去の

資産価格を基に価格の評価および投資の意思決定を行う投資家（トレンド、過去平均、直近の価格）を分析対象とした。

### 3.2 取引可能資産

本市場には、無リスク資産とリスク資産の2種類が存在し、リスク資産としては、企業が発行する株式が一つ存在するものとする。企業は毎期キャッシュフローを生み出しており、キャッシュフロー ( $CF_t$ )は、 $CF_t = CF_{t-1} \cdot (1 + \sigma_{CF} \cdot \varepsilon_t)$ の過程（ただし、 $\varepsilon_t \sim N(0,1)$ ）に従い発生するものとし（O'Brien (1988)）、株式取引は当期キャッシュフロー公表後に行われるものとする。なお、ファンダメンタリストは、キャッシュフローが発生する過程は知っているものとする。本市場の投資家は、原則として無限に貸借が可能であり、初期の保有資産は全ての投資家について共通のものとする（無リスク資産1000、株式1000からなるポートフォリオを保有）。また、本市場の投資家は、1期間モデルにより投資の意志決定を行うものとし、投資比率の基準となるベンチマークには、初期時点 ( $t=0$ ) において無リスク資産1000、株式1000からなるポートフォリオのバイアンドホールドを採用するものとする。本稿では、全ての投資家が同じベンチマークを採用するものとして分析を行う<sup>(2)</sup>。次節において、投資家のモデル化について説明を行う。

### 3.3 投資家行動のモデル化

投資家は、平均分散モデルに基づき投資の意思決定を行う。本分析では、平均分散モデルの枠組みの中で、株式市場の内包する見通しに、各投資家の保有する市場の見通しを反映した意思決定が可能なモデルを分析に採用する（Black et al. (1992)、Luenberger (2013)）。当モデルは、一般的な平均分散モデルの有する課題を一部緩和したものであり、その有用性から機関投資家などにおいても関心を集めているモデルの一つである。

本分析では投資家の見通しとして、ファンダメンタリストおよび過去の資産価格を基に価格の評価および投資の意思決定を行う投資家（トレンド、過去平均、直近の価格）の4つのタイプの投資家を取り扱う。当モデルの投資家は、市場の内包する市場見通し ( $r_t^{im}$ )と、各投資家の保有する市場見通し ( $r_{t+1}^{f,i}$ )から、株式の期待収益率 ( $r_{t+1}^{int,i}$ )を算出し、投資家の効用関数 ( $f(w_t) = r_{t+1}^{int,i} \cdot w_t + r_f \cdot (1 - w_t) - \lambda \cdot (\sigma_{t-1}^s)^2 \cdot (w_t)^2$ )を最大化するように、株式の投資比率の決定 ( $w_t$ )を行う。ここで、 $\sigma_{t-1}^s$ は株式のリスク（本分析では、直近100ステップのヒストリカルボラティリティ ( $\sigma_{t-1}^h$ )から推定）、 $\lambda$ は投資家のリスク回避度、 $r_f$ はリスクフリーレート、 $r_t^{im} = 2 \cdot \lambda \cdot (\sigma_{t-1}^s)^2 \cdot W_{t-1} + r_f$ は、株式市場の内包する見通し、 $r_{t+1}^{f,i} = ((P_{t+1}^{f,i} + CF_{t+1}^{f,i}) \cdot (P_t)^{-1} - 1) \cdot (1 + \sigma_n \cdot \varepsilon_t)$ は各投資家の保有する市場見通し、 $r_{t+1}^{int} = (r_t^{im} \cdot c^{-1} \cdot (\sigma_{t-1}^s)^{-2} + r_{t+1}^{f,i} \cdot (\sigma_{t-1}^s)^{-2}) \cdot ((c^{-1} \cdot (\sigma_{t-1}^s)^{-2} + (\sigma_{t-1}^s)^{-2})^{-1})$ は期待収益率、 $W_{t-1}$ はベンチマークにおける株式比率、 $\sigma_n$ は市場見通しのばらつき（標準偏差）、 $\varepsilon_t$ は $\varepsilon_t \sim N(0,1)$ に従い発生する乱数である。

ファンダメンタリストは、キャッシュフローが発生する過程を知っていることから  $P_{t+1}^f = (CF_t) \cdot \delta^{-1}$ 、 $CF_{t+1}^f = CF_t$ と次期の株式価格を見積もるものとする。他のタイプの投資家は、過去の資産価格の情報を基に次期の株式価格の評価を行う（トレンド（直近10ステップ）、過去平均（直近10ステップ）、直近の価格）。本モデルでは、同じ予測タイプの投資家でも詳細な見通しは異なることを反映し、同じタイプの株式価格見積もり方法を採用していたとしても投資家毎に市場見通しのばらつき ( $\sigma_n$ )があるものとした。

### 3.4 取引価格の決定

取引価格は、株式の需要と供給が一致する価格に決定される。株式の発行数は分析期間中一定であるので、株式の供給量は常に一定

であるに対し、需要については、取引価格により変化する。需要と供給の一致は、株式の需要が取引価格の変化により調整されることにより達成される( $\sum_{i=1}^M F_t^i \cdot w_t^i \cdot (P_t)^{-1} = N$ )。なお、 $F_t^i$ はt期における投資家iの保有する資産総額、Mは投資家数、Nは発行株式数である。

## 4. 分析結果

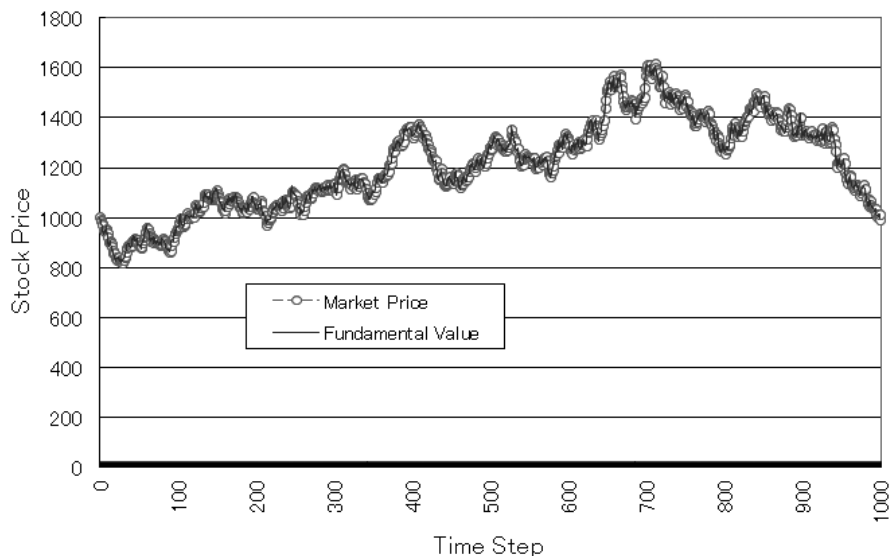
### 4.1 市場における取引価格推移

はじめに、ファンダメンタリスト (Fundamentalist) と直近の価格を基に株式価格の見積もりをする投資家 (Latest) が同数存在する市場を分析する。本分析における投資家の市場見通しのばらつき (評価誤差) は、 $\sigma_n = 10\%$ とした。図1は、市場において取引を行う場合の価格の推移を示したものである。図中の横軸は時間、縦軸は価格を示している。価格推移は、ファンダメンタルバリュー (Fundamental Value) と市場価格 (Market Price) の2種類の価格系列を示している。初

期時点 ( $t=0$ ) におけるファンダメンタルバリューは1000程度であり、その後、やや価格は低下した後上昇し、時点700あたりで価格の水準は1600程度となった後、価格水準は低下している。市場価格は市場内における投資家の取引の結果その水準が決まるが、図より、市場価格の水準はファンダメンタルバリューの水準とほぼ同水準であることを確認できる。図1の価格推移にて、各時点における市場価格のファンダメンタルバリューからの乖離率を計算し、期間全体の平均を計算すると、0.00526 (0.526%) であり、市場価格のファンダメンタルからの乖離の程度は1%以内となっていることを確認できる。

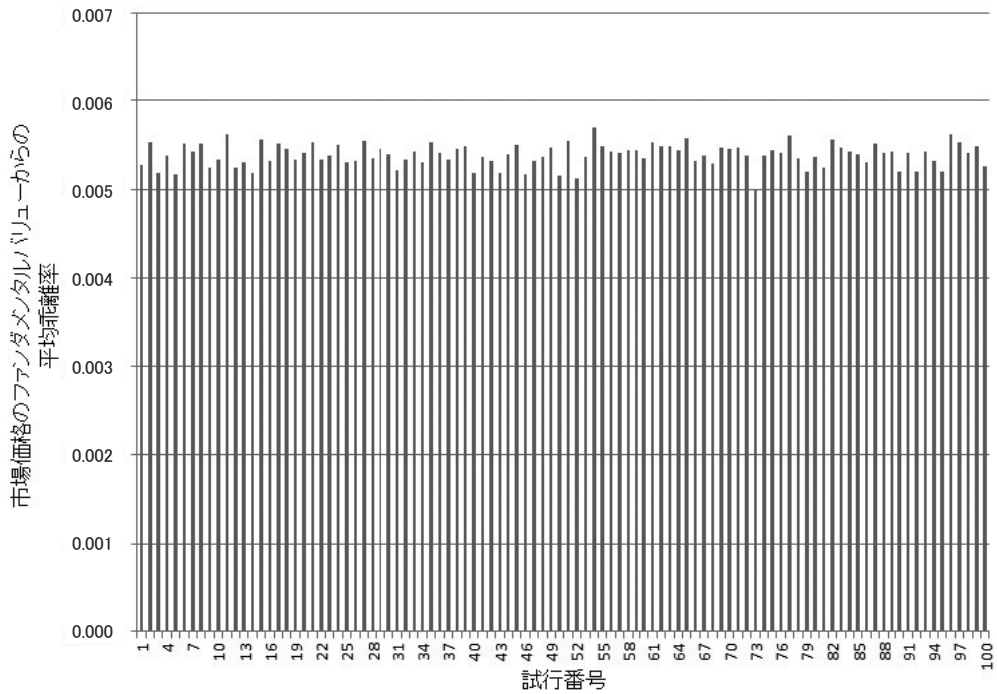
図2は、同条件における計算機シミュレーションを複数回実施し、各試行における市場価格のファンダメンタルバリューからの乖離率を示したものである。試行毎に乖離率は異なったものとなっているが、その値は、0.005から0.006の間に入っており、乖離率の水準は小さいことを確認できる。全試行の平均は、0.00539 (0.539%) であった。

図1 取引価格推移



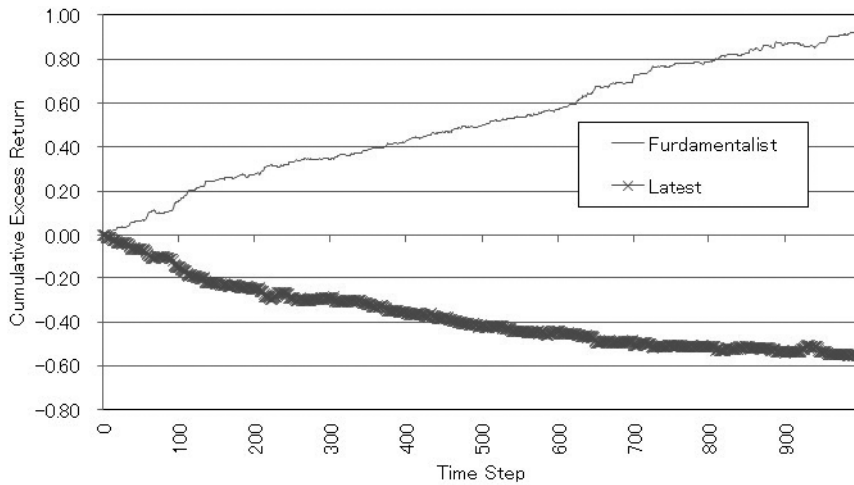
(ファンダメンタリスト：直近の価格に基づき見積もる投資家 =500：500の場合)

図2 市場価格のファンダメンタルバリューからの平均乖離率



(ファンダメンタリスト：直近の価格に基づき見積もる投資家 = 500 : 500の場合)

図3 各タイプの投資家の平均累積超過リターンの推移



(ファンダメンタリスト：直近の価格に基づき見積もる投資家 = 500 : 500の場合)

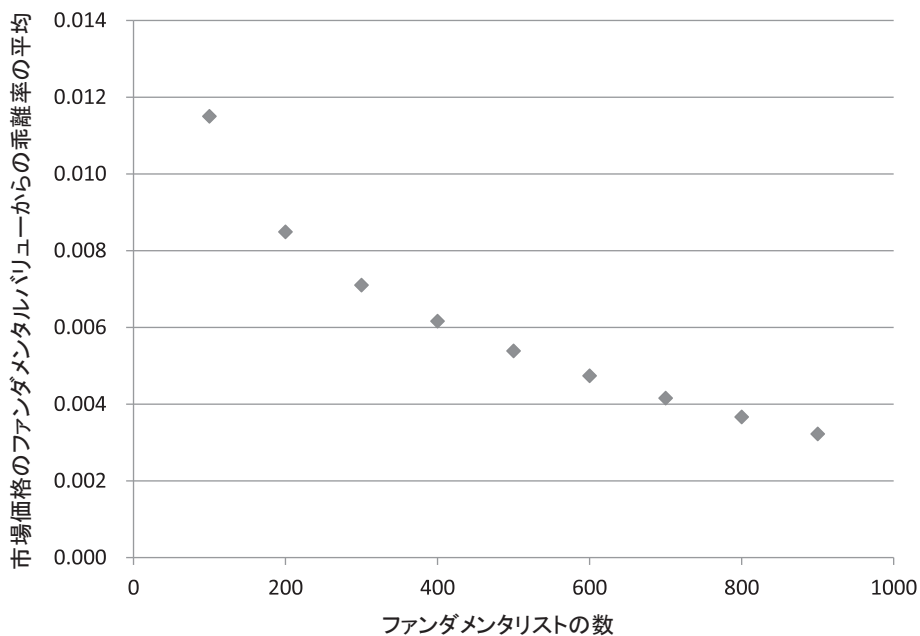
図3は、図1と同じ試行における各タイプの投資家の投資パフォーマンスの平均値の推移を示したものである。図中の各線は、ベンチマークに対する各投資家の累積超過収益率の推移を示している。なお、ベンチマークは、初期時点において株式と無リスク資産が同比率にて構成されるポートフォリオのバイアンドホールドとした。図より、ファンダメンタリストが投資活動を通じてプラスの累積超過収益を獲得していることを確認できる。本分析条件では、市場価格はファンダメンタルバリュースタンドの水準に近い値になっているが、このような市場環境は、ファンダメンタリストのポジティブな投資パフォーマンスに貢献している要因の一つとして挙げられる<sup>(3)</sup>。

図1から図3に示した分析は、ファンダメンタリストの数を500とした場合の結果を示しているが、市場参加者におけるファンダメンタリストの構成比率により、市場価格の水準は影響を受ける可能性がある。例えば、市

場参加者におけるファンダメンタリストの構成比率が増加すると市場価格はファンダメンタルバリュースタンドの値に近くなることが予想される。一方、ファンダメンタリストの構成比率が低下するとファンダメンタルバリュースタンドからの乖離率は大きくなることが予想される。

図4は、市場におけるファンダメンタリストの数が変化した場合における市場価格のファンダメンタルバリュースタンドからの平均乖離率を示したものである。図4の横軸はファンダメンタリストの数、縦軸は市場価格のファンダメンタルバリュースタンドからの乖離率の平均である。なお、図4は、試行回数100の平均の値を示している。ファンダメンタリストの数が100の場合における乖離率の水準は、0.010（1.0%）から0.012（1.2%）の間と本分析内においては相対的に高い乖離率であるのに対し、ファンダメンタリストの割合が多くなるに従い、乖離率の水準は低下していることを確認できる。ファンダメンタリストの数が

図4 市場価格のファンダメンタルバリュースタンドからの平均乖離率



(ファンダメンタリストの数 (100-900))

900におけるファンダメンタルバリューからの乖離率は、0.002 (0.2%) から0.004 (0.4%) の間と低い水準となっていることを確認できる。

本分析では、ファンダメンタリストの構成比率と市場価格のファンダメンタルバリューからの乖離の関連性について分析を行った。本分析は、投資家が市場価格に与える影響の定量的な評価方法の選択肢の一つを示すものである。

#### 4.2 資産評価精度と市場価格の関連性

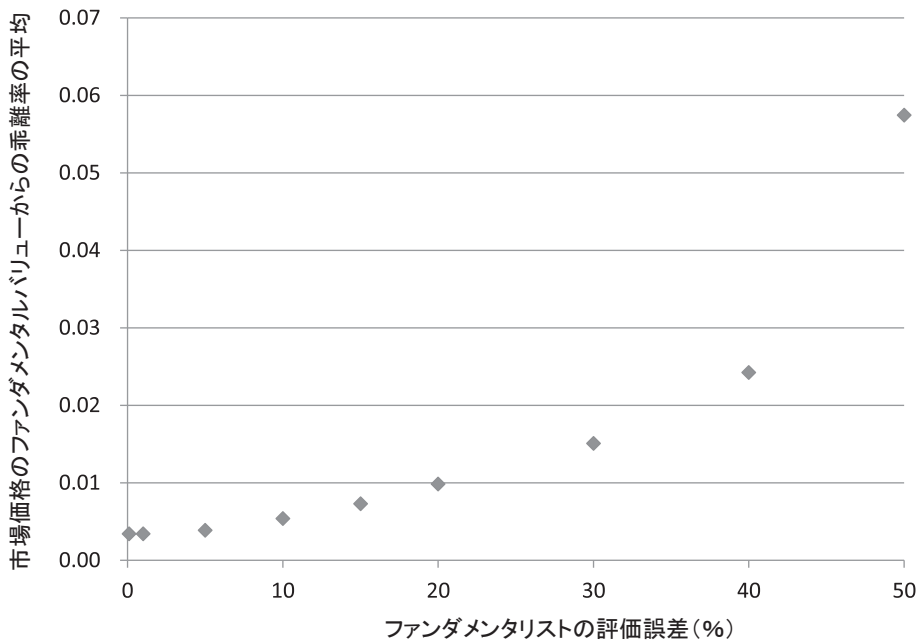
資産価格の評価において投資家による情報技術の有効な利活用は、評価精度の向上に寄与する可能性がある。前節の分析においてファンダメンタリストの価格評価における市場見通しのばらつき (評価誤差) ( $\sigma_n$ ) は一定として分析を行ったが、本節においては投資家の評価における市場見通しのばらつきが変化した場合の影響について分析を行う。

#### 4.2.1 2タイプの投資家が取引をする場合

はじめに、ファンダメンタリスト (Fundamentalist) と直近の価格を基に株式価格の見積もりをする投資家 (Latest) が同数存在し、市場において取引を行う場合の価格の推移を分析する。本分析ではファンダメンタリストの評価における市場見通しのばらつき (評価誤差) を、相対的に小さい場合から大きい場合へと段階的に変化させ、各条件における市場価格のファンダメンタルバリューからの乖離率について確認する。なお、他の投資家の条件は一定とした。

図5は、ファンダメンタリストの評価における市場見通しのばらつき (評価誤差) ( $\sigma_n$ ) と市場価格のファンダメンタルバリューからの平均乖離率の関係を示した結果である。図中の横軸はファンダメンタリストの評価精度の水準 (右に行くほど評価精度は悪化)、縦軸は市場価格のファンダメンタルバリューからの平均乖離率を示している。ファンダメン

図5 市場価格のファンダメンタルバリューからの平均乖離率



(ファンダメンタリストの見積み誤差 (0.1-50))

タリストの評価誤差は、相対的に小さい条件（0.1%）から大きい条件（50%）の複数の水準にて分析を実施している<sup>(4)</sup>。また、各条件における試行回数は100回とし、各条件における平均を図に記している。図より評価誤差が相対的に小さい条件（0.1%）においては0.00から0.01の間の乖離率となっており、市場価格はファンダメンタルバリューと相対的に近い値となっていることを確認できる。一方、評価誤差が大きくなるに従い乖離率は大きくなっており、例えば、評価誤差が最も大きな条件（50%）においては、市場価格のファンダメンタルバリューからの乖離率が、0.06（6.0%）近い水準となっている。

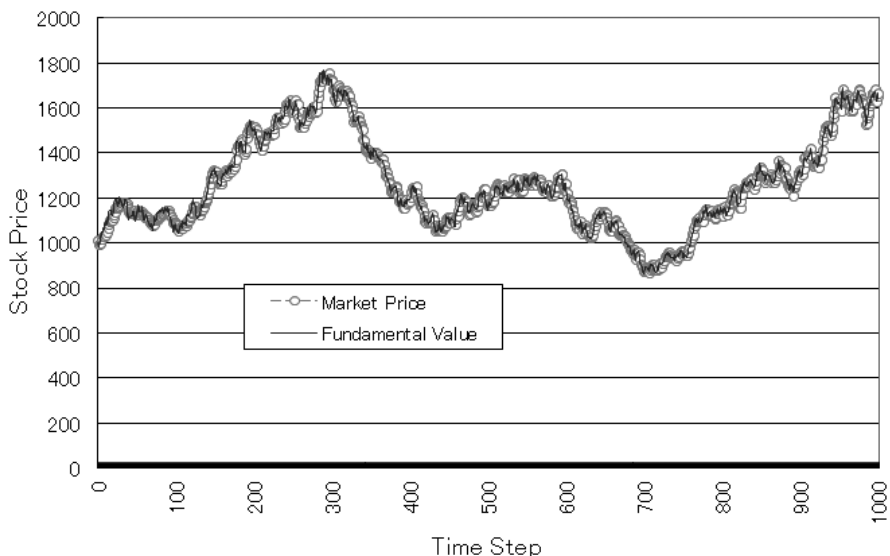
#### 4.2.2 4タイプの投資家が取引をする場合

市場においては、数多くのタイプの投資家が存在する。前節では、2タイプの投資家が取引をする条件において分析を行ってきたが、本分析では、分析対象とする投資家のタイプ数を増やし、4つのタイプの投資家が取引をする市場を分析する。本節では、ファン

ダメンタリスト（Fundamentalist）、直近の価格を基に株式価格の見積もりをする投資家（Latest）、過去の10日間のトレンドに基づき株式価格の見積もりをする投資家（Trend（10days））、過去の10日間の価格平均に基づき株式価格の見積もりをする投資家（Average（10days））が同数存在する条件にて分析を実施した。

図6は、価格の推移を示したものである。図1と同様、図中の横軸は時間、縦軸は価格を示しており、価格推移は、ファンダメンタルバリュー（Fundamental Value）と市場価格（Market Price）の2種類の価格系列を示している。初期時点（ $t=0$ ）における価格は1000程度であり、その後、価格は上昇し、時点250を過ぎたあたりで価格の水準は1800近くとなった後、価格水準は一度低下し、その後上昇し、最終的には時点1000あたりで1600程度の価格水準となっている。図より、本条件においても、図1と同様に、市場価格の水準はファンダメンタルバリューの水準とほぼ同水準であることを確認できる。図4の

図6 取引価格推移



（4タイプの投資家が同じ比率の場合）



価格推移にて、各時点における市場価格のファンダメンタルバリューからの乖離率を計算し、期間全体の平均を計算すると、0.00837 (0.837%) であり、市場価格のファンダメンタルからの乖離の程度は、図1と同様に1%以内となっていることを確認できる。

図7は、図6と同じ試行における各タイプの投資家の投資パフォーマンスの平均値の推移を示したものである。図中の推移は、図3と同様にベンチマークに対する各投資家の累積超過収益率の推移を示している。図より、本条件においてもファンダメンタリストが投資活動を通じてプラスの累積超過収益を獲得していることを確認できる。

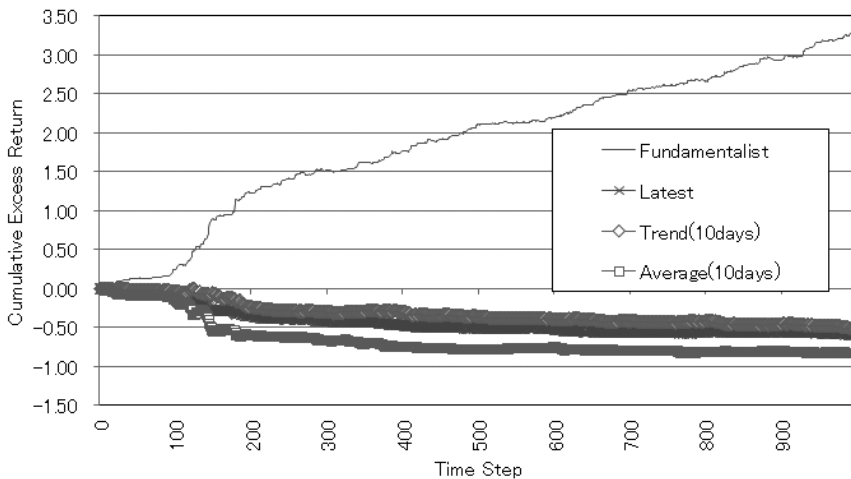
図8は、4タイプの投資家がいる市場におけるファンダメンタリストの評価における市場見通しのばらつき（評価誤差）と市場価格のファンダメンタルバリューからの平均乖離率の関係を示した結果である。図中の横軸はファンダメンタリストの評価誤差の水準、縦軸は市場価格のファンダメンタルバリューからの平均乖離率を示している。本分析では、ファンダメンタリストの評価誤差は、相対的

に小さい条件 (0.1%) から悪い条件 (30%) の各水準にて分析を実施している。各条件における試行回数は100回とし、各条件における平均を図に記している。図より評価誤差が相対的に小さい条件 (0.1%) においては0.00から0.01の間の乖離率となっており、市場価格はファンダメンタルバリューと相対的に近い値となっていることを確認できる。一方、評価誤差が大きくなるに従い乖離率は大きくなっており、例えば、評価誤差が最も大きな条件 (30%) においては、市場価格のファンダメンタルバリューからの乖離率は、0.07 (7.0%) 程度の水準となっている。投資家のタイプが多くなった条件においても、ファンダメンタリストの評価における市場見通しのばらつき（評価誤差）と資産価格の乖離率の間に密接な関連性を確認できる。

### 4.3 調査コストを考慮した場合の投資家のパフォーマンス

ファンダメンタリストが資産評価を行う際には、調査のために一定のコストが発生することが予想される。評価のためのプロセスは、

図7 各タイプの投資家の平均累積超過リターンの推移



(4タイプの投資家が同じ比率の場合)

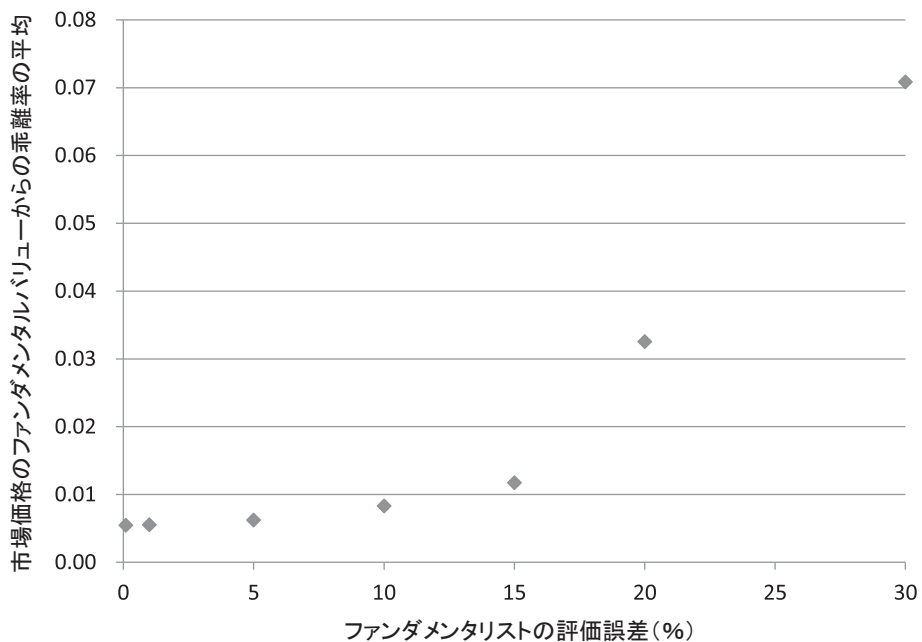
定性的なもの、定量的なもの様々な選択肢が想定されるが、例えば、情報技術の利活用を通じたデータ分析などでは、分析のための環境構築やアルゴリズムの構築などのコストや分析対象となるデータの取得などにもコストが発生する可能性がある。このようなコストは、投資家のパフォーマンスにネガティブな影響をもたらすことが予想される。本分析では、ファンダメンタリストの調査コストとパフォーマンスに焦点を当て両者の関連性について分析を行う。

はじめに、ファンダメンタリストと直近の価格に基づき資産価格の評価を行う投資家が同数存在する条件において分析を行った。図9は、ファンダメンタリストの調査コストと平均累積超過収益率の関係を示したものである。調査コストは、每期発生するものとし、相対的に低コスト（0%）の条件から高コストの条件（0.15%）、それぞれについて分析を実施している。各条件における試行回数

は100回とし、各条件における平均を図に記している。図よりコストが相対的に小さい条件（0.0%）においては、ファンタメンタリストの時点1000における累積超過収益率の平均は、0.08から1.00の間と高い水準となっていることを確認できる。一方、調査コストが大きくなるに従いパフォーマンスは低下しており、例えば、コストが最も高い条件（0.15%）においては、ファンダメンタリストの平均累積超過収益率はマイナスの水準となっている。

図10は、投資家タイプが4タイプに増えた条件にて同様の分析を行った結果である。本分析ではファンダメンタリスト（Fundamentalist）、直近の価格を基に株式価格の見積もりをする投資家（Latest）、過去の10日間のトレンドに基づき株式価格の見積もりをする投資家（Trend（10days））、過去の10日間の価格平均に基づき株式価格の見積もりをする投資家（Average（10days））が同

図8 市場価格のファンダメンタルバリューからの平均乖離率



(ファンダメンタリストの見積もり誤差 (0.1-30))

数存在する条件にて分析を実施した。各条件における試行回数は100回とし、各条件における平均を図に記している。図よりコストが相対的に小さい条件（0.0%）においては、ファンダメンタリストの時点1000における累積超過収益率の平均は、3.0から3.5の間と高い水準となっている一方、調査コストが大きくなるに従いパフォーマンスは低下していることを確認できる。

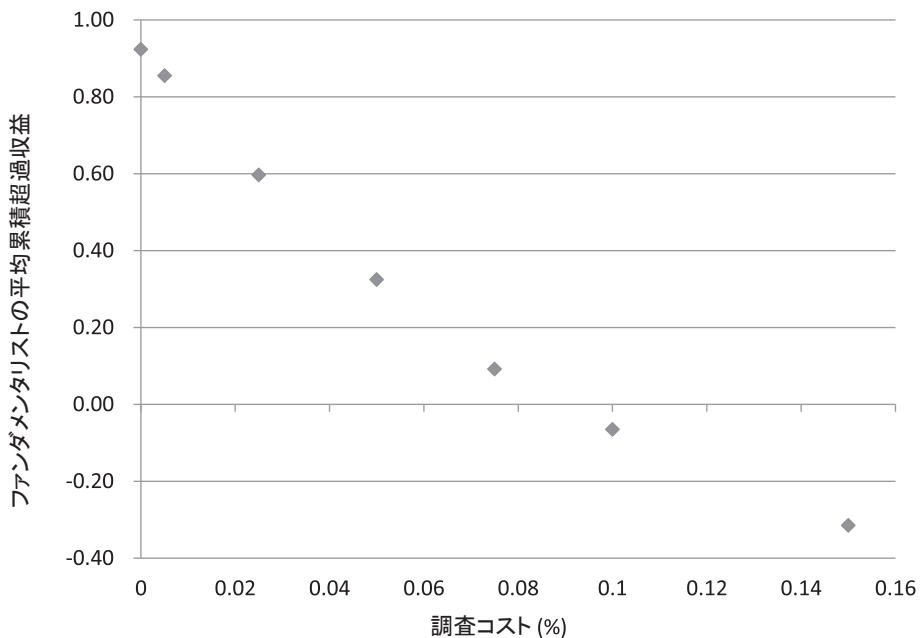
資産運用実務の投資パフォーマンスを考慮する際に、投資評価に必要となるコストは重要な役割を果たす。本分析は、計算機シミュレーション分析を通じ、調査コストを考慮した分析を実施したものであり、今後の広範な応用可能性を示すものである。

### 5. おわりに

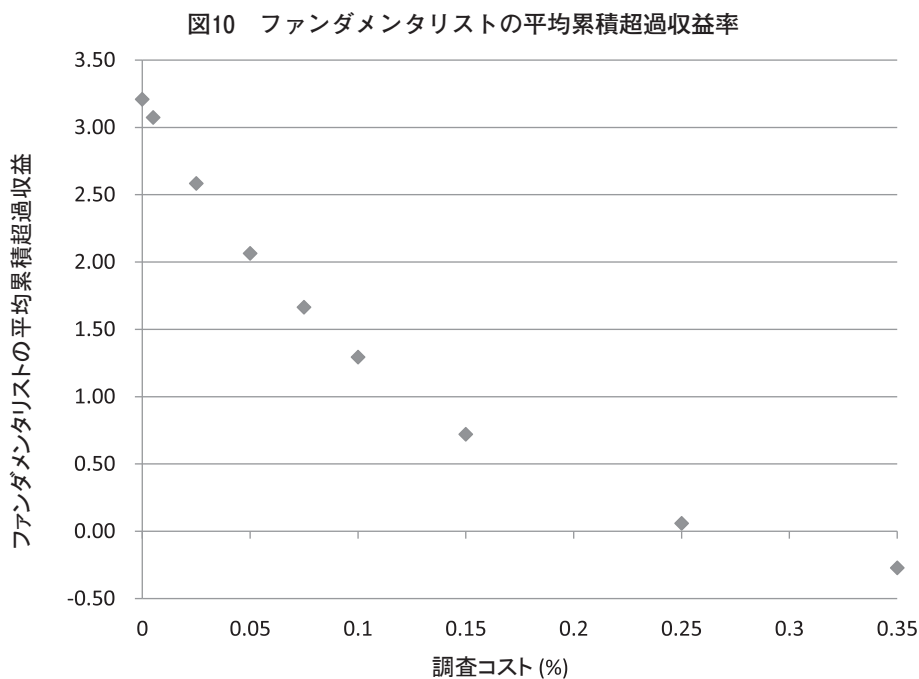
本分析では、投資家の資産評価精度の向上が、資産価格に対して与える影響を明らかに

することを試みた。市場に参加する投資家が市場にもたらす影響は、個々の投資家行動といったミクロな挙動と市場全体のマクロな挙動をつなげる分析が必要であるが、本分析では、金融市場構造を取り込んだ計算機シミュレーションを通じ分析を行った。情報技術が市場にもたらす影響は多くの視点が挙げられるが、本分析では、資産価格形成に重要な役割を果たすファンダメンタリストの推定誤差が市場価格に与える影響に焦点を当てて分析した。分析の結果、本分析にて扱った条件においてファンダメンタリストの推定精度の改善（推定誤差の低下）は、市場価格のファンダメンタルバリューからの乖離を抑制すること、調査コストなど投資活動に関連するコストと投資パフォーマンスに密接な関連性があることを見出した。本研究では、分析を通じ資産運用分野における資産評価精度と価格形成に関する知見を得るとともに、資産運用に関する分析手法として金融市場構造を取り込

図9 ファンダメンタリストの平均累積超過収益率



(2タイプ、調査コスト (0-0.15))



(4タイプ、調査コスト (0-0.35))

んだ計算機シミュレーション分析が選択肢の一つとして挙げられる可能性を示した。本分析では、基礎的な条件下での分析を行ったが、詳細な分析は今後の課題である。

## 謝 辞

本研究は、信託協会から信託研究奨励金を受けて実施した研究プロジェクト（タイトル「信託銀行の資産運用における情報技術の活用に関する研究」）の成果の一部である。ここに記して感謝したい。

## 【参考文献】

- Frey, C. B., and Osborne, M. A. (2017). The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation?, *Technological forecasting and social change*, 114, pp.254-280.
- Athey, S. (2017). Beyond prediction: Using big data for policy problems, *Science*, 355,

pp.483-485.

- 金融データ活用推進協会 (2023)。金融 AI 成功パターン、日経 BP。
- Hastie, T., Tibshirani, R., and Friedman, J. (2014). *The Elements of Statistical Learning Data Mining, Inference, and Prediction Second Edition*, Springer.
- Bishop, C.M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer.
- Sutton, R.S., and Barto, A.G. (1998). *Introduction to reinforcement learning*, MIT press.
- 元田浩、津本周作、山口高平、沼尾正行 (著)、(2006)。データマイニングの基礎、オーム社。
- Quinlan, J.R. (1986). Induction of decision trees, *Machine Learning*, 1(1), pp.81-106.
- Cortes, C., and Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, 20(3), pp.273-297.

- Watkins, C.J., and Dayan, P. (1992). Q-learning. *Machine learning*, 8, pp.279-292.
- Luenberger, D.G. (2013). *Investment Science* Second, Edition, Oxford University Press.
- Glasserman, P., and Li, J. (2005). Importance sampling for portfolio credit risk, *Management science*, 51(11), 1643-1656.
- Hull, J.C. (2009). *Options, Futures, and Other Derivatives*, Pearson Education, Inc., 2009.
- Hull, J.C. and White, A. (1988). The use of the control variate technique in option pricing, *Journal of Financial and Quantitative analysis*, 23(3), 237-251.
- 高橋大志 (2023)。人工知能・概観 —機械学習、自然言語処理、計算機シミュレーションおよび関連トピック—、証券アナリストジャーナル、9、61、pp.6-15。
- Lux, T., and Marchesi, M. (1999). Scaling and criticality in a stochastic multi-agent model of a financial market, *Nature*, 397 (6719), 498-500.
- Takahashi, H., and Terano, T. (2003). Agent-based approach to investors' behavior and asset price fluctuation in financial markets. *Journal of artificial societies and social simulation*, 6(3).
- Takahashi, H., Terano, T. (2004). Analysis of Micro-Macro Structure of Financial Markets via Agent-Based Model: Risk Management and Dynamics of Asset Pricing, *Electronics and Communications in Japan*, pp.38-48, no.7, Vol.87.
- Takahashi, H. (2013). Analyzing the influence of value at risk on financial markets through agent-based modeling, *International Journal of Knowledge-Based and Intelligent Engineering Systems*, No.4, vol.17, pp.257-266.
- Takahashi, H. (2012). An Analysis of the Influence of dispersion of valuations on Financial Markets through agent-based modeling, *International Journal of Information Technology & Decision Making*, vol.11, issue 1, pp.143-166 DOI: 10.1142/S0219622012500071
- 高橋大志 (2019)。情報技術の進展と資産運用、証券アナリストジャーナル、7、57、pp.55-60。
- Axelrod, R. (1997). *The Complexity of Cooperation -Agent-Based Model of Competition and Collaboration*, Princeton University Press.
- Axtell, R. (2000). *Why Agents? On the Varied Motivation For Agent Computing In the Social Sciences*, the Brookings Institution Center on Social and Economic Dynamics Working Paper, November, No. 17.
- O'Brien, P. (1988). Analysts' Forecasts as Earnings Expectations, *Journal of Accounting and Economics*, January, pp.53-83.
- Black, F. and Litterman, R. (1992). Global Portfolio Optimization, *Financial Analysts Journal*, September-October, pp.28-43.

**【注】**

- (1) 例えば、高橋（2023）は、ファイナンスと人工知能分野の共通点などに関し議論を行っている。
- (2) 投資家毎に異なるベンチマークを採用している場合などや保有資産総額が異なる場合の分析については、今後の課題として挙げられる。

- (3) 本分析では、ファンダメンタリストが、プラスの累積超過収益率を獲得しているが、異なる市場環境では、本分析とは異なる傾向を確認できる。詳細な分析は今後の課題である。
- (4) 本分析では、比較参考のため極端な条件も含めた分析を実施している。

**Appendix**

本節においては、本論文において設計した金融市場の主要なパラメータの一覧を記す。各パラメータの説明およびその値について示す。

M	投資家の数 (1000)
N	発行株式数 (1000)
$F_t^i$	t期における投資家iの総資産額 ( $F_0^i=2000$ : 共通)
$W_t$	t期におけるベンチマークの株式比率 ( $W_0=0.5$ )
$w_t^i$	t期における投資家iの株式への投資割合 ( $w_0^i=0.5$ : 共通)
$CF_t$	t期に発生したキャッシュフロー ( $CF_0=0.5$ )
$\sigma_{CF}$	キャッシュフロー変動の標準偏差 ( $0.2 \cdot 200^{-0.5}$ )
$\delta$	株式の割引率 ( $0.1 \cdot 200^{-1}$ )
$\lambda$	投資家のリスク回避度 (1.25)
c	分散調整係数 (0.01)
$\sigma_n$	投資家の価格評価における市場見通しのばらつきの程度
$r_t^{im}$	t期における市場の内包する市場見通し
$\sigma_t^s$	株式変動の標準偏差の推定値
$\sigma_t^h$	株式のヒストリカルボラティリティ
$P_t$	t期における取引価格

(たかはし・ひろし)