

学会賞

人々の心理が株価を動かす

— センチメント分析のパーソナルファイナンスへの応用

Does Market Sentiment Move Stock Prices? Applying Sentiment Analysis to Personal Finance

中央大学大学院国際会計研究科 石島 博 / *Hiroshi ISHIJIMA*
株式会社サイバーエージェント・技術本部秋葉原ラボ 数見 拓朗 / *Takuro KAZUMI*

キーワード (Key Words)

センチメント分析 (Sentiment Analysis), 自然言語処理 (Natural Language Processing),
資産価格評価 (Asset Pricing)

〈要 約〉

デフレ脱却へ向けた経済・金融・年金政策や、企業価値向上のための経営戦略が大きな論争となる一方、東芝を始めとする不正会計問題、欧米の政治政策の大転換や日本の近隣諸国を巡る地政学リスクも問題となる中で、人々の心理や経済・経営活動の雰囲気と解される「センチメント」が注目されている。センチメントは、統計データのように定量化されたものではなく、本来、見えざる定性的なものに過ぎない。そこで、本研究では、センチメントを計量化し、「見える化」した新たな独自の指標として定義することを試みる。具体的には、(1) 過去34年分、つまり10,563日分の日本経済新聞すべての見出しと記事というビッグ・テキスト・データを利用し、(2) 近年進展が目覚ましい自然言語処理分野の成果をパーソナルファイナンスに応用することにより、日本の経済状態を表す指標を構築する。これをセンチメント・インデックスと名付ける。その上で、このインデックスが株価や不動産価格に対して、持続的かつ頑健な予測可能性を有することを実証する。さらに、本研究で得られた成果を、手軽にパーソナルファイナンスへ応用できるように、過去34年間分の日次および月次のセンチメント・インデックスを公開するとともに、より精度の高いインデックスへの継続的な研究・開発について言及する。

目 次

- | | |
|--------------------------------------|---|
| 1. はじめに | 4.3 様々な資産価格の予測可能性 |
| 2. 本研究の背景と位置付け | 4.4 アウトサンプルでの株価の予測可能性 |
| 3. センチメント・インデックスの構築 | 5. パーソナルファイナンスにおけるセンチメント分析の応用 |
| 3.1 形態素解析 | 5.1 ニュースの種類を限定したセンチメント・インデックス |
| 3.2 センチメント辞書 | 5.2 センチメント・インデックスの公開 |
| 3.3 センチメントの計量 | 6. まとめ |
| 3.4 構築する日次センチメント・インデックスの特徴 | |
| 3.5 歴史的な出来事の前後におけるセンチメント・インデックスの振る舞い | 1. はじめに |
| 4. 実証分析 | 個人の資産運用において、あるいは、その適切なアドバイスを行うことが最も重要な仕事の一つであるファイナンシャル・プランナーにとって、投資対象である金融資産や不動産の価格を理解す |
| 4.1 モデル | |
| 4.2 株価の予測可能性 | |

ることは大きな意義を持つ。

近年の我が国の投資環境を概観してみれば、アベノミクスに主導されるデフレ脱却へ向けた経済・金融・年金政策や、伊藤レポート（2014）に代表される企業価値向上のための経営戦略が大きな論争となっている。一方、東芝を始めとする不正会計問題、欧米の政治政策の大転換や日本の近隣諸国を巡る地政学上の問題も、我が国の投資環境に大きな影響を与えている。

時々刻々と目まぐるしく変化する投資環境にあっては、人々の心理や経済・経営活動の雰囲気と解される「センチメント」が我が国の景気を左右し、そうした景気が直に反映されるのは市場における資産価格であろう。したがって、パーソナルファイナンスにおいて重要な意義を持つ、金融資産や不動産の価格を理解するためにも、センチメント分析は大きな可能性を持っている。そのためセンチメント分析は近年、経済・金融・年金政策や経営戦略をはじめとして、様々な分野の学術と実務の双方において、ますます多くの関心を引いている。

しかし、一口にセンチメント分析と言っても、それは非常に困難である。なぜか？

なぜなら、人々の心理や経済・経営活動の雰囲気を意味するセンチメントや、それが反映された景気は見えざるものだからである⁽¹⁾。

つまり、人々のセンチメントを計量化し「見える化」する必要がある。センチメントの定量化にはいくつかのアプローチが考えられる。既存のアプローチは、アンケート調査によって人々が感じている景況感を調べ、数値化する試みである。例えば、消費者や企業経営者へのアンケート調査を集計したものとして、内閣府による景気ウォッチャー調査、日銀短観、ミシガン大学消費者信頼感指数などが挙げられる。こうした指数は、公的機関により調査され、長年にわたり蓄積されているという利点がある。一方で、公表までに時間を要するという欠点がある。

ここで、投資対象とする市場での金融資産価格を考えてみると、時々刻々とグローバルに配信される経済・企業・政治・社会に関するニュースや、それを人々がどのように受け取ったかというセンチメントなど、ありとあらゆる最新の情報が瞬時に反映されて、金融資産価格は変動する。

そこで、本研究では、このような特徴を持つ金

融資産価格をより深く理解すべく、人々のセンチメントを計量化し、見える化する新たなアプローチとして、毎日発行される日本経済新聞（日経）の記事に反映されるセンチメントを日次インデックスとして構築する方法を提案する。その上で、構築するセンチメント・インデックスが、市場における金融資産価格、とりわけ株価やJ-REIT価格、そして不動産価格を予測し得るのか、1981年から2014年までの34年間にわたり、日次と月次ベースで詳細に実証する。

本論文は、以下のように構成される。第2節では、関連する先行研究との比較において本研究の位置づけを述べる。第3節では、センチメント・インデックスの構築方法の詳細を記す。第4節では、センチメント・インデックスが金融資産や不動産の価格を説明し得るかどうかを分析するモデルを示した上で、実証分析の結果を記す。第5節では、センチメント分析のパーソナルファイナンスへの応用について述べる。第6節でまとめをする。

2. 本研究の背景と位置付け

近年、学術的にも産業応用としてもセンチメント分析が注目されている。センチメントとは、景気全般や社会心理を漠然と表すものであると解される。これを分析することは、経済やマーケットをより深く理解する助けとなる。

資本市場・証券市場などを念頭においたセンチメントを、「市場センチメント」と呼ぶことにしよう。これについて背景となる議論を以下に概観してみる。そもそも近年の市場センチメントについての関心は、市場の合理性の仮定についての賛否を起点にしている。効率的市場仮説によれば、情報は市場全体に極めて効率的に平等に広がり、それゆえ、リスクを勘案して合理的に予想される投資リターン以上の超過リターンを、何人も得ることができないとされる（Fama, 1965, 1991）。これまで多くの実証研究がこの仮説を支持する結果を示してきたが、その一方で、近年、これを否定する研究も増えている。こうした研究の多くは、超過リターンの存在（市場アノマリー）を実証し、それを通して証券価格の予測可能性を立証するものとなっている。

市場アノマリーの実証研究を支える理論的根拠についても、いくつかの理論が提示されている。特に、Kahneman and Tversky (1979) に始まるとされる行動経済学は、経済主体の行動を、その心理的側面に力点をおいて、解釈するものとなっている。その脈絡で、行動ファイナンスについて Ritter (2003) は文献を整理し、認知心理学と市場

⁽¹⁾ 景気とは、速水優・元日本銀行総裁が指摘するように、鴨長明の方丈記にも登場する、山中の空気の景色を表す日本古来の表現である（日本銀行政策委員会議長記者会見要旨 2001年8月14日）。

裁定機会の可能性（と限界）を中心にまとめている。それによると、典型的な分析結果の多くで、市場参加者は必ずしも合理的に取引を行うわけではないことが示唆されている。市場参加者はむしろ、彼らの間で広がっている心理状態に従い、非合理的に取引を行う。そしてそうした取引が市場に超過リターンの機会を生じさせるというのである。そのほかにも、経済主体は当該の経済活動に関係の無い情報に影響されて取引を行う、といった理論も提案されている。社会の雰囲気、世論、社会トレンドなどといった株価に直接関連しそうな情報がない情報が株価を動かすと考えられる。「市場センチメント」という言葉は、そうした情報に対する認識全般を表すものであるが、これまでは、実体の無いものとして顧みられることも少なかった。

センチメント分析は、これまではっきりとした実体として捉えられることが少なかったものの、主に文章に現れる心理などを数値として定義し、計量しようとするのが近年の試みである。これはテキスト・マイニング技術の発達によるところが大きい。効率的市場仮説に対する疑問、行動経済学と関連する新しい理論を背景として、こうしたセンチメント分析が社会経済分析の分野で注目され始めたと言える。

近年急速に増えているセンチメント分析の文献のなかで、株式市場に関連しているものとして特記に値するものがいくつか挙げられる。Tetlock (2007) はマスメディアと株式市場との相関を検証した、先駆的な研究として位置づけられる。その延長線上でさらに Tetlock et al. (2008) は言語を計量化したものが個々の企業の会計利益と株式リターンを予測しえるか否か分析を行い、特に個別企業に関する記事に含まれる悲観的な単語の出現頻度がそれらを予測することを明らかにした。Bollen et al. (2011) は、ツイッターに現れる文章についてインデックスを作成することを考案し、センチメント指数としていくつかのタイプを提示した。Boudoukh et al. (2012) は、新聞などのニュースが株価の動きをどのようにリードするか検証した。

このようなセンチメント分析に関する欧米の研究を背景として、日本語のデータを使った研究例も近年報告されつつある。例えば、沖本・平澤 (2014) や五島・高橋 (2016) は、Tetlock (2007) で提唱された仮説が日本の株式市場でも成り立つかどうかを検証している。彼らの分析では、日経 QUICK やロイターニュースのデータから作成したニュース指標が、翌日のリターンに対して有意な説明力を持つことが示されている。また、イン

ターネット上のデータを利用して、株価を予測する研究例として、坪内・山下 (2015) が挙げられる。また、本論文の著者らによる2つの先行研究 (石島・数見・前田 (2014), Ishijima, Kazumi and Maeda (2015), 以下、石島ら (2014, 2015)) では、毎日の新聞ニュースに現れる日本経済のセンチメントを計量的に分析した。彼らは、日々の経済状況を肯定的あるいは否定的に説明する単語の出現頻度をカウントし、センチメント・インデックス (指数) とした。新聞ニュースとしては、本研究と同様に、日本経済新聞 (以下、日経) が使われている。その上で、彼らはそのインデックスと、株価指標である日経225との相互関係を統計分析した。彼らの利用したデータは2008年9月の金融危機を含んでおり、金融危機前後でセンチメント・インデックスと日経225の関係が変化する可能性を指摘している。興味深いことに、彼らの結論は、金融危機前の2007年1月1日から2008年9月27日までの期間と、その後の2008年9月28日から2012年9月30までの期間では、センチメント・インデックスと日経225の関係が統計的に有意に変化していることを示した。特に、金融危機後においてそのインデックスが3日先の株価を予測しえるとのことであった。

以上の既存研究を踏まえ、本研究では、センチメントを計量化し、「見える化」した新たな独自の指標として定義することを試みる。具体的には、(1) 過去34年分、つまり10,563日分の日本経済新聞すべての見出しと記事というビッグ・テキスト・データを利用し、(2) 近年進展が目覚ましい自然言語処理分野の成果をパーソナルファイナンスに応用することにより、日本の経済状態を表す指標を構築する。これをセンチメント・インデックスと名付ける。その上で、このインデックスが株価や不動産価格に対して、持続的かつ頑健な予測可能性を有することを実証する。

実際、3.3節で言及するように、石島ら (2014, 2015) で提案されたインデックスよりも、本研究で構築したインデックスの方が、資産価格に対する予測精度が高い。また、沖本・平澤 (2014) や五島・高橋 (2016) の分析期間に比べると、本研究の分析期間は超長期に及び、得られた結果の持続性を示しているという特徴と貢献がある⁽²⁾。

⁽²⁾ 沖本・平澤 (2014) が利用したテキスト・データは、2007年7月1日から2011年12月31日までに QUICK 端末に配信された日経ニュースである。一方、五島・高橋 (2016) が利用したテキスト・データは、2003年1月1日から2015年5月31日までのロイター社が配信した東京株式市場に関連する英文のロイターニュースである。

さらに、本研究で得られた成果を、手軽にパーソナルファイナンスへ応用できるように、過去34年間分の日次および月次のセンチメント・インデックスを公開するとともに、より精度の高いインデックスへの継続的な研究・開発について言及する。

3. センチメント・インデックスの構築

本研究では、日本経済新聞（日経）の記事やその見出しというテキスト・データよりセンチメント・インデックス（SI）を構築する。日経を利用してセンチメントを計量化することには、いくつかのメリットが挙げられる。第1に、日経の記事アーカイブは過去30年以上にわたって日次で遡ることができるというメリットがある。一方、Twitterをはじめとするソーシャル・ネットワーキング・サービス（SNS）に反映されたセンチメントを計量化した先行研究として、Bollen et al. (2011) が挙げられるが、彼らは2008年2月28日から同年12月19日までのツイートを利用したに過ぎない。

第2のメリットとして、日経は経済紙であるため、経済や経営に関連したトピックが多いという点が挙げられる。一方、TwitterなどのSNSでは経済や経営に関連したトピックに限定されるわけではない。さらに、日本の代表的な経済紙である日経は発行部数が約317万部、一方で、米国の代表的な経済紙であるウォール・ストリート・ジャーナル（WSJ）は約134万部（WSJ）である⁽³⁾。発行部数自体で比べると日経はWSJの約2.4倍もある。人口比で両者を比較すると、日本人の約2.5%が日経を読み、米国民の0.4%がWSJを読む。人口比の発行部数で比較すれば、日経はWSJの約6倍となる。したがって、WSJに反映されたセンチメントを指数化し米国の株式市場との相関関係を分析した、本分野の先駆的なTetlock (2007) による論文と比べ、日経を用いる本分析は、より色濃く人々のセンチメントを反映する可能性を持っていると言えよう。

本節では、このようなメリットを有する日経の記事や見出しというテキスト・データよりSIを

構築する手順について述べた上で、その構築されたSIの時系列データとしての振る舞いを株価との比較において概観する。

3.1 形態素解析

日本語というテキスト・データを利用してセンチメント・インデックス（SI）の構築を行うためには、形態素解析（Morphological Analysis）が必須である。というのも、日本語は、英語などのようにテキストを構成する各単語がスペースで分離していないため、分ち書きを行ったうえで各単語の品詞を判別しなければならないからである。

例えば、英文“The economic condition seems good.”では、すべての単語がスペースで分離されているため、名詞、形容詞、動詞として“economic” “condition” “seems” “good”を抽出するのは容易である。一方、和文「景気は良いと思われる。」では、「景気」「は」「良い」「と」「思う」「れる」というように、分ち書きを行ったうえで、名詞、形容詞、動詞として「景気」「良い」「思う」を抽出する必要がある。

この例のように、本研究では形態素解析により、日経記事のテキスト・データから名詞、形容詞、動詞を抽出することとした。そのために、形態素解析ライブラリであるMeCab⁽⁴⁾ (Kudo et al. 2004) を使用した。

また、本研究では、2種類の記事を分析対象外として取り除くこととした。第1に、決算数字のみが掲載されている記事は、本研究の分析の対象外とする。第2に、会社人事情報のみが掲載されている記事である。ある企業についての人事異動が記載されている記事であり、これも分析から除外する。また、「ストップワード」を設定する。新聞記事の性質上、「～月」や「～日」など日付に関する言葉が多く出現する。こうした言葉は、センチメント分析で有用でないためストップワードとして設定し、利用しないことにする。

3.2 センチメント辞書

本研究では、形態素解析によって日経から抽出した各単語に反映されたセンチメントを、高村 (2007) による「単語感情極性対応表」というセンチメント辞書を利用して計量化する。この辞

⁽³⁾ 日経の発行部数は、『日本経済新聞媒体資料2015』より取得した2015年6月時点のもの (<http://adweb.nikkei.co.jp/>)、WSJの発行部数は“The Wall Street Journal Franchise Media Guide 2017”より取得した2016年第1四半期時点のものである (<http://jp.wsj.com/sp/ad/guide/>)。また、日本と米国の人口は2015年時点のものを国連人口部のホームページより取得した (<https://esa.un.org/unpd/wpp/>)。

⁽⁴⁾ MeCabとは京都大学大学院情報学研究所とNTTコミュニケーション科学基礎研究所によって2013年に開発された形態素解析を行うためのアプリケーションである。詳細は次のサイトを参照のこと。URL: <http://taku910.github.io/mecab/> (アクセス日: 2017年11月30日)。

書は、様々な単語とそのセンチメント・スコアの組より構成される。このセンチメント・スコアは、登録された単語がどれだけポジティブ、あるいはネガティブな心理を日本人に想起させるか、という度合いを計量化したものであり、-1から+1までの定義域を持つ。すなわち、-1(+1)に近づくほど、日本人に、よりネガティブ(ポジティブ)な心理を想起させる度合いが強くなる。ちなみに、ポジティブなスコアを持つ登録単語数は5,122である一方で、ネガティブなスコアを持つ登録単語数はその約10倍の49,983である。つまり、日本語はネガティブな心理を表現する単語に富んでいるわけである。しかし、この傾向は日本語に限ったことではなく、英語も同様の傾向を有している。例えば、Loughran and McDonald (2011) が作成した英語のセンチメント辞書は、ファイナンスと会計の分野に特化したものであるが、ネガティブな単語は2,337もある一方で、ポジティブな単語は353しかないのである。いずれにしても、自然言語としての特徴はさておき、本研究においては、構築するセンチメント・インデックスが、そのようなネガティブに偏向したセンチメント辞書とのマッチングに基づくものであることを考慮して、慎重にその統計分析を行う必要があることに留意する。

3.3 センチメントの計量

第 t 日に発行された日経の見出し、あるいは記事より MeCab の形態素解析を利用して抽出した単語が、センチメント辞書に登録された単語と一致するとき、それらの単語が持つセンチメント・スコアの合計を、第 t 日のセンチメント・インデックス x_t と定義する：

$$x_t = \left[\begin{array}{l} \text{「第 } t \text{ 日に日経から抽出された} \\ \text{辞書登録単語のセンチメント・スコアの合計} \end{array} \right] \quad (1)$$

ここで、センチメント・インデックス (SI) を日経の見出しから構築するとき、これを $x_t^{(\text{見出し})}$ と表記する。一方、SI を日経の記事から構築するとき、これを $x_t^{(\text{記事})}$ と表記する。

なお、本研究では、式 (1) による SI について、第 t 日に日経から抽出された辞書登録単語の総数で割ることにより、一種の「標準化」を施した SI も構築している。こうした標準化を施した SI は、Bollen et al. (2011), Loughran and McDonald (2011), 石島ら (2014, 2015) の先行研究において利用されている。しかし、このような標準化を施した SI は、後述する実証分析のどの側面においても、式 (1) の SI より劣る結果となった。そこで、本研究では式 (1) によって定義する SI を利用

することとした。その特徴は、日経から抽出された辞書登録単語のセンチメント・スコアの平均でなく合計であるため、各単語の平均的なセンチメント・スコアではなく、紙面全体のセンチメント・スコアのボリュームを表現する点にある。

3.4 構築する日次センチメント・インデックスの特徴

本研究では、過去399カ月、つまり34年間に発行されたすべての日経新聞を分析対象として、3.1節から3.3節までに述べた手順に従って、センチメント・インデックス (SI) を日次の時系列として構築した。

具体的には、1981年10月より2014年12月までの399か月、すなわち12,112日の間に発行された日経の記事テキスト・データを、日経メディアマーケティングより許諾を得て利用している。SIが資産価格に対する予測可能性を有するかどうかの実証分析の対象として、まず、日経平均株価(日経225)を取り上げることとした⁽⁵⁾。その際、日経225の日次終値を対数収益率(ログ・リターン)に変換して用いることとした。日経は1月2日を除いて毎日発行されている一方で、日経225を構成する株式が取引されている東京証券取引所は週末や祭日など市場休業日がかんりの頻度で存在する。したがって、日経より計量化するSIと株価の日次時系列の間には、観測頻度の不一致が存在する。この問題には、米国市場における先行研究であるBollen et al. (2011)の方法に倣って、1月2日を含む市場休業日のデータを事前に完全除去した。この前処理により、欠損値が存在しない、観測頻度が一致した日次時系列データが得られ、その結果、平均して1か月あたり21日の日次データとなっている。

表1には、見出しと記事本文のそれぞれについて、日経のテキスト・データに関する統計量と、それより構築したSIの基本統計量を年度ごとに集計したものを示している。このようなビッグ・テキスト・データを利用して、超長期のセンチメント分析を日次ベースで行う点に本研究の特徴と貢献がある。

⁽⁵⁾ なお、その他の資産価格に対してもSIが予測可能性を有するかどうか、また、データ観測頻度についても日次だけでなく月次の頻度でもSIが予測可能性を有するかどうかについては、4節にて議論する。

3.5 歴史的な出来事の前後におけるセンチメント・インデックスの振る舞い

センチメント・インデックス (SI) が資産価格を予測し得るかどうかを詳細に実証分析する前に、その準備的な分析として、日本経済に影響を与える歴史的な金融危機・災害の前後において、SIの時系列の振る舞いを、株価との比較においてグラフ化してみる。図1には1987年のブラックマンデー、図2には1998年のロシア金融危機、図3には2008年のリーマン・ブラザーズ破綻、そして図4には2011年の東日本大震災、といった1980年代、1990年代、2000年代、2010年代を代表する歴史的な出来事の前後における、SIと株

価の時系列を比較して示している。

これら4つのグラフより、歴史的な出来事の前後においては、株価とSIは連動して同じような振る舞いを示しているように見える。そしてこの4つのグラフにおいて注意すべきは、株価の時間軸をSIに比べて5日か6日だけ進めて表示している点である。すなわち、歴史的な出来事の前後における、これら4つのスナップショットは、SIが株価を先導していること、換言すれば、SIによる株価予測可能性を示唆しているのである。このような可能性に関して、次節では詳細な実証分析を行うこととする。

表1 日経のテキスト・データのサイズと、その見出しと記事から構築したセンチメント・インデックス (SI) の基本統計量

年	記事(見出し) の数	見出し					記事				
		見出しからの 抽出単語数	平均	SD	最大	最小	記事からの 抽出単語数	平均	SD	最大	最小
1981	10,286	33,612	-131.7	39.32	-23.43	-210.5	462,291	-2,996	642	-852	-4,403
1982	49,927	165,560	-165.4	63.97	-22.42	-378.6	2,181,228	-3,575	1,052	-611	-6,552
1983	78,690	247,943	-236.8	83.85	-21.99	-362.3	3,082,832	-4,909	1,367	-649	-7,579
1984	81,077	230,486	-218.3	80.42	-25.99	-354	2,901,108	-4,581	1,401	-603	-6,653
1985	88,177	240,997	-234.9	88.44	-24.46	-399.9	2,905,806	-4,604	1,470	-619	-6,678
1986	111,341	281,921	-277.6	94.05	-23.6	-448.9	3,305,971	-5,122	1,430	-531	-7,765
1987	144,420	348,966	-340.1	95.99	-56.03	-518	4,100,562	-6,234	1,367	-1,202	-9,545
1988	147,246	357,073	-342.7	95	-57.89	-499.7	4,163,680	-6,253	1,402	-1,328	-9,064
1989	160,890	381,651	-369.1	102.3	-76.72	-546.3	4,541,870	-6,820	1,464	-1,455	-9,646
1990	169,788	406,462	-389.9	109.5	-72.75	-578.2	4,834,260	-7,262	1,599	-1,758	-10,430
1991	176,807	427,366	-412.2	116.5	-69.28	-639.1	5,017,746	-7,613	1,749	-1,677	-10,770
1992	172,317	429,971	-413.9	123.5	-77.63	-605.6	4,753,806	-7,181	1,745	-1,289	-10,520
1993	170,922	422,787	-405.7	135.5	-86.14	-594.2	4,683,689	-7,119	1,961	-1,517	-12,190
1994	170,194	423,289	-408.1	145.6	-97.27	-638.4	4,748,646	-7,238	2,117	-1,652	-12,670
1995	176,302	437,018	-427.2	148.4	-99.35	-723.7	5,057,085	-7,747	2,278	-1,685	-14,310
1996	181,199	443,118	-426.5	152.3	-90.89	-685.2	4,776,664	-7,072	2,131	-1,625	-12,310
1997	180,477	449,381	-437.1	151.9	-98.9	-686.3	4,860,673	-7,244	2,080	-1,612	-12,880
1998	182,539	458,607	-448.5	152.8	-97.25	-665	4,962,891	-7,381	2,091	-1,669	-12,170
1999	177,713	458,276	-438.1	148.6	-96.45	-641.5	4,962,023	-7,370	2,061	-1,774	-13,070
2000	179,270	457,163	-440.6	155.9	-102.1	-641.5	4,956,864	-7,450	2,233	-1,421	-12,670
2001	172,078	449,533	-444.3	157	-99.32	-702.6	4,962,740	-7,579	2,344	-1,735	-12,930
2002	169,966	426,710	-419.6	145.6	-109.5	-611.8	4,714,323	-7,109	2,175	-1,682	-12,330
2003	172,756	433,157	-417.9	142.8	-101.6	-616.1	4,758,561	-7,109	2,133	-1,653	-11,500
2004	178,129	444,992	-421.5	149	-122.7	-629.4	4,927,544	-7,285	2,227	-1,969	-12,030
2005	184,827	463,459	-436.2	156	-115.6	-648.2	5,211,410	-7,676	2,403	-1,906	-11,880
2006	188,322	472,318	-447.7	157.1	-104	-663.5	5,322,696	-7,896	2,398	-1,607	-12,340
2007	186,054	470,880	-441.1	162.1	-120.3	-665	5,315,917	-7,823	2,435	-2,080	-12,010
2008	187,137	476,570	-454.6	168.9	-130.8	-679.6	5,295,990	-7,890	2,505	-2,311	-12,210
2009	180,747	467,410	-438.2	164.5	-105.8	-679	5,182,147	-7,704	2,452	-1,859	-12,250
2010	173,716	446,999	-414.9	152.5	-99.05	-630.1	5,026,066	-7,429	2,436	-1,903	-11,440
2011	168,901	436,051	-401.7	149.1	-96.38	-638.6	4,897,555	-7,319	2,337	-1,965	-10,600
2012	173,187	432,332	-400.9	141.9	-98.86	-610.8	5,011,652	-7,421	2,343	-2,067	-10,900
2013	174,762	426,341	-392.3	138.4	-106	-565.5	4,916,055	-7,208	2,247	-1,988	-10,230
2014	168,938	436,105	-405.8	141.8	-98.48	-617.3	4,834,181	-7,135	2,214	-1,779	-11,110
Total	4,980,945	12,465,906					140,103,267				

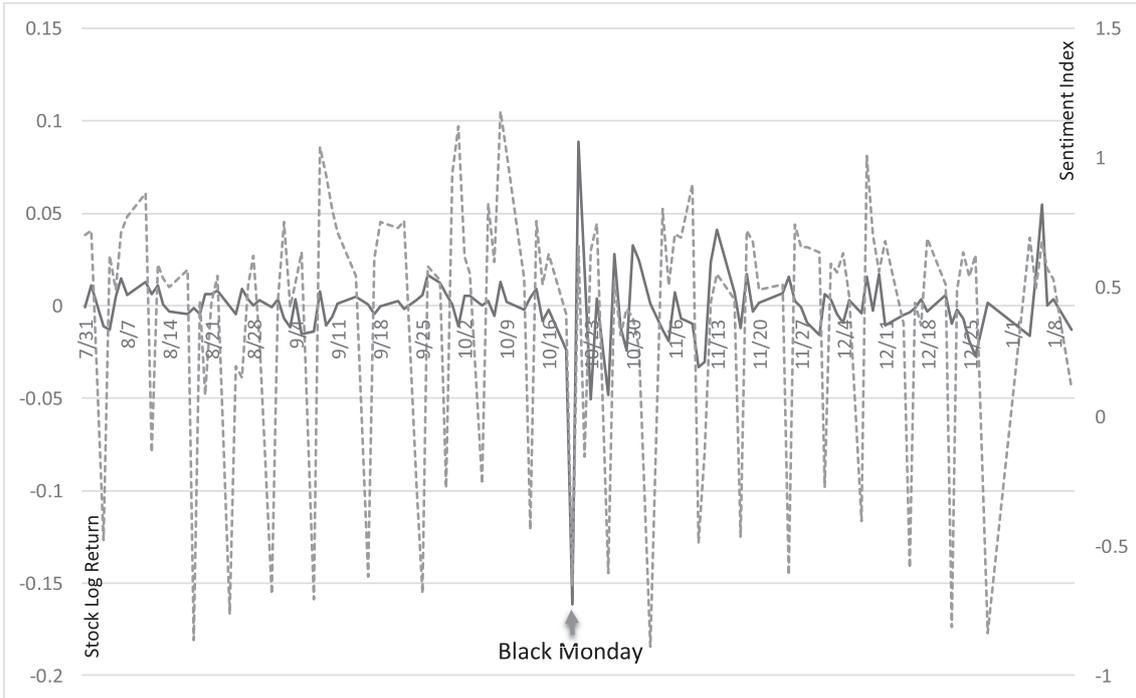


図1 ブラックマンデー（1987年10月19日）の前後における株価（実線）とSI（青破線）の対数変化率. 但し、株価の時間軸をSIに比べて6日間だけ進めて表示

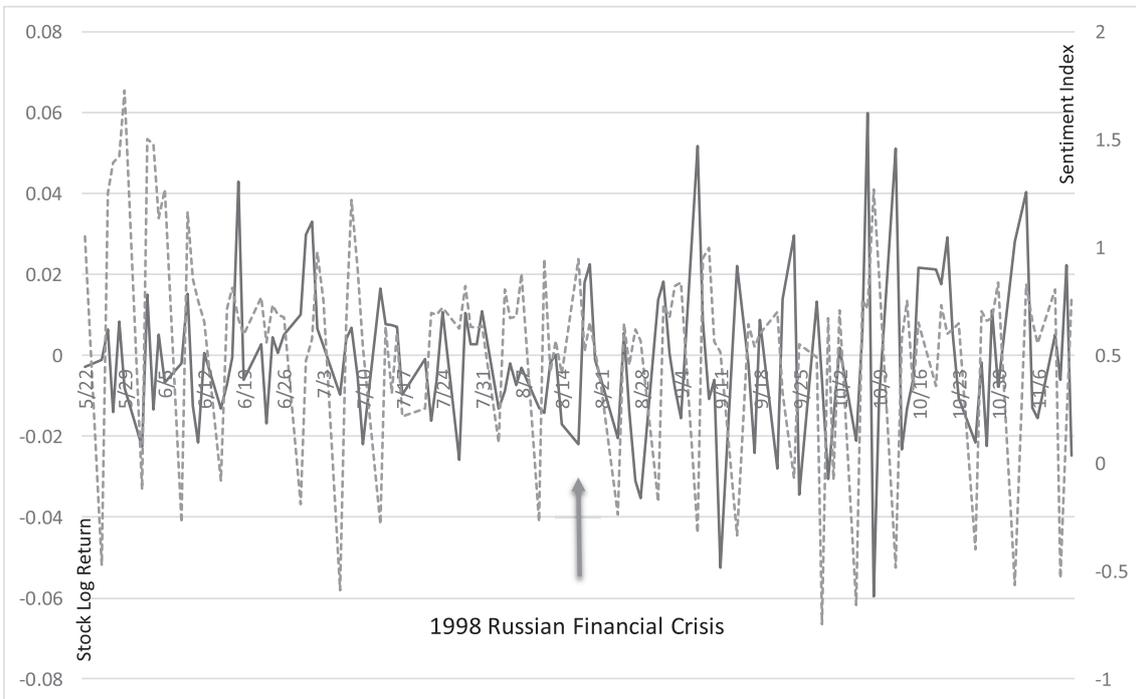


図2 ロシア金融危機（1998年8月17日）の前後における株価（実線）とSI（破線）の対数変化率. 但し、株価の時間軸をSIに比べて5日間だけ進めて表示

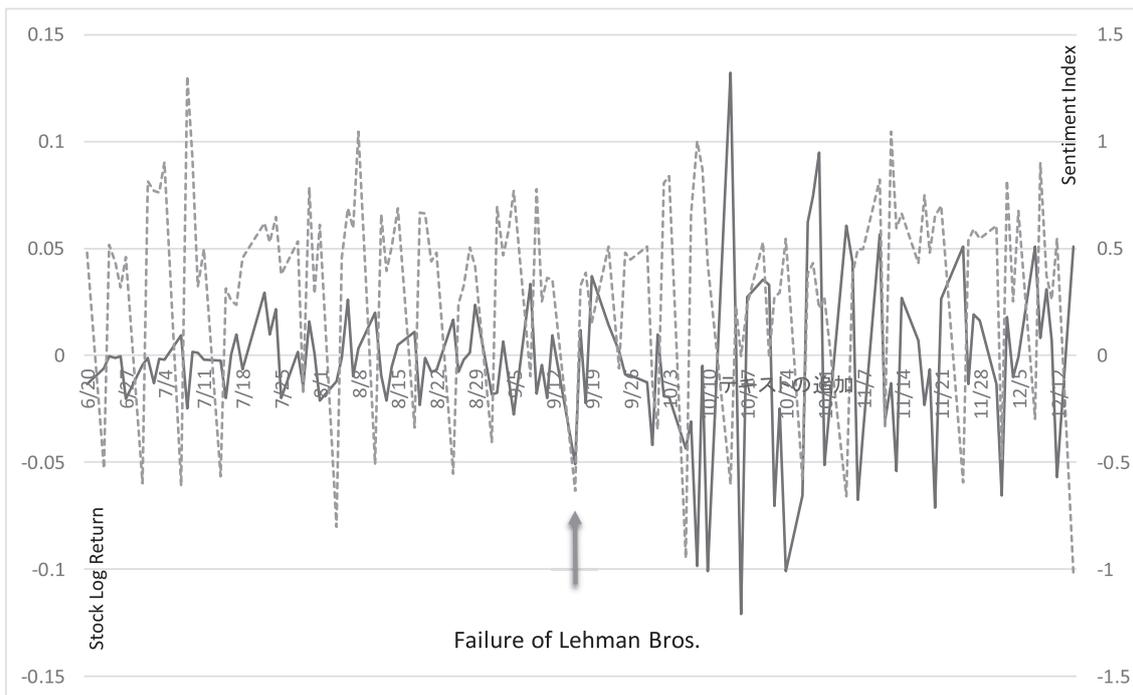


図3 リーマン・ブラザーズ破綻 (2008年9月15日) の前後における株価 (実線) とSI (破線) の対数変化率. 但し, 株価の時間軸をSIに比べて5日間だけ進めて表示

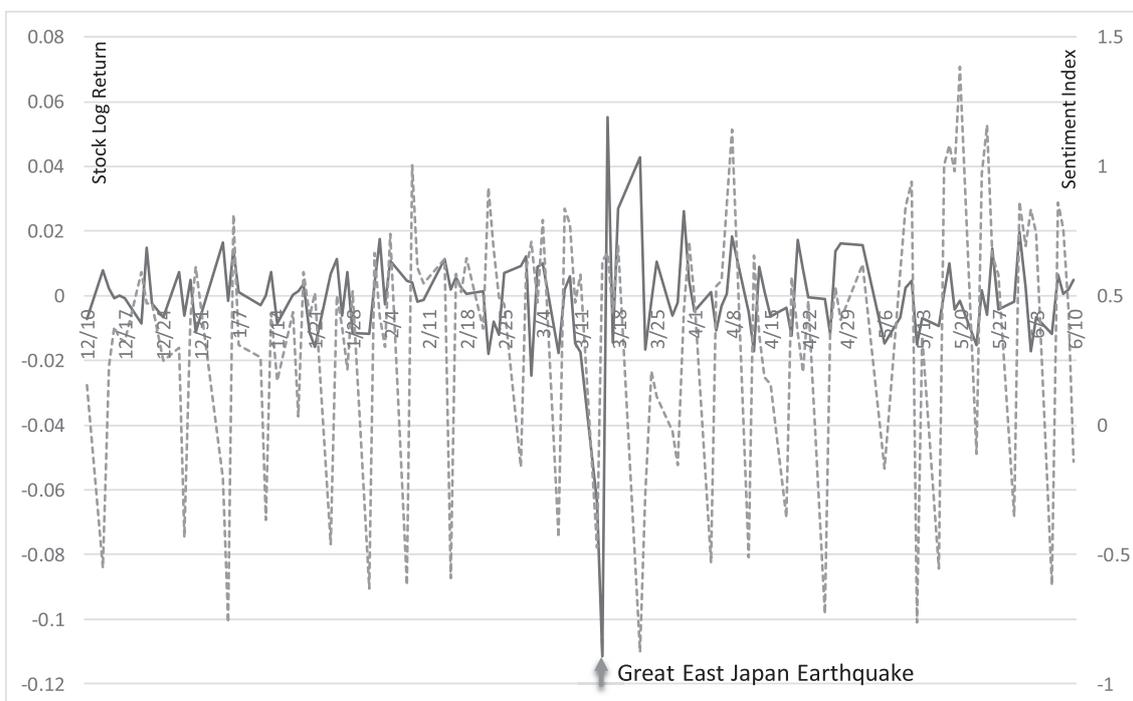


図4 東日本大震災 (2011年3月11日) の前後における株価 (実線) とSI (破線) の対数変化率. 但し, 株価の時間軸をSIに比べて5日間だけ進めて表示

4. 実証分析

本研究の目的は、見えざるセンチメントをインデックスとして計量化した上で、そのセンチメント・インデックス (SI) が株価をはじめとする金融資産や不動産価格を予測し得るのか、その可能性を実証分析によって明らかにすることにある。本節では、実証分析に利用するモデル、これに基づく検定について述べる。その上で、我が国の様々な資産を対象として、SIが資産価格予測性を有するのか、日次と月次ベースで分析を行う。

4.1 モデル

式 (1) によって構築したSIが株価予測可能性を有するのか、そのダイナミクスを次式の多変量自己回帰 (VAR: vector auto-regression) モデルを用いて分析する。

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \left(\alpha_i \cdot y_{t-i} + \beta_i \cdot x_{t-i}^{(\text{見出し})} + \gamma_i \cdot x_{t-i}^{(\text{記事})} \right) + \varepsilon_t \quad (2)$$

式 (2) は、「 y_t という株価の対数収益率 (ログ・リターン) を、(i) その過去の実現値 y_{t-i} に加えて、(ii) 日経の見出しから構築したSI (以下、見出しSI) の過去の実現値 $x_{t-i}^{(\text{見出し})}$ と、(iii) 日経の記事から構築したSI (以下、記事SI) の過去の実現値 $x_{t-i}^{(\text{記事})}$ という、3つの変数より予測する」モデルである。つまり式 (2) は、株価を表す y 、見出しSIを表す $x^{(\text{見出し})}$ 、記事SIを表す $x^{(\text{記事})}$ という3変数から構成されるVARモデルについて、 y の要素だけを取り出して表現したものである。なお、式 (2) における p は、何時点前までの過去の観測値を利用するのかというラグ次数を表している。

本研究で、VARモデルを利用した理由は、計量経済学の分野において標準的なモデルであるのと同時に、グレンジャー因果という観点から、SIが資産価格の予測可能性を有するのかという統計的な検定を実施できるからである。ここで、SIが資産価格について「グレンジャー因果 (Granger causality)」を持つとは、「過去に観測された資産価格自身の実現値だけでなく、SIの過去の実現値も利用した方が、資産価格の予測力の向上に寄与する」ことをいう。そのグレンジャー因果の検定は次のように述べることができる。

グレンジャー因果検定 1

帰無仮説「見出しSIの係数 β_i はすべてゼロであり、見出しSIは資産価格の予測力向上に寄与しない」を検定する。もし帰無仮説が棄却されたら、見出しSIは資産価格の予

測力向上に寄与すると解される。

グレンジャー因果検定 2

帰無仮説「記事SIの係数 γ_i はすべてゼロであり、記事SIは資産価格の予測力向上に寄与しない」を検定する。もし帰無仮説が棄却されたら、記事SIは資産価格の予測力向上に寄与すると解される。

上記のVARモデルとグレンジャー因果検定を利用した実証分析へと進むことにする。

4.2 株価の予測可能性

まず、センチメント・インデックス (SI) による日経225の予測可能性を、日次ベースで分析する。具体的には、日経225の日次データが入手できた1984年から2014年までの31年間を対象とし、各年度において、「日経225、見出しSI、記事SI」という日次のトリプレット・データより式 (2) で表現されるVARモデルを推定する。

VARモデルの推定の前提として、ADF (augmented Dickey-Fuller) の単位根検定を行った。紙面の制約より詳細は省略するが、「日経225、見出しSI、記事SI」という日次時系列データは単位根を持たないこと、つまり、VARモデルの推定を行っても良いという確認を行った。

さて、VARモデルの推定の際には、何時点前までの過去の観測値を利用するのかというラグ次数 p を指定する必要がある。本研究では、ラグ次数 p を1から7までを探索し、最良 (最小) のAIC (赤池の情報量規準) をもたらすラグ次数 p を選択した上で、VARモデルの推定とグレンジャー因果検定を行った。なお、SIを構築するために利用したセンチメント辞書 (高村 2007) では、ネガティブなスコアを持つ単語が多いため、SIにおけるサンプル・バイアスが懸念される。そのような可能性としてのサンプル・バイアスに起因した不均一性を考慮すべく、頑健な共分散行列の推定量を利用してグレンジャー因果検定を行っている。

表2に、各年度における、VARモデルの推定結果とグレンジャー因果検定の結果を報告している。まず、各年度において、最良のAICをもたらすラグ次数 p と、その最良のAICを示している。

主要な結果は、表2の「見出しと記事の両方」欄に記載されている。つまり、式 (2) で表現される3変数VARモデルの推定におけるデータへの適合度を表すAICと、各年度における2つのグレンジャー因果検定の結果を示している。「Granger (見出し)」列にて、帰無仮説「見出しSIの係数 β_i はすべてゼロ」を検定したところ、多くの年度で棄却されている。また、「Granger (記事)」

列にて、帰無仮説「記事SIの係数 γ_i はすべてゼロ」を検定したところ、やはり、多くの年度で棄却され、これを網掛けで示している。式(2)で表現される3変量VARモデルにおいては、「①過去の日経225自身と記事SIに加えて、過去の見出しSIを追加すると、将来の日経225予測力が向上する」、「②過去の日経225自身と見出しSIに加えて、過去の記事SIを追加すると、将来の日経225予測力が向上する」、という2点を明らかにするものである。

比較のために表2には、日経225と見出しSIのみを採用した2変量VARモデルに基づく推定とグレンジャー因果検定の結果を「見出しのみ」欄に示している。同様に、日経225と記事SIのみを採用した2変量VARモデルに基づく推定とグレンジャー因果検定の結果を「記事のみ」欄に示している。この2つの欄より、2変量VARモデルにおいては、SIの株価に対するグレンジャー因果は持たない（グレンジャー因果検定における帰無仮説が棄却されず網掛けで表示されない）ことが

分かる。

つまり、「見出しのみ」欄は、「①過去の日経225自身に加えて、過去の見出しSIを追加しても、将来の日経225予測力が向上するわけではない」ことを意味している。同様に、「記事のみ」欄は、「②過去の日経225自身に加えて、過去の記事SIを追加しても、将来の日経225予測力が向上するわけではない」ことを意味している。

上記の結果①、②、①、②を総合すれば、本研究における主要な結果を次のように述べることができる：

【主要な結果】日経225、見出しSI、記事SIという3変量を採用したVARモデルを利用すれば、グレンジャー因果の意味で、センチメント・インデックス(SI)は日経225という株価に対する予測可能性を、過去31年間の多くの年度において有する。その株価予測可能性は、見出しSI単独ではなく、また、記事SI単独でもなく、2種類のSIをセットで利用することによりもたらされる。

表2 SIの日経225に対するグレンジャー因果検定の結果とAIC

年	見出しのみ			記事のみ			見出しと記事の両方			
	ラグ(p)	Granger 統計量	AIC	ラグ(p)	Granger 統計量	AIC	ラグ(p)	Granger (見出し)	Granger (記事)	AIC
1984	3	1.29	-10.15	6	1.44	-10.06	6	4.74***	3.94***	-11.14
1985	7	1.61	-10.44	6	1.91*	-10.61	6	5.07***	3.49***	-11.39
1986	2	2.14	-10.16	6	1.40	-10.40	6	2.12**	2.25***	-11.54
1987	2	0.02	-9.19	6	0.62	-9.73	6	1.12	0.78	-11.11
1988	2	1.04	-11.05	6	0.61	-11.35	6	4.65***	2.21**	-12.82
1989	2	2.60*	-11.51	5	1.11	-11.97	5	4.59***	2.10**	-13.65
1990	2	0.16	-8.71	7	1.55	-9.60	5	4.11***	4.04***	-11.16
1991	2	0.26	-9.36	5	0.44	-10.31	5	2.91***	5.28***	-11.67
1992	5	1.50	-8.67	5	1.02	-9.44	5	2.76***	2.18**	-10.73
1993	1	1.68	-9.16	5	0.17	-9.99	5	2.67***	3.77***	-11.23
1994	1	0.48	-9.44	5	0.42	-10.23	5	1.15	5.99***	-11.46
1995	5	0.59	-9.17	5	0.34	-9.94	5	9.07***	8.92***	-11.42
1996	5	1.37	-10.03	5	0.75	-11.04	5	2.99***	3.94***	-12.56
1997	2	0.09	-8.77	5	1.22	-9.69	5	2.56***	4.93***	-11.15
1998	5	3.25***	-8.78	5	1.86	-9.90	5	4.06***	5.65***	-11.23
1999	1	0.66	-9.27	5	0.36	-9.95	5	1.15	3.17***	-11.17
2000	1	4.24**	-8.97	5	1.41	-10.00	6	2.22***	7.01***	-11.30
2001	2	0.30	-8.57	1	0.39	-9.68	1	2.12	1.55	-11.12
2002	2	2.37*	-8.89	5	1.31	-10.06	5	1.13	1.61*	-11.69
2003	1	0.12	-8.88	5	0.25	-10.26	1	0.53	2.22	-11.94
2004	1	0.13	-9.48	5	1.05	-10.67	1	0.13	5.55***	-12.20
2005	5	0.28	-10.08	5	0.39	-11.21	1	5.10***	17.16***	-12.75
2006	5	0.94	-9.35	5	1.81	-10.49	5	1.40	5.50***	-12.21
2007	6	0.39	-9.58	6	0.22	-10.66	5	2.80***	4.96***	-12.27
2008	6	0.49	-7.67	5	0.67	-8.55	5	2.70***	6.65***	-10.09
2009	6	0.63	-8.86	6	0.67	-9.84	6	3.71***	2.55***	-11.30
2010	5	1.95*	-9.23	5	2.18*	-10.32	5	1.88**	5.71***	-11.96
2011	1	0.08	-9.17	5	0.80	-9.96	5	1.39	2.12**	-11.38
2012	2	3.37**	-9.91	5	0.97	-11.01	5	2.49***	3.38***	-12.48
2013	5	1.25	-8.97	5	0.87	-9.74	5	2.85***	5.81***	-11.32
2014	1	0.31	-9.52	3	0.27	-10.56	3	7.22***	12.85***	-12.33

VARモデルにおいて、「見出し」から構築したSIのみを利用した場合、「記事」から構築したSIのみを利用した場合、見出しから構築したSIと記事から構築したSIの「両方」を利用した場合のグレンジャー因果検定の結果とAICを示している。*印は10%有意、**印は5%有意、***印は1%有意を示す。

4.3 様々な資産価格の予測可能性

4.2節では、日次ベースで、センチメント・インデックス (SI) の日経225予測可能性を明らかにした。本節では、その他の資産価格に対しても、SIは予測可能性を有するのか、日次ベースと月次ベースの両方で分析を行う。まず、日次ベースで、東証一部全体の価格動向を表すTOPIX（東証株価指数）、および、J-REIT（日本版不動産投資信託）の市場全体の価格動向を表す東証REIT指数に対しても、SIは価格予測可能性を有する

のか、式(2)によって表すVARモデルを利用して、各年度におけるグレンジャー因果検定に基づいた分析を行う。表3はTOPIXに関する結果を、表4はJ-REITに関する結果をそれぞれ表す。これらは、表2と同様の結果を示しており、SIはTOPIXや東証REIT指数に対しても価格予測可能性を有していると言える。

続いて、月次ベースで、様々な資産価格に対するSIの予測可能性を分析する。対象とする資産価格は、日経225、TOPIX、東証REIT指数、東

表3 SIのTOPIXに対するグレンジャー因果検定の結果とAIC

Year	見出しのみ			記事のみ			見出しと記事の両方			
	ラグ (p)	Granger 統計量	AIC	ラグ (p)	Granger 統計量	AIC	ラグ (p)	Granger (見出し)	Granger (記事)	AIC
1998	4	0.44	-9.14	4	0.26	-9.24	6	2.54***	2.90***	-12.53
1999	3	0.38	-9.41	3	0.36	-9.49	3	4.75***	3.99***	-12.83
2000	7	1.06	-9.24	4	1.54	-9.29	6	3.19***	3.32***	-13.09
2001	4	1.31	-9.10	4	1.24	-9.00	5	3.45***	3.34***	-12.32
2002	4	0.59	-9.56	3	0.47	-9.43	6	4.02***	4.67***	-13.12
2003	5	0.31	-9.78	5	0.56	-9.78	5	5.09***	6.73***	-13.48
2004	4	0.20	-10.27	4	0.36	-10.27	5	4.67***	5.97***	-14.04
2005	4	0.30	-11.00	3	0.41	-10.74	4	10.35***	11.16***	-14.58
2006	4	2.31*	-10.30	4	1.98*	-10.27	4	6.09***	4.38***	-14.22
2007	6	0.73	-10.00	6	0.78	-9.98	6	3.81***	4.80***	-14.02
2008	4	1.24	-8.52	3	0.81	-8.39	5	11.53***	12.74***	-12.59
2009	4	1.18	-9.28	3	1.53	-9.27	6	3.74***	4.50***	-12.75
2010	4	0.52	-9.93	3	0.85	-9.96	5	4.19***	4.18***	-13.52
2011	4	0.72	-9.73	4	0.69	-9.71	5	4.48***	3.59***	-13.35
2012	5	2.62**	-10.36	3	2.30*	-10.30	5	4.70***	4.48***	-14.08
2013	4	0.79	-9.60	3	0.96	-9.50	4	4.55***	3.32***	-13.05
2014	4	1.04	-9.83	4	1.10	-9.77	4	4.56***	4.44***	-13.74

(表の見方は表2と同じ)

表4 SIのJ-REITに対するグレンジャー因果検定の結果とAIC

Year	見出しのみ			記事のみ			見出しと記事の両方			
	ラグ (p)	Granger 統計量	AIC	ラグ (p)	Granger 統計量	AIC	ラグ (p)	Granger (見出し)	Granger (記事)	AIC
2003	1	0.91	-12.51	1	0.87	-12.75	1	0.68	0.21	-16.28
2004	4	0.55	-11.18	7	0.40	-11.19	5	5.36***	5.42***	-14.97
2005	6	0.96	-11.50	5	0.94	-11.23	5	4.76***	6.07***	-15.01
2006	4	0.69	-10.78	4	1.54	-10.78	5	3.69***	2.76***	-14.75
2007	5	2.58**	-9.03	5	2.96**	-9.02	5	5.49***	6.58***	-13.04
2008	5	0.48	-8.22	5	0.63	-8.08	5	10.24***	10.81***	-12.30
2009	6	2.58**	-8.90	6	2.43**	-8.89	6	5.61***	6.17***	-12.40
2010	4	0.55	-10.04	4	0.45	-10.07	5	4.88***	4.06***	-13.65
2011	5	1.20	-10.16	5	1.52	-10.12	5	3.29***	2.04**	-13.73
2012	5	3.97***	-10.84	4	3.42***	-10.78	5	2.84***	2.65***	-14.56
2013	4	0.92	-9.48	4	1.00	-9.37	4	4.01***	2.88***	-12.93
2014	4	2.32*	-10.76	4	2.71**	-10.70	4	4.53***	4.66***	-14.68

(表の見方は表2と同じ)

表5 SIの様々な資産価格に対する、月次ベースのグレンジャー因果検定の結果とAIC

	見出しのみ			記事のみ			見出しと記事の両方			
	ラグ (p)	Granger 統計量	AIC	ラグ (p)	Granger 統計量	AIC	ラグ (p)	Granger (見出し)	Granger (記事)	AIC
日経225	2	2.06	-11.27	5	1.25	-11.23	5	2.36***	2.61***	-18.84
TOPIX	4	0.48	-11.74	4	0.84	-11.59	4	2.93***	1.41	-19.29
東証REIT指数	4	0.70	-11.35	4	0.81	-11.18	4	4.54***	1.77**	-18.94
東京23区の住宅価格	5	1.03	-14.98	5	1.03	-14.91	5	2.01**	2.03**	-22.57
東京23区の賃料	4	0.34	-19.04	5	0.44	-18.91	5	4.33***	3.51***	-26.63

(表の見方は表2と同じ)

京23区の住宅価格、および東京23区の賃料である⁽⁶⁾。式(2)によって表すVARモデルを利用したグレンジャー因果検定を通じて分析を行う。表5に示す結果は、表2と同様の結果を示しており、SIは月次ベースでも、日経225、TOPIX、東証REIT指数、東京23区の住宅価格、および東京23区の賃料といった様々な資産に対しても価格予測可能性を有していると言える。

本節の結果は、4.2節で述べた【主要な結果】の頑健性を支持するものと言えよう。

4.4 アウトサンプルでの株価の予測可能性

4.2節や4.3節で示した、グレンジャー因果検定を通じた、センチメント・インデックス(SI)による株価をはじめとする資産価格の予測可能性の結果は、インサンプルの分析に基づくものである。本節ではさらに、4.2節と同一の分析対象を取り上げ、アウトサンプルにおいてもSIが株価予測可能性を有するかどうかが分析する。

まず、1984年から2014年の各年度について、前半と後半に2分割する。半年ごとに、VARモデルの推定期間とパフォーマンスの追跡期間を設ける。つまり、推定期間において推定された、式(2)で表すVARモデルに基づいて日経225を予測したのち、パフォーマンス追跡期間において、予測株価と実現株価との乖離を分析する。

具体的には、次に述べる3つのステップに従って、拡張ウィンドウ(expanding window)法による推定と予測を、パフォーマンス追跡期間中の毎日、繰り返して行う。

(ステップ1) VARモデルの推定

パフォーマンス追跡期間の毎日、拡張ウィンドウに含まれる日経225、見出しSI、および記事SIのトリプレット・データを用いて、

式(2)で表すVARモデルを推定し、その推定パラメータ $\hat{\theta} = \{\hat{c}, \hat{\alpha}_i, \hat{\beta}_i, \hat{\gamma}_i\}$ を得る。

(ステップ2) 1期先のアウトサンプル予測

前ステップで得られた推定パラメータを用いて、その翌日における日経225の予測を行う。その予測日経225は、推定パラメータ $\hat{\theta}$ を式(2)に代入することにより、 \hat{y} として得る。

(ステップ3) アウトサンプルでの予測力の評価

次に述べる2つの測度を用いて、VARモデルの予測力を評価する。第1の測度は、予測誤差である。予測株価 \hat{y} と、市場で観測された株価 y との誤差 $\varepsilon := y - \hat{y}$ を計測する。そして、パフォーマンス追跡期間で毎日計測された誤差 ε について、その期間全体を通じた標準偏差を改めて予測誤差として定義して、これを評価する。

第2の測度として、本研究では株価予測を対数収益率(ログ・リターン)ベースで行っていることに着目し、予測株価 \hat{y} と、市場で観測された株価 y の符号が一致しているときに、これを「勝者(winner)」と定義してカウントする。勝者であるときには、VARモデルは少なくとも、翌日の株価の方向性だけは予測できたことになる。

式(2)で表すVARモデルに基づき、SIのアウトサンプルでの日経225予測力について、予測誤差(表6)と、勝者となった割合(表7)とに分けて、それぞれ年度別に報告する。

表6に示すように、各年度の前半において、5年間ごとの予測誤差の平均は、追跡期間を10日としたものが最も低く、直近の10年間を除き約30%以下である。各年度の後半での予測誤差の平

⁽⁶⁾ 日経225は1985年3月から2015年3月までの361か月の月間終値を、TOPIXは1997年12月から2015年3月までの208か月の月間終値を、東証REIT指数は2003年9月から2015年3月までの139か月の月次終値を、それぞれ取得し

た。一方、東京23区の住宅価格と賃料のデータは、IPDリクルートの住宅価格指数・東京23区と、賃料指数・東京23区であり、Bloombergより1986年2月から2014年11月までの346か月の月次データを取得した。

均は、追跡期間を10日、あるいは20日としたものが最も低くなることが多いが、その誤差は約30%以上である。したがって、最も短い追跡期間(10日間)を用いると、各年度の前半において、SIは日本の株価を予測しうる。ところで、予測性能は追跡期間を長くすると悪化する。これは、過去の長期間にわたるデータを利用してVARモデルが推定する構造と、日本の株式市場の短期的な構造との差異の累積が、追跡期間の延長とともに増加するからだと考えられる。

一方、表7が示すように、5年間ごとの勝者と

なった割合の平均に注目すると、各年度の前半では、直近の15年間を除き、追跡期間が10日のものが最も予測性能が良い。さらに、勝者となった割合の平均は、58%から65%の間である。一方、各年度の後半では、1990年から1994年を除き、勝者の割合の平均は、各年度の前半と比べて低下している。

以上をまとめると、追跡期間を10日間とすると、各年度の前半で、SIは日経225を予測することに役立つと言えよう。

表6 予測誤差によって計測したアウトサンプルにおける株価予測可能性

年	前半				後半			
	10日	20日	30日	40日	10日	20日	30日	40日
1984	11.2%	15.3%	20.1%	31.4%	42.6%	46.9%	46.5%	45.5%
1985	25.6%	40.7%	58.9%	53.3%	34.1%	30.8%	36.1%	36.3%
1986	39.1%	36.5%	41.0%	46.0%	16.7%	19.5%	19.6%	18.6%
1987	19.5%	40.5%	36.6%	46.9%	22.6%	24.4%	31.7%	45.6%
1988	8.2%	9.1%	9.9%	14.9%	13.5%	13.5%	14.1%	13.9%
1989	51.4%	54.2%	51.8%	56.1%	74.9%	61.2%	53.5%	52.5%
1990	64.6%	69.0%	71.0%	78.7%	59.5%	45.1%	48.9%	48.9%
1991	5.7%	9.7%	10.4%	16.3%	42.2%	37.6%	36.9%	36.3%
1992	14.9%	14.4%	33.1%	47.2%	26.5%	29.3%	31.7%	32.8%
1993	6.1%	22.4%	28.4%	25.7%	26.9%	34.7%	34.0%	31.2%
1994	32.4%	27.1%	40.3%	49.0%	25.8%	27.3%	28.7%	29.5%
1995	38.6%	33.4%	28.0%	28.2%	18.4%	27.5%	30.9%	30.7%
1996	9.4%	9.1%	8.9%	10.2%	46.2%	41.0%	35.5%	35.6%
1997	7.1%	34.7%	35.2%	45.3%	30.9%	32.0%	73.0%	68.3%
1998	13.6%	17.7%	16.4%	17.5%	19.1%	19.7%	18.5%	20.7%
1999	15.7%	17.1%	16.1%	20.1%	49.9%	46.0%	44.7%	44.8%
2000	53.3%	52.9%	57.0%	63.6%	32.0%	36.9%	38.1%	36.1%
2001	26.3%	50.5%	50.6%	84.1%	26.4%	38.9%	38.3%	40.4%
2002	19.8%	28.1%	30.5%	53.7%	15.1%	16.6%	21.6%	23.9%
2003	23.5%	43.2%	40.6%	60.8%	23.0%	24.2%	45.0%	40.3%
2004	41.3%	40.9%	35.7%	34.5%	27.3%	32.8%	34.0%	32.4%
2005	45.2%	130.4%	126.6%	124.5%	47.6%	38.3%	32.8%	31.8%
2006	51.2%	41.5%	42.7%	42.5%	36.9%	34.3%	30.5%	30.1%
2007	45.8%	42.6%	54.2%	57.4%	54.7%	46.1%	48.3%	46.8%
2008	38.8%	52.3%	76.2%	87.8%	29.0%	30.2%	29.0%	39.5%
2009	55.5%	50.9%	57.7%	70.3%	23.9%	30.0%	27.9%	31.3%
2010	23.5%	23.3%	32.8%	45.0%	24.1%	21.9%	26.3%	25.8%
2011	39.6%	36.3%	31.1%	86.0%	27.5%	23.5%	24.7%	30.3%
2012	26.7%	62.4%	65.7%	65.7%	57.4%	44.9%	44.7%	43.2%
2013	71.9%	65.1%	59.2%	57.9%	24.3%	37.9%	35.7%	38.6%
2014	31.3%	61.0%	63.9%	65.2%	52.9%	42.1%	44.7%	51.5%
全平均	30.9%	39.7%	42.9%	51.2%	33.9%	33.4%	35.7%	36.5%
84-89平均	25.8%	32.7%	36.4%	41.4%	34.1%	32.7%	33.6%	35.4%
90-94平均	24.7%	28.5%	36.6%	43.4%	36.2%	34.8%	36.1%	35.7%
95-99平均	16.9%	22.4%	20.9%	24.3%	32.9%	33.2%	40.5%	40.0%
00-04平均	32.9%	43.1%	42.9%	59.3%	24.8%	29.9%	35.4%	34.6%
05-09平均	47.3%	63.5%	71.5%	76.5%	38.4%	35.8%	33.7%	35.9%
10-14平均	38.6%	49.6%	50.5%	63.9%	37.2%	34.1%	35.2%	37.9%

表7 勝者となった割合によって計測したアウトサンプルにおける株価予測可能

年	前半				後半			
	10日	20日	30日	40日	10日	20日	30日	40日
1984	70.0%	60.0%	50.0%	50.0%	70.0%	60.0%	63.3%	55.0%
1985	60.0%	50.0%	43.3%	42.5%	40.0%	30.0%	43.3%	45.0%
1986	70.0%	65.0%	66.7%	67.5%	30.0%	30.0%	43.3%	47.5%
1987	60.0%	65.0%	60.0%	55.0%	50.0%	40.0%	36.7%	37.5%
1988	70.0%	50.0%	46.7%	42.5%	40.0%	45.0%	50.0%	50.0%
1989	60.0%	45.0%	53.3%	50.0%	70.0%	65.0%	63.3%	65.0%
1990	90.0%	70.0%	66.7%	70.0%	70.0%	65.0%	66.7%	67.5%
1991	50.0%	40.0%	46.7%	50.0%	80.0%	75.0%	63.3%	55.0%
1992	60.0%	45.0%	40.0%	47.5%	70.0%	65.0%	66.7%	70.0%
1993	50.0%	50.0%	50.0%	55.0%	70.0%	55.0%	50.0%	47.5%
1994	50.0%	70.0%	66.7%	67.5%	50.0%	60.0%	53.3%	52.5%
1995	60.0%	60.0%	50.0%	55.0%	50.0%	40.0%	46.7%	50.0%
1996	40.0%	45.0%	50.0%	45.0%	60.0%	55.0%	46.7%	52.5%
1997	70.0%	60.0%	46.7%	52.5%	60.0%	50.0%	46.7%	47.5%
1998	60.0%	50.0%	53.3%	52.5%	40.0%	55.0%	53.3%	55.0%
1999	60.0%	60.0%	50.0%	52.5%	60.0%	65.0%	60.0%	57.5%
2000	50.0%	50.0%	43.3%	42.5%	70.0%	60.0%	53.3%	55.0%
2001	40.0%	30.0%	33.3%	40.0%	50.0%	55.0%	46.7%	40.0%
2002	70.0%	60.0%	53.3%	52.5%	30.0%	35.0%	36.7%	30.0%
2003	20.0%	40.0%	50.0%	42.5%	20.0%	30.0%	36.7%	37.5%
2004	20.0%	35.0%	26.7%	37.5%	30.0%	35.0%	40.0%	40.0%
2005	70.0%	50.0%	46.7%	57.5%	40.0%	45.0%	53.3%	50.0%
2006	40.0%	45.0%	56.7%	55.0%	70.0%	65.0%	60.0%	60.0%
2007	40.0%	45.0%	40.0%	42.5%	50.0%	50.0%	50.0%	50.0%
2008	50.0%	55.0%	56.7%	57.5%	40.0%	45.0%	46.7%	47.5%
2009	60.0%	65.0%	63.3%	55.0%	40.0%	45.0%	50.0%	55.0%
2010	60.0%	70.0%	60.0%	57.5%	30.0%	40.0%	43.3%	42.5%
2011	80.0%	60.0%	60.0%	55.0%	60.0%	50.0%	40.0%	37.5%
2012	70.0%	45.0%	53.3%	50.0%	40.0%	55.0%	53.3%	60.0%
2013	50.0%	55.0%	56.7%	55.0%	20.0%	35.0%	43.3%	47.5%
2014	20.0%	45.0%	56.7%	55.0%	40.0%	55.0%	60.0%	57.5%
全平均	55.5%	52.7%	51.5%	51.9%	49.7%	50.2%	50.5%	50.5%
84-89平均	65.0%	55.8%	53.3%	51.3%	50.0%	45.0%	50.0%	50.0%
90-94平均	60.0%	55.0%	54.0%	58.0%	68.0%	64.0%	60.0%	58.5%
95-99平均	58.0%	55.0%	50.0%	51.5%	54.0%	53.0%	50.7%	52.5%
00-04平均	40.0%	43.0%	41.3%	43.0%	40.0%	43.0%	42.7%	40.5%
05-09平均	52.0%	52.0%	52.7%	53.5%	48.0%	50.0%	52.0%	52.5%
10-14平均	56.0%	55.0%	57.3%	54.5%	38.0%	47.0%	48.0%	49.0%

5. パーソナルファイナンスにおけるセンチメント分析の応用

パーソナルファイナンスにおけるセンチメント分析の応用について継続的な貢献をすべく、センチメント・インデックスについて2つの方向で研究・開発を継続している。

5.1 ニュースの種類を限定したセンチメント・インデックス

これまでの分析においては、日経の紙面全体のテキスト・データ、つまり、日本や世界全体の経

済・企業・政治・社会・スポーツ・文化など、実に様々な種類のニュースに反映されたセンチメントよりインデックスを構築している。一方で、センチメント分析の先駆的なTetlock (2007) 論文では、ウォール・ストリート・ジャーナル (WSJ) に掲載されている米国株価について論じている“Abreast of the Market”というコラムのみに反映されたセンチメントを計量化して分析を行っている。

しかし、日経に掲載される記事や見出しは、どのようなトピックに関するニュースであるの

か、実は分類がされていない。そこで本節では、Blei et al. (2003, 2012) によって提案されたLDA (Latent Dirichlet Allocation) という文書のクラスタリング技術を利用して各記事と見出しの分類を行い、経済関連カテゴリーと、非経済関連カテゴリーに属するニュースを特定する。その上で、経済関連カテゴリーと非経済関連カテゴリーに分類された記事と見出しのそれぞれからSIを構築し、それぞれを「経済SI」と「非経済SI」と呼ぶ。また、これまでの分析において構築したSIを、改めて「全SI」と呼ぶ。その上で、日経225という株価を、①過去の株価自身、②過去のSI (全SI, 経済SI, 非経済SIのいずれか)、③過去の出来高 (日経225構成銘柄の出来高の合計)、という3つ変数によって予測する、新たなVARモデルを構築した。

LDAによるニュースの種類のクラスタリングに関する詳細は紙面制約のため省略する。ここでは、(i) 経済関連カテゴリーに分類される記事と見出しからSIを構築する、(ii) Campbell et al. (1993) の指摘に基づき、新たに出来高という変数を導入してVARモデルを改良する、といった2つの工夫をすることにより、株価の予測可能性を向上することができるのか、現在進行形の研究開発を報告する。

表8に結果を示す。経済関連カテゴリーに属する見出しと記事から構築した経済SIを採用してモデルの推定を行う場合、すべての変数は正の係数をとる。特に、 SI_{t-1} と SI_{t-3} は有意である。この結果は、Tetlock (2007) が言う「情報理論 (information theory)」が成立していることを意味する。つまり、経済関連カテゴリーに属する見出しと記事に反映されたセンチメントは、株価に関する本質的な情報を保有し、その影響は恒久的に持続することを意味する。その結果、今日の株

価が上昇するとき、その要因は、1から5営業日前の、経済関連カテゴリーから構築した経済SIが正であること、つまり、日経に反映されたポジティブなセンチメントが要因となって株価の上昇をもたらす。逆に、1から5営業日前のネガティブなセンチメントは、今日の株価の下落をもたらすことを示唆する。

一方、これまでの分析で利用してきた、全カテゴリーに属する見出しと記事から構築した全SIを利用する場合、 SI_{t-1} から SI_{t-3} までの係数が正の値をとり、 SI_{t-4} と SI_{t-5} の係数が負の値をとる。つまり、Tetlock (2007) が指摘する、「センチメント理論 (sentiment theory)」に基づく、いわゆる「リターン・リバーサル」が観測される。つまり、全カテゴリーから構築した全SIを利用する場合、1から3営業日前のセンチメントは正の影響を、4と5営業日前のセンチメントは負の影響を、株価に与える。よって、センチメントは、「1-3営業日後の短期的なリターンが、4-5営業日後の長期には反転する」というリターン・リバーサルを予測することを含意する。

また、非経済関連カテゴリーに属する見出しと記事から構築した非経済SIを利用する場合には、SIはすべてのラグで有意な変数とはならない。また、推定された係数もラグごとに、ほぼ交互に正と負の値をとり、株価への影響も一様な方向とならない。よって、非経済SIは株価を説明する変数ではなく、Tetlock (2007) の言う「無情報理論」がこの場合には成立していると言えよう。

以上、日経記事のカテゴリー別に構築した3種類のSIを利用したVARモデルの推定結果より、株価を有意に説明し得るSIを構築するためには、経済関連カテゴリーの見出しと記事に限定して構築した経済SIのみが、一定の方向で株価を説明する有意な変数となることが分かった。

表8 日経記事のカテゴリー別に構築した3つのSIによる株価の推定結果

説明変数	経済SI	全SI	非経済SI
SI_{t-1}	0.05391* (0.03062)	0.05238* (0.03071)	0.00488 (0.02472)
SI_{t-2}	0.01739 (0.02928)	0.00306 (0.02988)	-0.02081 (0.02581)
SI_{t-3}	0.04910* (0.02964)	0.05415* (0.02983)	0.01489 (0.02495)
SI_{t-4}	0.04347 (0.02893)	-0.04824* (0.02925)	-0.02746 (0.02796)
SI_{t-5}	0.01147 (0.02815)	-0.00987 (0.02819)	-0.00293 (0.02947)
Adj. R ²	0.00531	0.00490	0.00107

さらに、経済関連カテゴリーに属する見出しと記事から構築した経済SIによるVARモデルの方が、全カテゴリーや非経済関連カテゴリーに属する見出しと記事から構築した全SIと非経済SIを利用したVARモデルよりも、自由度調整済み決定係数がわずかであるが、高くなっている。このことから、株価をより上手く説明するSIを構築するためには、経済活動に関連のある記事に絞って構築した方がよいと考えられる。

但し、本5.1節での結果は、4節での包括的な実証分析とは異なり、分析対象を日経225に限定し、また、記事のクラスタリングに多くの時間を要することから、分析期間も2007年1月1日から2014年12月31日までに限定して、得られるものである。本5.1節での結果が、4節で対象とした様々な資産価格、様々な分析期間においても成立するかどうかの検証は今後の課題としたい。

5.2 センチメント・インデックスの公開

本論文では、SIが株価をはじめとする様々な資産価格に与える影響を詳細に分析することにより、SIの資産価格に対する予測可能性を実証してきた。特に、SIの日本株価の予測可能性について下記のような3つの結論を得ている。第1に、紙面制約のため詳細を記さなかったが、SIは内閣府が公表している景気循環の好況期において、株価を有意に説明することが分かった。第2に、インサンプルのみならずアウトサンプルにおいても日本株価に対して有意な予測可能性を有する。第3に、5.1節で示したように、経済関連の記事より計量化したSIは、一定の方向で日本株価を説明する変数となり、株価の本質的な情報を有する可能性が高い。これは、ポジティブな度合いが増せば、株価リターンが増すことを示している。つまり、本論文のSIは、日本の代表的な株価指標を先導して説明し、世の中の雰囲気が良くなれば相場が良くなる、という直感的にも理解しやすい特徴を持ったインデックスとなり得る。

本論文で構築したSIの上記の特徴は、金融資産の運用と家計の資産形成支援という2つの側面で有用であると考えられる。第1に、金融資産運用という側面である。金融資産の運用では、個別銘柄のリターンをTOPIXなどの代表的な株価指標で説明するという、CAPM（資本資産価格評価モデル; Sharpe 1964, Lintner 1965, Mossin 1966）という価格評価法が主流である。本研究では、その代表的な株価指標がSIによって先導的に説明することを示している。したがってCAPMを取り入れている多くの投資家にとって、SIは重要なファクターとなり得る。第2に、投資家の資産



図5 センチメント・インデックスの公開 Webサイトのトップ画面

(URL: <https://sites.google.com/view/sentiment>)

形成支援という側面である。本論文で構築をしたSIは、ポジティブさが増すと、株価リターンが増加する、という直感的に理解しやすい指標である。したがって、資産運用を行う投資家に受け入れやすい指標であると考えられる。

本論文で構築したSIをパーソナルファイナンスに手軽に応用できるように、Webサイト⁽⁷⁾にて公開をしている(図5)。上記サイトでは、SIと日本株価の関係を視覚的に明らかにするために、以下の2つを公開している。第1に、プラザ合意やリーマン・ブラザーズの破綻などの社会的イベント周辺におけるSIと日経225の推移である。第2に、経済関連の日経新聞記事から構築したSIの2007年から2014年までの5日移動平均線である。

6. まとめ

本研究では、センチメントを計量化し、「見える化」した新たな独自の指標として定義した。具体的には、(1) 過去34年分、つまり10,563日分の日本経済新聞すべての見出しと記事というビッグ・テキスト・データを利用し、(2) 近年進展が目覚ましい自然言語処理分野の成果をパーソナルファイナンスに応用することにより、日本の経済状態を表すセンチメント・インデックスを構築した。その上で、このインデックスが株価や不動産

⁽⁷⁾ <https://sites.google.com/view/sentiment>

価格に対して、持続的かつ頑健な予測可能性を有することを実証した。さらに、本研究で得られた成果を、手軽にパーソナルファイナンスへ応用できるように、超長期の日次・月次のセンチメント・インデックスを公開するとともに、資産価格予測や景気予測に資する、より精度の高いインデックスへの継続的な研究・開発を今後とも行いたい。このようなセンチメント分析に関する研究・開発を継続して行うことにより、パーソナルファイナンス分野へ微力ながらも貢献し続けたいと考えている。

参考文献

- Blei, D. M. Ng, A. Y. and Jordan, M. I. (2003), "Latent Dirichlet Allocation," *Journal of Machine Learning Research*, Vol.3, pp.993-1022.
- Blei, D. M. (2012), "Probabilistic Topic Models," *Communications of the ACM*, Vol.55, No.4, pp.77-84.
- Bollen, J. Mao, H. and Zeng, X. (2011), "Twitter Mood Predicts the Stock Market," *Journal of Computational Science*, Vol.2, No.1, pp.1-8.
- Boudoukh, J. Feldman, R. Kogan, S. and Richardson, M. (2012), "Which News Moves Stock Prices? A Textual Analysis," *NBER Working Paper*, No.18725.
- Campbell, J. Y. Grossman, S. J. and Wang, J. (1993), "Trading Volume and Serial Correlation in Stock Returns," *Quarterly Journal of Economics*, Vol.108, No.4, pp.905-939.
- Fama, E. F. (1965), "The Behavior of Stock-Market Prices," *Journal of Business*, Vol.38, No.1, pp.34-105.
- Fama, E. F. (1991), "Efficient Capital Markets: II," *Journal of Finance*, Vol.46, No.5, pp.1575-1617.
- 五島圭一, 高橋大志 (2016) 「ニュースと株価に関する実証分析: ディープラーニングによるニュース記事の評判分析」『証券アナリストジャーナル』 54(3): 76-86.
- 石島博, 数見拓朗, 前田章 (2014) 「市場センチメント・インデックスの構築と株価説明力の分析: 日次データによる検証」『経済政策ジャーナル』 11(2): 7-10.
- Ishijima, H. Kazumi, T. and Maeda, A. (2015), "Sentiment Analysis for the Japanese Stock Market," *Global Business and Economics Review*, Vol.17, No.3, pp.237-255.
- Kahneman, D. and Tversky, A. (1979), "Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk," *Econometrica*, Vol.47, No.2, pp.263-292.
- 経済産業省 (2014) 「持続的成長への競争力とインセンティブ～企業と投資家の望ましい関係構築～プロジェクト最終報告書 (伊藤レポート)」: 102.
<http://www.meti.go.jp/press/2014/08/20140806002/20140806002-2.pdf> (2017/11/30)
- Kudo, T. Yamamoto, K. and Matsumoto, Y. (2004), "Applying Conditional Random Fields to Japanese Morphological Analysis," *IPSJ SIG Notes*, 2004, pp.89-96.
- Lintner, J. (1965), "The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets," *Review of Economics and Statistics*, Vol.47, No.1, pp.13-37.
- Loughran, T. and McDonald, B. (2011), "When is a Liability not a Liability? Textual Analysis, Dictionaries, and 10-Ks," *Journal of Finance*, Vol.66, No.1, pp.35-65.
- Mossin, J. (1966), "Equilibrium in a Capital Asset Market," *Econometrica*, Vol.34, No.4, pp.768-783.
- 沖本竜義, 平澤英司 (2014) 「ニュース指標による株式市場の予測可能性」『証券アナリストジャーナル』 52(4): 67-75.
- Ritter, J. R. (2003), "Behavioral Finance," *Pacific-Basin Finance Journal*, Vol.11, No.4, pp.429-437.
- Sharpe, F. W. (1964), "Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk," *Journal of Finance*, Vol.19, No.3, pp.425-442.
- 高村大也 (2007) 「単語感情極性対応表」
http://www.lr.pi.titech.ac.jp/~takamura/pubs/pn_ja.dic (2017/11/30)
- Tetlock, P.C. (2007), "Giving Content to Investor Sentiment: The Role of Media in the Stock Market," *Journal of Finance*, Vol.62, No.3, pp.1139-1168.
- Tetlock, P.C. Saar-Tsechansky, M. and Macskassy, S. (2008), "More than Words: Quantifying Language to Measure Firms' Fundamentals," *Journal of Finance*, Vol.63, No.3, pp.1437-1467.
- 坪内孝太, 山下達雄 (2015) 「株価掲示板情報の感情解析と株価との相関の研究」『2015年度人工知能学会全国大会論文集』 1J5-OS-13b-2in.