

## イベント発生時の株価変動と新聞の感情スコアの関連性

浦部 凧人

青山学院大学経営学部

## 要旨

本研究は、2025 年 4 月に発表された米政権の相互関税措置および中国の報復関税により日経平均株価が大きく変動した時期を対象として、日本経済新聞記事の論調と株価変動の関連を検証したものである。日経新聞朝刊 1 面・3 面の計 156 本の記事に極性辞書を用いて感情分析を実施し、論調を数値化した感情スコアと株価や変動率との相関を算出した。その結果、1 面記事の感情スコアは翌日の株価、特に高値・終値と強い正の相関を示し、株価が大きく変動した期間には翌日の変動率との間に高い相関が確認された。これは新聞記事の論調が投資家心理を通じて市場に影響する可能性を示す。一方で、より専門的な内容が掲載される 3 面記事との相関は限定的であった。さらに共起ネットワーク分析からは、米政権の相互関税発表前は関税政策への関心、発表直後は政策発表に対する市場反応、報復関税発表後は景気懸念が前面化するなど、報道の焦点の推移が可視化された。以上の結果は、市場が動揺するイベント時における新聞記事の論調の影響を示唆する一方、サンプルサイズが限定的であるため統計的に頑健であると断定することはできない。

## 目次

1. はじめに
2. 先行研究
3. データ
4. 分析
  - 4.1 感情スコアとは
  - 4.2 感情スコアの算出方法
  - 4.3 共起ネットワーク分析
5. 分析結果
  - 5.1 感情分析
  - 5.2 共起ネットワーク図
6. 考察
7. 本研究の限界と課題

### 1. はじめに

2025 年 4 月 2 日、第二次トランプ米政権は日本や EU、中国をはじめとする貿易相手国・地域と同水準に関税を引き上げる相互関税の詳細を発表し、日経平均株価は約 8 カ月ぶりの安値を付けた。これに対し、中国は 4 月 4 日に米国からの全ての輸入品に 34%の追加関税を課す報復関税を発表し、市場は激しく動揺した。日経平均株価は 4 月 7 日に歴代 3 番目の下落幅を記録し、翌 4 月 8 日には歴代 5 番目の上昇幅、さらに 4 月 10 日には歴代 2 番目の上昇幅を記録するなど、短期間で大きな株価変動が生じた。

このような株式市場の変動は、経済指標や企業業績といったファンダメンタルズ要因だけでなく、投資家心理の変化によっても大きく左右される。その投資家心理を形成する重要な要因の一つが、新聞・テレビ・インターネットニュースなどのメディア報道である。特に日本経済新聞は国内外の投資家に広く読まれており、その報道姿勢や論調は日本市場における短期的な市場変動に影響を及ぼす可能性がある。

近年、自然言語処理（NLP）や機械学習の発展により、ニュース記事の「感情」を定量化する手法が急速に普及している。自然言語処理とは、人間が日常的に使う言葉（自然言語）をコンピューターが理解し、分析・生成できるようにする技術で、人工知能研究の一分野に位置づけられる。この自然言語処理を基盤として、大量のテキストデータから統計的手法や機械学習を用いて有用な知識やパターンを抽出するアプローチがテキストマイニングである。その代表的な応用が感情分析であり、単なる語の出現頻度の計測にとどまらず、文章に含まれるポジティブ／ネガティブな論調を数値化し、市場反応との関係を統計的に検証することを可能にする。このため感情分析は学術研究だけでなく、実務の投資判断支援にも活用が進められている。米国市場では感情分析による株価予測を目的とした感情分析研究が蓄積されつつあるが、日本市場を対象とする事例は依然として限られており、知見のさらなる蓄積が求められている。

そこで本研究では、第二次トランプ政権による関税政策という市場への影響が極めて大きいイベントに焦点を当て、この期間の日経新聞記事の論調（ポジティブ／ネガティブ）と日経平均株価の変動にどのような関連があるのかを分析する。

## 2. 先行研究

ニュース記事の論調（感情）と株価の関係は、金融市場研究における重要なテーマとして研究され、まず辞書ベースの手法を用いた古典的研究が基盤を築いた。辞書ベースの手法とは、あらかじめ単語ごとに極性値（ポジティブ／ネガティブの度合い）が定義された極性辞書に基づいてテキスト中の単語を数値化し、全体の感情スコア（Sentiment Score）を算出する方法である。単純かつ解釈しやすい一方で、文脈依存の意味を捉えにくいという限界もある。しかし金融分野の研究においては、透明性と再現性の高さから早期に導入された。

感情分析の古典的研究である Tetlock (2007) は Wall Street Journal のコラムから悲観度指数を構築し、メディアの悲観的な論調が短期的な株価下落や取引量の増加を予測することを示した。Tetlock et al. (2008) は企業ニュースに基づき、否定的なトーンが将来の収益予測に有意な影響を与えることを明らかにした。また、Loughran and McDonald (2011) は従来の一般的な感情辞書では金融文脈を誤判定しやすいことを指摘し、金融領域専用の辞書を整備した。Engelberg and Parsons (2011) は地域メディアの報道量が投資家の取引行動に影響することを示した。

一方、日本市場を対象としたニュース感情分析研究は米国に比べると依然として限られている。英語と異なり、日本語は単語ごとに区切られていないため、まず形態素解析という工程が必要であり、技術や辞書の整備が十分でなかったことが普及の遅れにつながったと考えられる。沖本・平澤 (2014) は日本のニュース記事を用いてニュース指標による株式市場の予測可能性を検証し、ニュース記事に含まれる情報が株価変動に影響を与える可能性を示した。この研究は、米国での感情分析研究の知見を日本市場に応用した先駆的な試みであり、日本語ニュースの定量的評価が株式市場分析に利用できることを示唆している。石島ほか(2014)は、日本経済新聞の全記事からセンチメント・インデックスを構築し、それが3日後の日本の株価を予測し得ることを実証した。この研究のアプローチを拡張した数見 (2016) は、日本経済新聞の経済関連の記事に限定したセンチメント・インデックスを構築し、翌営業日の株価と出来高を説明できることを示した。

以上のように、ニュース感情が市場に影響を与えることは多くの研究で確認されてきたが、その多くは平常時の市場を対象としている。市場が大きく動揺するイベント発生時に、メディアの論調がどのような役割を果たすのか、その影響力は増大するのか、あるいは他の要因に埋もれてしまうのかという点については、さらなる検証が求められている。

なお、近年では Google が開発した深層学習に基づく BERT (Devlin et al., 2018) が登場し、饗場ほか (2019) では文脈の深い理解をしているとされることが示されている。また、Araci (2019) による FinBERT のように、金融テキストに特化したモデルも開発されており、辞書ベースの手法に比べて金融分野特有のセンチメントをより精緻に捉える成果が報告されている。金融テキストマイニング全般の手法は和泉ほか (2022) により体系的に整理され、日本の金融関係者が多く講読する証券アナリストジャーナルでも「金融データサイエンス入門シリーズ」(大庭, 2023)、「金融データサイエンス入門Ⅱシリーズ」(大庭, 2025) として特集が組まれるなど、研究や実務への応用が進んでいる。

本研究の目的は、第二次トランプ政権による関税政策の発表で日経平均株価が乱高下した期間において、日本経済新聞朝刊記事の1面および3面の感情スコアが、日経平均株価の変動率とどのような関係にあるのかを明らかにすることである。特に、報道の重要度を反映する紙面位置（1面と3面）による影

響の違いと、記事が報じられた当日および翌日の株価への影響の差異に着目する。また、本研究では対象とするテキストがイベント時とその周辺日に限定され、記事数が少ないことから、専門的知識や大規模計算資源を必要とする機械学習ベースの手法ではなく、再現性が高く扱いやすい極性辞書アプローチに焦点を当てる。

上記の目的を達成するため、以下の仮説を設定する。

仮説：市場が大きく動揺するイベント発生時において、日本経済新聞の報道の論調は、イベント発生前後の日経平均株価の動きと相関がある。

### 3. データ

本研究の分析対象期間は2025年4月2日から4月16日までの15日間とする。第二次トランプ政権による相互関税発表や中国の報復関税発表を受け、4月7日、8日、10日に日経平均株価が歴史的な変動幅を記録した。これを含む4月7日から4月11日の週をイベント期間とし、その前後5日間を加えた計15日間を対象とした。株価データについては、土日を除く11営業日分の日経平均株価の始値・高値・安値・終値を取得し、以下の計算により変動率を算出した。

$$\text{変動率} = \frac{\text{当日終値} - \text{前日終値}}{\text{前日終値}} \times 100$$

記事データについては、同期間における日本経済新聞朝刊の1面および3面掲載記事（計156本：1面86本、3面70本）を収集した。3面記事を用いる理由は、政治・経済分野についてより専門的な内容が掲載されるためである。

### 4. 分析

#### 4.1 感情スコアとは

本研究では、新聞記事が持つ論調が市場へどのような影響をもたらすかを定量的に分析するため、テキストデータから感情スコア（Sentiment Score）を算出する。

感情スコアとは、自然言語処理の手法を用いて、文章に含まれるポジティブ（肯定的）またはネガティブ（否定的）な感情の度合いを数値化した指標である。算出されたスコアが正であれば記事全体が楽観的な論調、負であれば悲観的な論調であることを示し、その絶対値は感情の強さを表す。例えば、「景気回復への期待」といった表現はポジティブなスコアに、「先行きへの懸念」といった表現はネガティブなスコアに寄与する。

株価の変動は、企業の業績や経済指標といったファンダメンタルズ要因だけでなく、報道によって形成される投資家の期待や不安といった市場センチメント（投資家心理）に大きく左右される。感情スコアを用いることで、従来は主観的に解釈されがちだったニュースの「論調」という質的情報を、客観的な数値

データに変換できる。これにより、日経平均株価という定量的な指標との間で相関分析などの統計的分析が可能になる。つまり、感情スコアは、メディア報道が市場参加者の心理に与える影響を測定するための代理変数として機能する。

## 4.2 感情スコアの算出方法

本研究では、日本経済新聞の記事 1 面および 3 面記事に感情分析を行い、感情スコアを算出する。そのプロセスは、大きく分けて「①文から単語への分解」と、「②単語ごとの点数付け」の合計 2 段階で構成される。

### ① 文章から単語への分解（形態素解析）

まず、コンピューターに日本語の文章を正しく理解させるため、記事の文章を、意味を持つ最小単位の「単語」に分解する。これは形態素解析と呼ばれるプロセスである。例えば、「株価が大幅に上昇した。」という一文は、「株価」「が」「大幅」「に」「上昇」「し」「た」「。」のように分解される。形態素解析には Python 上で稼働する形態素解析ライブラリ Janome を用いた。

### ② 単語ごとの点数付けと合計（感情極性辞書）

次に、分解した単語の一つ一つを、あらかじめ用意した「感情の点数表（感情極性辞書）」と照らし合わせる。この辞書には、表 1 の例のように単語とそれに対応する点数（極性値）が登録されている。

表 1 極性辞書の例

単語	スコア
上昇	+1.0
下落	-1.0
回復	+0.8
懸念	-0.9

辞書は Ito et al.(2018)が提案した手法に基づき構築された金融専門極性辞書を使用した。辞書に登録されている単語が見つかった場合、その点数を加算する。例えば、「株価が大幅に上昇し、景気が回復した。」という文章であれば、「上昇 (+1.0)」と「回復 (+0.8)」のスコアが拾われ、文章のスコアは+1.8、ポジティブな文章となる。感情スコアは、五島・高橋（2017）の提案する方法に従って算出した。

$$\text{新聞記事の感情スコア} = \frac{\sum_{k=1}^n TF_{\omega_k} \times Weight_{\omega_k}}{\sum_{k=1}^n TF_{\omega_k}}$$

ここで、 $TF_{\omega_k}$  は極性辞書に定義されている  $k$  番目のワード  $\omega_k$  が記事内に出現した頻度、 $Weight_{\omega_k}$  はワード  $\omega_k$  の極性度合いを表す数値、 $n$  は極性辞書で定義されているワードの数を表す。

以上の方法により、15 日間の 1 面および 3 面記事について、それぞれ日次の感情スコアを算出した。

これらのスコアと日経平均株価との関連を検討するため、始値・高値・安値・終値および変動率との比較・相関分析を行った。なお、相関係数の算出に用いた株価データは 11 営業日分であり、相関分析のサンプルサイズは 11 である。

#### 4.3 共起ネットワーク分析

本研究では、新聞記事の報道内容を視覚化するため、共起ネットワーク分析を行う。共起ネットワークとは、テキスト内の単語の関連性を視覚化したものであり、主要な概念がどのように結びついているかを明らかにすることができる（矢澤, 2025）。ネットワークにおいてノードの大きさは出現頻度、エッジの太さは共起回数を示す。新聞記事のような大量のテキストを扱う際、単語の単純な出現頻度のみでは報道が強調しているテーマや単語と単語の関係性を十分に把握できない。一方、共起ネットワーク分析を用いることで、単語間の関係を構造として把握でき、報道の焦点をよりの確に明らかにすることが可能となる。具体的には、ある単語が他の単語と頻繁に共起する場合、両者は同じ記事内で関連づけられて語られている可能性が高く、可視化を通じて記事全体でどの単語が中心的な役割を担っているか（中心性）、どのようなトピック群が存在するか（コミュニティ構造）、さらには時間の推移に伴う報道の焦点の変化を把握することができる。

本研究では、この手法を日経新聞 1 面記事に適用することで、米中貿易摩擦に関する報道の焦点がどのように推移したか分析を行う。つまり、共起ネットワークは単なる言語の共出現を示すにとどまらず、新聞報道の関心の変化や、社会的事象の捉えられ方の構造的特徴を可視化する分析手法として意味を持つ。共起ネットワーク分析も感情分析と同様に、Python を用いて実施した。また、本研究ではトピック群を色分けで表す。

### 5. 分析結果

#### 5.1 感情分析

図 1 は日経平均株価の始値、高値、安値、終値と日本経済新聞 1 面記事の感情スコアをグラフにしたものである。株式市場が閉まっている土日には網掛けをしている。この期間を除外しなかった理由は、五島・高橋（2017）により日経 QUICK ニュース及びロイターニュースの感情スコアと、ニュース配信日当日・前後 1 営業日の株式リターンの間に強い関連性があることが示されているためである。株式市場が閉まっている土曜日の新聞記事の感情スコアは前日金曜日の株価に影響を受け、日曜日の新聞記事の感情スコアは翌日月曜日の株価に影響を与えている可能性がある。土日の新聞記事のスコアを算出することにより、新聞記事のスコアと同日の株価及び前後 1 日の株価との比較を行った。

株価が大きく変動した週（4/7-4/11）では、株価と 1 面スコア共に大きく変動しているが、その前後の週では、株価と 1 面スコアは落ち着き、連動しているように見える。

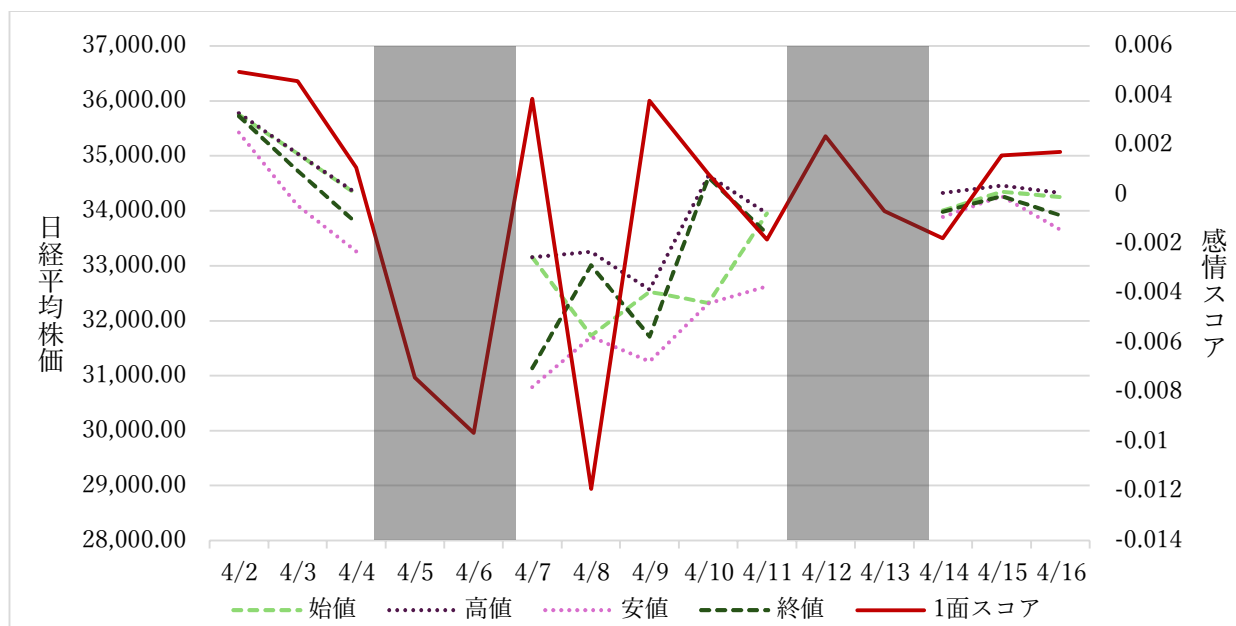


図 1 日経平均株価と日経新聞 1 面記事の感情スコア

図 2 は日経平均株価の始値、高値、安値、終値と日経新聞 3 面記事のスコアをグラフにしたものである。1 面記事のスコアほどではないが、こちらも株価が大きく変動した週とその前後の週には違いがみられる。

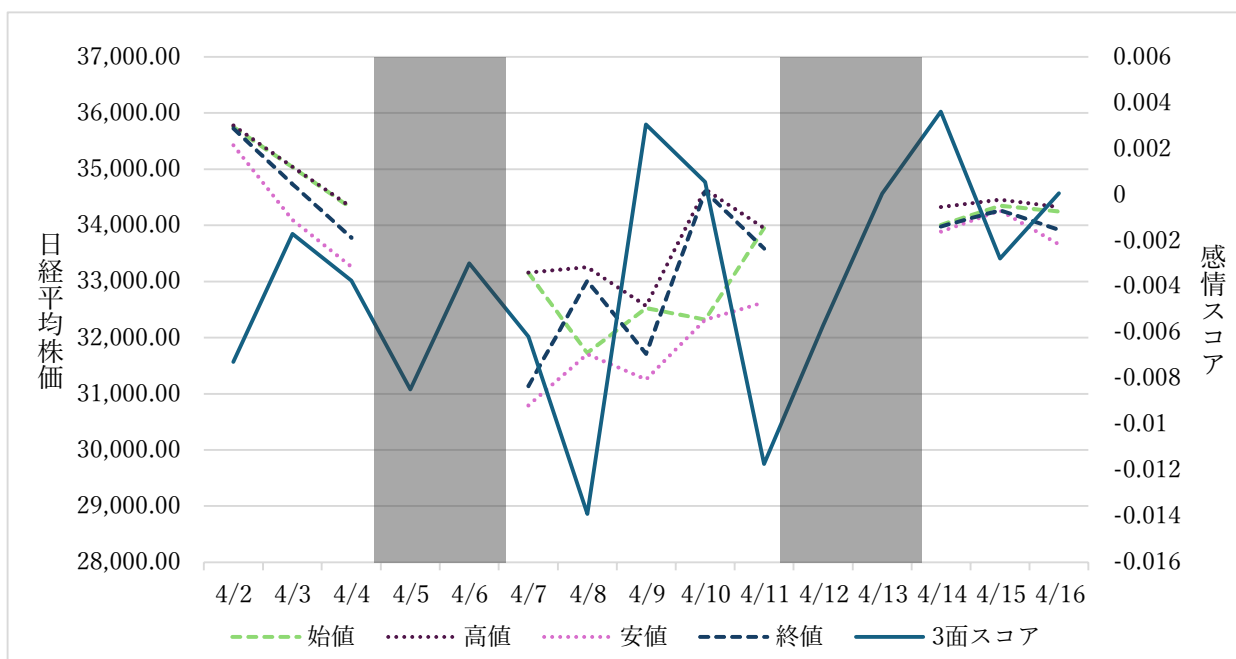


図 2 日経平均株価と日経新聞 3 面記事の感情スコア

次に、新聞記事の 1 面および 3 面の感情スコアと、前日・当日・翌日の日経平均株価（始値、高値、安値、終値）との相関係数を算出した。株式市場が休場となる土日を除外したため、分析に用いたサンプルサイズは 11 営業日分である。結果を表 2 に示す。

1面スコアは、全体的に株価と正の相関傾向が見られた。特に翌日の株価との相関が強く、相関係数は高値で $r=0.753$ 、終値で $r=0.829$ と非常に高い正の相関を示した。当日の株価に対しては、始値で $r=0.578$ と比較的高い正の相関が見られたものの、高値（ $r=0.332$ ）、安値（ $r=0.283$ ）、終値（ $r=0.119$ ）と時間経過とともに相関は弱まる傾向が見られた。また、前日の株価とも正の相関が見られ、特に終値との相関係数は $r=0.541$ であった。

一方、3面スコアと株価との相関は、1面スコアと比較して全体的に弱い傾向にあった。翌日の株価とは正の相関が見られ、高値で $r=0.594$ 、終値で $r=0.525$ と中程度の相関を示したが、1面スコアほど高くはなかった。前日および当日の株価との相関係数は全て $r=0.3$ を下回り、明確な関係性は見出しにくかった。

表2 日経新聞1面スコア及び3面スコアと前日・当日・翌日日経平均株価の相関係数

	1面スコア	3面スコア
前日 始値	0.154	0.029
高値	0.306	-0.053
安値	0.489*	0.292
終値	0.541*	0.169
当日 始値	0.578**	0.085
高値	0.332	0.052
安値	0.283	0.132
終値	0.119	0.04
翌日 始値	0.261	0.242
高値	0.753***	0.594**
安値	0.577**	0.425
終値	0.829***	0.525*

\*\*\*は1%水準で有意, \*\*は5%水準で有意, \*は10%水準で有意を示している。

図3は日経平均株価の変動率と日経新聞1面記事のスコアをグラフにしたものである。図1、図2同様、株価が大きく変動した週とその前後の週には違いがみられる。これに加えて、株価が大きく変動した4/7-4/11では逆相関がみられる。



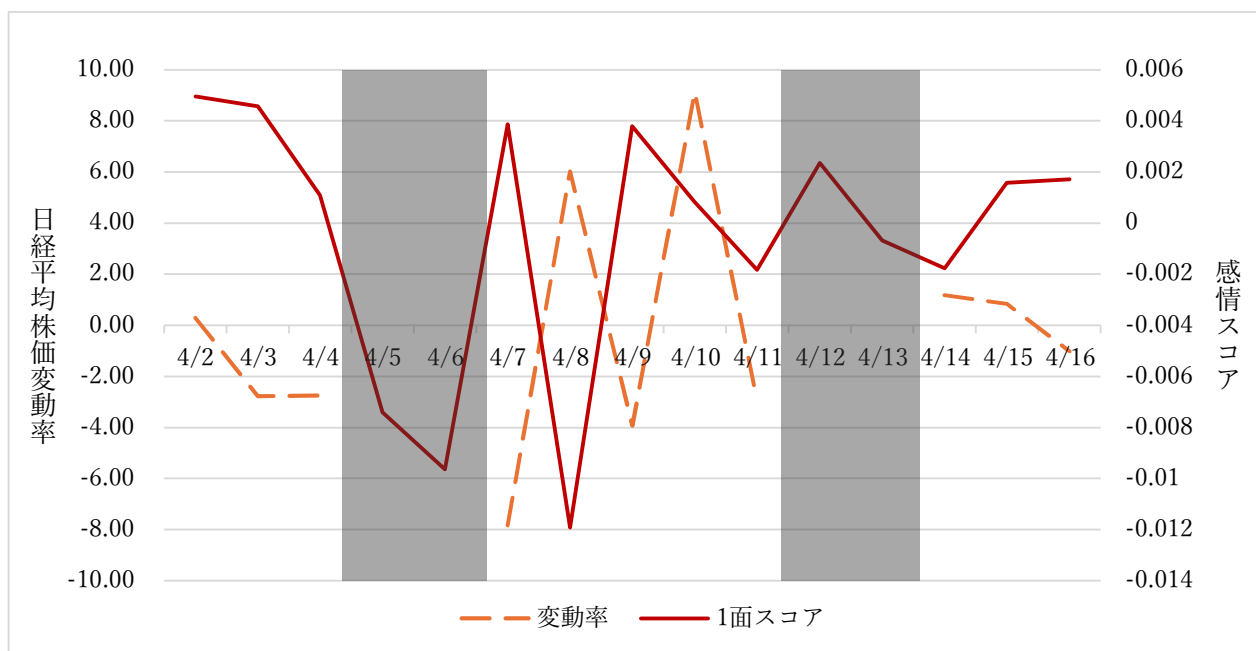


図3 日経平均株価の変動率と日経新聞1面記事の感情スコア

図4は日経平均株価の変動率と日経新聞3面記事のスコアをグラフにしたものである。日経平均株価との比較同様、1面記事のスコアほどではないが、こちらも株価が大きく変動した週とその前後の週には違いがみられ、株価が大きく変動した4/7-4/11では逆相関がみられる。

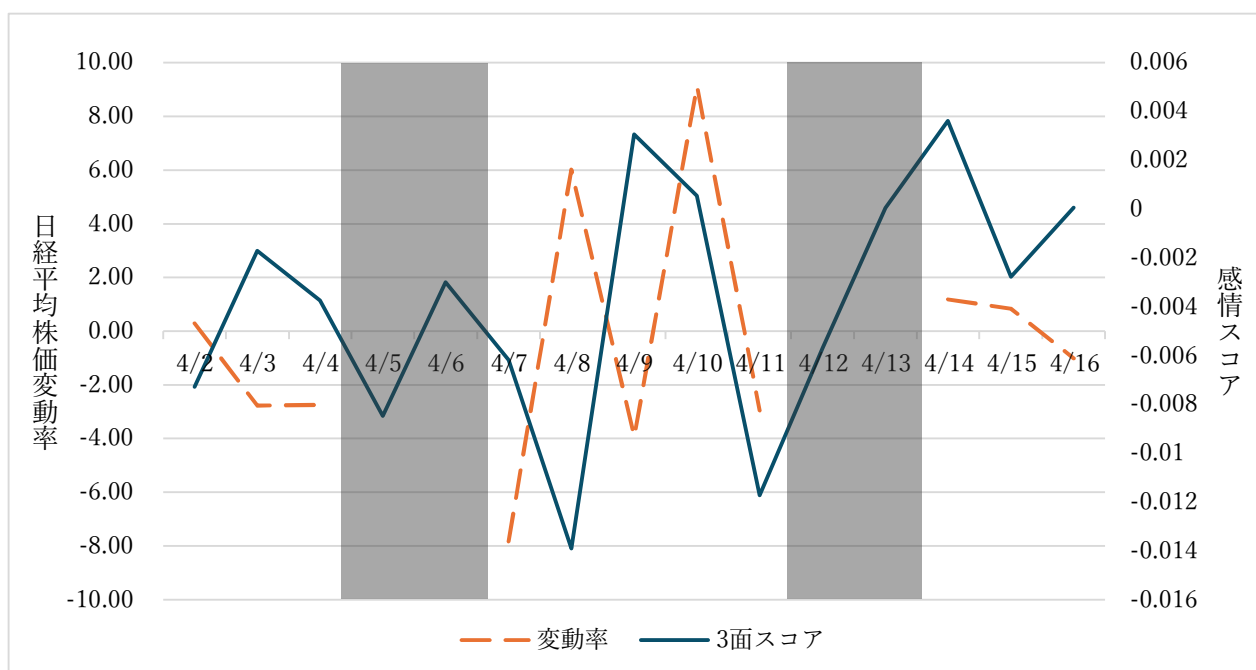


図4 日経平均株価の変動率と日経新聞3面記事の感情スコア

次に日経新聞の1面及び3面感情スコアと、日経平均株価の前日・当日・翌日変動率との相関係数を算出した。この分析も、株式市場が休場となる土日を除外しているため、サンプルサイズは11営業日分

である。結果を表3に示す。分析の結果、1面感情スコアは日経平均株価変動率との間に比較的強い相関が複数見られた。1面感情スコアは前日の株価変動率と正の相関 ( $r=0.470$ )、当日の株価変動率と負の相関 ( $r=-0.528$ )、そして翌日の株価変動率と正の相関 ( $r=0.552$ ) を示した。

表3 1面及び3面の感情スコアと日経平均株価の前日・当日・翌日変動率との相関係数

	1面スコア	3面スコア
前日変動率	0.47*	0.213
当日変動率	-0.528*	-0.025
翌日変動率	0.552**	0.368

\*\*\*は 1%水準で有意, \*\*は 5%水準で有意, \*は 10%水準で有意を示している。

さらに、イベント期間として設定した 2025 年 4 月 7 日から 4 月 11 日の週に限定した場合の分析結果を表4に示す。サンプルサイズは 5 営業日分である。株価が大きく変動した週 (4/7 から 4/11) では、表3の傾向はさらに顕著になった。特に、1面感情スコアと翌日の株価変動率との間には、 $r=0.822$  という非常に強い正の相関が観測された。一方、3面感情スコアと株価変動率との相関は、いずれの期間においても1面スコアと比較して弱いものであった。

表4 1面及び3面の感情スコアと日経平均株価の前日・当日・翌日変動率との相関係数 (4/7-11)

	1面スコア	3面スコア
前日変動率	0.501	0.175
当日変動率	-0.555	-0.025
翌日変動率	0.822**	0.364

\*\*\*は 1%水準で有意, \*\*は 5%水準で有意, \*は 10%水準で有意を示している。

## 5.2 共起ネットワーク図

次に、日経新聞朝刊 1 面記事データに共起ネットワーク分析を行い、2025 年 4 月に発表された米中相互関税措置に関連する報道の変遷を検討した。対象としたのは、相互関税措置発表前の記事である 4 月 2

日、発表を受けて日経平均株価が大幅に下落した4月4日、中国の報復関税を受けて株価が歴代3番目の下落幅を記録した翌日4月8日の記事である。これら3時点の比較により、報道の焦点がどのように推移したかを明らかにした。

図5は4月2日、相互関税措置発表前の日経新聞朝刊1面の共起ネットワーク図である。「関税」という語がネットワークの中心に位置し、「首相」「トランプ」「発動」「対策」といった語に結びついている。このことから、相互関税措置発表前から米政権の関税政策への関心が高まっていたことがわかる。また、「カナダ」「買収」からセブン&アイ・ホールディングスの買収報道、「尹」「大統領」「弾劾」から韓国政治、「日枝」からフジテレビ関連の問題など、複数の話題が1面で報じられていることも確認できる。一方で、市場や金融関連の語は周縁にとどまり、経済的影響はまだ顕在化していないことが読み取れる。

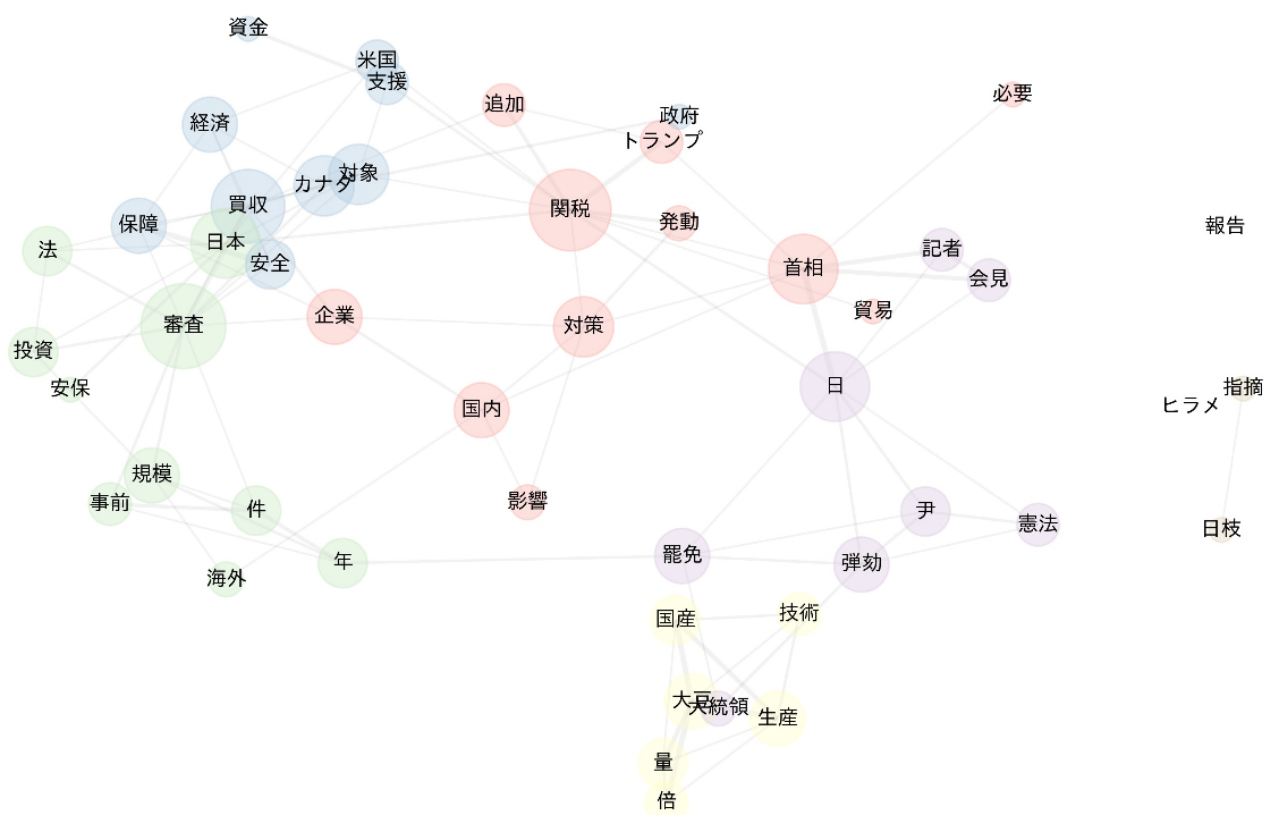


図5 4/2 日経新聞1面の共起ネットワーク図

図6は、相互関税措置が発表され、日経平均株価が大幅に下がった翌日4月4日の共起ネットワーク図である。株価暴落を受けて、ネットワークの構造に大きな変化が見られる。「日」「トランプ」「関税」「米国」「貿易」などが多くの単語とつながり、国際経済と政治を結びつける巨大なクラスターが形成された。さらに、「円」「株」「日経」「平均」など金融・株式市場に関する語が顕著に現れており、政策発表が市場に直接的な影響を及ぼしたことが記事全体に反映されている。

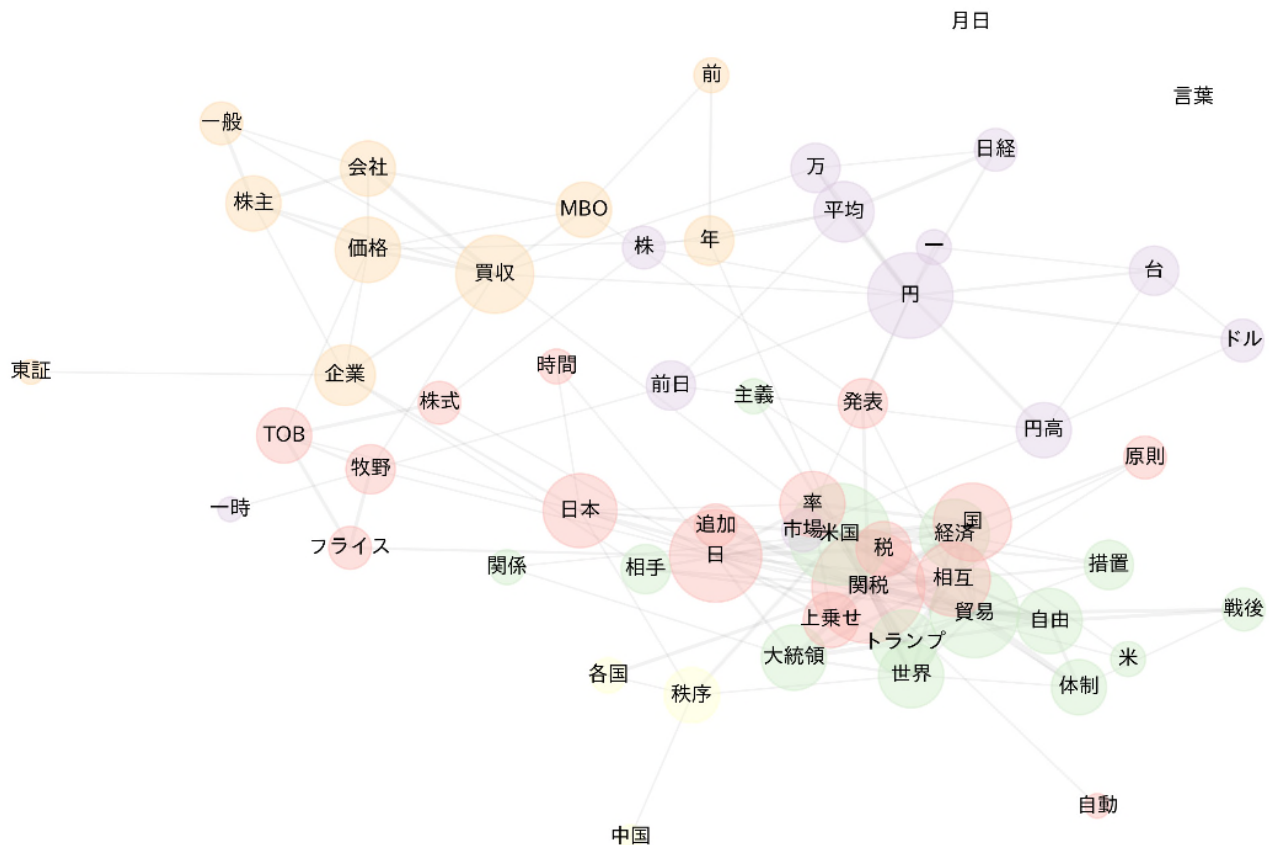


図 6 4/4 日経新聞 1 面の共起ネットワーク図

図 7 は、中国の報復関税を受け、日経平均株価が歴代 3 番目の下落幅を記録した翌日 4 月 8 日の共起ネットワーク図である。ここでは「関税」「トランプ」「日」「中国」「米国」「相互」といった通商摩擦に関する語が強固に結びつき、ネットワークの中心を占めている。同時に、「株」「景気」「影響」「市場」といった経済悪化を示す語群が明確に出現した。また、「リスク」「懸念」といった語の出現は、報道が単なる事実報道から市場リスクの分析へと広がっていたことを示すとともに、市場の混乱と先行きの不安が記事に表れていたことが読み取れる。



される1面の方が、より専門的な情報が多い3面よりも株価との相関が強いという結果は、ニュースの重要度やリーチの広さが、市場心理への影響力を左右することを示唆している。

前日の終値と翌朝の1面スコアとの間に見られる正の相関(0.541)は、株価の動きが記事の論調に影響を与えるという逆の因果関係の可能性も示している。すなわち、前日の市場が好調であったことが、翌朝の新聞のポジティブな論調に繋がったとも解釈できる。

加えて、新聞の1面に掲載される記事の感情スコアは、日経平均株価の変動率とも一定の関連を持つ可能性が示唆された。これに対し、3面記事との関連性は弱く、投資家の注目が経済や政治の重要ニュースが多く掲載される1面に集中するためと考えられる。1面の感情スコアと株価変動率の関係について、以下の3点が考えられる。

前日変動率との正の相関は、前日の株価上昇(下落)が、当日の朝刊1面で肯定的な(否定的な)ニュースとして報じられるという、市場の結果が報道に反映される関係を示していると考えられる。

当日変動率との負の相関は、例えば好材料が報じられた時点では既に市場に織り込み済みで、いわゆる噂で買って事実で売る動きが起きているといった市場のアノマリーを示唆している可能性がある。

翌日変動率との正の相関は、朝刊1面の論調が翌日の投資家心理や投資行動に影響を与えている可能性を示唆している。特に、株価が大幅に変動した週において、翌日変動率との相関が0.822と非常に高くなったことは、投資家が不確実性の高い局面で、よりマスメディアの論調を判断材料として重視する傾向を反映しているのかもしれない。

## 7. 本研究の限界と課題

本研究はサンプルサイズが限られているため、ここで得られた関係性が統計的に頑健であると断定することはできない。今後はサンプルサイズを拡大し、より長期的なデータを用いるとともに、交絡変数の影響を考慮した検証を行うことで、報道内容の感情と市場動向の因果関係に関して一層の知見が得られると期待される。また、株価が大きく変動した他の事例を対象とする分析も有効であると考えられる。さらに、BERTなどの深層学習モデルを用いた分析や、英語記事を対象とするテキストマイニングとの比較を行うことで、本研究の知見をより普遍的に検証できる可能性がある。

### 参考文献

Araci, D. (2019). FinBERT: Financial Sentiment Analysis with Pre-trained Language Models. arXiv preprint arXiv:1908.10063.

<https://doi.org/10.48550/arXiv.1908.10063>

Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., and Toutanova, K. (2018). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805.

<https://arxiv.org/abs/1810.04805>

Engelberg, J., and Parsons, C. A. (2011). The Causal Impact of Media in Financial Markets. *The Journal of*

*Finance*, 66(1), 67–97.

<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2010.01626.x>

Ito T., Sakaji H., Tsubouchi K., Izumi K., and Yamashita T. (2018) Text-Visualizing Neural Network Model: Understanding Online Financial Textual Data. In: Phung D., Tseng V., Webb G., Ho B., Ganji M., Rashidi L. (eds) *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*. PAKDD 2018. Lecture Notes in Computer Science, Springer, 10939, 247-259.

[https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-93040-4\\_20](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-93040-4_20)

Loughran, T., and McDonald, B. (2011). When Is a Liability Not a Liability? Textual Analysis, Dictionaries, and 10-Ks. *The Journal of Finance*, 66(1), 35-65.

<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2010.01625.x>

Tetlock, P. C. (2007). Giving Content to Investor Sentiment: The Role of Media in the Stock Market. *The Journal of Finance*, 62(3), 1139–1168.

<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2007.01232.x>

Tetlock, P. C., Saar-Tsechansky, M., and Macskassy, S. (2008). More Than Words: Quantifying Language to Measure Firms' Fundamentals. *The Journal of Finance*, 63(3), 1437–1467.

<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2008.01362.x>

饗場行洋, 伊藤健, 井辺洋平. (2019). 「ESG 格付のネットワーク構造が示す新しい企業戦略—進化する、定性データの定量化技術—」『証券アナリストジャーナル』, 57(5), 16-25.

[https://www.saa.or.jp/journal/prize/pdf/2019\\_aiba\\_ito\\_ibe.pdf](https://www.saa.or.jp/journal/prize/pdf/2019_aiba_ito_ibe.pdf)

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.

<https://jepa.jpn.org/wp/wp-content/uploads/2023/04/8e547f2337ceed7fb33aa60ce16a02e5.pdf>

和泉潔, 坂地泰紀, 松島裕康. (2022). 『Python による金融テキストマイニング』. 朝倉書店.

大庭昭彦. (2023). 「金融データサイエンス入門シリーズ シリーズ企画の狙い」『証券アナリストジャーナル』, 61(7), 58-59.

<https://www.saa.or.jp/dc/sale/apps/journal/JournalShowDetail.do?goDownload=&itmNo=39940>

大庭昭彦. (2025). 「金融データサイエンス入門Ⅱシリーズ シリーズ企画の狙い」『証券アナリストジャーナル』, 63(7), 52-55.

<https://www.saa.or.jp/dc/sale/apps/journal/JournalShowDetail.do?goDownload=&itmNo=41351>



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.

[https://www.saa.or.jp/journal/prize/pdf/2014\\_oki.pdf](https://www.saa.or.jp/journal/prize/pdf/2014_oki.pdf)

数見拓朗. (2016). 「株式市場を反映するセンチメント・インデックスの構築と株価説明力の実証分析」『大阪大学経済学』, 66(3), 24-36.

<https://doi.org/10.18910/58821>

五島圭一, 高橋大志 (2017). 「株式価格情報を用いた金融極性辞書の作成」『自然言語処理』, 24 (4), 547-577.

<https://doi.org/10.5715/jnlp.24.547>

矢澤憲一. (2025). 「日本企業におけるサステナビリティ情報の保証報告書の内容分析：開示・保証の実態と戦略的意図」『青山経営論集』, 60(1), 187-224.

<https://opac.agulin.aoyama.ac.jp/iwjs0011opc/TF02039839>