

論文 / 著書情報  
Article / Book Information

題目(和文)	テキスト情報を用いたニュースと株式価格変動に関する研究
Title(English)	
著者(和文)	五島 圭一
Author(English)	Keiichi Goshima
出典(和文)	学位:博士(工学), 学位授与機関:東京工業大学, 報告番号:甲第10543号, 授与年月日:2017年3月26日, 学位の種別:課程博士, 審査員:寺野 隆雄,新田 克己,出口 弘,高安 美佐子,小野 功
Citation(English)	Degree:Doctor (Engineering), Conferring organization: Tokyo Institute of Technology, Report number:甲第10543号, Conferred date:2017/3/26, Degree Type:Course doctor, Examiner:,,,,,
学位種別(和文)	博士論文
Type(English)	Doctoral Thesis

テキスト情報を用いた  
ニュースと株式価格変動に関する研究

東京工業大学 大学院総合理工学研究科 知能システム科学専攻  
五島圭一

# 目次

<b>第1章</b>	<b>序論</b>	<b>4</b>
1.1	研究の背景	4
1.2	情報と資産価格に関する議論	5
1.3	テキストデータを用いた資産価格分析の先行研究	6
1.3.1	先行研究で用いられるデータの種類	6
1.3.2	先行研究におけるテキスト分析の方法	7
1.3.3	先行研究の研究状況	9
1.4	本論文の目的と構成	12
<b>第2章</b>	<b>ニュース指標と株式市場との関連性</b>	<b>14</b>
2.1	はじめに	14
2.2	データ	14
2.2.1	マーケットデータ	14
2.2.2	ニュースデータ	15
2.3	分析方法	15
2.3.1	ニュースデータの前処理	15
2.3.2	ニュース指標の作成方法	15
2.3.3	VARモデルによるニュース指標の分析	19
2.4	分析結果	19
2.4.1	ニュース指標が株式リターンに与える影響	19
2.4.2	株式リターンがニュース指標に与える影響	21
2.4.3	ニュース指標が出来高に与える影響	22
2.4.4	ニュース指標が小型株に与える影響	23
2.5	まとめ	24
<b>第3章</b>	<b>株式価格情報を用いた金融極性辞書作成</b>	<b>25</b>
3.1	はじめに	25
3.2	データ	26

3.2.1	マーケットデータ	26
3.2.2	ニュースデータ	27
3.2.3	ニュースデータの前処理	27
3.3	キーワードリストの作成方法	29
3.3.1	作成手順の概略	29
3.3.2	株式価格データからニュース記事への教師スコアの付与	30
3.3.3	ニュース記事内容のベクトル表現方法とキーワードの極性評価	33
3.3.4	作成したキーワードリスト	33
3.4	キーワードリストを用いた分類検証	36
3.4.1	ニュース記事の分類	36
3.4.2	分類検証における各種指標	39
3.4.3	ニュース記事配信日付近における株式リターン推移の検証結果	40
3.4.4	ニュース記事クラス間の株式リターンの多重比較検定結果	50
3.5	まとめ	53
<b>第4章</b>	<b>ニュースのテキスト情報を用いた株式リターンの予測可能性の検証</b>	<b>55</b>
4.1	はじめに	55
4.2	データ	56
4.2.1	マーケットデータ	56
4.2.2	ニュースデータ	56
4.2.3	ニュースデータの前処理	56
4.3	ニュース記事のトーンの計量	57
4.3.1	分析手順の概略	57
4.3.2	株式価格データからの教師スコア付与	58
4.3.3	ニュース記事内容のベクトル表現と教師あり学習による学習器の作成	59
4.4	ニュース記事のトーンの予測力の検証	60
4.4.1	回帰分析による予測力の検証	60
4.4.2	バックテストによる予測力の検証	63
4.5	まとめ	72
<b>第5章</b>	<b>ニュースを用いたCSR活動が株価に与える影響の分析</b>	<b>73</b>
5.1	はじめに	73
5.2	データ	76
5.2.1	証券・マーケットデータ	76
5.2.2	ニュースデータ	76
5.3	分析方法	78

5.3.1	機械学習による分類 . . . . .	78
5.3.2	文書のベクトル表現 . . . . .	79
5.3.3	機械学習モデルの選択 . . . . .	79
5.3.4	機械学習による分類結果 . . . . .	80
5.4	辞書による分類 . . . . .	81
5.5	イベントスタディ分析 . . . . .	82
5.6	分析結果 . . . . .	83
5.6.1	分析結果-機械学習によって分類されたニュース記事- . . . . .	83
5.6.2	分析結果-辞書によって分類されたニュース記事- . . . . .	85
5.7	まとめ . . . . .	88
<b>第 6 章</b>	<b>結論</b>	<b>95</b>

# 第1章 序論

## 1.1 研究の背景

ニュースと資産価格変動との関連性は金融経済学や金融工学において、重要な研究課題の一つである。なぜならば、ニュースが持つ情報を分析することは、金融市場における資産価格形成を解明することに繋がり、資金調達や資産運用などの経済活動の発展に寄与することが期待されているためである。とりわけ、Fama (1970) により効率的市場仮説が体系化されて以降、仮説を支持するあるいは反証する形で、ニュースと資産価格変動との関連性に関する実証分析は、数多くの報告がなされてきた。代表的な研究報告として、日々配信されるニュースがどのくらい株式価格変動を説明できるかについて分析した研究報告 [Cutler, Poterba and Summers (1989), Roll (1988), Berry and Howe (1994)] やボラティリティ変動モデルによってニュースがボラティリティに与える影響を分析した研究報告 [Engle and Ng (1993)], 決算報告やM&A, 配当政策などの特定の企業のイベントに関するニュースに焦点を当てた研究報告 [Campbell, Lo and MacKinlay (1997)] などがある。

近年、これらニュース分析にテキスト情報を用いる試みがなされている。テキスト情報を用いることで、これまで数値情報のみでは計測が困難であった情報と資産価格変動との関連性の解明に貢献することが期待されていることから、様々な分析がなされている [Kearney and Liu (2014), Loughran and McDonald (2016)]。

また、金融実務においてもテキスト分析を用いたサービスが提供され始めている。例えば、トムソンロイター社は自社が配信するニュースを解析するための「Thomson Reuters Machine Readable News Analytics」<sup>1</sup>を提供している。QUICK社でも同様に自社が配信するニュースを解析するためのツールである「QUICK ニュース解析」<sup>2</sup>を提供している。そして、ゴールドマンサックス社のアナリストレポート分析 [諏訪部 (2015)] や野村證券株式会社の野村 AI 景況感指数 [山本・松尾 (2016)] など、金融機関における取り組み報告もある。

このようにテキスト情報から有用な情報の獲得が試みられているのには、大きな二つの背景がある。一つ目は、データベースの蓄積及び整備である。これまでテキストデータは

---

<sup>1</sup><http://japan.thomsonreuters.com/trading/mrna/>

<sup>2</sup><http://www.fri.co.jp/jpn/product/dolphin.html#contents>

その膨大な情報の大きさから捨てられたり、紙媒体によってのみ保存されたりしており、データの入手が困難あるいは不可能であったが、近年の情報技術の発達や文章の電子化などによって蓄積・保存されるようになった。特に、金融研究をする際には頑健性の確保のため、ある程度の年数のテキストデータが必要であったが、それが入手できるようになった。また、EDINET (Electronic Disclosure for Investors' NETwork)<sup>3</sup>やTDnet (Timely Disclosure network)<sup>4</sup>などがXBRLに対応したことによって誰もが簡単にアクセスできるようになったことも背景にある。二つ目は、自然言語処理研究の発達である。金融関連のテキストデータを分析する際には自然言語処理技術が用いられるため、それら技術が必要になる。近年の形態素解析システムや構文解析システム、極性辞書、統計及び機械学習のプログラム開発環境などの整備によって、以前と比較すると専門外の人でも容易に扱えるようになった。そして、自然言語処理技術そのものの精度向上によって、実用レベルになったことも大きな要因である。

しかしながら、テキストがどのような情報を持ち、どのような資産価格分析への応用が可能であるかは、数値情報を扱った研究と比較すると歴史も浅く、いまだに解明していないことが多い。そこで本論文では、ニュースのテキスト情報に焦点をあて、金融テキストの有効な分析手法及びテキスト情報を用いた株式価格分析への応用可能性について探求し、解明する。

## 1.2 情報と資産価格に関する議論

ニュース分析にあたり、情報と資産価格との関連性に関する議論に触れる。現代ポートフォリオ理論や資産資本価格理論、ブラックショールズモデルなどの現代ファイナンス理論は、市場の情報効率性を前提とした理論体系である。市場の情報効率性とは、「市場がある情報に関して効率的であるとは、その情報に基づいた投資戦略をどのように策定しても、過大な投資収益率を平均的に稼ぐことができないこと」のことを指す[小林・芹田(2009)]。すなわち、金融市場の資産価格は、入手可能なすべての情報を反映していることを意味する。

一方で、行動ファイナンス理論が示すように、必ずしも情報は効率的ではなく、時には、本源的価値と価格が一致しないケースすなわち、アノマリーがあることも知られている。現代ファイナンス理論では説明できないノイズがある理由として、裁定取引の限界や投資家心理などが挙げられる。そのため、現代ファイナンス理論が依拠する市場の情報効率性が成り立っているかどうかはファイナンス研究における主たる課題の一つであり、企業の財務状況や業績状況、中央銀行の施策、中央政府の統治力、マクロ環境などの資産価格の決

---

<sup>3</sup><http://disclosure.edinet-fsa.go.jp/>

<sup>4</sup>[https://www.release.tdnet.info/inbs/I\\_main.00.html](https://www.release.tdnet.info/inbs/I_main.00.html)

定要因になりうる本源的価値に関する情報が、どのように資産価格に反映されるかについては膨大な研究報告がある。

テキスト情報を用いようとする動機は、このような情報と資産価格の関連性について、新たな経済現象を観察しようとすることにある。テキスト情報の分析によって、情報の方向性や大きさを定量化することで、これまで数値情報のみでは計測が困難であった情報と資産価格変動との関連性の解明に期待されている。そして、テキスト情報の分析は数値情報の分析と比較すると、これまでに行われてこなかったため、証券価格のミスプライシングの発見に繋がる可能性があり、金融実務においても関心が高い。また近年では、価格に影響を与えるがまだ価格を動かしていない新情報を利用し、利益を上げようとする利益追求型投資家である「ニュース投資家」や証券の本源的価値を推計し、推計した本源的価値を基準に、価値の低い証券を買い価格が高い証券を売ることによって利益を上げようとする利益追求型投資家である「バリュー投資家」[太田・宇野・竹原 (2011)] など、情報の収集能力や分析能力を武器に利益を追求している投資家の能力を自然言語処理技術によって代替できないか模索されている。

このように、(金融)経済学における学術における関心と共に、金融実務においてもテキスト情報の利用には注目が集まっている。

### 1.3 テキストデータを用いた資産価格分析の先行研究

ここでは、テキストデータを用いた資産価格分析の先行研究のサーベイを行う。

#### 1.3.1 先行研究で用いられるデータの種類

はじめに、先行研究において用いられるテキストデータの種類についてまとめる。Kearney and Liu (2014) では、テキストデータをその属性から企業が配信する情報、メディアが配信する情報、インターネットにおける投稿情報の三つに分類している。企業が配信する情報として、Form 10-K (有価証券報告書)、Form 10-Q (四半期報告書)、アニュアルレポート (統合報告)、適時開示、カンファレンスコールなどがある。メディアが配信する情報として、ロイターやブルームバーグ、QUICK などの専門ニュース、Wall Street Journal や New York Times、日本経済新聞などの新聞、雑誌、証券会社が発行するアナリストレポートなどがある。そして、インターネットにおける投稿情報として、Yahoo!ファイナンス掲示板や Twitter、Seeking Alpha<sup>5</sup>、Raging Bull<sup>6</sup> などがある。

---

<sup>5</sup><http://seekingalpha.com/>

<sup>6</sup><https://ragingbull.com/>

企業が配信する情報の特色として、一次情報であることが挙げられる。企業が自ら公表する情報は、アウトサイダーが持っていない多くの情報を持っていることが考えられる。そのため、資産価格に影響を与えるがまだ価格を動かしていない新鮮な情報が含まれていることが考えられる。また、企業ごとにテキストの特徴が異なるため、企業固有の特色や経営者の思惑がテキストには含まれることになり、企業行動の分析に向いている。それに対して、メディアが配信する情報は、各団体が配信する一次情報に比べると、各メディアの記者やアナリストによる情報の取捨選択が行われており、市場に対して相対的に重要な情報が含まれていると考えられる。特に、機関投資家向けに配信されているニュースは、専用端末を通じて24時間配信され続けており、新聞記事や雑誌などのメディアと比較すると、経済イベントからニュース配信までのラグが小さいため、資産価格との関連性が高いことが想定される。インターネットにおける投稿情報は、前述2つのメディアとは異なり、早耳情報ではない。そして、書き込みの主体が個人投資家に多いという点がある。なぜならば、機関投資家のファンドマネージャーやアナリストが取引時間において、インターネットに投稿することは考えにくいからである。そのため、個人投資家、すなわち、ノイズトレーダーの分析をするのに向いている。また、テキストの特徴として、企業が配信する情報やメディアが配信する情報と比較すると、口語表現が多い傾向がある。

### 1.3.2 先行研究におけるテキスト分析の方法

先行研究において、どのようにテキスト分析がファイナンス研究に応用されているかをまとめる。表1.1は、テキスト分析の手順の概略図である。テキストデータからテキストの特徴を取り出し、そのテキストの特徴からテキスト指標を作成する。この際、テキスト分析には、自然言語処理によるアプローチが用いられる。そして、そのテキスト指標とマーケットや企業の財務指標など関連性を分析することで、マーケット動向や企業の経済活動について考察する。

主要なテキストの特徴として、テキストが良いことを述べているか悪いことを述べているかを表す極性（ポジティブ or ネガティブ）がある。計算機科学分野の研究では「テキストのセンチメント」と呼ばれることが多い。一方で、ファイナンス分野及び会計分野の研究ではセンチメントはファンダメンタルとの対比で用いられる市場参加者の心理や感情のことを指すため、「テキストのトーン」と呼ばれる傾向がある。

テキストの極性判断は、主に極性辞書による方法と機械学習による方法の二種類がある。極性辞書による方法は、キーワードの極性情報を事前に辞書に定義し、テキストデータに現れた単語や表現をカウントした後、重み付け<sup>7</sup>を行うことでスコアを算出し、そのスコアを元にテキスト内容の極性を判断する方法である。

<sup>7</sup>重み付けの方法として、tf-idf や Okapi BM25 などがある。

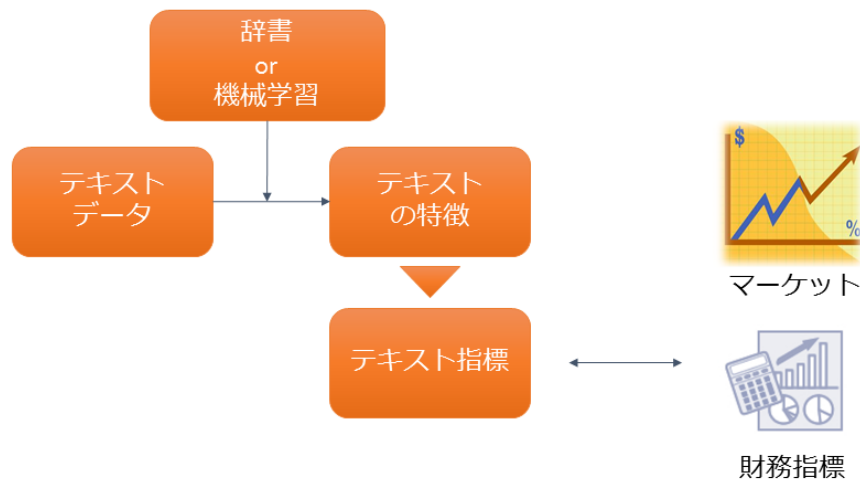


図 1.1: テキスト分析手順の概略図

極性辞書として、英文であれば General Inquirer<sup>8</sup> や DICTION<sup>9</sup> など、和文であれば単語感情極性対応表<sup>10</sup> や日本語評価極性辞書<sup>11</sup> などの心理学者や計算言語学者によって定義された辞書が用いられる。また、金融分野では独自の語彙が多く一般的な極性辞書では十分にテキストの特徴を捉えられないため、金融分野に特化したオリジナルの極性辞書が用いられることも多い [Henry (2008), Loughran and McDonald (2011)]。金融分野に特化した極性辞書として、Loughran and McDonald Sentiment Word Lists<sup>12</sup> があり、英文のテキストデータに対しては広く用いられる。なお、金融分野に独自の語彙が多いことは和文でも同様の指摘がなされており、岡田・羽室 (2010) では、「上値が多い」「底堅い」などの例を挙げている。2017年時点では、ファイナンス分野及び会計分野の研究には、極性辞書を使ったアプローチが主流となっている。これは、同じ極性辞書を用いれば先行研究との比較が可能である点や自然言語処理が専門分野外の人にとって後述の機械学習よりも容易に扱うことができる点が考えられるが、今後代わっていく可能性はある。

機械学習による極性判断は、教師ラベルが付与されている学習データを機械学習によって分類器を作成し、それを元にテキストデータの極性判断を行う。文章を bag-of-words によってベクトルで表現することで機械学習による極性判断を扱えるようにする。機械学習モデルとして、ナイーブベイズやサポートベクターマシン、決定木モデルなどが用いられ

<sup>8</sup><http://www.wjh.harvard.edu/inquirer/>

<sup>9</sup><http://www.dictionsoftware.com/>

<sup>10</sup>[http://www.lr.pi.titech.ac.jp/takamura/pndic\\_ja.html](http://www.lr.pi.titech.ac.jp/takamura/pndic_ja.html)

<sup>11</sup><http://www.cl.ecei.tohoku.ac.jp/index.php?Open%20Resources%2FJapanese%20Sentiment%20Polarity%20Dictionary>

<sup>12</sup>[http://www3.nd.edu/mcdonald/Word\\_Lists.html](http://www3.nd.edu/mcdonald/Word_Lists.html)

る。近年では深層学習（ディープラーニング）によるアプローチも試みられている。単語を one-hot-vector や word2vec, global-vector などによってベクトルで表現し、埋め込み層(?)を介して、Recurrent Neural Network や Recursive Neural Network, Convolutional Neural Network などの深層学習によって、文章の極性判断がなされることもある。自然言語処理分野においては、深層学習による方法論は、極性辞書を用いた方法論や Bag of Words に基づく方法論と比較すると、同精度ないしそれ以上の精度が期待できることが分かっている。

また、極性情報以外のテキストの特徴として、可読性 (Readability) を用いた研究報告がある [Li (2008), Loughran and McDonald (2014)]. 可読性は、(Gunning) Fog Index によって計測される研究が多い。(Gunning) Fog Index とは、「(1 センテンスあたりの平均単語数 + 3 音節以上の単語の割合) \* 0.4」によって算出される英文の可読性を計測するための指標である。

テキスト指標を作成した後は、時系列分析やパネルデータ分析などによって分析が行われる。マーケット全体から抽出したテキスト指標であれば時系列分析が用いられ、個別企業から抽出したテキスト指標であればパネルデータ分析が用いられる傾向がある。他にも、テキスト指標を用いてポートフォリオを作成し、バックテストによる検証方法もある。

### 1.3.3 先行研究の研究状況

テキストデータを用いた資産価格分析に関する先行研究の研究状況をまとめる。ファイナンス分野及び会計分野における先行研究と計算機科学分野における先行研究について、それぞれ動向をまとめる。

#### ファイナンス分野及び会計分野の先行研究

テキストデータを用いた資産価格分析に関する先行研究は、主にファイナンス分野及び会計分野において多くの研究報告がある。これら経済学の一分野では、テキストデータが持つ情報の分析を通じて、資産価格分析や投資家行動分析を行うことに主眼がある。先駆的な研究として、Antweiler and Frank (2004) や Tetlock (2007) が挙げられる。ここでは、代表的な先行研究を取り上げる。

Antweiler and Frank (2004) では、Yahoo!Finance 掲示板と Raging Bull を分析対象とし、インターネット掲示板の投稿内容には株式価格の予測可能性はないとしながらも、投稿数の増加はその後の株式価格変動率の上昇を予想しうることを報告している。また、Tetlock (2007) は Wall Street Journal のコラムから悲観度を評価し、ダウ工業平均株式価格との関連性を見出しており、ニュース記事には、ファンダメンタルズ情報だけでなく、マーケットの

センチメント情報を有していると報告している。Tetlock, Saar-Tsechansky and Macskassy (2008) では、個別企業単位で、Wall Street Journal と Dow Jones News Service を分析したところ、将来の株式価格及び企業業績を予想できると報告しており、この結果は、ニュース記事の内容にはファンダメンタルズ情報が含まれていることを示唆している。Jegadeesh and Wu (2013) は、From 10-K を分析する際に株式リターン情報を用いた独自の極性辞書に対する重み付けを行うことで、提出日のマーケットリターンとの強い関連性を見出している。そして、提出日において完全には Form 10-K の内容が株式価格に織り込まれないことを示している。Loughran and McDonald (2013) では、不明確な Form S-1 が提出された企業の IPO について、初日の株式リターンが高いことやその後のボラティリティが高いことを示した。Smales (2014) では、Thomson Reuters News Analytics のデータを加工し、ネガティブなニュースはポジティブなニュースより金価格に大きな影響を与えていることを示している。Heston and Sinha (2016) では、Thomson Reuters NewsScope Data を加工して、1 週間のニュースから集計したトーン（センチメント）が 3 ヶ月先までの株式リターンに対する持続的な予測力を持つことを報告している。Hsieh, Hui and Zhang (2016) では、マーケットは可読性の高いアナリストレポートに対してポジティブに反応していることを報告している。

他にも、資産価格変動との関連性を通じて、投資家行動を分析する研究が報告されている。Tetlock (2011) では、Jaccard 係数によってニュースの類似度を計測し、過去に類似したニュースが配信された内容が再び報じられた時の投資家行動を観察したところ、新規性のないニュースであるにもかかわらず個人投資家が大きく反応していることを報告している。また、Engelberg, Reed and Ringgenberg (2012) では、Dow Jones Market News を分析し、空売り筋はニュース発信後に増えるとしており、投資家はニュースを予測して取引するのではなく、優れたニュース処理能力によって超過収益を獲得していることを示唆している。そして、ネガティブニュースを用いることで、2 年半の間に 180% もの累積リターンを獲得できることを報告している。Dougal, Engelberg, Garca and Parsons (2012) では、Wall Street Journal のコラムから、執筆したジャーナリストごとに文章の特徴を抽出し、株式市場との関連性を見出しており、ジャーナリストが投資家行動に大きな影響を与えることを報告している。Garca (2013) では、1905 年から 2005 年までの 100 年間の New York Times を分析対象とし、景気後退時において、ニュースの内容が株式価格の予測に役立つことから、不況時に株式市場に対して投資家のセンチメントが大きな影響を持つことに言及している。Loughran and McDonald (2014) は、Form 10-K から可読性を計測し、読みにくい Form 10-K が提出された後は不確実性が大きくなるため、ボラティリティやアナリストの意見がバラつくことを示している。そして、From 10-K の可読性を測るのにファイルサイズが役立つことを報告している。Chen, De, Hu and Hwang (2014) では、金融用のクラウドソーシングプラットフォームである Seeking Alpha への投稿内容をテキスト分析

し、個別銘柄の株式リターンの予測に役立つことを報告している。これは、インターネットに投稿する個人投資家の書き込みが、株価の予測に役立つことを意味している。

米国証券市場を対象とした研究と比較すると相対的に数は少ないが、日本証券市場を対象とした同様の研究報告がされている。丸山・梅原・諏訪・太田 (2008) では、Yahoo! Finance 掲示板の投稿内容を分析し、投稿数がボラティリティ、出来高の先行指標であることを報告している。上瀧・高橋・高橋 (2009) は、クレジットに焦点を当てた分析を行っており、低格付の社債とニュースの間に強い関連性がみられることを見出している。岡田・羽室 (2011) は、ブルームバーグ配信のニュース記事から銘柄ごとに楽観・中立・悲観の分類を行い、そこから集約された市場のセンチメント指数が市場ボラティリティとの間に負の相関があり、センチメント指数が先行することを報告している。石島・数見・前田 (2014) では、日本経済新聞を単語感情極性対応表によって指数化し、日経平均株価に対して先行していることを報告している。

ここでは、資産価格変動との関連性に焦点を当てた研究報告を中心に取り上げたが、会計上の利益との関連性についての研究報告 [Li (2008), Allee and Deangelis (2015)] もある。

ファイナンス分野及び会計分野の研究の問題点として、テキスト指標の作成に際して一般的な極性辞書や Form 10-K の分析用に開発された極性辞書が用いられており、十分な精度が獲得できていない可能性がある。

#### 計算機科学分野の先行研究

また、テキストデータを用いた資産価格分析について、ファイナンス分野及び会計分野とは別に、計算機科学の分野で独自に進歩してきた<sup>13</sup>。計算機科学分野では、経済学的な貢献ではなく、システムの設計や資産価格変化の予測及び測定に焦点を当てた研究が多い。ただし、ファイナンス分野及び会計分野の研究とは実験方法が異なるため、同じ「予測」でも得られる知見は異なることに注意が必要である。ファイナンス分野及び会計分野の研究における「予測」は、時系列分析やポートフォリオ戦略などの計量経済学に基づいて評価される傾向があるのに対して、計算機科学分野の研究における「予測」は、テストデータに対する分類正解率や平均二乗誤差などの交差検証に基づいて評価される傾向がある。

代表的な研究報告として、ウェブニュース (Yahoo! Finance のニュース) を扱った Lavrenko, Schmill, Lawrie, Ogilvie, Jensen and Allan (2000), Mittermayer (2004), Schumaker and Chen (2010) や Twitter の投稿内容を扱った Bollen, Mao and Zeng (2011) などがある。また、日本証券市場を対象とした研究報告として、日銀短観を扱った和泉・後藤・松井 (2010), 和泉・後藤・松井 (2011) やヘッドラインニュースを扱った山下・上瀧・高橋 (2012), ブルームバーグニュースを扱った前川・中原・岡田・羽室 (2013) などがある。計算機科学分

<sup>13</sup>2010年代からは、一部の研究で分野を超えての引用関係が見られる研究も存在する。

野の先行研究については、人工知能学会の金融情報学研究会のウェブページ<sup>14</sup>や和泉・松井(2012)にサーベイがある。

計算機科学分野の研究の問題点として、ウェブニュースやインターネットにおける投稿内容を扱った研究が多いことがあげられる。これらは、金融市場における主要な取引主体である機関投資家が情報源としている(テキスト)データではない可能性がある。また、単にテキスト指標から資産価格を予測するのみで、金融経済学や金融工学において報告されている要因の考慮はされない傾向がある。

## 1.4 本論文の目的と構成

このように、近年テキスト情報を用いることで、これまで観察が困難であった情報と資産価格との関連性について解明しようと試みられている。また、金融実務においてもテキスト情報を用いたサービスが提供され始めている。しかしながら、テキストがどのような情報を持ち、どのような資産価格分析への応用が可能であるかは、数値情報を扱った研究と比較すると歴史も浅く、いまだに解明していないことが多い。これら議論を背景として、本論文では東京証券市場を分析対象として、ニュースのテキスト情報に焦点を当て、金融テキストの有効な分析手法及びテキスト情報を用いた株式価格分析への応用可能性について探求し、明らかにすることを研究目的とする。

加えて、米国証券市場を対象とした研究は多く報告されているものの、日本証券市場を対象とした研究報告は相対的に少なく、テキスト情報が持つ情報の活用方法や応用可能性などが分かっていないことが多い。米国証券市場と日本証券市場とでは市場の特性が異なるため、必ずしも資産価格の決定要因が同じではない可能性があり<sup>15</sup>、この点においても研究の意義は大きいと考えられる。

本論文では、トムソンロイター社が配信するロイターニュースとQUICK社が配信する日経QUICKニュースを分析対象とする。ニュース配信会社が配信する情報は、メディアが配信する情報に分類され、各団体が配信する一次情報に比べると、各メディアの記者やアナリストによる情報の取捨選択が行われており、社会や市場に対して相対的に重要な情報が含まれていると考えられる。とりわけ、日経QUICKニュースとロイターニュースは、日本証券市場に参加している多くの(機関)投資家が閲覧するメディアであることから、経済イベントからニュース記事配信までのラグが小さく、金融市場における資産価格形成との関連性が高い新鮮な内容であることが想定される。

<sup>14</sup><http://sigfin.org/%E3%83%86%E3%82%AD%E3%82%B9%E3%83%88%E5%88%86%E6%9E%90/>

<sup>15</sup>広く知られた事例として、株式のモメンタム効果がある。米国ではモメンタム効果が報告されているが、日本ではモメンタム効果は報告されていない[加藤(2003)]。

本論文の構成は、金融テキストの分析の際の手法に関する研究を2章と3章で示し、そして、ニュースのテキスト情報を用いた株式価格分析の応用研究を4章、5章で行う。これら4つの研究を通じて、金融テキストの有効な分析手法及びテキスト情報を用いた株式価格分析への応用可能性について探求し、解明する。第6章では本論文の貢献と今後の課題を記述する。

## 第2章 ニュース指標と株式市場との関連性

### 2.1 はじめに

本章では、ニュース配信会社から日々配信されるニュースのテキスト情報を指標化して、株式市場との関連性を分析する。1.4にて示した先行研究の研究状況のようにテキスト情報を用いた様々な分析がなされている一方で、異なる結論を報告している研究も存在する。沖本・平澤 (2014) では、Tetlock (2007) と同じ検証モデルによって、ニュース記事を分析したところ、株価に対してファンダメンタルズ情報のみを有していると報告しており、Tetlock (2007) とは異なる結論を見出している。このような異なる結論に至る要因の一つとして、ニュース記事が待つ極性情報の推定精度に問題がある可能性がある。

この問題に対して、近年、人工知能分野においてブレイクスルーとして注目を集めているディープラーニング (深層学習) を用いることで、より精緻なニュースとマーケットとの関連性を分析できる可能性がある。ディープラーニングは、これまで人手で行っていた非構造化データからの特徴量抽出をコンピュータが自動で行うことを可能にし、なおかつ、より精度の高い特徴量抽出が可能であることが報告されている [岡谷 (2015)]。そして、テキスト評判分析においても、ディープラーニングの適用により、従来手法に比べると高い性能が報告されている [Socher, Perelygin, Wu, Chuang, Manning, Ng and Potts (2013), Kim (2014)]。そこで本研究では、ニュース記事のテキスト情報に焦点をあて、ディープラーニングによるニュース記事の評判分析を行い、株価との関連性の分析を試みた。

### 2.2 データ

#### 2.2.1 マーケットデータ

マーケットデータには、Thomson Reuters Datastream から、TOPIX 指数、東証一部の出来高を用いた。また、株式会社金融データソリューションズが提供する日本版 Fama-French ベンチマークからサイズファクター・リターン (*SMB*) の日次データを使用した。

## 2.2.2 ニュースデータ

ニュースデータには、ロイターニュースを用いた。ロイターニュースは、世界で最も広く知られたニュース提供会社の一つであるトムソンロイター社が配信しているニュースである。本研究では、日本証券市場に関する英文のニュース記事を分析対象とし、ニュース記事の本文を利用した。また、タグ情報には、ニュース記事の配信日時を利用した。

ロイターニュースは、メディアが配信する情報に分類されるものである。また、ロイターニュースは日本証券市場に参加している多くの投資家が閲覧するメディアであり、新聞やテレビのニュースに比べ、イベントからニュース配信までのラグが小さいのも特徴である。分析対象期間は2003年1月1日から2015年5月31日とした。この間に配信された日本証券市場に関連する英文のロイターニュースを全て用いて分析を行う。

## 2.3 分析方法

### 2.3.1 ニュースデータの前処理

ここでは、分析を行う前のデータ整形を記述する。本分析では、まず、15時以降に配信されたニュース記事は翌営業日に編入し、市場休業日に配信されたニュース記事に関しても同様に、翌営業日に編入し、分析を進めた。これは、マーケットが閉まっている間に、配信されたニュース内容は、直後の営業日において、価格に反映されると仮定したためである。次に、文単位でポジティブな表現とネガティブな表現を集計するために、複数の文から構成されているニュース記事は、文を抽出している<sup>1</sup>。一連の処理により、文の数は、990,628となった。

### 2.3.2 ニュース指標の作成方法

本研究では、ディープラーニングによるニュース指標の作成と、比較を行うために代表的な従来手法であるナイーブベイズ分類器と Loughran and McDonald Financial Word Lists (以下, LM 辞書) によってもニュース指標の作成を同様に行った。指標の作成には, Tetlock et al. (2008) 及び Loughran and McDonald (2011) を参考にした。ここでは, 作成方法の詳細を記す。

---

<sup>1</sup>抽出は、一定のルールのもとプログラムにより行っている。本分析では、テキスト情報を分析対象としたため、英文法上、センテンスの体をなしているもののみを抽出した。

## ディープラーニングとナイーブベイズ分類器によるニュース指標の作成方法

はじめに、ディープラーニングとナイーブベイズ分類器によって、それぞれ、すべてのニュース記事の文に対して極性分類を行う。

本研究では、ディープラーニングのモデルとして、Recursive Neural Network Socher, Lin, Manning and Ng (2011) を用いた。これは、文の句構造に従って再帰的に句（文）ベクトルを計算するモデルであり、テキストデータの評判分析において高い性能が報告されているディープラーニングモデルの一つである。文書を構文木解析をしたのち、ニューラルネットワークによって、構文木の形に沿って単語ベクトルの合成を行うことで、文を固定長のベクトルで表現するため、文の構造を考慮したベクトルを獲得することが可能となる。さらに本研究では、Recursive Neural Network の中でも、高い分類精度が報告されている Socher et al. (2013) が提案した Recursive Neural Tensor Network を用いた。Recursive Neural Tensor Network では、線形和による単語ベクトルの合成に加え、双線形のテンソルを用いて単語ベクトルを行列に変換してから、単語ベクトルとの積を計算することで、学習するパラメータ数を抑えながら、句（単語）の相互作用を取り入れたベクトル合成を行っている。句（単語）の相互作用を取り入れたベクトル合成を行っていることによって、より表現力の高い文書ベクトルを獲得することが可能となっている。活性化関数として、中間層にはハイパボリックタンジェント関数、出力層にはソフトマックス関数が用いられている。実装は、Stanford CoreNLP を用いた [Manning, Surdeanu, Bauer, Finkel, Bethard and McClosky (2014)]。

また、ナイーブベイズ分類器は、テキスト分類分析において広く用いられる機械学習手法の一つである。ベイズの定理に基づく確率的分類器であり、自然言語処理分野ではベンチマークとされることが多く、本分析においても比較対象とした [高村・奥村 (2010)]<sup>2</sup>。

本分析の学習データについては、Socher et al. (2013) で用いられた 11,855 文から構成されている文書データを使用している<sup>3</sup>。分類クラスは、5つのクラス (Very Negative, Negative, Neutral, Positive, Very Positive) に分類した。

次に、営業日ごとに分類された文をクラスごとに集計し、各クラスの文の数に対して、Negative には  $-1$ 、Very Negative には  $-2$  を掛け合わせた後、Neutral に分類された文以外の文の数で割ることでスコアを作成する。Tetlock et al. (2008) では、ポジティブな単語

---

<sup>2</sup>本研究では、ナイーブベイズ分類器における、あるクラスの学習データに存在しない単語を含む文書は、そのクラスに分類されないというゼロ頻度問題を解決するために、事前に単語の出現頻度を 1 ずつ加算するラプラススムージングを行っている。すなわち、 $\alpha = 2$  のディリクレ分布を事前分布している。

<sup>3</sup>本研究では、学習データに金融分野の文書ではなく、一般的な文書を用いている。これは、Tetlock (2007) や Tetlock et al. (2008) では、ニュース記事の極性推定に心理学者が定義した一般的な辞書が用いられており、本研究はこれらに倣った。ただし、金融分野には独自の語彙が用いられる傾向があるとの報告もあるので、ニュース記事の一部を教師情報とするなどの分析は今後の課題である。文書データとラベルデータは、<http://nlp.stanford.edu/sentiment/>にて公開されている。

は説明力が弱いため、ネガティブな単語のみを計数して、ニュース記事の悲観度の定量化を行っており、本研究においても先行研究に倣い、ネガティブな文のみを計数し、ニュース記事の定量化を行った。具体的には、以下の数式で表される。

$$Score_t = \frac{-N - 2VN}{VP + P + N + VN}$$

Very Positive に分類された文の数を  $VP$ 、Positive に分類された文の数を  $P$ 、Very Negative に分類された文の数を  $VN$ 、Negative に分類された文の数を  $N$  を表している。ここで、各営業日のスコアを全体のスコアを用いて標準化を行う。

$$Index_t = \frac{Score_t - \mu_{Score}}{\sigma_{Score}}$$

以上の手順によってニュース指標の作成し、分析を行った。

### LM 辞書によるニュース指標の作成方法

ここでは、LM 辞書によるニュース指標の作成の詳細を記す。LM 辞書は、Loughran and McDonald (2011) にて用いられた単語リストであり、ファイナンス分野における英文テキスト分析の際に広く用いられる辞書である。辞書には、ポジティブな単語が 354、ネガティブな単語が 2355、それぞれ定義されている。

はじめに、LM 辞書をもとに、営業日ごとにニュース記事内の単語を計数し、ネガティブな単語数に対して  $-1$  で掛け合わせた値を、計数した単語数で割ることでスコアを算出した。具体的には、以下の数式で表される。

$$Score_t = \frac{-N}{P + N}$$

$P$  と  $N$  は、それぞれ LM 辞書で定義されているポジティブな単語とネガティブな単語を表している。営業日ごとにスコアを算出した後、同様に全体のスコアを用いて、標準化を行う。

$$Index_t = \frac{Score_t - \mu_{Score}}{\sigma_{Score}}$$

以上の手順によってニュース指標の作成を行った。

表 2.1: ニュース指標の基本統計量

(図表注) IndexDL は、ディープラーニングを用いて作成したニュース指標、IndexNB は、ナイーブベイズ分類器によって用いて作成したニュース指標、IndexLM は、LM 辞書を用いて作成したニュース指標を表している。\*\*\*, \*\*, \*はそれぞれ有意水準 1%, 有意水準 5%, 有意水準 10%で値が有意であることを表している。

	IndexDL	IndexNB	IndexLM
標本数	3043	3043	3043
平均	0	0	0
標準偏差	1	1	1
第1四分位数	-0.62	-0.63	-0.72
第2四分位数	-0.05	-0.02	-0.01
第3四分位数	0.52	0.61	0.70
自己相関係数 (1)	0.18***	0.33***	0.45***
ニュース指標間の相関係数		0.28***	0.21***

### ニュース指標の基本統計量

表 2.1 は、前述までの手順で作成した各ニュース指標の統計量をまとめたものである。

IndexDL は、ディープラーニングを用いて作成したニュース指標、IndexNB は、ナイーブベイズ分類器によって用いて作成したニュース指標、IndexLM は、LM 辞書を用いて作成したニュース指標を表している<sup>4</sup>。

各ニュース指標の標本数は、2003 年 1 月から 2015 年 5 月までの 3043 営業日分となっている。自己相関係数 (1) は、1 次の自己相関係数を表しており、それぞれ、有意水準 1%で、IndexDL は 0.18、IndexNB は 0.33、IndexLM は 0.45 となっている。IndexDL については、統計的に有意な値をとっているものの、その水準は相対的に低い。一方で、IndexNB と IndexLM については、弱い自己相関が見られる。また、ニュース指標間の相関係数は、IndexDL との相関係数を表しており、有意水準 1%で IndexNB は 0.28、IndexLM は 0.21 となっている。ニュース指標間で一定の相関関係は見られるものの、その水準は相対的に低い。

<sup>4</sup>それぞれ手法の差異として、LM 辞書（極性辞書）は事前に人手で定義した単語リストに基づいて単語を計数する方法であり、ナイーブベイズ分類器とディープラーニングは教師データから統計的性質に基づいて単語及び文の極性を算出する方法である。このうち、ディープラーニングは文の構造をも考慮したテキストマイニング手法であることから、より精緻な分析が行えることが想定される。

### 2.3.3 VAR モデルによるニュース指標の分析

前節にて、作成されたニュース指標をもとに、分析を行う。分析方法は、Tetlock (2007) と日本株式市場で同様の分析を行った沖本・平澤 (2014) に準ずる。具体的には、以下の4つのVARモデル<sup>5</sup>によって、ニュース記事が持つ情報について、情報理論・センチメント理論・無情報理論の3つの仮説に基づき、分析を進める。

$$Tpx_t = \alpha_1 + \sum_{j=1}^5 \beta_{1j} Tpx_{t-j} + \sum_{j=1}^5 \gamma_{1j} Index_{t-j} + \sum_{j=1}^5 \delta_{1j} Vol_{t-j} + \epsilon_{1t} \quad (2.1)$$

$$Index_t = \alpha_2 + \sum_{j=1}^5 \beta_{2j} Tpx_{t-j} + \sum_{j=1}^5 \gamma_{2j} Index_{t-j} + \sum_{j=1}^5 \delta_{2j} Vol_{t-j} + \epsilon_{2t} \quad (2.2)$$

$$Vol_t = \alpha_3 + \sum_{j=1}^5 \beta_{3j} Tpx_{t-j} + \sum_{j=1}^5 \gamma_{3j} Index_{t-j} + \sum_{j=1}^5 \delta_{3j} Vol_{t-j} + \sum_{j=1}^5 \psi_{3j} |Index_{t-j}| + \epsilon_{3t} \quad (2.3)$$

$$SMB_t = \alpha_4 + \sum_{j=1}^5 \beta_{4j} Tpx_{t-j} + \sum_{j=1}^5 \gamma_{4j} Index_{t-j} + \sum_{j=1}^5 \delta_{4j} Vol_{t-j} + \epsilon_{4t} \quad (2.4)$$

$Tpx$  は、TOPIX の日次対数収益率(%),  $Index$  は、ニュース指標,  $Vol$  は、東証一部の日次出来高の対数値,  $SMB$  は、サイズファクター・リターンをそれぞれ表している。次数が5であるのは、過去5日間のTOPIXの日次リターン、出来高、ニュース指標から影響を受けると仮定しているためである。

## 2.4 分析結果

### 2.4.1 ニュース指標が株式リターンに与える影響

まず、式(2.1)の結果からニュース指標がTOPIXリターンに与える影響を考察する。ここで重要なのは、式(2.1)における $\gamma_{1j}$ である。 $\gamma_{1j}$ が、いずれかの $j$ で、プラスになり、その後マイナスになるのであれば、株式市場に対するニュースの影響は一時的なものも含んでおり、ファンダメンタルズだけでなくセンチメントに関する情報も有していることになる。しかしながら、プラスの影響がそのまま残り続けるのであれば、それはファンダメンタルズに関する情報のみを有していることになる。また、 $\gamma_{1j}$ がプラスにもマイナスにもな

<sup>5</sup>小型株への影響は、沖本・平澤 (2014) では考察されていなかったが、Tetlock (2007) では考察されているため、本研究では併せて分析を行った。

らず、株式市場には影響を与えない場合では、ニュースは何も情報を持たないことになる。以上を踏まえて、分析結果を考察する。表 2.2 は、式 (2.1) の  $\gamma_{1j}$  をまとめたものである。IndexDL は、ディープラーニングを用いて作成したニュース指標、IndexNB は、ナイーブベイズ分類器によって用いて作成したニュース指標、IndexLM は、LM 辞書を用いて作成したニュース指標を表しており、それぞれ式 (2.1) によって推計された  $\gamma_{1j}$  と Newey-West の標準誤差を用いて算出した  $t$  値をまとめたものである。

表 2.2: ニュース指標が TOPIX リターンに与える影響

(図表注) 表は、2003 年 1 月から 2015 年 5 月までの 3043 営業日分のニュース指標 (IndexDL, IndexNB, IndexLM) と TOPIX の日次対数収益率を用いて、VAR モデルによって推計した値をまとめたものである。IndexDL は、ディープラーニングを用いて作成したニュース指標、IndexNB は、ナイーブベイズ分類器によって用いて作成したニュース指標、IndexLM は、LM 辞書を用いて作成したニュース指標を表している。\*\*\*, \*\*, \* はそれぞれ両側確率で有意水準 1%, 有意水準 5%, 有意水準 10% で値が有意であることを表している。また、括弧内は不均一分散とラグ次数 5 の誤差項の系列相関に対して頑健な Newey-West の標準誤差を用いて算出した  $t$  値を表している。以下同じ。

$\gamma_{1j}$	IndexDL	IndexNB	IndexLM
$\gamma_{11}$	0.070** (3.122)	0.003 (0.125)	0.049* (1.794)
$\gamma_{12}$	-0.047 (-1.563)	0.044 (1.639)	0.006 (0.200)
$\gamma_{13}$	-0.012 (-0.455)	-0.004 (-0.161)	0.010 (0.002)
$\gamma_{14}$	-0.062* (-1.771)	-0.002 (-0.080)	0.002 (-0.282)
$\gamma_{15}$	0.006 (0.248)	0.004 (0.163)	-0.047* (-1.881)

分析結果を見ると、IndexDL において、有意水準 5% で  $\gamma_{11}$  が 0.070 となり、ニュース指標は翌営業日の株式リターンにプラスの影響を与えていることが観測された。また、 $\gamma_{14}$  は有意水準 10% で -0.062 となることから、ラグ 4 営業日で株価がリバウンドしており、リターンリバーサルが観測された。これは、ニュース指標は株式市場に対して影響を与えるものの、ニュースの影響は一時的なものも含んでおり、ファンダメンタルズだけでなくセンチメントに関する情報も有していることになる。また、IndexLM についても、有意水準 10% で  $\gamma_{11}$  が 0.049 となり、ラグは異なるが  $\gamma_{15}$  は有意水準 10% で -0.047 となることから、同様の傾向が見られた。これらの結果は、リターンリバーサルが観測されず、ニュース指標にはセンチメント情報を有していないとする沖本・平澤 (2014) とは対照的な結果である一方で、リターンリバーサルが見られ、センチメント情報を有するとする Tetlock (2007) とは整合的な結果となった。さらに、米国証券市場を分析対象とした Tetlock (2007) では、

4営業日後において有意にリターンリバーサルが観測されることを報告しており、日本証券市場を対象とした本研究においても同じ4営業日後に有意にリターンリバーサルが観測されることは、興味深い結果の一つである。しかしながら、IndexNBでは、どの $\gamma_{1j}$ についても統計的に有意な結果が得られなかった。ナイーブベイズ分類器は、取り扱いが容易である一方、単語出現の独立性など強い仮定の下、分析を行うことから、十分な精度が得られていない可能性がある。

## 2.4.2 株式リターンがニュース指標に与える影響

次に、TOPIXリターンがニュース指標に与える影響を考察する。ここでは、式(2.2)における $\beta_{2j}$ が、重要な指標となる。もし、ニュースが株式市場の動きに反応しているのみであったら、いずれかの $j$ で $\beta_{2j}$ がプラスになり、ニュースがマーケットに対して後追いで反応していることになる。一方で、 $\beta_{2j}$ が有意でなかったら、それは過去の株式市場の動きとニュースとは、関係ないことになる。これらを踏まえて、分析結果を解釈する。表2.3は、式(2.2)によって推計された $\beta_{2j}$ とNewey-Westの標準誤差を用いて算出した $t$ 値をまとめたものである。各ニュース指標の記号は、前の表と同じである。

表 2.3: TOPIX リターンがニュース指標に与える影響

$\beta_{2j}$	IndexDL	IndexNB	IndexLM
$\beta_{21}$	0.024* (1.659)	-0.003 (-0.295)	0.007 (0.674)
$\beta_{22}$	0.005 (0.476)	-0.012 (-0.993)	-0.004 (-0.324)
$\beta_{23}$	-0.012 (-0.600)	-0.010 (-0.745)	-0.003 (-0.279)
$\beta_{24}$	0.012 (1.000)	0.004 (0.343)	0.003 (0.323)
$\beta_{25}$	0.002 (0.124)	0.000 (0.023)	-0.008 (-0.726)

分析結果を見ると、IndexDLにおいて、有意水準10%で $\beta_{21}$ が0.024となり、ニュース指標が前営業日のTOPIXリターンに対して後追いで反応していることになる。つまり、ニュースには前営業日のマーケット状況を表した記述が存在することを示唆している<sup>6</sup>。この結果は、Tetlock(2007)とは整合的である一方で、沖本・平澤(2014)とは非整合的な結果となった。IndexLMでは、 $\beta_{21}$ の符号がプラスとIndexDLと同様の傾向がみられるものの、統計的に有意な結果は得られていない。IndexNBについても、 $\beta_{2j}$ において、統計的に有意な値を獲得できていない。これらの結果は、新たな手法を通じ、従来の手法では見

<sup>6</sup>ニュース記事には、過去のマーケット状況を記述したものも存在しており、本分析結果と整合的と捉えられる。詳細な分析は、今後の課題である。

出すことが困難な結果を得られる可能性を示すものである。詳細は分析は、今後の課題である。

### 2.4.3 ニュース指標が出来高に与える影響

三番目に、ニュース指標が出来高に与える影響を考察する。ここでは、式(2.3)における  $\gamma_{3j}$  と  $\psi_{3j}$  が、重要な指標となる。Coval (2001) や Antweiler and Frank (2004) では、メディアと取引コスト・流動性・出来高との関連性について言及しており、式(2.3)でも同様に  $index_{t-j}$  が取引コストの代理変数となるならば、いずれかの  $\gamma_{3j}$  においてプラスとなり、ニュース指標が小さくなったとき、出来高を減らす影響が見られるはずである。一方で、式(2.3)の  $|Index_{t-j}|$  が投資家のセンチメントの代理変数となるならば、いずれかの  $\psi_{3j}$  がプラスとなり、ニュース指標の絶対値が大きくなったとき、出来高を増やす影響が見られるはずである。これは、センチメントに関して平均からの乖離が大きくなると、流動性トレーダーが株の売買を行い、それに対してマーケットメイカーが取引を行うため、出来高が増えるとする Campbell, Grossman and Wang (1993) や De Long, Shleifer, Summers and Waldmann (1990) の理論に基づくものである。以上を踏まえて、分析結果を解釈する。表2.4は、式(2.3)によって推計された  $\gamma_{3j}$  及び  $\psi_{3j}$  と Newey-West の標準誤差を用いて算出した  $t$  値をまとめたものである。各ニュース指標の記号は、前の表と同じである。

表 2.4: ニュース指標が出来高に与える影響

$\gamma_{3j}$	IndexDL		IndexNB		IndexLM	
$\gamma_{31}$	-0.005	(-1.158)	0.011***	(2.705)	-0.003	(-0.528)
$\gamma_{32}$	0.006	(1.275)	0.000	(-0.107)	-0.004	(-0.966)
$\gamma_{33}$	0.003	(0.687)	0.006	(1.232)	0.004	(0.843)
$\gamma_{34}$	0.008*	(1.957)	-0.007*	(-1.834)	-0.007	(-1.525)
$\gamma_{35}$	-0.001	(-0.338)	0.000	(0.028)	0.011**	(2.314)

$\psi_{3j}$	IndexDL		IndexNB		IndexLM	
$\psi_{31}$	0.009*	(1.710)	-0.002	(-0.336)	-0.010	(-1.375)
$\psi_{32}$	0.001	(0.215)	-0.008	(-1.138)	0.011	(1.596)
$\psi_{33}$	0.004	(0.688)	0.003	(0.425)	0.008	(1.312)
$\psi_{34}$	0.001	(0.274)	0.013**	(2.362)	0.002	(0.300)
$\psi_{35}$	0.011*	(1.914)	0.007	(1.123)	-0.001	(-0.135)

分析結果を見ると、IndexDL では、 $\gamma_{34}$  は有意水準 10%で 0.008 となるものの、 $\gamma_{31}$  は

有意な値は取らないため、翌営業日に影響を与えている結果とはならなかった、そのため、取引コストの代理変数になっていないことを示している。一方で、 $\psi_{31}$  は有意水準 10% で 0.009 となることから、ニュース指標の絶対値は出来高に影響を与えることになり、センチメントの代理変数となっていることを示している。ここでも、ニュース指標の絶対値がセンチメントの代理変数となるとする Tetlock (2007) と整合的な結果となった。他のニュース指標について、 $\psi_{31}$  は有意な値となっていない。また、 $\gamma_{31}$  について、IndexNB では、有意水準 1% で 0.011 となっていることから、必ずしも取引コストの代理変数とならないとは限らないことが示唆される。より適切な代理変数による分析は今後の課題である。

#### 2.4.4 ニュース指標が小型株に与える影響

最後に、ニュース指標が小型株に与える影響を考察する。ここでは、式 (2.4) における  $\gamma_{4j}$  が、重要な指標となる。時価総額の小さい企業は、個人投資家の影響が相対的に大きい、情報が入手しにくいなどの特徴があり、ニュースの影響について大型株とは異なる可能性がある。 $\gamma_{4j}$  が統計的に有意な値となるならば、TOPIX リターンに対する予測力とは独立して、ニュース指標は小型株に影響を与えていることになる。これらを踏まえて、分析結果を解釈する。表 2.5 は、式 (2.4) によって推計された  $\gamma_{4j}$  と Newey-West の標準誤差を用いて算出した  $t$  値をまとめたものである。各ニュース指標の記号は、前の表と同じである。

表 2.5: ニュース指標が SMB に与える影響

$\gamma_{4j}$	IndexDL	IndexNB	IndexLM
$\gamma_{41}$	-0.020 (-1.644)	0.009 (0.731)	0.003 (0.202)
$\gamma_{42}$	0.025** (2.352)	-0.006 (-0.479)	-0.013 (-1.066)
$\gamma_{43}$	0.032*** (2.693)	0.002 (0.184)	0.006 (0.454)
$\gamma_{44}$	0.015 (1.249)	-0.008 (-0.700)	0.008 (0.603)
$\gamma_{45}$	0.010 (0.693)	-0.007 (-0.513)	0.005 (0.403)

分析結果を見ると、IndexDL では、 $\gamma_{42}$  は有意水準 5% で 0.025、 $\gamma_{43}$  は有意水準 1% で 0.026 となり、TOPIX リターンに対する予測力とは独立して、ニュース指標は小型株に影響を与えている結果となった。 $\gamma_{42}$  と  $\gamma_{43}$  がプラスとなるのは、小型株に対するニュース指標の影響が相対的に大きく、また、長続きしていることを意味している。特に、3 営業日前のニュース指標が影響を与えていることは、小型株に対してニュースの情報が徐々に反映されることを示しており、これは、Tetlock (2007) においても 4 営業日前のニュース指標が小型株へ影響を与えているとの報告がなされており、同様の傾向が観測された。一方で、

IndexNB と IndexLM の  $\gamma_{4j}$  は統計的に有意な値は得られていない。新たな手法 (IndexDL) を通じ、従来の手法 (IndexNB, IndexLM) では見出すことが困難な結果を得られている点は興味深い。詳細な分析は今後の課題である。

## 2.5 まとめ

本研究では、ニュース記事のテキスト情報に焦点をあて、従来手法との比較を通じて、ディープラーニングによるニュース記事の評判分析を行い、株価との関連性について分析を行った。分析の結果、ニュースはマーケットに影響を与えている一方で、マーケットに対して後追いで反応している可能性があること、リターンリバーサルが見られることからニュースの影響にはマーケットのセンチメントに関する情報を有している可能性があること、ニュースは小型株に対して徐々に影響を与えている可能性があること、などの結論を見出した<sup>7</sup>。新たな手法を通じ、国内証券市場において、ニュース指標によるリターンリバーサルや株価の後追いが生じている可能性を示した点は本論文の特徴の一つとして挙げられる。テキストデータの分析は、数値データの分析と比較し、相対的に誤差が大きいと考えられ、より適切な手法を用いた分析は今後の課題である。また、他国の証券市場や他のメディアの分析、証券投資への応用、同日のニュース指標の影響の考慮などについても今後の課題である。

本章では、テキスト分析の際の分類精度によって、得られる結論が異なる可能性を指摘した。次章では、極性辞書の作成を通じて、金融テキスト分析における有効な手法を探索する。

---

<sup>7</sup>これらの結果は、米国証券市場を分析対象とした先行研究と整合的な結果である。

## 第3章 株式価格情報を用いた金融極性辞書 作成

### 3.1 はじめに

前章にて、金融テキスト分析する際には、その精度によって得られる結論が異なること可能性を示した。そこで本章では、ファイナンス分野及び会計分野の研究に用いるための金融分野に特化した極性辞書の作成を通じて、金融テキストの際の有効な手法を探求する。1.3にて示したように、テキスト情報の分析を行う際には、テキスト内容の極性（ポジティブ or ネガティブ）を判断する必要がある。主要な方法論の一つに極性辞書を用いた方法論がある。極性辞書によるテキスト分析は、キーワードの極性情報を事前に定義し、テキスト内容の極性を判断することで分析が行われる。ファイナンス分野及び会計分野の研究では、極性辞書による分析が標準的な手法となっている。

極性辞書が標準的な手法となっている理由の一つとして、どの語句や文が重要であるかが明確であり、先行研究との比較が容易である点が挙げられる。また、金融実務の観点からすると、テキスト情報を利用して資産運用や資金調達をする際には株主や顧客への説明責任が必要であるという事情がある。そのため、内部の仕組みがブラックボックス化してしまう機械学習よりも、重要な語句や文が明確である極性辞書の方が説明が容易であることから、好まれる傾向がある。

極性辞書には、General Inquirer や DICTION などの心理学者によって定義された一般的な極性辞書や金融分野に特化したオリジナルの極性辞書が用いられる。金融分野では、独自の語彙が用いられる傾向があることから、Henry (2008) や Loughran and McDonald (2011) では、金融分野に特化した極性辞書を作成し分析を試みている。そして、金融分野に特化した極性辞書を用いることで、分析精度が上がるとの報告もなされている。

しかしながら、金融分野に特化した極性辞書を作成するためには、人手によるキーワードの選択と極性の判断が必要であり、評価者の主観が結果に大きく影響するという問題点が存在する。また、価格との関連性の高いキーワードについても、年々変化することが想定される。例えば、新たな経済イベントの発生や資産運用の新技术などがあれば、その都度キーワードを更新する必要がある。多くの人手を要することとなる。自然言語処理におけるブートストラップ法をはじめとする半教師あり学習を用いる方法はあるものの、これ

も最初に選択するキーワードによって、分析結果が大きく変わる事となる。そこで、これら問題点に対する解決策の一つとして、本研究ではニュースデータと株式価格データから極性辞書を作成する方法論を提示する。

株式価格データを用いて日本語新聞記事を対象に、重要語の抽出を試みた研究報告として、小川・渡部 (2001) や張・松原 (2008), 廣川・吉田・山田・増田・中川 (2010) などがあるものの、これらは、株式価格情報からマーケット変動を十分に調節できていない。具体的には、株式固有のリスクを調節できていない。例えば、同じ銘柄であっても時期によって株式が有するリスクプレミアムに違いがあり、リスクに伴う株式価格変動が荒い時期と穏やかな時期があり、株式リターンが一見同じであっても、そこから得られる情報は異なることが広く知られている [Campbell et al. (1997)]。また、異なる銘柄について同様である。リスクに伴う株式価格変動が荒い銘柄と穏やかな銘柄があり、株式リターンが一見同じであっても、そこから得られる情報は異なることも広く知られている [Campbell et al. (1997)]。加えて、新聞記事には必ずしも資産価格と関連性の高い新鮮な内容のみが記述されているだけではない。

本研究では、これら問題点も考慮し、なおかつ、金融市場における資産価格形成と関連性の高いメディアである日経 QUICK ニュースを用いて、重み付き属性値付きキーワードリスト（以降、本章では「重み付き属性値付きキーワードリスト」のことを単に「キーワードリスト」と記述する。）の作成を行う。さらに、作成したキーワードリストによってどの時点でのニュース記事を分類できるかを、キーワードリストの作成に用いた日経 QUICK ニュースと他メディアであるロイターニュースの分類を通じて検証する。

## 3.2 データ

### 3.2.1 マーケットデータ

本研究では、株式価格情報からキーワードの極性評価を行うために、個別銘柄の株式リターンとリスクファクター・リターンのデータを用いた。個別銘柄の株式リターンとして、Thomson Reuters Datastream から、トータルリターンの日次データを用いた。トータルリターンとは、株式の価格変動に加え、株式の配当も含めた株式の収益率のことを指す。

また、リスクファクター・リターンのデータは、株式会社金融データソリューションズが提供する日本版 Fama-French ベンチマークからマーケットリターン ( $R_m$ ), リスクフリーレート ( $R_f$ ), バリュファクター・リターン ( $HML$ ), サイズファクター・リターン ( $SMB$ ) の日次データを使用した。マーケットリターンは東証 1 部及び 2 部における全銘柄の時価総額加重平均配当込みの収益率、リスクフリーレートは新発 10 年国債利回りであり、バリュファクター・リターン及びサイズファクター・リターンは、Fama and French (1993)

や久保田・竹原 (2007) において定義された方法によって算出された簿価時価比率のリスクファクター及び時価総額のリスクファクターである。

### 3.2.2 ニュースデータ

本研究では、株式価格からキーワードリストを作成するためのニュースデータには日経 QUICK ニュースを用いた。日経 QUICK ニュースは、株式会社日本経済新聞社と株式会社 QUICK の許諾を受けて使用した。日経 QUICK ニュースは、日本経済新聞社と QUICK 社によって投資家向けに専用の端末を通じて配信されるニュースである。このニュースデータに対して、株式会社金融工学研究所が付与したタグ情報を利用した。日経 QUICK ニュースの利用したタグ情報は、「ニュース記事の配信日付」・「ニュース記事本文に含まれるキーワード」・「対象ニュース記事と関連する主要銘柄名（証券コード）」である。

また、本研究手法によって得られたキーワードリストをもとに、ニュース記事分析をするためのニュースデータとして、日経 QUICK ニュースに加えて、異なるメディアに対してもキーワードリストの有効性を検証するために、ロイターニュースを用いた。ロイターニュースは、世界で最も広く知られたニュース提供会社の一つであるトムソンロイター社が配信しているニュースである。ロイターニュースの利用したタグ情報は、「ニュース記事の配信日時」・「対象ニュース記事と関連する銘柄名（証券コード）」を利用した。日経 QUICK ニュースとロイターニュースは、どちらも日本語で書かれたニュース記事を分析対象としている。これらニュースデータの一部は、日本経済新聞社やトムソンロイター社のウェブページから無料で閲覧することが出来るが、本研究では、機関投資向けの専用端末を通じて配信される全経済ニュースを分析に用いる。

日経 QUICK ニュースとロイターニュースは、各団体が発信する一次情報に比べると、各メディアの記者やアナリストによる情報の取捨選択が行われており、社会や市場に対して相対的に重要な情報が含まれていると考えられる。また、日本証券市場に参加している多くの（機関）投資家が閲覧するメディアであることから、新聞や雑誌のニュースに比べ、経済イベントからニュース記事配信までのラグが小さく、金融市場における資産価格形成との関連性が高い新鮮な内容であることが想定される。

### 3.2.3 ニュースデータの前処理

ここでは、分析を行う前のデータ整形を記述する。本研究の分析対象期間は、2008年から2011年までとした。日経 QUICK ニュースは、2008年から2011年までの間に配信された719,633本のニュース記事を、ロイターニュースは、2009年から2011年までの間に配信された395,819本のニュース記事を、それぞれ作成及び検証に用いる。

はじめに、ニュース記事配信日の調整を行う。日経 QUICK ニュースとロイターニュースは東京証券取引所の休業日に配信されたニュース記事に関して、翌営業日に配信されたニュース記事として分析を進めた。また、ロイターニュースは秒単位でのタイムスタンプ情報を獲得できたため、大引けの 15 時以降に配信されたニュース記事は翌営業日に配信されたニュース記事として分析を進めた。例えば、2016 年 9 月 3 日は土曜日なので、この日に配信されたニュース記事は翌営業日である 2016 年 9 月 5 日に配信されたニュース記事として扱い、2016 年 9 月 1 日 16 時に配信されたニュース記事は取引所が閉まった後に配信されたものなので、翌営業日である 2016 年 9 月 2 日のニュース記事として扱うということである。これらの調整は、マーケットが閉まっている間に配信されたニュース記事内容は、直後の営業日において株式価格に反映されると仮定したためである。

次に、ニュース記事の選別を行う。本研究では、タグ情報(証券コード)をもとに東証一部上場企業と関連するニュース記事を抽出した。東証一部に鞍替えした銘柄は、鞍替え前のニュース記事も分析対象としている。また、後述のイベントスタディ分析において推定ウィンドウ及びイベントウィンドウを確保できる、すなわち、ニュース記事が配信される 140 営業日前から 10 営業日後までにおいて株式価格データが取得できる銘柄のニュース記事のみを分析対象としている。

日経 QUICK ニュースの選別は、ニュース記事の本文を分析対象としたため、フラッシュニュースやタグ情報(ニュース記事本文に含まれるキーワード)が付与されていないニュース記事は分析対象外としている。ロイターニュースの選別についても同様にヘッドラインのみのニュース記事は分析対象外とし、さらに、第一報のニュース記事のみを分析対象とするため、再送記事と訂正記事は分析対象外とした。加えて、本研究ではニュース記事のテキスト情報に注目したため、決算情報や社債の発行要項、テクニカルデータなどの数値情報のみのニュース記事についても分析対象外としている。また、複数の銘柄の内容について報じているニュース記事は、関連する銘柄数の分だけニュース記事を増やし、一つのニュース記事に一つの銘柄を対応付け、分析を進めた。日経 QUICK ニュースはタグ情報(証券コード)を基に主要銘柄を一つに絞ることが出来たが、ロイターニュースは絞ることが出来なかったため、一つのニュース記事から複数銘柄の株式価格変動の観察を行っている。しかしながら、厳密には、ニュース記事の内容を加味して分析することが望ましいと考えられる。分析手法の改善は今後の課題である。

選別後のそれぞれのニュース記事数は、表 4.1 に示す。ロイターニュースは、延べニュース記事数を表している。延べニュース記事数とは、一つのニュース記事に複数の証券コードタグが付随している場合、重複して計数した値である。また、カッコ内はニュース記事が報じている内容と関連する銘柄の異なり数を表している。

また、選別後の日経 QUICK ニュースのタグ情報から取得できたキーワード数(異なり数・延べ数)は、表 3.2 に示す。ここで得られたキーワードが本研究のキーワードリストの

表 3.1: ニュース記事数

	日経 QUICK ニュース	ロイターニュース
2008	67,569 (1,553)	0 (0)
2009	70,874 (1,592)	12,747 (1,056)
2010	69,164 (1,611)	11,560 (1,038)
2011	41,144 (1,294)	14,310 (1,037)
2008–2011	248,751 (1,654)	38,617 (1,468)

もとなる。

表 3.2: キーワード数

	異なり数	延べ数
2008	13,806	2,396,270
2009	13,893	2,513,665
2010	14,019	2,592,342
2008–2010	14,720	7,502,277

### 3.3 キーワードリストの作成方法

#### 3.3.1 作成手順の概略

ここでは、ニュースデータと株式価格データからキーワードリストを作成する方法論の手順の概略を記す。はじめに、株式価格情報からイベントスタディ分析によって、各ニュース記事へ教師スコアを付与をする。次に、ニュースデータに付与されているキーワードをもとに、ニュース記事内容を bag-of-words によってベクトルで表現する。最後に、サポートベクター回帰 (SVR; Support Vector Regression) [ビショップ (2012)] によって教師あり学習を行ったのち、学習器から各キーワードの極性情報を抽出することで、キーワードリストの作成を試みた。3.3.2 節及び 3.3.3 節において、それぞれの作成方法の詳細を記述する。

### 3.3.2 株式価格データからニュース記事への教師スコアの付与

本研究手法の想定する仮定を記述する。ある銘柄の株式価格が上昇した場合、それは投資家がニュース記事を見て、銘柄に対してポジティブな感情を持ち、高値をつけたと考える。逆に、株式価格が下がったときは、ネガティブな感情を持ち、安値をつけたと考える。そのため、株式価格変動にはニュース記事の内容のポジティブ/ネガティブの情報が含まれていると考えられる。そこで、本研究ではイベントスタディ分析の枠組みによって、株式価格データからニュース記事への教師スコアの付与を試みた [Campbell et al. (1997)]。イベントスタディ分析とは、経済上のイベントが株式価値にどのような影響を与えるかを測定する方法論であり、各銘柄と各時期に関する共変動リスクを調整した株式価格変動である異常リターンを算出するために用いた。異常リターンの概念図を、図 3.1 に示す。

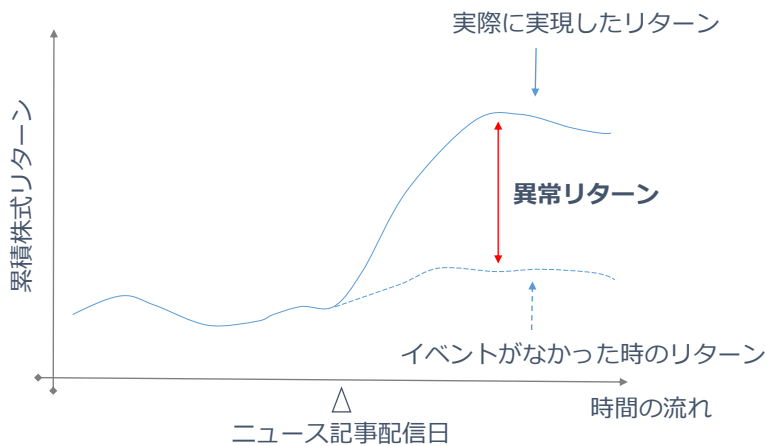


図 3.1: 異常リターンの概念図

具体的な算出手順は以下の通りである。

1. はじめに、ニュース記事  $i$  ごとにイベント日、推定ウィンドウ、イベントウィンドウを設定する。ニュース記事への教師スコアの付与は、イベント日はニュース記事配信日、推定ウィンドウはニュース記事配信日の 140 営業日前から 21 営業日前までの 120 営業日間、イベントウィンドウはニュース記事配信日当日からその翌日までとした。本研究では、日数は東京証券取引所の営業日をもとに計数している。図 3.2 は、本研究の設定を図示したものである。例えば、2016 年 9 月 1 日に配信されたニュース記事であれば、イベント日は 2016 年 9 月 1 日であり、推定ウィンドウは 2016 年 2 月 5 日から 2016 年 8 月 2 日までの 120 営業日間であり、イベントウィンドウは 2016 年 9 月 1 日から 2016 年 9 月 2 日まで 2 営業日間となる。



と期待されるリターンである正常リターン ( $\alpha_i + \beta_i^M(R_M[t] - R_f[t]) + \beta_i^{SMB}SMB[t] + \beta_i^{HML}HML[t]$ ) を差し引いた値である。続いて、イベントウィンドウにおける  $t_1$  日から  $t_2$  日までの累積異常リターン  $CAR_i[t_1, t_2]$  は、

$$CAR_i[t_1, t_2] = \sum_{t=t_1}^{t_2} AR_i[t], \quad (3.3)$$

と算出される。本研究ではニュース記事に対する教師スコア付与のために、ニュース記事配信日の当日から 1 営業日後までの 2 営業日間の累積異常リターンである  $CAR[0, +1]$  を算出する。

- 最後に、累積異常リターン  $CAR_i[t_1, t_2]$  を過去の株式価格変動を用いて標準化する。具体的には、ニュース記事  $i$  ごとに、 $t_3$  日から  $t_4$  日までの  $L$  日間の推定ウィンドウにおける Fama-French の 3 ファクターモデルの残差  $e_i$  の標準偏差  $\sigma_{e_i}[t_3, t_4]$  を、

$$\sigma_{e_i}[t_3, t_4] = \left( \frac{1}{L-k} \sum_{t=t_3}^{t_4} \left( R_i[t] - (\alpha_i + \beta_i^M(R_M[t] - R_f[t]) + \beta_i^{SMB}SMB[t] + \beta_i^{HML}HML[t]) \right)^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad (3.4)$$

によって算出する。ここで  $k$  はモデルのパラメータ数を表している。本研究では、 $L = 120$ ,  $k = 4$  として、 $\sigma_{e_i}[-140, -21]$  を算出する。そして、累積異常リターン  $CAR_i[t_1, t_2]$  を、

$$SCAR_i[t_1, t_2] = \frac{CAR_i[t_1, t_2]}{\sigma_{e_i}[t_3, t_4]}, \quad (3.5)$$

とすることで、標準化された累積異常リターン ( $SCAR$ ; Standardized Cumulative Abnormal Return) が算出される。本研究においては、ニュース記事配信日の当日から 1 営業日後までの標準化された累積異常リターン  $SCAR_i[0, +1]$  を、ニュース記事内容と関連する株式価格変動とし、ニュース記事の教師スコアとした。

すべてのニュース記事に対して、(1) から (4) までのプロセスを経ることで、時期の違いと銘柄間の違い、共変動の影響を調整した教師スコアである  $SCAR[0, +1]$  を算出している。

### 3.3.3 ニュース記事内容のベクトル表現方法とキーワードの極性評価

ここでは、ニュース記事内容のベクトル表現方法とキーワードの極性評価を記述する。ニュースデータに付与されているキーワードをもとに、ニュース記事内容を bag-of-words によってベクトルで表現する。日経 QUICK ニュースには、ニュース記事の内容を表すキーワード群が付与されており、それらをニュース記事のベクトルの特徴量とした。キーワード数は表 3.2 を参照されたい。例えば、あるニュース記事 A に、「続落」、「原油高」、「懸念」の 3 つのキーワードが付与されているとき、ニュース記事 A は前述の 3 つのキーワード特徴量の値は 1 となり、他のキーワード特徴量の値は 0 となるようなベクトルとなる。

加えて、ニュース記事に付与されたキーワードの数を考慮するために、各ニュース記事のキーワードベクトルを作成した後、ベクトルの長さが 1 になるように次式によって各特徴量の調整を行った。

$$\frac{1}{\sqrt{x_i}} \quad (3.6)$$

ここで、 $x_i$  はニュース記事  $i$  の特徴量数を表す。キーワードの極性評価は、前節の方法にて算出した教師スコアをニュース記事ベクトルに紐付け、入力 ( $X$ ) を bag-of-words のベクトル、出力 ( $Y$ ) を  $SCAR[0, +1]$  として、SVR (+線形カーネル) によって学習器を作成する。そして、学習器から法線ベクトルを各キーワードの極性情報と見なして抽出することで、キーワードリストの作成を試みた。法線ベクトルを抽出せず、直接テストデータへスコアを付与することは可能であるが、本研究では極性辞書の作成を研究目的としているため、あえて行っている。パラメータチューニングに関しては、10 分割の交差検定を繰り返し、平均二乗誤差が最小になるようなハイパーパラメータを決定している。

### 3.3.4 作成したキーワードリスト

本研究手法によって得られたキーワードリストとその極性値を表 3.3 に示す。2008 年は 13,806、2009 年は 13,893、2010 年は 14,019 のキーワードに対して極性値が振られている。表 3.3 は、各年のポジティブキーワードとネガティブキーワードとして、特徴量に対する重みの大きいあるいは小さいキーワードをそれぞれ上位 30 位までのキーワードを抽出し、記載したものである。つまり、これらは株式価格変動との関連性の高いニュース記事内のキーワードであり、重みがプラス方向に大きければ大きいほど、株式価格の値上がりの時によく現れていることを示しており、逆に、重みがマイナス方向に大きければ大きいほど、株式価格の値下がりのときによく現れていることを示している。

ポジティブなキーワードとして、「買い」や「上方修正」、「増益」などのキーワード群を、ネガティブなキーワードとして、「嫌気」や「反落」、「悪化」などのキーワード群をそれぞれ

れ獲得することができた。これらのキーワードは一般的にポジティブあるいはネガティブだと想定されるキーワードであり、本研究手法により、ニュースデータと株式価格データを用いてキーワードの極性情報を取り出すことのできる可能性を示すものである。

抽出されたキーワードを見ると、「値上がり」や「急伸」、「続伸」、「反落」、「急落」、「値下がり」などの株式価格の動きを表したキーワードが多く抽出された。そして同時に、「上方修正」、「下方修正」、「資本増強」、「公募増資」、「オーバーアロットメント」などの、会計利益やコーポレートアクションなどに関連するキーワードも抽出された。一方で、「自動車株」や「ハイブリッド車」、「事務所」など極性を持つと考えにくいキーワードも抽出された。これは年によって特定の経済イベントが頻出したためだと考えられる。長期間のデータを用いれば、改善できる可能性があり、今後の課題である。次章では、作成したキーワードリストをもとにニュース記事の分類を行うことで有効性を検証する。

表 3.3: 本研究手法によって作成したキーワードリスト

2008			2009			2010					
Positive keyword	Weight	Negative keyword	Weight	Positive keyword	Weight	Negative keyword	Weight	Positive keyword	Weight	Negative keyword	Weight
値上がり率	4.093	ストップ安	-7.411	値上がり率	3.848	ストップ安	-2.861	値上がり率	4.415	反落	-2.966
ストップ高	3.825	売り気配	-3.855	ストップ高	3.702	売り気配	-2.779	急伸	2.590	売り気配	-2.690
買い気配	3.582	値下がり	-3.066	急伸	2.771	反落	-2.493	株式分割	2.313	オーバーアロットメント	-2.473
上方修正	3.094	嫌気	-2.885	上げ幅	1.825	一段安	-2.036	小売売上高	2.229	下方	-2.453
買い	2.594	減配	-2.833	上昇率	1.796	公募増資	-2.010	ハイブリッド車	2.196	続落	-2.339
寄与	2.483	一転	-2.672	反落	1.608	嫌気	-1.998	買い気配	2.036	急落	-2.287
買い戻し	2.380	反落	-2.085	取管費	1.458	急落	-1.864	上昇率	2.005	値下がり	-2.275
増益	2.343	売越	-1.893	広告宣伝費	1.398	外為法違反	-1.706	上方修正	1.936	下方修正	-2.060
値上がり	1.901	利益確定	-1.880	巨額	1.348	続落	-1.695	公聴会	1.709	嫌気	-2.051
反発	1.852	圧迫	-1.806	自動車株	1.338	オーバーアロットメント	-1.604	届け出	1.605	下落率	-1.941
上限	1.819	連結最終損益	-1.714	買い気配	1.326	下落率	-1.477	長官	1.601	一段安	-1.905
上昇率	1.779	増資	-1.701	株式分割	1.302	値下がり	-1.460	反発	1.598	売り出し	-1.806
けん引	1.732	安値	-1.691	販売管理費	1.276	公募	-1.421	好感	1.534	公募増資	-1.727
好感	1.615	下げ幅	-1.665	執行役	1.270	下げ幅	-1.274	黒字化	1.512	確定売り	-1.582
買越	1.608	悪化	-1.557	制限値幅	1.244	営業赤字	-1.273	続伸	1.502	安定操作	-1.534
切り上げ	1.549	鈍化	-1.538	買い戻し	1.208	下方	-1.261	買い戻し	1.489	希薄化	-1.469
復配	1.536	下方修正	-1.536	増配	1.207	見切り売り	-1.236	評価損	1.473	下げ幅	-1.406
低価格	1.505	下落率	-1.521	買い	1.204	新株予約権付社債	-1.179	売買高	1.464	高止まり	-1.362
急伸	1.455	手控え	-1.513	好感	1.196	自己資本	-1.176	ストップ高	1.453	価格競争	-1.310
続伸	1.450	オーバーアロットメント	-1.492	事務所	1.194	売り出し	-1.176	基本ソフト	1.387	売り圧力	-1.283
主要企業	1.435	減益	-1.449	与信	1.186	利益確定	-1.172	目録株式価格	1.346	スポンサー	-1.277
押し上げ	1.387	続落	-1.429	円安	1.145	安値	-1.165	上げ幅	1.343	下落	-1.266
産業資材	1.367	下方	-1.418	四輪車	1.089	実勢	-1.124	業同	1.304	重い	-1.249
上げ幅	1.358	資本増強	-1.395	選択肢	1.088	鈍化	-1.109	買い	1.282	調達資金	-1.215
増配	1.348	従来予想	-1.365	続伸	1.087	外国人	-1.089	構成銘柄	1.236	困難	-1.182
筆頭株主	1.335	民事再生法	-1.341	高値	1.083	速い	-1.071	景気先行指標	1.228	議事録	-1.140
内需	1.297	引き下げ	-1.329	要素	1.062	3 D	-1.070	原材料価格	1.204	市場予想	-1.129
燃料費	1.244	社内	-1.305	売買高	1.056	第三者割当	-1.058	持ち直し	1.178	新株予約権付社債	-1.121
自社株取得株	1.218	広域	-1.304	目録株式価格	1.030	基準値	-1.052	特別利益	1.176	アクセルベダル	-1.104
3 0 代	1.203	落ち込む	-1.301	HDD	1.004	売り圧力	-1.052	利益率	1.156	日数	-1.088

### 3.4 キーワードリストを用いた分類検証

#### 3.4.1 ニュース記事の分類

本章では、本研究手法によって作成したキーワードリストをもとにニュース記事の分類を行い、分類した各ニュース記事クラスのニュース記事配信日付近の株式リターンの推移を観察することで、キーワードリストの有効性を検証する。そこではじめに、前章のキーワードリストをもとに、日経 QUICK ニュース及びロイターニュースを5つのクラス (Very Positive・Positive・Neutral・Negative・Very Negative) に分類する。

本分析では、前年の日経 QUICK ニュースと株式価格から得られたキーワードリストを用いて、翌年のニュースの分類を試みる。学習データと評価データの対応表は表 3.4 に示す。

表 3.4: 学習データと評価データの対応表

学習データ		評価データ	
日経 QUICK	日経 QUICK	ロイター	
2008 年	2009 年	2009 年	
2009 年	2010 年	2010 年	
2010 年	2011 年	2011 年	

例えば、2009 年に配信されたニュース記事の分類は、2008 年の日経 QUICK ニュースデータとマーケットデータを用いて作成したキーワードリストをもとに分類をする。同様に、2010 年に配信されたニュース記事は、2009 年のデータを用いて作成したキーワードリストを用いる。これは、ニュース記事配信時点での将来情報を用いないようにするためである。

さらに、経済・金融分野に特化していない一般的な極性辞書との比較を行うため、テキストの評判分析に広く用いられる日本語評価極性辞書 (名詞編)<sup>1</sup> 東山・乾・松本 (2008) を用いて同様にニュース記事の分類を行う。

本研究では、キーワードリストをもとに、各ニュース記事内に出現するキーワードを計数し、極性を表す重みで掛け合わせた値を、計数したキーワード数で割ることでニュース記事のスコアを算出した。日本語評価極性辞書は、p と n のラベルが付与されているキーワードを用いて同様にニュース記事のスコアを算出した。重みは、p を +1, n を -1 とした。

ここで、キーワードを重複して計数しないように、あらかじめニュース記事を形態素解析<sup>2</sup> を行ってわかち書きをした後、キーワードの計数を行っている。具体的には、ニュー

<sup>1</sup><http://www.cl.ecei.tohoku.ac.jp/index.php?Open%20Resources%2FJapanese%20Sentiment%20Polarity%20Dictionary>

<sup>2</sup>形態素解析には、mecab(<http://taku910.github.io/mecab/>) を用いた。システム辞書には IPA 辞書を用いた。また、ユーザ辞書として、ニュース記事の分類を行う際のキーワードリスト (本研究で作成したキー

ス記事  $i$  のスコアは以下の数式で表される。

$$Score_i = \frac{\sum_{k=1}^n TF_{w_k} \times Weight_{w_k}}{\sum_{k=1}^n TF_{w_k}} \quad (3.7)$$

ここで、 $Score_i$  はニュース記事  $i$  のスコア、 $TF_{w_k}$  は本研究のキーワードリストあるいは日本語評価極性辞書に定義されている  $k$  番目のキーワード  $w_k$  がニュース記事内に出現した頻度、 $Weight_{w_k}$  はキーワード  $w_k$  の極性度合いを表す実数値、 $n$  は本研究のキーワードリストあるいは日本語評価極性辞書に定義されているキーワード数を表す。ここで、本研究のキーワードリストあるいは日本語評価極性辞書に定義されたキーワードが存在しないニュース記事は、スコアが定義されないため分析からは除外した。

そして、各ニュース記事のスコアを上式によって算出した後、次式によって年ごとにニュース記事のスコアを標準化した。

$$Z-Score_i = \frac{Score_i - \overline{Score}}{s_{Score}} \quad (3.8)$$

ここで、 $\overline{Score}$  と  $s_{Score}$  は年ごとのスコアの標本平均値と標本標準偏差を表す。そして、標準化されたスコア  $Z-Score_i$  をもとに、ニュース記事を5分割する。具体的には、標準化されたニュース記事のスコアが、 $Z-Score_i \geq 2$  となる時、とても良い内容が記述されているニュース記事クラス  $Very\ Positive$  に、 $2 > Z-Score_i \geq 1$  となる時、良い内容が記述されているニュース記事クラス  $Positive$  に、 $1 > Z-Score_i > -1$  となる時、中立な内容が記述されているニュース記事クラス  $Neutral$  に、 $-1 < Z-Score_i \leq -2$  となる時、悪い内容が記述されているニュース記事クラス  $Negative$  に、 $Z-Score_i \leq -2$  となる時、とても悪い内容が記述されているニュース記事クラス  $Very\ Negative$  に分類した。

以上の手順によって本研究手法から得られたキーワードリスト及び日本語評価極性辞書を用いて分類した日経 QUICK ニュースとロイターニュースの各ニュース記事クラスのスコアの要約統計量に関して、3年分をまとめたものを表 3.5 に示す。

日本語評価極性辞書を用いて分類した場合、日経 QUICK ニュース及びロイターニュースのどちらも、 $Very\ Positive$  に分類されたニュース記事は一つも存在しなかった。そのため、日本語評価極性辞書によって分類したニュース記事クラスに関しては、以降の分析からは  $Very\ Positive$  は除外して進める。また、日本語評価極性辞書に定義されたキーワードを含まず、スコアが付与されなかったニュース記事数は、日経 QUICK ニュースは 5,201、ロイターニュースは 753 の事例が存在し、相対的に本研究のキーワードリストよりも多いことが分かる。

---

ワードリストあるいは日本語評価極性辞書)を追加している。

表 3.5: 各ニュース記事クラスのスコアの要約統計量

(a) 日経 QUICK ニュース (本研究のキーワードリスト)				
	ニュース記事数	平均値	標準偏差	中央値
Very Positive	5,434	2.83	1.03	2.56
Positive	12,813	1.39	0.28	1.34
Neutral	146,482	-0.02	0.45	-0.02
Negative	11,990	-1.36	0.27	-1.30
Very Negative	4,463	-3.16	1.37	-2.66
スコアなし	0	N/A	N/A	N/A

(b) ロイターニュース (本研究のキーワードリスト)				
	ニュース記事数	平均値	標準偏差	中央値
Very Positive	1,524	2.93	0.85	2.66
Positive	2,565	1.40	0.28	1.35
Neutral	30,699	-0.05	0.45	-0.06
Negative	2,944	-1.38	0.27	-1.32
Very Negative	883	-2.71	0.82	-2.46
スコアなし	2	N/A	N/A	N/A

(c) 日経 QUICK ニュース (日本語評価極性辞書)				
	ニュース記事数	平均値	標準偏差	中央値
Very Positive	0	N/A	N/A	N/A
Positive	36,330	1.09	0.07	1.07
Neutral	111,164	0.08	0.55	0.13
Negative	21,073	-1.38	0.26	-1.33
Very Negative	7,414	-2.69	0.63	-2.41
スコアなし	5,201	N/A	N/A	N/A

(d) ロイターニュース (日本語評価極性辞書)				
	ニュース記事数	平均値	標準偏差	中央値
Very Positive	0	N/A	N/A	N/A
Positive	7,247	1.28	0.11	1.30
Neutral	24,836	0.02	0.53	0.01
Negative	4,410	-1.39	0.27	-1.31
Very Negative	1,371	-2.65	0.56	-2.44
スコアなし	753	N/A	N/A	N/A

### 3.4.2 分類検証における各種指標

ここでは次節以降の分類検証における各種指標の詳細な記述を行う。本研究では、キーワードリストによって分類されたニュース記事のクラスごとにニュース記事配信日の10営業日前から10営業日後までの株式リターンの推移を観察することで、本研究のキーワードリストの有効性を検証する。具体的には、二種類の株式リターンに関する指標を考察する。一つ目は、各ニュース記事クラスの加工していない生の平均株式リターン ( $\overline{R}$ ; Average Return) 及び累積平均株式リターン ( $\overline{CR}$ ; Cumulative Average Return) である。  $t$  日におけるニュース記事クラス  $j$  の  $\overline{R}_j[t]$  と  $\overline{CR}_j[t_1, t_2]$  の算出方法は以下の通りである。

$$\overline{R}_j[t] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R_i[t], \quad (3.9)$$

$$\overline{CR}_j[t_1, t_2] = \sum_{t=t_1}^{t_2} \overline{R}_j[t]. \quad (3.10)$$

ここで、 $N$  はニュース記事クラス  $j$  に分類されたニュース記事数である。二つ目は、各ニュース記事クラスの平均異常リターン ( $\overline{AR}$ ; Average Abnormal Return) 及び累積平均異常リターン ( $\overline{CAR}$ ; Cumulative Average Abnormal Return) である。 $\overline{AR}$  及び  $\overline{CAR}$  は、イベントスタディ分析によってマーケット全体の価格変動の影響のほかに、小型株効果と割安株効果に関する共変動の影響を調整した株式リターンである。ニュース記事クラス  $j$  の  $\overline{AR}_j[t]$  と  $\overline{CAR}_j[t_1, t_2]$  は、3.2にて記述した手順によってニュース記事クラス  $j$  に分類されたニュース記事  $i$  ごとに  $AR_i[t]$  と  $CAR_i[t_1, t_2]$  を算出した後、それぞれ平均値を算出することで求められる。算出方法は、以下の式によって算出される。

$$\overline{AR}_j[t] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AR_i[t], \quad (3.11)$$

$$\overline{CAR}_j[t_1, t_2] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N CAR_i[t_1, t_2]. \quad (3.12)$$

イベント日はニュース記事配信日、推定ウィンドウはニュース記事配信日の140営業日前から21営業日前までの120営業日間、イベントウィンドウはニュース記事配信日の10営業日前から10営業日後までの21営業日間とする。

### 3.4.3 ニュース記事配信日付近における株式リターン推移の検証結果

はじめに、ニュース記事配信日付近における  $\bar{R}$  と  $\overline{CR}$  を検証する。本研究手法によって作成されたキーワードリストによって分類した各ニュース記事クラスごとの  $\overline{CR}$  の推移を考察する。本節では、ニュース記事配信日 10 営業日前から  $t$  までの累積平均リターン  $\overline{CR}[-10,t]$  を  $\overline{CR}$  と表記する。 $\overline{CR}$  の推移を図示したものが図 3.3 である。図 3.3 は、縦軸がニュース記事配信日 10 営業日前から  $t$  日までの累積平均株式リターン  $\overline{CR}$ 、横軸がイベント日からの日数  $t$  を表している。そして、(a) が日経 QUICK ニュースを分類した結果を図示したものであり、(b) はロイターニュースを分類した結果を図示したものである。また、日経 QUICK ニュース及びロイターニュースの  $\bar{R}$  と  $\overline{CR}$  をまとめたものが表 3.6 の表である。図と表について、どちらも単位は%である。

図 3.3 から、日経 QUICK ニュース及びロイターニュースに関して、どちらもニュース記事クラスごとに  $\overline{CR}$  の動きが異なることが見て取れる。特に、ニュース記事配信日において Very Positive は大きくプラスに、Very Negative は大きくマイナスになっている。Positive と Negative は、Very Positive と Very Negative と比較して、相対的に変動は小さいものの、プラスあるいはマイナスとなっている。そして、Neutral は、ニュース記事配信日に  $\overline{CR}$  の変化はあまり見られないことが分かった。表 3.6 から数値を読み取ると、日経 QUICK ニュースの  $\bar{R}[0]$  について、Very Positive は 3.21%、Positive は 1.51%、Neutral は 0.05%、Negative は -1.03%、Very Negative は -1.94% となっていることから、 $\bar{R}[0]$  の符号と大きさについて分類したクラスと整合的であり、前年の日経 QUICK ニュースから作成したキーワードリストが翌年の日経 QUICK ニュースの分類に対して、うまく機能していることを示している。また、ロイターニュースの  $\bar{R}[0]$  は、Very Positive は 4.72%、Positive は 3.15%、Neutral は 0.20%、Negative は -1.75%、Very Negative は -3.85% となっていることから、同様に符号と大きさについて分類したクラスと整合的であり、前年の日経 QUICK ニュースから作成したキーワードリストが翌年のロイターニュースの分類に対しても、うまく機能していることを示している。

そして、ニュース記事配信日から離れると、どのニュース記事クラスも  $\overline{CR}$  の変化は小さくなるが見て取れる。日経 QUICK ニュースの  $\bar{R}[-1]$  について、Very Positive は 0.49%、Positive は 0.26%、Neutral は 0.01%、Negative は -0.25%、Very Negative は -0.29% であり、 $\bar{R}[+1]$  について、Very Positive は 0.25%、Positive は 0.15%、Neutral は 0.01%、Negative は -0.35%、Very Negative は -0.52% である。また、ロイターニュースの  $\bar{R}[-1]$  について、Very Positive は 0.64%、Positive は 0.32%、Neutral は -0.01%、Negative は -0.26%、Very Negative は -0.43% であり、 $\bar{R}[+1]$  について、Very Positive は 0.15%、Positive は 0.18%、Neutral は -0.17%、Negative は -0.49%、Very Negative は -0.84% である。これらの結果は、符号と大きさは、分類したクラスと整合的であることを示している。しかしながら、その

水準は  $\overline{R}[0]$  よりも小さいことが伺える。

さらに、ニュース記事配信日から 2 営業日以上離れると、 $\overline{R}[t]$  の符号と大きさは、分類したクラスと整合的でない様子が見て取れる。例えば、日経 QUICK ニュースの  $\overline{R}[-2]$  では Very Positive は 0.14%、Positive は 0.09%、Neutral は 0.03%、Negative は -0.05%、Very Negative は -0.08% であり、 $\overline{R}[+2]$  では、Very Positive は -0.03%、Positive は -0.02%、Neutral は -0.02%、Negative は -0.09%、Very Negative は -0.17% である。また、ロイターニュースの  $\overline{R}[-2]$  では、Very Positive は 0.41%、Positive は 0.05%、Neutral は -0.05%、Negative は -0.28%、Very Negative は -0.22% であり、 $\overline{R}[+2]$  では、Very Positive は -0.10%、Positive は -0.08%、Neutral は -0.09%、Negative は -0.30%、Very Negative は -0.15% である。他のイベントウィンドウにおいても、これらの傾向は同様であることから、本研究のキーワードリストはニュース記事配信日及び前後 1 営業日の株式リターンに関する極性情報を持つキーワードリストとなっていることを示している。

続けて、日本語評価極性辞書によって分類した各ニュース記事クラスごとの  $\overline{CR}$  の推移を同様に考察する。 $\overline{CR}$  の推移を図示したものが図 3.4 である。

図 3.4 を見ると、日経 QUICK ニュース及びロイターニュースの  $\overline{CR}$  の動きは、一部のニュース記事クラスではニュース記事配信日付近において変化が見られるものの、図 3.3 と比較すると変化の水準は小さく、また、分類したニュース記事クラスの順序と  $\overline{CR}$  の順序が整合的でない様子を見て取れる。表 3.6 の数値を読み取ると、日経 QUICK ニュースの  $\overline{R}[0]$  について、Positive は 0.19%、Neutral は 0.28%、Negative は -0.51%、Very Negative は -0.59% となっており、分類したニュース記事クラスの順序と整合的でないことがわかる。ロイターニュースの  $\overline{R}[0]$  についても、Positive は 1.15%、Neutral は 0.40%、Negative は -0.95%、Very Negative は -0.82% となっていることから、同様の傾向が伺える。また、変化の水準についても、本研究のキーワードリストを用いて分類したニュース記事クラスと比較すると、小さいことが分かる。

これらの傾向は、 $\overline{R}[-1]$  や  $\overline{R}[+1]$  でも同様であり、本研究のキーワードリストの方が日本語評価極性辞書よりも、生の株式リターンに関して、うまく分類できていることを示している。

次に、ニュース記事配信日付近における  $\overline{AR}$  及び  $\overline{CAR}$  について検証する。 $\overline{AR}$  及び  $\overline{CAR}$  は、マーケット全体の価格変動の影響のほかに、小型株効果と割安株効果についても共変動の影響を調整した株式リターンである。本節では、ニュース記事配信日 10 営業日前からの  $t$  日までの累積平均異常リターン  $\overline{CAR}[-10,t]$  を  $\overline{CAR}$  と表記する。 $\overline{CAR}$  の推移を図示したものが図 3.5 であり、 $\overline{AR}$  と  $\overline{CAR}$  をまとめたものが表 3.7 である。

図 3.5 を見ると、 $\overline{CR}$  と同様に、ニュース記事クラスの  $\overline{CAR}$  について、符号と大きさが分類したクラスと整合的であることがわかる。ニュース記事配信日において Very Positive は大きくプラスに、Very Negative は大きくマイナスになっており、Positive と Negative

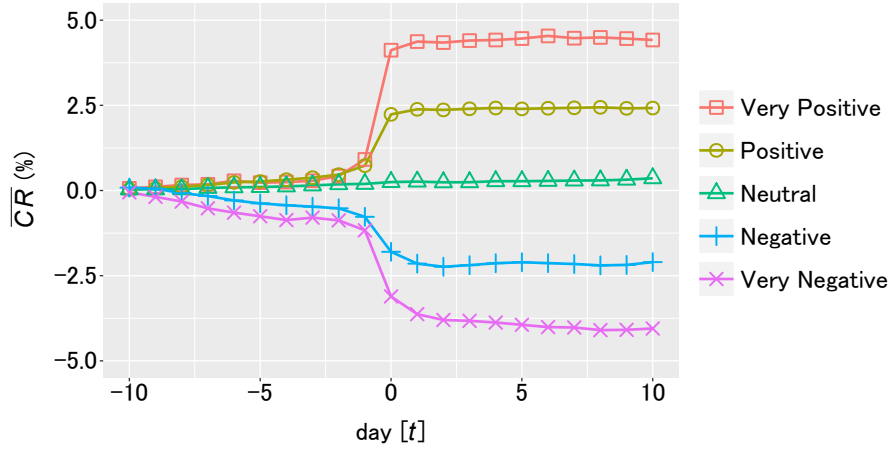
は、Very Positive と Very Negative と比較して、相対的に変動は小さいものの、プラスあるいはマイナスとなっている。そして、Neutral は変化はあまり見られない。表 3.7 から数値を読み取ると、日経 QUICK ニュースの  $\bar{R}[0]$  は、Very Positive は 2.75%、Positive は 1.19%、Neutral は 0.04%、Negative は -0.79%、Very Negative は -1.53% となっており、また、ロイターニュースの  $\bar{R}[0]$  は、Very Positive は 4.57%、Positive は 2.91%、Neutral は 0.25%、Negative は -1.46%、Very Negative は -3.50% となっている。 $\bar{R}[-1]$  や  $\bar{R}[+1]$  の符号と大きさについても、変化の水準は小さいものの、分類したクラスと整合的であることが見て取れる。調整済みの株式リターンについても、前年の日経 QUICK ニュースから作成したキーワードリストを用いて翌年の日経 QUICK ニュースとロイターニュースを分類できることを示している。 $\overline{CAR}$  が  $\overline{CR}$  と比較すると、変化の水準が小さいのは、本研究のキーワードリストが個別銘柄に関して良いあるいは悪いかどうかだけでなく、マーケット全体に関する記述も拾っているためだと考えられる。そして、ニュース記事配信日から 2 営業日以上離れると、 $\overline{AR}[t]$  の符号と大きさは分類したクラスと整合的でなく、分類が困難であることが示されている。また、日本語評価極性辞書によって分類した各ニュース記事クラスごとの  $\overline{CAR}$  の推移を、図示したものが図 3.6 である。

図 3.6 を見ると、同様に  $\overline{CAR}$  の動きは、一部のニュース記事クラスではニュース記事配信日付近において変化が見られるものの、その変化の水準は図 3.3 と比較すると小さく、また、分類したニュース記事クラスの順序と  $\overline{CAR}$  の順序が整合的でない様子を見て取れる。表 3.7 からそれらの傾向を読み取ることが出来る。調整済みの株式リターンについても、本研究のキーワードリストの方が日本語評価極性辞書よりも、うまく分類できていることを示しており、本研究手法によって作成したキーワードリストが日本語評価極性辞書と比較して、金融分野に特化した極性辞書となっていることを示している。

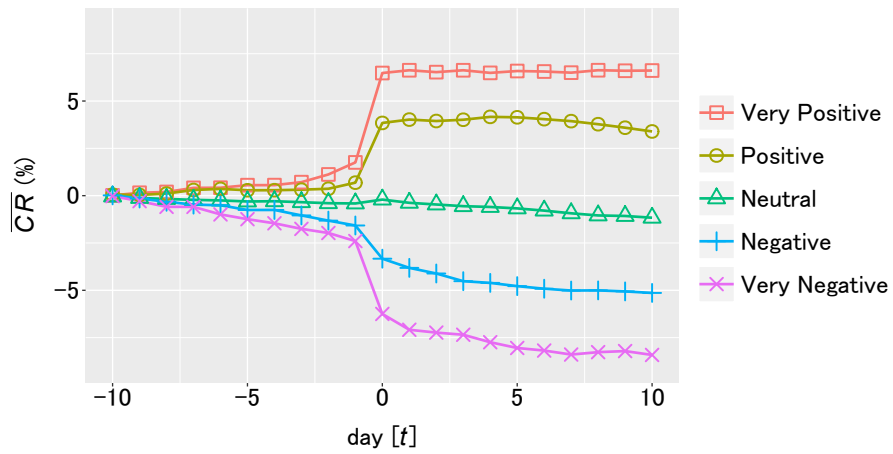
株式リターン推移の検証結果のまとめとして、本研究のキーワードリストを用いて分類したニュース記事は、ニュース記事配信日の株式リターンとの関連性が最も高く、符号と大きさは、分類したクラスと整合的である。さらに、ニュース記事配信日 1 営業日前と 1 営業日後の株式リターンとの関連性も高いことが分かった。とりわけ、生の株式リターンだけでなく、銘柄間の共変動を考慮した株式リターンとの関連性も見られることは、個別銘柄の変動を分類できていることを示している。これらの結果から、本研究手法で作成したキーワードリストがニュース記事の分類に対して有効である可能性を示している。

一方で、ニュース記事配信日から 2 営業日以上離れると、分類したクラスと株式リターンの符号と大きさが整合的でないため、困難であることが示された。すなわち、本研究のキーワードリストはニュース記事配信日及び前後 1 営業日の株式リターンに関する極性情報を持つキーワードリストとなっていることを示している。また、各ニュース記事クラスは、ニュース記事配信日以前に既に株式価格が変動しており、その変動方向も分類したクラスと整合的であることから、マーケットに対して後追いのニュースが存在することが示唆

され、同時に、ニュース記事の内容を起因とし、マーケットが変動するような内容のニュース記事も存在していることが示唆される。さらに、本研究手法によって作成したキーワードリストの方が、日本語評価極性辞書よりもうまく分類できていることから、金融分野に特化した辞書となっていることが示された。

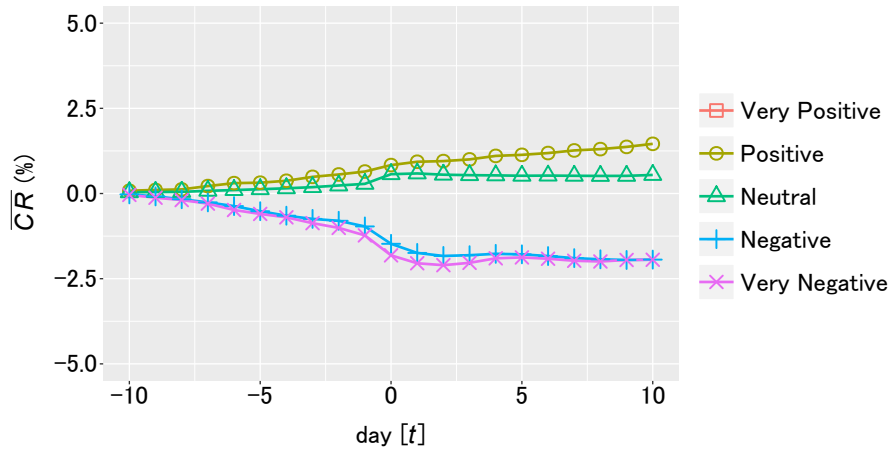


(a) 日経 QUICK ニュース

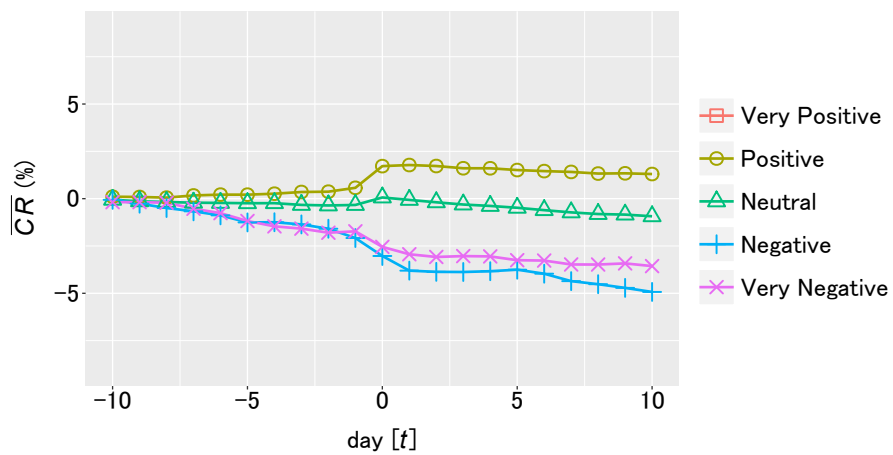


(b) ロイターニュース

図 3.3: 本研究のキーワードリストを用いて分類した各ニュース記事クラスの  $\overline{CR}$  の推移

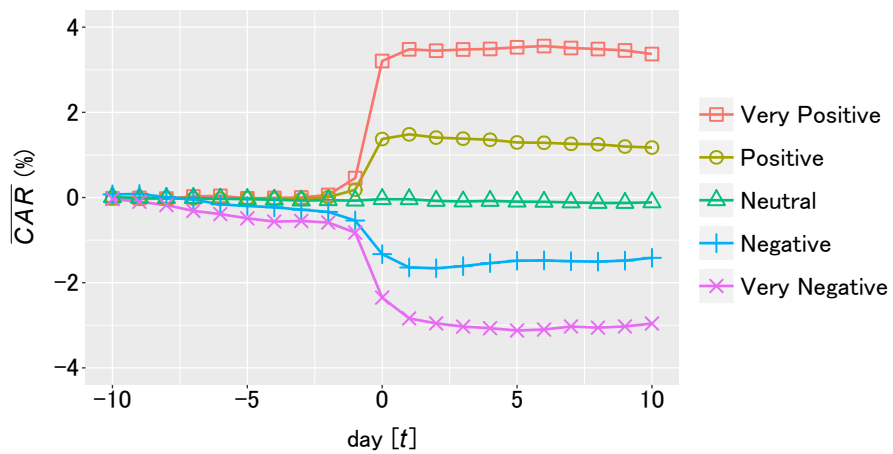


(a) 日経 QUICK ニュース

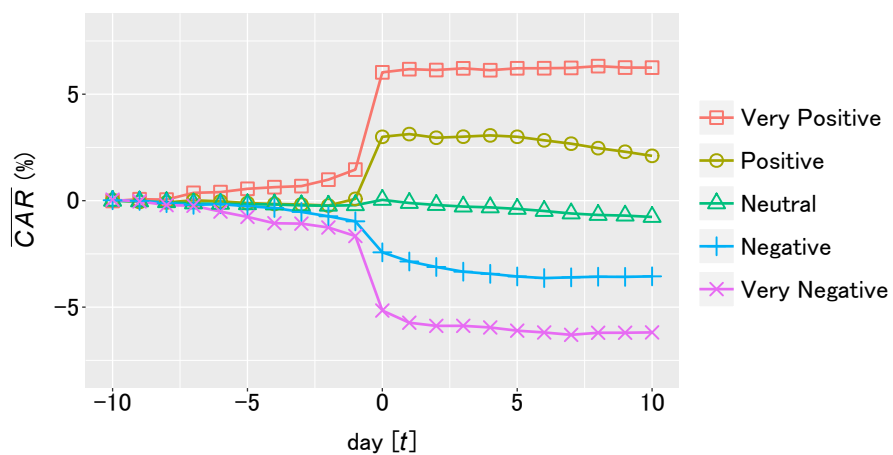


(b) ロイターニュース

図 3.4: 日本語評価極性辞書を用いて分類した各ニュース記事クラスの  $\overline{CR}$  の推移

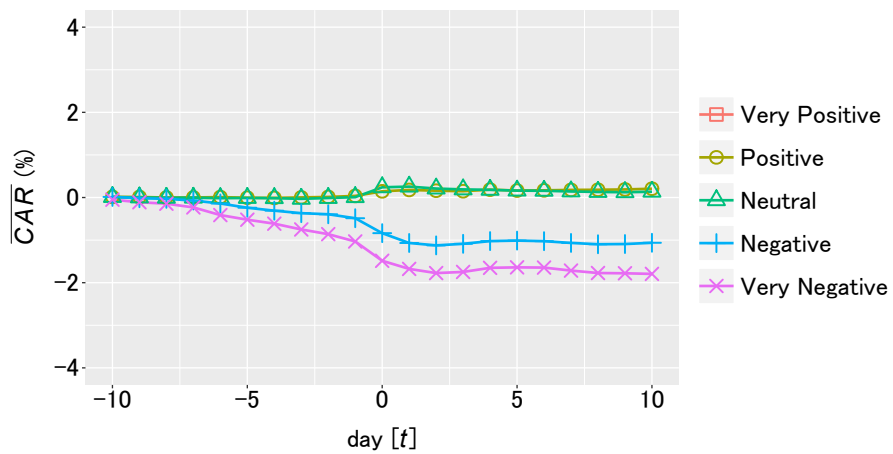


(a) 日経 QUICK ニュース

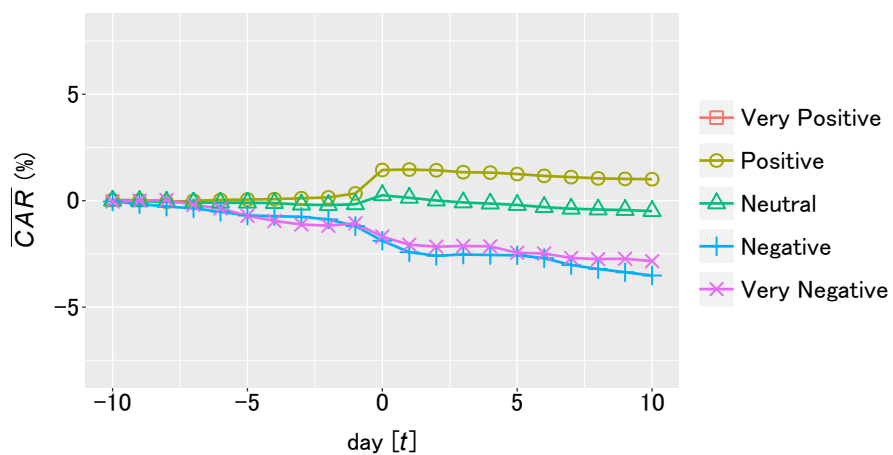


(b) ロイターニュース

図 3.5: 本研究のキーワードリストを用いて分類した各ニュース記事クラスの  $\overline{CAR}$  の推移



(a) 日経 QUICK ニュース



(b) ロイターニュース

図 3.6: 日本語評価極性辞書を用いて分類した各ニュース記事クラスの  $\overline{CAR}$  の推移

表 3.6: 各ニュース記事クラスの平均リターン及び累積平均リターンの推移

本研究のキートンリスト																			
日経QUICK ニュース																			
[t]	Very Positive			Positive			Neutral			Negative			Very Negative						
	AR	CAR	t	AR	CAR	t	AR	CAR	t	AR	CAR	t	AR	CAR	t				
-10	0.06	0.06	0.04	0.04	0.03	0.03	0.03	0.03	0.09	0.09	-0.05	-0.05	0.06	0.06	0.02	0.02	-0.02	-0.02	
-9	0.04	0.11	0.03	0.07	0.00	0.03	-0.03	0.05	-0.13	-0.19	-0.13	-0.19	0.15	-0.02	0.04	-0.08	-0.12	-0.17	-0.15
-8	0.05	0.16	0.04	0.11	0.00	0.04	-0.13	-0.08	-0.14	-0.32	-0.32	0.20	0.07	0.11	-0.05	-0.17	-0.17	-0.32	-0.30
-7	0.02	0.18	0.05	0.16	0.04	0.08	-0.09	-0.16	-0.20	-0.52	-0.52	-7	0.22	0.41	0.19	0.30	-0.05	-0.22	-0.15
-6	0.10	0.29	0.08	0.24	0.02	0.09	-0.13	-0.29	-0.13	-0.65	-0.65	-6	0.01	0.42	0.06	0.36	-0.03	-0.25	-0.03
-5	-0.06	0.23	0.03	0.26	0.01	0.10	-0.09	-0.38	-0.11	-0.76	-0.76	-5	0.14	0.55	-0.07	0.29	-0.06	-0.31	-0.25
-4	0.02	0.25	0.05	0.32	0.02	0.12	-0.05	-0.43	-0.11	-0.87	-0.87	-4	0.00	0.56	0.00	0.29	0.01	-0.29	0.00
-3	0.04	0.29	0.06	0.38	0.03	0.15	-0.04	-0.47	0.07	-0.80	-0.80	-3	0.16	0.71	0.03	0.32	-0.05	-0.34	-0.29
-2	0.14	0.42	0.09	0.47	0.03	0.18	-0.05	-0.52	-0.08	-0.88	-0.88	-2	0.41	1.12	0.05	0.36	-0.05	-0.40	-0.28
-1	0.49	0.91	0.26	0.73	0.01	0.19	-0.25	-0.77	-0.29	-1.17	-1.17	-1	0.64	1.76	0.32	0.69	-0.01	-0.41	-0.26
0	3.21	4.12	1.51	2.24	0.05	0.25	-1.03	-1.80	-1.94	-3.11	-3.11	0	4.72	6.48	3.15	3.84	0.20	-0.21	-1.75
1	0.25	4.37	0.15	2.38	0.01	0.26	-0.35	-2.15	-0.52	-3.63	-3.63	1	0.15	6.63	0.18	4.02	-0.17	-0.38	-0.49
2	-0.03	4.34	-0.02	2.37	-0.02	0.24	-0.09	-2.24	-0.17	-3.80	-3.80	2	-0.10	6.53	-0.08	3.94	-0.09	-0.47	-0.30
3	0.06	4.40	0.03	2.40	0.00	0.24	0.05	-2.19	-0.03	-3.83	-3.83	3	0.10	6.63	0.07	4.01	-0.09	-0.55	-0.41
4	0.02	4.42	0.02	2.42	0.03	0.27	0.06	-2.13	-0.05	-3.88	-3.88	4	-0.14	6.49	0.15	4.16	-0.04	-0.60	-0.09
5	0.04	4.46	-0.03	2.40	0.00	0.27	0.03	-2.11	-0.07	-3.94	-3.94	5	0.10	6.59	-0.02	4.14	-0.08	-0.67	-0.17
6	0.08	4.54	0.02	2.41	0.01	0.28	-0.03	-2.13	-0.07	-4.01	-4.01	6	-0.03	6.56	-0.10	4.04	-0.12	-0.79	-0.14
7	-0.07	4.47	0.01	2.43	0.01	0.29	-0.03	-2.16	-0.01	-4.02	-4.02	7	-0.06	6.50	-0.11	3.94	-0.14	-0.93	-0.10
8	-0.03	4.49	0.01	2.44	0.00	0.30	-0.04	-2.20	-0.08	-4.10	-4.10	8	0.13	6.63	-0.16	3.78	-0.11	-1.04	0.01
9	-0.03	4.46	-0.03	2.41	0.02	0.32	0.01	-2.18	0.01	-4.09	-4.09	9	-0.03	6.60	-0.18	3.59	-0.03	-1.07	-0.05
10	-0.04	4.42	0.01	2.42	0.04	0.36	0.08	-2.10	0.04	-4.05	-4.05	10	0.01	6.61	-0.20	3.39	-0.09	-1.17	-0.08

日経QUICK ニュース																			
[t]	Very Positive			Positive			Neutral			Negative			Very Negative						
	AR	CAR	t	AR	CAR	t	AR	CAR	t	AR	CAR	t	AR	CAR	t				
-10	0.08	0.08	0.04	0.04	0.04	0.04	-0.03	-0.03	-0.04	-0.04	-0.04	-0.04	0.10	0.10	-0.06	-0.06	-0.06	-0.06	-0.18
-9	0.02	0.11	0.01	0.04	0.00	0.05	-0.08	-0.08	-0.08	-0.12	-0.12	-9	-0.01	0.09	-0.08	-0.14	-0.20	-0.26	0.00
-8	0.02	0.12	0.00	0.05	-0.08	-0.17	-0.07	-0.19	-0.07	-0.19	-0.19	-8	-0.03	0.06	-0.04	-0.18	-0.23	-0.49	-0.03
-7	0.10	0.22	0.03	0.08	-0.09	-0.26	-0.11	-0.30	-0.11	-0.30	-0.30	-7	0.11	0.17	-0.03	-0.21	-0.18	-0.67	-0.32
-6	0.09	0.30	0.02	0.10	-0.11	-0.37	-0.19	-0.48	-0.19	-0.48	-0.48	-6	0.04	0.21	-0.01	-0.22	-0.21	-0.88	-0.23
-5	0.01	0.32	0.03	0.13	-0.15	-0.52	-0.12	-0.60	-0.12	-0.60	-0.60	-5	0.00	0.21	-0.02	-0.24	-0.37	-1.25	-0.42
-4	0.06	0.37	0.03	0.15	-0.13	-0.65	-0.10	-0.70	-0.10	-0.70	-0.70	-4	0.05	0.26	0.00	-0.24	0.01	-1.25	-0.28
-3	0.12	0.49	0.03	0.19	-0.09	-0.75	-0.17	-0.87	-0.17	-0.87	-0.87	-3	0.09	0.35	-0.09	-0.33	-0.11	-1.36	-0.12
-2	0.07	0.56	0.05	0.24	-0.06	-0.80	-0.14	-1.01	-0.14	-1.01	-1.01	-2	0.02	0.37	-0.03	-0.36	-0.23	-1.59	-0.22
-1	0.09	0.64	0.05	0.28	-0.17	-0.97	-0.22	-1.23	-0.22	-1.23	-1.23	-1	0.20	0.57	0.03	-0.33	-0.49	-2.08	0.07
0	0.19	0.83	0.28	0.57	-0.51	-1.48	-0.59	-1.81	-0.59	-1.81	-1.81	0	1.15	1.72	0.40	0.06	-0.95	-3.03	-0.82
1	0.10	0.93	0.02	0.59	-0.27	-1.74	-0.23	-2.05	-0.23	-2.05	-2.05	1	0.06	1.78	-0.13	-0.06	-0.77	-3.80	-0.39
2	0.02	0.95	-0.04	0.55	-0.09	-1.83	-0.06	-2.10	-0.06	-2.10	-2.10	2	-0.05	1.72	-0.13	-0.19	-0.06	-3.87	-0.14
3	0.05	1.00	-0.01	0.54	0.02	-1.81	0.07	-2.03	0.07	-2.03	-2.03	3	-0.12	1.61	-0.12	-0.31	-0.01	-3.87	0.05
4	0.10	1.10	-0.01	0.53	0.04	-1.77	0.13	-1.90	0.13	-1.90	-1.90	4	0.00	1.60	-0.07	-0.38	0.04	-3.83	-0.02
5	0.03	1.14	-0.01	0.52	-0.01	-1.79	0.03	-1.88	0.03	-1.88	-1.88	5	-0.09	1.51	-0.10	-0.48	0.08	-3.75	-0.20
6	0.05	1.19	0.00	0.53	-0.05	-1.84	-0.04	-1.91	-0.04	-1.91	-1.91	6	-0.06	1.46	-0.13	-0.61	-0.21	-3.96	-0.02
7	0.08	1.26	-0.01	0.52	-0.06	-1.90	-0.06	-1.97	-0.06	-1.97	-1.97	7	-0.04	1.41	-0.12	-0.73	-0.39	-4.36	-0.21
8	0.04	1.30	0.00	0.52	-0.03	-1.93	-0.02	-2.00	-0.02	-2.00	-2.00	8	-0.09	1.33	-0.09	-0.81	-0.16	-4.52	0.00
9	0.07	1.37	0.00	0.52	-0.02	-1.95	0.04	-1.95	0.04	-1.95	-1.95	9	0.01	1.34	-0.03	-0.84	-0.20	-4.71	0.06
10	0.09	1.46	0.03	0.54	0.01	-1.94	0.01	-1.94	0.01	-1.94	-1.94	10	-0.04	1.30	-0.09	-0.93	-0.21	-4.93	-0.14

日本語詳細性情書

表 3.7: 各ニュース記事クラスの平均異常リターン及び累積平均異常リターンの推移

本研究のキートワードリスト																				
日経QUICK ニュース																				
[t]	Very Positive			Positive			Neutral			Negative			Very Negative							
	AR	CAR	AR	AR	CAR	AR	AR	CAR	AR	CAR	AR	CAR	AR	CAR						
-10	-0.02	-0.02	-0.02	-0.02	-0.02	0.01	0.01	0.01	0.07	0.07	-0.04	-0.04	-0.01	-0.01	0.03	0.03	0.02	0.02	0.05	0.05
-9	0.01	-0.01	-0.01	-0.01	-0.03	-0.01	-0.01	0.01	0.08	0.01	0.08	-0.06	-0.10	-0.03	-0.03	-0.04	-0.03	-0.01	-0.08	-0.03
-8	-0.02	-0.03	0.00	-0.03	0.00	-0.03	-0.01	-0.01	-0.07	0.01	-0.08	-0.18	-8	-0.02	0.05	-0.02	-0.08	-0.10	-0.12	-0.21
-7	0.05	0.02	0.00	-0.02	0.00	-0.01	-0.06	-0.05	-0.14	-0.31	-0.14	-0.31	-7	0.32	0.37	0.10	0.02	-0.08	-0.20	-0.24
-6	0.02	0.04	-0.01	-0.02	0.00	-0.03	-0.01	-0.16	-0.11	-0.16	-0.39	-0.39	-6	0.04	0.40	-0.05	-0.03	0.03	-0.17	-0.27
-5	-0.06	-0.02	0.02	-0.01	-0.01	-0.04	-0.04	-0.20	-0.10	-0.49	-0.10	-0.49	-5	0.16	0.56	-0.08	-0.11	-0.02	-0.17	-0.25
-4	0.01	-0.01	-0.02	-0.04	-0.01	-0.05	-0.03	-0.23	-0.08	-0.56	-4	0.08	0.63	-0.04	-0.16	-0.01	-0.18	-0.08	-0.34	-1.06
-3	0.01	0.00	0.00	-0.04	-0.02	-0.07	-0.06	-0.29	0.01	-0.55	-3	0.05	0.68	-0.02	-0.18	-0.04	-0.22	-0.19	-0.53	-1.08
-2	0.06	0.06	0.05	0.01	0.01	-0.06	-0.05	-0.34	-0.04	-0.59	-2	0.30	0.99	-0.05	-0.23	-0.01	-0.24	-0.20	-0.73	-1.26
-1	0.40	0.46	0.17	0.18	-0.01	-0.07	-0.20	-0.54	-0.24	-0.82	-1	0.47	1.46	0.31	0.08	0.02	-0.21	-0.24	-0.97	-1.66
0	2.75	3.21	1.19	1.37	0.04	-0.04	-0.79	-1.33	-1.53	-2.35	0	4.57	6.03	2.91	3.00	0.25	0.04	-1.46	-2.43	-3.50
1	0.27	3.48	0.11	1.48	0.00	-0.04	-0.31	-1.64	-0.49	-2.84	1	0.15	6.18	0.13	3.13	-0.15	-0.11	-0.43	-2.86	-5.73
2	-0.03	3.45	-0.08	1.41	-0.04	-0.08	-0.02	-1.66	-0.12	-2.95	2	-0.04	6.13	-0.17	2.96	-0.10	-0.20	-0.26	-3.11	-5.88
3	0.03	3.48	-0.02	1.38	-0.01	-0.09	0.05	-1.61	-0.08	-3.03	3	0.08	6.21	0.05	3.00	-0.07	-0.28	-0.22	-3.34	-5.88
4	0.01	3.49	-0.03	1.36	0.01	-0.08	0.07	-1.54	-0.04	-3.07	4	-0.09	6.13	0.06	3.06	-0.04	-0.32	-0.10	-3.44	-5.96
5	0.04	3.53	-0.06	1.29	-0.02	-0.10	0.06	-1.48	-0.05	-3.12	5	0.09	6.22	-0.06	3.00	-0.07	-0.39	-0.12	-3.56	-6.10
6	0.03	3.56	-0.01	1.29	0.00	-0.10	0.01	-1.48	0.02	-3.10	6	0.00	6.22	-0.17	2.83	-0.10	-0.48	-0.08	-3.64	-6.19
7	-0.05	3.51	-0.03	1.26	0.00	-0.12	-0.02	-1.50	0.07	-3.03	7	0.01	6.23	-0.16	2.68	-0.12	-0.60	0.03	-3.60	-6.30
8	-0.02	3.49	-0.01	1.25	-0.01	-0.13	-0.01	-1.51	-0.03	-3.06	8	0.08	6.32	-0.21	2.47	-0.07	-0.67	0.03	-3.57	-6.20
9	-0.03	3.45	-0.05	1.20	0.00	-0.13	0.02	-1.48	0.03	-3.03	9	-0.07	6.25	-0.17	2.30	-0.03	-0.70	-0.01	-3.58	-6.20
10	-0.08	3.37	-0.02	1.17	0.01	-0.11	0.06	-1.42	0.07	-2.96	10	0.00	6.25	-0.19	2.10	-0.06	-0.76	0.02	-3.55	-6.19

日経QUICK ニュース																					
[t]	Very Positive			Positive			Neutral			Negative			Very Negative								
	AR	CAR	AR	AR	CAR	AR	AR	CAR	AR	CAR	AR	CAR	AR	CAR							
-10	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01							
-9	0.00	0.01	-0.01	0.00	-0.01	-0.01	-0.01	-0.01	-0.03	-0.02	-0.06	-0.11	-9	-0.02	0.02	-0.02	-0.02	-0.12	-0.16	0.04	0.00
-8	-0.01	0.00	0.00	0.00	-0.01	-0.01	-0.01	-0.03	-0.03	-0.15	-8	-0.08	-0.06	-0.03	-0.05	-0.03	-0.05	-0.12	-0.28	0.03	0.03
-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.04	-0.07	-0.09	-0.23	-7	0.05	0.00	-0.04	-0.09	-0.08	-0.36	-0.08	-0.36	-0.23	-0.20
-6	0.01	0.01	-0.01	-0.01	-0.02	-0.07	-0.14	-0.18	-0.41	-6	0.04	0.03	0.00	-0.09	-0.17	-0.52	-0.16	-0.16	-0.36	-0.16	-0.36
-5	-0.01	0.00	0.01	-0.01	-0.10	-0.24	-0.11	-0.52	-1.11	-5	0.02	0.05	0.00	-0.09	-0.17	-0.70	-0.35	-0.71	-0.70	-0.35	-0.71
-4	0.00	-0.01	-0.01	-0.02	-0.03	-0.06	-0.37	-0.31	-0.09	-0.61	-4	0.01	0.07	-0.02	-0.11	-0.03	-0.73	-0.24	-0.95	-0.24	-0.95
-3	0.01	0.00	0.00	-0.02	-0.03	-0.06	-0.37	-0.14	-0.75	-3	0.04	0.11	-0.07	-0.19	-0.03	-0.76	-0.17	-1.12	-1.12	-0.17	-1.12
-2	0.01	0.01	0.02	-0.01	-0.03	-0.39	-0.11	-0.86	-2	0.04	0.15	-0.02	-0.21	-0.12	-0.88	-0.06	-1.18	-1.18	-0.06	-1.18	
-1	0.02	0.04	0.02	0.01	-0.09	-0.49	-0.17	-1.03	-1	0.18	0.34	0.04	-0.17	-0.32	-1.20	0.11	-1.06	-1.06	0.11	-1.06	
0	0.11	0.15	0.23	0.24	-0.35	-0.84	-0.45	-1.49	0	1.10	1.44	0.42	0.25	-0.69	-1.88	-0.62	-1.69	-1.69	-0.62	-1.69	
1	0.03	0.18	0.02	0.26	-0.23	-1.07	-0.19	-1.68	1	0.02	1.46	-0.12	0.13	-0.53	-2.42	-0.38	-2.07	-2.07	-0.38	-2.07	
2	-0.02	0.16	-0.05	0.21	-0.06	-1.12	-0.10	-1.77	2	-0.03	1.43	-0.13	0.01	-0.17	-2.59	-0.09	-2.16	-2.16	-0.09	-2.16	
3	-0.01	0.15	-0.02	0.19	0.04	-1.09	0.03	-1.75	3	-0.09	1.34	-0.09	-0.08	0.06	-2.53	0.03	-2.13	-2.13	0.03	-2.13	
4	0.04	0.19	-0.01	0.18	0.06	-1.02	0.10	-1.65	4	-0.02	1.32	-0.05	-0.14	-0.02	-2.55	-0.02	-2.15	-2.15	-0.02	-2.15	
5	-0.02	0.16	-0.02	0.16	0.01	-1.01	0.01	-1.64	5	-0.07	1.25	-0.07	-0.20	-0.01	-2.56	-0.01	-2.56	-2.56	-0.01	-2.56	
6	0.01	0.17	0.00	0.16	-0.01	-1.02	-0.01	-1.65	6	-0.09	1.16	-0.10	-0.30	-0.13	-2.70	-0.04	-2.48	-2.48	-0.04	-2.48	
7	0.01	0.18	-0.02	0.14	-0.04	-1.07	-0.07	-1.72	7	-0.06	1.10	-0.08	-0.38	-0.32	-3.02	-0.21	-2.69	-2.69	-0.21	-2.69	
8	0.00	0.18	-0.01	0.13	-0.03	-1.10	-0.06	-1.77	8	-0.06	1.05	-0.04	-0.42	-0.19	-3.21	-0.05	-2.74	-2.74	-0.05	-2.74	
9	0.01	0.19	-0.01	0.12	0.00	-1.09	-0.01	-1.78	9	-0.02	1.02	-0.02	-0.44	-0.15	-3.36	0.02	-2.73	-2.73	0.02	-2.73	
10	0.02	0.21	0.01	0.14	0.03	-1.06	-0.01	-1.79	10	-0.02	1.01	-0.05	-0.49	-0.15	-3.52	-0.11	-2.84	-2.84	-0.11	-2.84	

日本語詳細特性格書

### 3.4.4 ニュース記事クラス間の株式リターンの多重比較検定結果

前節では、本研究のキーワードリストを用いて分類された各ニュース記事クラスが、ニュース記事配信日付近における絶対的な株式リターンがどのように推移するか観察することでキーワードリストの有効性を検証した。ここでは最後に、ニュース記事クラス間の相対的な株式リターンの差を考察することで、キーワードリストの有効性の検証を行う。そのため、各ニュース記事クラス間の株式リターンの平均値の多重比較検定を行った。本節では株式リターンの平均値として、株式価格変動の銘柄間の共変動のノイズが相対的に少ない  $\overline{AR}$  及び  $\overline{CAR}$  のみを用いて検定を行った。多重比較検定には、Games-Howell 法を用いた [Games and Howell (1976)]。ここでは、 $\overline{AR}[0]$ ,  $\overline{AR}[-1]$ ,  $\overline{AR}[+1]$ ,  $\overline{CAR}[-10, -6]$ ,  $\overline{CAR}[-5, -2]$ ,  $\overline{CAR}[+2, +5]$ ,  $\overline{CAR}[+6, +10]$  の 7 つの指標の検定を行う。表 3.8 は、日経 QUICK ニュース及びロイターニュースに対して本研究のキーワードリストを用いて分類した各ニュース記事クラス間の  $\overline{AR}$  及び  $\overline{CAR}$  の平均値の差と有意水準をまとめたものである。有意水準は、Games-Howell 法を用いて算出した平均値の差の対する有意確率に基づいており、\*\*\*, \*\*, \* はそれぞれ、両側確率で有意水準 0.1%, 有意水準 1%, 有意水準 5% で差が有意であることを表している。本研究はサンプルサイズが大きく、統計検定における検出力が高いため有意確率に加え、平均値の差の大きさも含めて考察する。

日経 QUICK ニュースの検定結果の表 3.8 を見ると、 $\overline{AR}[0]$  では有意水準 0.1% で、全てのニュース記事クラス間の平均値に有意に差があり、符合についてもプラスであることから、全てのニュース記事クラス間の分類ができていたことが伺える。 $\overline{AR}[-1]$  は、Negative - Very Negative では有意差が認められないものの、他のニュース記事クラス間では平均値の差は 1% 以下ではあるが、有意に差があり、符合についてもプラスである。また、 $\overline{AR}[+1]$  についても同様に、Negative - Very Negative では有意差が認められないものの、他は有意差があり、符合もプラスである。これらの結果から、ニュース記事クラス間の  $\overline{AR}$  に統計的な差があり、分類可能であることが示された。特に、ニュース記事配信日だけでなく、配信日前後の  $\overline{AR}$  では分類できていることは、注目すべき点である。

一方で、 $\overline{CAR}[-10, -6]$  や  $\overline{CAR}[+6, +10]$  では、分類が困難であることが分かる。 $\overline{CAR}[-10, -6]$  では、一部のニュース記事クラス間で  $\overline{CAR}$  の平均値が有意に差があるものの、その大きさは  $\overline{AR}[0]$ ,  $\overline{AR}[-1]$ ,  $\overline{AR}[+1]$  と比較すると小さく、相対的に有効でないことが分かる。また、 $\overline{CAR}[+6, +10]$  は、すべて有意な値を取っておらず、符号もマイナスであることから、有効でないことが示されている。さらに、 $\overline{CAR}[-5, -2]$  や  $\overline{CAR}[+2, +5]$  についても、有意な値を取らないニュース記事クラス間が多く、有意であったとしても差の符号がマイナスであることから、分類したクラスとは逆である。これらの結果から、本研究手法により作成したキーワードリストは、ニュース記事配信日付近において有効であることが見て取れる。

表 3.8: 本研究のキーワードリストを用いて分類したニュース記事クラス間の多重比較検定

(a) 日経 QUICK ニュース

	$\overline{AR}[0]$	$\overline{AR}[-1]$	$\overline{AR}[+1]$	$\overline{CAR}[-10,-6]$	$\overline{CAR}[-5,-2]$	$\overline{CAR}[+2,+5]$	$\overline{CAR}[+6,+10]$
Very Positive - Positive	1.56***	0.22***	0.16*	0.07	-0.02	0.24	-0.04
Very Positive - Neutral	2.71***	0.41***	0.28***	0.07	0.06	0.10	-0.14
Very Positive - Negative	3.54***	0.60***	0.59***	0.20	0.20	-0.11	-0.23
Very Positive - Very Negative	4.28***	0.63***	0.76***	0.43**	0.22	0.33*	-0.32
Positive - Neutral	1.16***	0.18***	0.11***	0.00	0.08	-0.13*	-0.10
Positive - Negative	1.98***	0.38***	0.42***	0.13	0.22*	-0.35***	-0.19
Positive - Very Negative	2.72***	0.41***	0.60***	0.36**	0.24	0.09	-0.28
Neutral - Negative	0.82***	0.19***	0.31***	0.13	0.14	-0.22***	-0.08
Neutral - Very Negative	1.56***	0.23***	0.49***	0.36**	0.16	0.23*	-0.18
Negative - Very Negative	0.74***	0.03***	0.18	0.23	0.02	0.44***	-0.10

(b) ロイターニュース

	$\overline{AR}[0]$	$\overline{AR}[-1]$	$\overline{AR}[+1]$	$\overline{CAR}[-10,-6]$	$\overline{CAR}[-5,-2]$	$\overline{CAR}[+2,+5]$	$\overline{CAR}[+6,+10]$
Very Positive - Positive	1.65***	0.16	0.02	0.43	0.78***	0.17	0.93***
Very Positive - Neutral	4.32***	0.45***	0.30**	0.55*	0.68***	0.32	0.41
Very Positive - Negative	6.02***	0.71***	0.58***	0.57	1.15***	0.74*	0.03
Very Positive - Very Negative	8.07***	0.87***	0.72*	0.92**	1.33***	0.41	0.11
Positive - Neutral	2.66***	0.29***	0.28**	0.11	-0.11	0.15	-0.52*
Positive - Negative	4.37***	0.55***	0.56***	0.13	0.37	0.58	-0.90**
Positive - Very Negative	6.41***	0.72***	0.70*	0.48	0.55	0.25	-0.81
Neutral - Negative	1.71***	0.26*	0.28	0.02	0.48*	0.43	-0.38
Neutral - Very Negative	3.75***	0.42**	0.43	0.37	0.66*	0.10	-0.30
Negative - Very Negative	2.04***	0.16	0.14	0.35	0.18	-0.33	0.09

ロイターニュースの検定結果の表 3.8 を見ると、日経 QUICK ニュースの検定結果と同様に、 $\overline{AR}[0]$  では有意水準 0.1% で、全てのニュース記事クラス間の平均値に有意に差があり、符合についてもプラスであることから、全てのニュース記事クラス間の分類ができていたことが伺える。しかしながら、 $\overline{AR}[+1]$  や  $\overline{AR}[-1]$  では、日経 QUICK ニュースでは有意差があったものの、ロイターニュースでは、有意差が認められないクラス間があった。とりわけ、 $\overline{AR}[+1]$  では顕著に異なる結果となった。 $\overline{CAR}[-10,-6]$  や  $\overline{CAR}[+6,+10]$  では、同様に、ニュース記事クラス間では有意差が認められず、分類が困難であることを示している。具体的には、 $\overline{CAR}[-10,-6]$  では一つのクラス間でのみ有意差が認められるだけであり、 $\overline{CAR}[+6,+10]$  では有意な値を取っているニュース記事クラス間はあるものの、符号がマイナスであるものは、分類したクラスとは逆であり、これらは分類できているわけ

ではない。さらに、 $\overline{CAR}[+2,+5]$  も Very Positive - Negative 以外のクラス間では有意な値は取っていないため、分類が困難であることが示された。一方で、 $\overline{CAR}[-5,-2]$  において Very Positive は、他のクラスとの間に有意差を取っている。

さらに、表 3.9 は、日本語評価極性辞書によって分類した各ニュース記事クラス間の  $\overline{AR}$  及び  $\overline{CAR}$  の平均値の差について、検定結果をまとめたものである。

表 3.9: 本研究のキーワードリストを用いて分類したニュース記事クラス間の多重比較検定

(a) 日経 QUICK ニュース

	$\overline{AR}[0]$	$\overline{AR}[-1]$	$\overline{AR}[+1]$	$\overline{CAR}[-10,-6]$	$\overline{CAR}[-5,-2]$	$\overline{CAR}[+2,+5]$	$\overline{CAR}[+6,+10]$
Positive - Neutral	-0.12***	0.00	0.02	0.03	0.00	0.08*	0.07
Positive - Negative	0.46***	0.12***	0.26***	0.15	0.26***	-0.07	0.09
Positive - Very Negative	0.56***	0.20***	0.22***	0.42***	0.45***	-0.05	0.20
Neutral - Negative	0.58***	0.11***	0.25***	0.12	0.26***	-0.15**	0.02
Neutral - Very Negative	0.69***	0.19***	0.21***	0.40***	0.45***	-0.13	0.13
Negative - Very Negative	0.10	0.08	-0.04	0.27*	0.20	0.02	0.10

(b) ロイターニュース

	$\overline{AR}[0]$	$\overline{AR}[-1]$	$\overline{AR}[+1]$	$\overline{CAR}[-10,-6]$	$\overline{CAR}[-5,-2]$	$\overline{CAR}[+2,+5]$	$\overline{CAR}[+6,+10]$
Positive - Neutral	0.68***	0.14**	0.14*	0.13	0.24*	0.13	0.05
Positive - Negative	1.79***	0.50***	0.56***	0.56**	0.48**	-0.06	0.71**
Positive - Very Negative	1.73***	0.07	0.40*	0.40	0.93**	0.17	0.15
Neutral - Negative	1.11***	0.36***	0.42***	0.43*	0.24	-0.19	0.66**
Neutral - Very Negative	1.05***	-0.07	0.26	0.27	0.70*	0.04	0.11
Negative - Very Negative	-0.06	-0.43**	-0.15	-0.16	0.46	0.23	-0.56

日経 QUICK ニュースの検定結果である表 3.9 を見ると、 $\overline{AR}[0]$  では六つのニュース記事クラス間のうち四つでは有意差見られることから、一部のクラス間では分類できていることを示している。しかしながら、Positive - Neutral では符号が逆であり、Negative - Very Negative では有意な値を取っていない。そのため、日本語評価極性辞書ではニュース記事配信日の株式リターンという観点では、日経 QUICK ニュースの分類が困難であることが示されている。有意な値を取っているニュース記事クラス間についても、差の大きさは本研究のキーワードリストによって分類したニュース記事クラス間と比較すると小さく、本研究のキーワードリストの方がよく分類できていることを示している。 $\overline{AR}[-1]$  や  $\overline{AR}[+1]$  についても一部のクラス間では有意差が見られるが、本研究のキーワードリストによって分類したニュース記事クラス間と比較すると、平均値の差の大きさは小さい。

また、 $\overline{CAR}[+2,+5]$  や  $\overline{CAR}[+6,+10]$  では有意差が見られず、ニュース記事配信日から

離れると同様に分類が難しいことが見て取れる。 $\overline{CAR}[-10,-6]$  や  $\overline{CAR}[-5,-2]$  では一部にクラス間に有意差が見られることから、日本語評価極性辞書は過去の状況を表したキーワードが多い可能性がある。

ロイターニュースの検定結果である表 3.9 を見ると、 $\overline{AR}[0]$  では Negative - Very Negative 以外で有意差があり、分類できている可能性はあるものの、表 3.8 と比べると平均値の差は小さいため、ロイターニュースについても同様に本研究手法のキーワードリストの方が日本評価極性辞書よりもうまく分類できていることを示している。そして、ニュース記事配信日から離れると分類が困難である様子は同様である。

多重比較検定結果のまとめとして、本研究のキーワードリストを用いて分類された各ニュース記事クラス間の相対的な株式リターンの差はニュース記事配信日において顕著に観察された。そして、日経 QUICK ニュースでは、ニュース記事配信日前営業日と翌営業日においても、差の大きさ自体は小さいが統計的な差があり、キーワードリストの有効性が認められた。しかしながら、ロイターニュースではニュース記事配信日の株式リターンは、統計的な差があるものの、他の営業日では必ずしも統計的な差が認められず、日経 QUICK ニュースとは異なる結果となった。そのため、本研究手法で作成したキーワードリストを他のメディアに適用するためのより適切な方法は今後の課題である。そして、ニュース記事配信日から離れると統計的な差は認められず、本研究のキーワードリストはニュース記事配信日及び前後 1 営業日の株式リターンに関する極性情報を持つキーワードリストとなっていることを示している。さらに、本研究手法によって作成したキーワードリストは、金融分野に特化した辞書となっていることが示された。

### 3.5 まとめ

本研究では、ファイナンス分野及び会計分野の研究に用いるための金融分野に特化した極性辞書の作成を目的とし、ニュースデータと株式価格データからキーワードリストの作成を行った。本研究の主な貢献は、1) イベントスタディ分析の枠組みによって、各銘柄と各時期について共変動リスクを調整した株式価格変動をもとにキーワードリストを作成したこと、2) 金融市場の価格形成と関連性の高いメディアを用いることで、ニュース記事配信日の調整や個別銘柄への紐付けなど精緻に行ったこと。加えて、3) 本研究手法によって作成したキーワードリストを用いて、作成に用いたメディアのニュース記事分類と他メディアのニュース記事分類を行い、一般的な極性辞書による分類との比較を通じて、本研究手法の有効性を検証したこと、の三点である。そして検証の結果、キーワードリストを用いることで、ニュース記事配信日の株式リターンについて、将来のニュース記事を分類できること、加えて、異なるメディアのニュース記事も分類できることを示した。さらに、同じメディアについては前営業日や翌営業日の株式リターンとの関連性があることも示唆さ

れた。また、経済・金融分野に特化していない一般的な極性辞書よりもうまく分類できていることから、金融分野に特化した辞書になっていることが示された。一方で、キーワードリストはニュース記事配信日から2営業日以上離れると、株式リターンについてニュース記事分類が困難であることが示された。

本研究手法によって作成されたキーワードリストを用いることで、経済ニュースや有価証券報告書、アナリストレポート、インターネットへの投稿内容などのテキスト情報を用いた資産価格分析を可能にし、これまで数値情報だけでは計測が困難であった情報と資産価格との関連性の解明できる可能性がある。より長期間のデータを用いた実験やニュースデータ以外のメディアへの応用などについては、今後の課題である。

2章と3章では、金融テキストの際の有効な手法を探求し、明らかにした。4章からは、テキスト情報を用いた株式価格分析への応用可能性について明らかにする。

## 第4章 ニュースのテキスト情報を用いた株式 リターンの予測可能性の検証

### 4.1 はじめに

第2章及び第3章では、金融テキストの有効な分析手法の探求を行い、明らかにした。第4章及び第5章では、テキスト情報を用いた株式価格分析への応用可能性について探求する。本章では、テキスト情報を用いた株式価格分析の一つとして、ニュースのテキスト情報を用いた株式リターンに対する予測力の検証を行う。1.3.3節にて示したように、テキスト情報を用いた様々な資産価格分析がなされている中には、テキスト情報を用いることで資産価格の予測可能性に言及する研究がある。

一方で、資産価格の予測は難しいとする研究報告もある。Tetlock et al. (2008)では、Dow Jones News ServiceとWall Street Journalのテキストデータから悲観度を計量し、株式売買戦略を試行したところ、10bp(ベーシスポイント)ほどの取引コストを加味すれば超過収益は得られないことを報告しており、現実的には予測は困難であることを示している。また、杉原(2012)は、ニュース・マイニングは逆選択に起因する取引コストの削減には有効である可能性があるが、収益に直接に寄与するかについては見方が定まっているわけではないことを報告している。他にも、Form 10-Kを分析したLoughran and McDonald(2011)やアナリストレポートを分析したTwedt and Rees(2012)では、テキストデータを用いた取引戦略を行ったところ、株式リターンが予測できる証拠はないことに言及している。

そこで本研究では、東京証券市場を分析対象として、日本語のテキスト情報を用いたニュース記事の個別銘柄の株式リターンに対する予測力の検証を行う。テキスト分析によって、ニュース記事のテキスト情報が良いことを述べているかあるいは悪いことを述べているかを表すテキストのトーンを計量し、そのトーンが予測力を持つか検証する。さらに本研究では、ニュース記事の本文とテキストの情報量の少ないニュース記事のヘッドラインとの両方を利用し、ニュースのテキスト情報の予測力の検証を比較検証を試みる。

## 4.2 データ

### 4.2.1 マーケットデータ

本研究では、個別銘柄の株式リターンの予測可能性の検証のため、個別銘柄に関するデータとリスクファクター・リターンのデータを用いた。個別銘柄に関するデータとして、Thomson Reuters Datastream からトータルリターン・時価総額 ( $MV$ )・時価簿価比率 ( $MTB$ ) の日次データを用いた。トータルリターンとは、株式の価格変動に加え、株式の配当も含めた株式の収益率のことを指す。また、日経 NEEDS から発行済み株式数と個別銘柄の出来高の日次データを用いた。

また、リスクファクター・リターンのデータには、株式会社金融データソリューションズが提供する日本版 Fama-French ベンチマークからマーケットリターン ( $R_m$ )、リスクフリーレート ( $R_f$ )、バリューファクター・リターン ( $HML$ )、サイズファクター・リターン ( $SMB$ ) の日次データを使用した。

### 4.2.2 ニュースデータ

本研究では、ニュースデータにはロイターニュースを用いた。ロイターニュースは、世界で最も広く知られたニュース提供会社の一つであるトムソンロイター社が配信しているニュースである。本研究では、2003年から2014年までに配信された1,516,245本の日本語のニュース記事を分析対象とした。分析のために、利用したタグ情報はニュース記事の配信日時・各ニュース記事と関連する銘柄名（証券コード）を利用した。

### 4.2.3 ニュースデータの前処理

ここでは、分析を行う前のニュースデータの処理を記述する。2003年から2014年までの間に配信された1,516,245本のロイターニュースを分析に用いるために、データ整形や選別などの前処理を行う。

はじめに、ニュース記事配信日の調整を行う。東京証券取引所の休業日に配信されたニュース記事に関して、翌営業日に配信されたニュース記事として分析を進めた。また、大引けの15時以降に配信されたニュース記事は翌営業日に配信されたニュース記事として分析を進めた。例えば、2016年9月3日は土曜日なので、この日に配信されたニュース記事は翌営業日である2016年9月5日に配信されたニュース記事として扱い、2016年9月1日16時に配信されたニュース記事は取引所が閉まった後に配信されたものなので、翌営業日である2016年9月2日のニュース記事として扱うということである。これらの調整は、マー

ケットが閉まっている間に配信されたニュース記事内容は、直後の営業日において株式価格に反映されると仮定したためである。

次に、ニュース記事の選別を行う。本研究では、東証一部上場企業と関連するニュース記事を分析対象とした。タグ情報を元に選別している。東証一部に鞍替えした銘柄は、鞍替え前のニュース記事も分析対象としている。また、後述のイベントスタディ分析において推定ウィンドウ及びイベントウィンドウを確保できる、すなわち、ニュース記事が配信される140営業日前から10営業日後までにおいて株式価格データが取得できる銘柄のニュース記事のみを分析対象としている。

また、本研究の目的の一つがニュース記事の本文とヘッドラインとの比較であるため、ヘッドラインのみのニュース記事は分析対象外とした。さらに、第一報のニュース記事のみを分析対象とするため、再送記事と訂正記事は分析対象外とした。加えて、本研究ではニュース記事のテキスト情報に注目したため、決算情報や社債の発行要項、テクニカルデータなどの数値情報のみのニュース記事も分析対象外としている。ニュース記事を選別した後、ニュース記事内の記号や注記などは本分析に関係ないため取り除いた。加えて、テキストデータに含まれる英字は全て、全角に変換した。

複数の銘柄の内容を報じているニュース記事は、関連する銘柄数の分だけニュース記事を増やし、一つのニュース記事に一つの銘柄を対応付け、分析を進めた。本研究では、一つのニュース記事から複数銘柄の株式価格変動の観察を行っている。しかしながら、厳密には、ニュース記事の内容を加味して分析することが望ましいと考えられる。分析手法の改善については今後の課題である。

選別後のそれぞれのニュース記事数を表4.1に示す。表4.1は、延べニュース記事数を表している。延べニュース記事数とは、一つのニュース記事に複数の証券コードタグが付随している場合、重複して計数した値である。また、カッコ内はニュース記事が報じている内容と関連する銘柄の異なり数を表している。

## 4.3 ニュース記事のトーンの計量

### 4.3.1 分析手順の概略

本研究では、機械学習の一つである教師あり学習によってニュース記事のトーンを計量する。Healy and Lo (2011)では、資産価格の一つである外国為替を用いて、ニュース記事内容の評価を試みている。教師データに対するスコアに資産価格情報を用いることで、客観的で資産価格分析の文脈に即したニュース記事のトーンの計量が可能となる<sup>1</sup>。本研究では、

---

<sup>1</sup>教師データに対するスコア（ラベル）を人手で与えることも可能であるが、その際に間接的に将来情報を用いてしまう可能性がある。本研究では予測を研究目的としているため、それら可能性を排除するために過去

表 4.1: 前処理後のニュース記事数

年	ニュース記事数	銘柄数
2003	13,346	1,130
2004	13,660	1,088
2005	13,130	1,124
2006	19,235	1,341
2007	18,029	1,369
2008	14,934	1,256
2009	12,747	1,056
2010	11,560	1,038
2011	14,310	1,037
2012	13,375	997
2013	10,281	890
2014	8,129	885
2003-2014	162,736	2,029

この考え方を応用し，教師データには株式価格データとニュースデータを用いて，ニュース記事のトーンの計量を行う．はじめに，株式価格データからニュース記事に教師スコアを付与する．次に，ニュース記事内容を教師あり学習に用いるために，ベクトル表現にする．三番目に，教師スコアとベクトル表現されたニュース記事を紐付け，教師あり学習によって学習器を作成する．四番目に，作成した学習器を用いて，ニュース記事のトーンを計量する．本研究では， $t-1$ 年のニュースデータを教師データとして作成した学習器をもとに， $t$ 年のニュース記事のトーンの計量を行う．例えば，2014年のニュース記事のトーンの計量には，2013年のニュースデータを教師データとして作成した学習器をもとに行うということである．そして最後に，計量されたトーンが予測力を持つかどうか，ニュース記事の本文とヘッドラインとのそれぞれのトーンの比較を通じて検証する．詳細な手続きを次節以降に記述する．

#### 4.3.2 株式価格データからの教師スコア付与

本研究ではイベントスタディ分析の枠組みによって，株式価格データからニュース記事への教師スコアの付与を試みた．図 4.1 の 1. の手順に相当する部分である．イベントスタディ分析とは，経済上のイベントが株式価値にどのような影響を与えるかを測定する方法論であり，各銘柄と各時期に関して，共変動リスクを調整した株式価格変動をニュース記

---

のデータのみを用いて教師データの作成を行った．

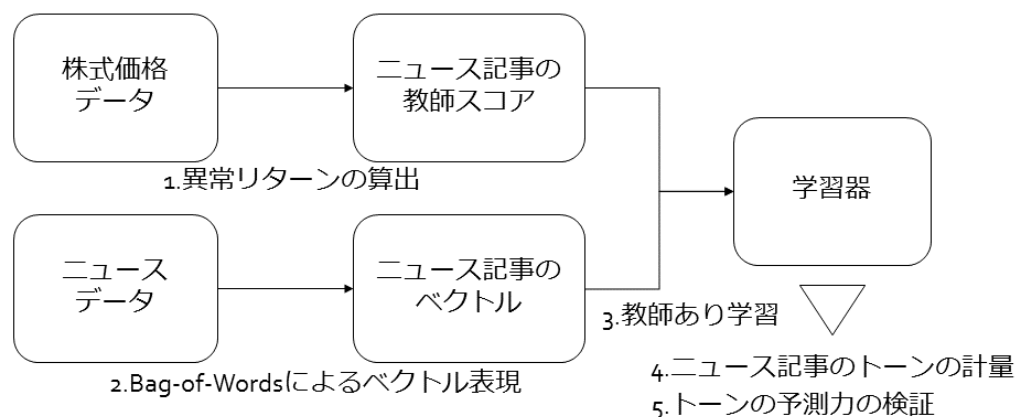


図 4.1: 本研究の分析手順

事の教師スコアとするために用いた。具体的な手順は、3.3.2 節と同じである。

#### 4.3.3 ニュース記事内容のベクトル表現と教師あり学習による学習器の作成

教師あり学習を行うには、ニュース記事をベクトル表現することが求められる。本研究では、ニュース記事を bag-of-words によってベクトル表現を行った。図 4.1 の 2., 3., 4. の手順に相当する部分である。bag-of-words によるベクトル表現とは、ニュース記事が与えられたときに、ベクトルの各次元を一つの単語に対応付け、その値はニュース記事内の単語の頻度を表すことで表される。

英語では書き手があらかじめ単語ごとに区切っているが、日本語では書き手が単語ごとに区切っていない。そのため、ニュース記事内の単語の出現頻度を計算するために、ニュース記事の本文とヘッドラインを形態素解析によって文章を言語としての意味を持つ最小単位である形態素に分解した。形態素解析には mecab<sup>23</sup> 用いた。そして、本研究においては特に、名詞、動詞、形容詞の 3 つの品詞に注目し、抽出した。これは日本語では、副詞や助詞、連体詞などの品詞については、ニュース記事を分類する際の特徴を表す語（特徴語）が少ないため、除いている。次に、教師データのニュース記事内において、単語の出現頻度が教師データの数より少なくかつ 2 回以上出現した名詞、動詞、形容詞をニュース記事の内容を表している特徴語とした。ニュース記事のトーンを計量する翌年のニュースデー

<sup>2</sup><http://taku910.github.io/mecab/>

<sup>3</sup>辞書には IPA 辞書を用いた。またユーザー辞書として、株式会社東京証券取引所・日本証券業協会・野村證券株式会社・大和証券株式会社の各ホームページの証券用語集及び日経シソーラスを追加している。

タについても、教師データから得られた特徴語をニュース記事のベクトルの素性としている。これは、学習器の構築の際に将来情報を用いないようにするためである。

ニュース記事の本文とヘッドラインをそれぞれベクトル表現にする。トーンを計量するニュース記事の特徴語の選択についても、本文は前年のニュースデータの本文から得られた特徴語を、ヘッドラインは前年のニュースデータのヘッドラインから得られた特徴語を用いる。

次いで、前節で得られた教師スコアとベクトル表現されたニュース記事を紐付け、教師あり学習を用いて学習器を構築する。教師あり学習には、サポートベクター回帰を用いた。サポートベクター回帰 (SVR; Support Vector Regression) とは、文書分類分析において広く用いられている機械学習手法の一つであるサポートベクターマシンを回帰問題へと応用した方法である。本研究では、線形カーネルを用いた。SVR のハイパーパラメータである  $C$  と  $\epsilon$  は、教師データを用いて 10 分割の交差検定を繰り返し、平均二乗誤差が最小になるように決定している。

本研究では、本文とヘッドラインについてそれぞれ年ごとに、SVR によって学習器を作成する。すなわち、22 個の学習器を作成することになる。そして、作成した学習器によって 2004 年から 2014 年までのすべてのニュース記事<sup>4</sup> に対して本文のスコア及びヘッドラインのスコアが与えられ、これが各ニュース記事のトーンとなる。次章では、このニュース記事のトーンが予測力を持つかどうかを検証する。

## 4.4 ニュース記事のトーンの予測力の検証

前章までの手順によって得られたニュース記事のトーンが予測力を持つかどうか、本研究では、二通りの方法で検証を行う。図 4.1 の 5. の手順に相当する部分である。4.4.1 節で回帰分析による予測力の検証を、4.4.2 節でバックテストによる予測力の検証を行う。

### 4.4.1 回帰分析による予測力の検証

ここでは回帰分析による予測力の検証を行う。具体的には、以下の回帰式で検証する。

$$\begin{aligned} AR_i[+1] \text{ or } AR_i[+2] \text{ or } AR_i[+3] = & \beta_0 + \beta_1 Tone_i + \beta_2 AR_i[-1] + \beta_3 AR_i[-2] + \beta_4 CAR_i[-10, -3] \\ & + \beta_5 alpha_i[-140, -21] + \beta_6 \log(MV_i[-1]) \\ & + \beta_7 \log(MTB_i[-1]) + \beta_8 \log(ST_i[-140, -1]) + \epsilon_i \end{aligned} \quad (4.1)$$

---

<sup>4</sup>2003 年のニュース記事は、教師データにのみ用いている。

ここで、 $\beta_0$  は定数項、 $Tone$  はニュース記事のトーン、 $AR$  は異常リターン、 $CAR$  は累積異常リターン、 $alpha$  はリスク調整済みリターン、 $MTB$ (Market to Book) は時価簿価比率、 $MV$ (Market Value) は時価総額、 $ST$ (Share Turnover) は売買回転率を表す。回帰式に用いる変数の定義をまとめたものを表 4.2 に、変数の要約統計量をまとめたものを表 4.3 に記す。また、回帰式は最小二乗法によって推定した。

表 4.2: 変数の定義

変数名	定義
$Tone(body)$	ニュース記事の本文のトーン。
$Tone(headline)$	ニュース記事のヘッドラインのトーン。
$AR[+3]$	ニュース記事配信日から 3 営業日後の異常リターン。単位はパーセント。 推定ウィンドウを 140 営業日前から 21 営業日前までの 120 営業日間とし、Fama-French の 3 ファクターモデルで推定している。
$AR[+2]$	ニュース記事配信日から 2 営業日後の異常リターン。推定方法は同上。
$AR[+1]$	ニュース記事配信日から 1 営業日後の異常リターン。推定方法は同上。
$AR[-1]$	ニュース記事配信日から 1 営業日前の異常リターン。推定方法は同上。
$AR[-2]$	ニュース記事配信日から 2 営業日前の異常リターン。推定方法は同上。
$CAR[-10, -3]$	ニュース記事配信日の 10 営業日前から 3 営業日前までの累積異常リターン。推定方法は同上。
$alpha[-140, -21]$	ニュース記事配信日の 140 営業日前から 21 営業日前までの超過リターン。 推定には、Fama-French の 3 ファクターモデルを用いた。単位はパーセント。
$MV[-1]$	ニュース記事配信日の 1 営業日前の時価総額。単位は百万円。
$MTB[-1]$	ニュース記事配信日の 1 営業日前の時価簿価比率。単位は倍率。
$ST[-140, -1]$	ニュース記事配信日の 140 営業日前から 1 営業日前までの総出来高を 1 営業日前の発行済み株式数で割った売買回転率。単位は倍率。

検証結果の考察方法として、回帰式の  $\beta_1$  が有意に正であれば、将来の株式リターンに対してニュース記事のトーンが予測力を持つことになる。本研究では、ニュース記事が配信された日の 1 営業日後、2 営業日後及び 3 営業日後の株式リターンに対して、予測力の検証を行う。 $AR[-1]$ 、 $AR[-1]$ 、 $CAR[-1]$  及び  $alpha[-140, -21]$  は過去の株式リターンからの予測力をコントロールするための変数であり [Jegadeesh and Titman (1993)]、 $MV[-1]$  と  $MTB[-1]$  は過去の時価総額と時価簿価比率からの予測力をコントロールするための変数であり [Fama and French (1992)]、 $ST[-140, -1]$  は過去の流動性 (売買回転率) からの予測力をコントロールするための変数である [Tetlock et al. (2008), Loughran and McDonald (2011)]。本研究ではこれらの影響を考慮してなお、 $\beta_1$  が有意な値を取るかが焦点となる。ニュース記事配信日のこれらコントロール変数は予測に用いることが出来ないため、1 営業日以前の変数を加えている。149,390 の観測数のうち 83 は、 $MTB$  のデータが取得でき

表 4.3: 変数の要約統計量

変数名	観測数	平均値	中央値	標準偏差	最大値	最小値
<i>Tone(body)</i>	149,390	0.15	0.14	0.91	9.69	-9.71
<i>Tone(headline)</i>	149,390	0.21	0.18	0.95	7.64	-11.12
<i>AR</i> [+3]	149,390	-0.05	-0.10	3.05	108.71	-98.70
<i>AR</i> [+2]	149,390	-0.08	-0.13	3.35	100.46	-98.74
<i>AR</i> [+1]	149,390	-0.10	-0.13	3.96	210.28	-98.41
<i>AR</i> [-1]	149,390	0.10	-0.03	3.26	100.85	-96.63
<i>AR</i> [-2]	149,390	0.01	-0.07	2.78	210.30	-96.61
<i>CAR</i> [-10, -3]	149,390	-0.10	-0.18	7.87	164.39	-278.82
<i>alpha</i> [-140, -21]	149,390	0.00	0.01	0.20	3.72	-2.14
<i>MV</i> [-1]	149,390	2,256,667.89	901,041.30	3,667,807.33	30,107,360.00	21.59
<i>MTB</i> [-1]	149,307	1.52	1.31	5.22	237.52	-281.29
<i>ST</i> [-140, -1]	149,390	1.01	0.65	2.54	266.22	0.00

なかったため<sup>5</sup>、回帰分析からは除外した。また、表 4.3 を見ると、*MTB*[-1] に関して最小値が-281.29 となっている。そのため、回帰分析の説明変数  $\log(MTB[-1])$  には 300 を加算した後の対数値を用いた。

表 4.4 は、2004 年から 2014 年までのニュース記事のトーンを用いて、回帰式を最小二乗法によって推定した結果であり、定数項、各変数に対する偏回帰係数、 $t$  値及び有意水準をまとめたものである。変数の定義は、表 4.2 を参照。表の括弧内は、ニュース記事の配信日に関しての Cluster-Robust の標準誤差 [Froot (1989)] を用いて算出した  $t$  値である。また、\*\*\*, \*\*, \* はそれぞれ、両側確率で有意水準 1%, 有意水準 5%, 有意水準 10% で値が有意であることを示している。

表 4.4 の  $\beta_1$  を見ると、*AR*[+1] に対する *Tone* は、ニュース記事の本文とヘッドラインどちらも有意水準 1% で有意に正の値を取っている。また、*AR*[+2] に対する *Tone* は、ニュース記事の本文は有意水準 10% で、ニュース記事のヘッドラインは有意水準 5% でそれぞれ有意に正の値を取っている。一方で、*AR*[+3] に対する *Tone* は、どちらも有意な値をとっていない。これらの結果から、1 営業日後及び 2 営業日後の株式リターンに対しては、ニュース記事のトーンが予測力を持つ可能性がある。特に、*AR*[+1] に対する *Tone* については、 $\beta_1$  が有意であるだけでなく、*AR*[+2] や *AR*[+3] に対する *Tone* の  $\beta_1$  と比較すると大きな値を取っている。具体的には、ニュース記事の本文のトーンが 1 大きくなったとき *AR*[+1] が 0.12% 大きくなり、ニュース記事のヘッドラインのトーンが 1 大きくなったとき *AR*[+1]

<sup>5</sup> 上場廃止や合併などにより、簿価が計上されず算出できない企業が存在した。ただし、株式価格は付いている。

が0.15%大きくなることを示している。一方で、 $AR[+2]$  や  $AR[+3]$  の増加率はニュース記事のトーンが1大きくなったとき、0.02%から0.04%までの範囲であり、有意な値は取っている  $\beta_1$  はあるものの、その予測力の大きさは相対的に弱い。これらの結果からニュース記事のトーンは、1営業日後の株式リターンに対しての予測力が最も高いことを示しており、その予測力は、過去の株式リターン・流動性・時価簿価比率・時価総額からの予測力を考慮してもなお残ることが示された。加えて、ニュース記事の本文とヘッドライン共にトーンが予測力を持つ可能性が示された。

#### 4.4.2 バックテストによる予測力の検証

ここでは、バックテストによる予測力の検証力を行う。得られたニュース記事のトーンをもとに、ロングショート戦略によるポートフォリオを構築し、リスク調整済みリターンが得られるかどうかを検証する。具体的な、ポートフォリオの構築方法は以下の通りである。

SVRによって各ニュース記事に与えられたトーンの値に対して、標準正規分布を仮定し、上側確率が97.5%である閾値  $Z_{0.975}$  ( $\equiv 1.96$ ) を超えたとき、トーンが有意に正になるとして、ニュース記事に関連する銘柄の売買を行う。スコアの値が閾値を超えたニュース記事に関連する銘柄をニュース記事配信日当日の終値で購入し、1営業日後の終値で売却するというロングポジションを取ることで、ポートフォリオを作成した。同日に複数のニュース記事のトーンが閾値を超えた場合は、ニュース記事に関連する全銘柄を等金額で購入するものとして、各銘柄のトータルリターンを単純平均することによってポートフォリオのリターンを算出している。そのため、同日に同銘柄に関して、複数のニュース記事が配信され、トーンが閾値を上回った場合は、上回ったニュース記事分だけ重みが付くことになる。一方で、トーンが閾値を上回ったニュース記事がなく、該当銘柄が存在しないときは売買はせず、現金で保有するとした。

また、同様に、下側確率が97.5%である閾値  $-Z_{0.975}$  ( $\equiv -1.96$ ) を下回ったとき、トーンが有意に負になるとして、ニュース記事に関連する銘柄の売買を行う。トーンの値が閾値を下回ったニュース記事と関連する銘柄を当日の終値で空売りをを行い、1営業日後の終値で買い戻すというショートポジションを取ることで、ポートフォリオを作成した。ショートポジションについても、同日に複数のニュース記事のトーンが閾値を下回ったときは、ニュース記事に関連する全銘柄を等金額で購入するものとして、各銘柄のトータルリターンを単純平均することによってポートフォリオのリターンを算出し、該当銘柄が存在しないときは売買は行っていない。

本研究では、ロングポジションとショートポジションを等金額で運用するとして、これら、2つのポートフォリオを平均したものをロングショート戦略によるポートフォリオと

して、毎営業日ポートフォリオのリバランスを行う。ただし、ニュース記事配信日に取引が成立せず、出来高がゼロあった銘柄に関しては、株取引ができないものとしてポートフォリオからは除外する。

さらに、その他三つの異なるロングショート戦略についても考察する。基本的な売買戦略は同じだが、ニュース記事のトーンに基づいてポートフォリオのリバランスに反映させる日と条件を変える。具体的には、1営業日後の終値から2営業日後の終値までのポジションを取るロングショート戦略と2営業日後の終値から3営業日後の終値までのポジションを取るロングショート戦略、そして、当日の終値から1営業日後の終値までのポジションを取るロングショート戦略に関して、現実的な取引条件を考慮し、東京証券取引所の営業日における14:30から大引けの15:00までの30分間に配信されたニュース記事は株式取引が出来ないものとして、リバランスに反映されないロングショート戦略を考察する。

加えて、ポートフォリオの選択におけるニュース記事のトーンの閾値に関して、ロングポジションの閾値を上側確率が95%である $Z_{0.95}$ ( $\approx 1.64$ )、ショートポジションの閾値を下側確率が95%である $-Z_{0.95}$ ( $\approx -1.64$ )にそれぞれ変えたポートフォリオについても同様に考察する。ロングショート戦略の一覧を、表4.5に示す。

そして、ニュース記事のトーンが閾値を超えた数、すなわち、ロングショート戦略に用いるニュース記事数を年別にまとめたものが表4.6である。表4.6の上の表がニュース記事の本文のトーンが閾値を超えた数であり、下の表がニュース記事のヘッドラインのトーンが閾値を超えた数である。表4.6を見ると、年ごとにばらつきがあることが見て取れる。また、ヘッドラインの方が本文よりも閾値をこえた数が多いことが分かる。

ポートフォリオのパフォーマンス測定は、Fama-Frenchの3ファクターモデルを用いて、ポートフォリオのリスク調整済みリターン $\alpha$ が有意に正の値を取るかどうかを考察する。リスク調整済みリターンとは、そのままの株式リターンではなく、株式のリスクを調整した後の株式リターンである。

表4.7は、2004年から2014年までのニュース記事のトーンをもとに、表4.5の各ロングショート戦略によって構築したポートフォリオをFama-Frenchの3ファクターモデルを用いて推定した結果であり、リスク調整済みリターン $\alpha$ 、各リスクファクター・リターン( $R_m - R_f$ ,  $SMB$ ,  $HML$ )に対する感応度、 $t$ 値及び有意水準をまとめたものである。表の括弧内は、White (1980)の標準誤差を用いて算出した $t$ 値である。また、\*\*\*, \*\*, \*はそれぞれ、両側確率で有意水準1%, 有意水準5%, 有意水準10%で値が有意であることを示している。

表4.7を見ると、Strategy1, Strategy5, Strategy9, Strategy13に関して、リスク調整済みリターン $\alpha$ が有意水準1%で有意に正となっていることから、超過収益が得られていることを示している。つまり、ニュース記事配信日の当日にリバランスをするポートフォリオであれば、本文とヘッドラインのどちらのトーンを用いても超過収益が得られることを示

している。また、閾値を変えたとしても、ポートフォリオの超過収益が得られることを示している。 $\alpha$ の値については、ニュース記事のヘッドラインのトーンを用いた Strategy5 は 0.22%、Strategy13 は 0.25% であるため、ニュース記事の本文のトーンを用いた Strategy1 は 0.13%、Strategy9 は 0.13% よりも大きい。そのため、本研究の分析方法でトーンを計量した場合、ニュース記事の本文よりもニュース記事のヘッドラインを用いる方がより予測力が高いことを示している。取引条件に制約を設けた Strategy4, Strategy8, Strategy12, Strategy16 についても同様にリスク調整済みリターン  $\alpha$  が有意水準 1% で有意に正となっており、超過収益を得られていることを示している。そして、 $\alpha$  の値についても Strategy1, Strategy5, Strategy9, Strategy13 と比較しても変わらないことから、厳しい条件を課してもニュース記事のトーンを用いたロングショート戦略は有効であることを示している。これらの結果から、ニュース記事のトーンは 1 営業日後の株式リターンに対しての予測力が高いことを示している。表 4.7 の自由度調整済み決定係数 adjusted  $R^2$  が総じて低いのはポートフォリオのリターンが市場リスクによって決定されるものでなく、個別銘柄の固有リスクによって決定されるものであるためだと考えられる。

一方で、1 営業日後及び 2 営業日後にリバランスする Strategy2, Strategy3, Strategy6, Strategy7, Strategy10, Strategy11, Strategy14, Strategy15 に関しては  $\alpha$  は有意な値を取っておらず、また、 $\alpha$  の値も小さいことから超過収益を得られていないことを示している。そして、閾値を変えたとしても、ポートフォリオの超過収益が得られないことを示している。そのため、ニュース記事のトーンは 2 営業日後及び 3 営業日後の株式リターンに対しての予測力は低いことを示している。

続けて、ロングショート戦略における株式の売買に関して、往復の取引コストを 1bp(ベースポイント) から 20bp まで変えたとき、ポートフォリオのリスク調整済みリターン  $\alpha$  に対して与える影響について感度分析を行う。表 4.8 は、リスク調整済みリターン  $\alpha$  が有意に正であった Strategy1, Strategy5, Strategy9, Strategy13 のポートフォリオに対する取引コストについて感度分析した結果である。表には、年次のリターンに変換した  $\alpha$  を記載してある。単位はパーセントである。

表 4.8 を見ると、ニュース記事の本文のトーンを用いた Strategy1 と Strategy9 に関して、取引コストが 9bp 以上では  $\alpha$  が有意でなくなっている。そして、Strategy1 では 13bp 以上、Strategy9 では 14bp 以上で  $\alpha$  がマイナスになっている。他方で、ニュース記事のヘッドラインのトーンを用いた Strategy5 と Strategy13 に関しては、Strategy1 では 17bp 以上、Strategy9 では 20bp 以上で  $\alpha$  が有意でなくなっている。そして、どちらも取引コストが 20bp まででは  $\alpha$  がマイナスにならなかった。工藤・佐野 (2015) によれば、2014 年の日本の機関投資家の取引コストは約 7bp であると報告している。そのため、取引コストを加味するとニュース記事の本文のトーンを用いたロングショート戦略は超過収益を得ることが難しい可能性がある。一方で、ニュース記事のヘッドラインのトーンを用いたロング

ショート戦略であれば取引コストを加味してなお、超過収益を得られる可能性を示している。本研究の結果は、単純なロングショート戦略によるポートフォリオの構築方法によるものであるため、より複雑な戦略であれば異なる結果が得られる可能性がある。それらについては、今後の課題である。

表 4.4: 回帰分析によるニュース記事のトーンの予測力の検証結果

表 4.4 は、2004 年から 2014 年までのニュース記事のトーンとマーケットデータを用いて、回帰式を最小二乗法によって推定した結果であり、定数項、各変数に対する偏回帰係数、 $t$  値及び有意水準をまとめたものである。変数の定義については、表 4.2 を参照。表の括弧内は、ニュース記事の配信日に関する Cluster-Robust の標準誤差 [Froot (1989)] を用いて算出した  $t$  値である。\*\*\*, \*\*, \* はそれぞれ、両側確率で有意水準 1%, 有意水準 5%, 有意水準 10% で値が有意であることを示している。

説明変数	被説明変数					
	AR[+1]	AR[+2]	AR[+3]	AR[+1]	AR[+2]	AR[+3]
<i>Tone(body)</i>	0.13*** (6.92)	0.03** (2.04)	0.02 (1.52)			
<i>Tone(headline)</i>				0.16*** (8.86)	0.04*** (2.61)	0.03* (1.75)
<i>AR[-1]</i>	0.02 (0.73)	0.01 (0.41)	0.02 (0.83)	0.02 (0.73)	0.01 (0.41)	0.02 (0.84)
<i>AR[-2]</i>	0.02 (0.60)	0.02 (0.70)	0.06** (2.02)	0.02 (0.60)	0.02 (0.69)	0.06** (2.02)
<i>CAR[-10, -3]</i>	0.00 (0.21)	0.00 (0.26)	0.01 (0.95)	0.00 (0.21)	0.00 (0.27)	0.01 (0.95)
<i>alpha[-140, -21]</i>	-0.35 (-0.89)	-0.37 (-1.35)	-0.37* (-1.71)	-0.36 (-0.91)	-0.37 (-1.35)	-0.37* (-1.72)
<i>log(MV[-1])</i>	0.05* (1.94)	0.05** (2.15)	0.04** (2.57)	0.05** (2.06)	0.05** (2.18)	0.04** (2.56)
<i>log(MTB[-1])</i>	0.16 (0.15)	-0.91 (-1.12)	0.73 (0.97)	0.16 (0.14)	-0.92 (-1.12)	0.73 (0.97)
<i>log(ST[-140, -1])</i>	-0.05* (-1.80)	-0.01 (-0.67)	-0.02* (-1.99)	-0.05* (-1.79)	-0.01 (-0.66)	-0.02* (-1.99)
定数項	-1.65 (-0.26)	4.52 (0.97)	-4.73 (-1.11)	-1.68 (-0.26)	4.51 (0.97)	-4.74 (-1.11)
観測数	149,307	149,307	149,307	149,307	149,307	149,307
クラスター数 (配信日)	2,698	2,698	2,698	2,698	2,698	2,698
adjusted $R^2$	0.0032	0.0015	0.0067	0.0037	0.0015	0.0072

表 4.5: ニュース記事のトーンを用いたロングショート戦略一覧

戦略名	トーン	閾値	リバランス日		制約
Strategy1	本文	$Z_{0.975}, -Z_{0.975}$	当日	なし	
Strategy2	本文	$Z_{0.975}, -Z_{0.975}$	1 営業日後	なし	
Strategy3	本文	$Z_{0.975}, -Z_{0.975}$	2 営業日後	なし	
Strategy4	本文	$Z_{0.975}, -Z_{0.975}$	当日		大引け前 30 分間に配信されたニュース記事は取引不可
Strategy5	ヘッドライン	$Z_{0.975}, -Z_{0.975}$	当日	なし	
Strategy6	ヘッドライン	$Z_{0.975}, -Z_{0.975}$	1 営業日後	なし	
Strategy7	ヘッドライン	$Z_{0.975}, -Z_{0.975}$	2 営業日後	なし	
Strategy8	ヘッドライン	$Z_{0.975}, -Z_{0.975}$	当日		大引け前 30 分間に配信されたニュース記事は取引不可
Strategy9	本文	$Z_{0.95}, -Z_{0.95}$	当日	なし	
Strategy10	本文	$Z_{0.95}, -Z_{0.95}$	1 営業日後	なし	
Strategy11	本文	$Z_{0.95}, -Z_{0.95}$	2 営業日後	なし	
Strategy12	本文	$Z_{0.95}, -Z_{0.95}$	当日		大引け前 30 分間に配信されたニュース記事は取引不可
Strategy13	ヘッドライン	$Z_{0.95}, -Z_{0.95}$	当日	なし	
Strategy14	ヘッドライン	$Z_{0.95}, -Z_{0.95}$	1 営業日後	なし	
Strategy15	ヘッドライン	$Z_{0.95}, -Z_{0.95}$	2 営業日後	なし	
Strategy16	ヘッドライン	$Z_{0.95}, -Z_{0.95}$	当日		大引け前 30 分間に配信されたニュース記事は取引不可

表 4.6: ロングショート戦略に用いるニュース記事数

(a) 本文

	閾値 $Z_{0.975}$		閾値 $Z_{0.95}$	
	ロングポジション	ショートポジション	ロングポジション	ショートポジション
2004	515	155	807	288
2005	175	183	339	294
2006	175	266	417	436
2007	372	228	724	421
2008	437	617	841	875
2009	179	211	328	325
2010	24	18	51	41
2011	70	92	159	221
2012	1,278	997	1,698	1,310
2013	36	3	90	5
2014	157	111	291	160
2004-2014	3,418	2,881	5,745	4,376

(b) ヘッドライン

	閾値 $Z_{0.975}$		閾値 $Z_{0.95}$	
	ロングポジション	ショートポジション	ロングポジション	ショートポジション
2004	422	114	702	185
2005	316	151	544	246
2006	646	274	1,074	503
2007	538	386	1,037	560
2008	692	643	1,279	978
2009	478	213	882	426
2010	87	23	291	36
2011	511	78	820	151
2012	1,588	1,002	2,211	1,313
2013	290	44	418	77
2014	289	141	438	220
2004-2014	5,857	3,069	9,696	4,695

表 4.7: バックテストによるニュース記事のトーンの予測力の検証結果

表 4.7 は, 2004 年から 2014 年までのニュース記事のトーンをもとに, 表 4.5 の各ロングショート戦略によって構築したポートフォリオを Fama-French の 3 ファクターモデルを用いて推定した結果であり, リスク調整済みリターン  $\alpha$ , 各リスクファクター・リターン ( $Rm - Rf$ ,  $SMB$ ,  $HML$ ) に対する感応度,  $t$  値及び有意水準をまとめたものである. 表の括弧内は, White (1980) の標準誤差を用いて算出した  $t$  値である. \*\*\*, \*\*, \* はそれぞれ, 両側確率で有意水準 1%, 有意水準 5%, 有意水準 10% で値が有意であることを示している.

	Strategy1	Strategy2	Strategy3	Strategy4	Strategy5	Strategy6	Strategy7	Strategy8
$\alpha$	0.13*** (4.72)	0.02 (0.93)	0.02 (0.73)	0.13*** (4.74)	0.22*** (6.14)	-0.01 (-0.33)	0.03 (0.99)	0.22*** (6.07)
$Rm - Rf$	0.03 (0.72)	0.02 (0.65)	-0.01 (-0.36)	0.03 (0.81)	0.07 (1.22)	0.18*** (4.00)	0.10** (2.06)	0.07 (1.12)
$SMB$	0.10 (1.63)	0.22*** (3.90)	0.12* (1.80)	0.10* (1.74)	0.09 (0.77)	0.25*** (2.84)	0.27*** (2.98)	0.08 (0.66)
$HML$	0.09 (1.15)	0.07 (1.00)	-0.01 (-0.21)	0.09 (1.13)	0.00 (-0.01)	-0.05 (-0.51)	0.12 (1.22)	0.01 (0.10)
観測数	2,699	2,699	2,699	2,699	2,699	2,699	2,699	2,699
adjusted $R^2$	0.0007	0.0130	0.0057	0.0009	0.0012	0.0057	0.0091	0.0008

	Strategy9	Strategy10	Strategy11	Strategy12	Strategy13	Strategy14	Strategy15	Strategy16
$\alpha$	0.13*** (4.95)	0.06 (2.56)	0.03 (1.46)	0.13*** (4.94)	0.25*** (7.21)	0.02 (0.67)	0.03 (1.04)	0.25*** (7.08)
$Rm - Rf$	0.03 (0.91)	0.04 (1.34)	0.02 (0.55)	0.03 (1.00)	0.09* (1.78)	0.21*** (4.52)	0.13*** (2.85)	0.09* (1.77)
$SMB$	0.09 (1.53)	0.18*** (3.33)	0.11 (1.70)	0.07 (1.28)	0.12 (1.20)	0.15 (1.22)	0.23*** (2.60)	0.11 (1.14)
$HML$	0.09 (1.11)	0.02 (0.32)	-0.04 (-0.61)	0.10 (1.26)	0.04 (0.31)	-0.15 (-0.88)	0.06 (0.65)	0.05 (0.39)
観測数	2,699	2,699	2,699	2,699	2,699	2,699	2,699	2,699
adjusted $R^2$	0.0005	0.0066	0.0028	0.0005	0.0024	0.0221	0.0103	0.0024

表 4.8: ポートフォリオのリスク調整済みリターンに対する取引コスト変動の感度分析結果  
 表 4.8 は, 表 4.7 のロングショート戦略における株式の売買に関して往復の取引コストを 1bp(ペーシスポイント) から 20bp まで変えたとき, ポートフォリオのリスク調整済みリターン  $\alpha$  に対して与える影響についてまとめたものである. 表には, 年次のリターンに変換した  $\alpha$  を記載してある. 単位はパーセントである.

bp	Strategy1	$t$ 値	Strategy5	$t$ 値	Strategy9	$t$ 値	Strategy13	$t$ 値
0	31.20***	(4.72)	54.17***	(6.14)	32.81***	(4.95)	62.04***	(7.21)
1	28.74***	(4.35)	51.71***	(5.86)	30.35***	(4.58)	59.58***	(6.92)
2	26.29***	(3.98)	49.26***	(5.58)	27.90***	(4.21)	57.13***	(6.64)
3	23.84***	(3.61)	46.81***	(5.30)	25.45***	(3.84)	54.67***	(6.35)
4	21.38***	(3.24)	44.35***	(5.03)	22.99***	(3.47)	52.22***	(6.07)
5	18.93***	(2.87)	41.90***	(4.75)	20.54***	(3.10)	49.77***	(5.78)
6	16.48**	(2.49)	39.45***	(4.47)	18.09***	(2.73)	47.31***	(5.50)
7	14.02**	(2.12)	36.99***	(4.19)	15.63**	(2.36)	44.86***	(5.21)
8	11.57*	(1.75)	34.54***	(3.91)	13.18**	(1.99)	42.41***	(4.93)
9	9.11	(1.38)	32.09***	(3.64)	10.72	(1.62)	39.95***	(4.64)
10	6.66	(1.01)	29.63***	(3.36)	8.27	(1.25)	37.50***	(4.36)
11	4.21	(0.64)	27.18***	(3.08)	5.82	(0.88)	35.05***	(4.07)
12	1.75	(0.27)	24.72***	(2.80)	3.36	(0.51)	32.59***	(3.79)
13	-0.70	(-0.11)	22.27**	(2.52)	0.91	(0.14)	30.14***	(3.50)
14	-3.15	(-0.48)	19.82**	(2.25)	-1.54	(-0.23)	27.68***	(3.22)
15	-5.61	(-0.85)	17.36**	(1.97)	-4.00	(-0.60)	25.23***	(2.93)
16	-8.06	(-1.22)	14.91*	(1.69)	-6.45	(-0.97)	22.78***	(2.65)
17	-10.51	(-1.59)	12.46	(1.41)	-8.90	(-1.34)	20.32**	(2.36)
18	-12.97**	(-1.96)	10.00	(1.13)	-11.36*	(-1.71)	17.87**	(2.08)
19	-15.42**	(-2.33)	7.55	(0.86)	-13.81**	(-2.08)	15.42*	(1.79)
20	-17.88***	(-2.71)	5.10	(0.58)	-16.27**	(-2.45)	12.96	(1.51)

## 4.5 まとめ

本研究では、東京証券市場を分析対象として、2003年から2014年までの12年間の日本語で書かれたロイターニュースを用いて、テキスト分析によってテキスト情報が良いことを述べているかあるいは悪いことを述べているかを表すテキストのトーンを計量し、個別銘柄の株式リターンに対する予測力の検証を回帰分析とバックテストによって行った。さらに、ニュース記事の本文とテキストの情報量の少ないニュース記事のヘッドラインとの両方を利用し、ニュースのテキスト情報の予測力の検証を比較検証も併せて行った。検証の結果、ニュース記事のトーンは1営業日後の株式リターンに対しての高い予測力を持つことが示された。とりわけ、本研究の分析方法ではニュース記事の本文よりもヘッドラインから得られたトーンの方がより予測力が高いことが示された。さらに、ニュース記事のヘッドラインのトーンは、取引コストを加味してもなお予測力が残ることが示された。一方で、2営業日後や3営業日後の株式リターンに対しては予測力が低いことが示された。また、本研究の検証では、過去の株式価格データとニュースデータのみを用いて機械学習によってニュース記事のトーンを計量しており、テキスト内容の評価に分析者の主観が入らない方法で行った点も貢献点の一つである。今後の課題として、アンサンブル学習やディープラーニングなどのより高性能な機械学習を用いた方法によるテキスト分析やより複雑なポートフォリオ戦略による分析が挙げられる。

4章では、ニュース記事のテキスト情報が良いことを述べているかあるいは悪いことを述べているかを表すテキストのトーンを計量し、そのトーンが予測力を持つか検証を通じて、テキスト情報を用いた株式価格分析への応用可能性を明らかにした。5章では、ニュースのテキスト情報を用いることによって、これまで観察が困難であったCSR活動の短期的な影響の分析を行う。

## 第5章 ニュースを用いたCSR活動が株価に与える影響の分析

### 5.1 はじめに

本章では、テキスト情報を用いた株式価格分析への応用先の一つとして、ニュースの中でも企業の社会的責任活動（CSR;Corporate Social Responsibility）に焦点をあて、ニュースと株式価格との関連性を分析する。これまで観察が困難であったCSR活動の短期的な影響をニュースのテキスト情報を用いることで分析を行う。

CSRとは、企業が社会や環境と共存し、持続可能な成長を図るため、その活動の影響について責任をとる企業行動であり、企業を取り巻く様々なステークホルダーからの信頼を得るための企業のあり方を指す<sup>1</sup>。日本の企業においても、CSRが重視されていることは周知であり、近年では、CSRをさらに拡張した概念として経営学者マイケル・ポーターが提唱するCSV（Creating Shared Value）が注目されている [Porter (2011)]。

ミクロ経済学において、CSR活動は極めて重要な役割を持つ。それは、企業による外部不経済の内部化である。各企業が機会主義的な取引行動をするのであれば、社会全体として社会余剰が減少してしまうこととなる。それを防ぐために、企業がその分余計にコストを払うことで、社会全体の余剰を最大化することが可能となる。

一方で、CSR活動は社会にとって価値はあるものの、活動の主体である企業やその企業に投資をする投資家、融資を行う金融機関などにとっては、本当に価値があるのか明確な結論に至っておらず、CSR活動を行うことに対して批判も存在する。例えば、経済学者ミルトン・フリードマンは、”There is one and only one social responsibility of business - to use its resources and engage in activities designed to increase its profits so long as it stays within the rules of the game, which is to say, engages in open and free competition without deception or fraud.”と論じており、企業の社会的責任は株主利益を最大化することであるとしている [Friedman (1970)]。また、CSR活動は単にスラック資源を利用しているのみ (Slack Resource Theory) で、適切な資源配分ができていない企業に現れるものだとする見方もある [Waddock and Graves (1997)]。

---

<sup>1</sup>経済産業省ウェブページ： [http://www.meti.go.jp/policy/economy/keiei\\_innovation/kigyoukaikei/](http://www.meti.go.jp/policy/economy/keiei_innovation/kigyoukaikei/)

しかしながら、社会に配慮をした経営、たとえば環境問題、人材活用、慈善活動などの社会的責任活動は企業にとってステークホルダーとの関係を良好にし、結果的に利益最大化に結び付くとする考え方もある。実際に環境に配慮をした企業活動は地域住民からの訴訟の確率を減らすことができ、製品の安全性や消費者重視の政策も企業利益に直結する。また従業員への配慮を怠ると離職率が高まり、優秀な人材を失うことになる。このような見方をすれば企業の社会的貢献活動は利益最大化、株主価値最大化と整合的な行動となり、ステークホルダーとの良好な関係を築くことによって評価があがり、収益があがるとする良い経営理論 (Good Management Theory) であるという主張もされている [Waddock and Graves (1997)]. また、投資家の嗜好が、企業経営者の社会貢献に対する考えに影響を与えていると考えられている。2015年7月時点において、国内のSRIファンドの純資産額合計は、1500億円ほどであり、日本証券市場において社会貢献に対して意欲的な投資家は一定数存在する<sup>2</sup>。特に、市場の不完全性から倫理的投資家グループは個人レベルで社会貢献するよりも企業レベルで社会貢献したほうがより効率的と考える場合には、それらの投資家はCSR活動を行っている企業の株を積極的に購入することによって、社会貢献を果たそうと考える。このような投資家の嗜好に合わせて、積極的にCSR活動を行う企業の株式が購入されれば、そのような企業の株価は相対的に高くなると考えられる [Zivin and Small (2005)]. これもまた、CSR活動を後押しする要因の一つである。

欧米においてはCSR活動が企業業績に与える影響についてはこれまで先行研究は数多く存在し、主に会計利益や株価収益率などの指標を用いて、企業業績と社会的責任活動との間に関係性を見出している。例えば古くは、Sturdivant and Ginter (1977) では、企業業績とCSRの間に強い関連性を見出している。また、Cochran and Wood (1984) は、資産年齢を考慮したうえで CSP といくつかの会計指標との間に正の相関があるとしている。McGuire, Sundgren and Schneeweis (1988) では、CSRとの関連性について、ROAや総資産との正の関係性はあるものの、営業利益の成長率は負の相関があるとしている。Waddock and Graves (1997) は、米国市場を対象とし、KLD社のスコアを用いて、会計利益 (ROA, ROE, ROS) との正の関連性を見出している。そして、CSRと企業業績の関係は双方向だと論じており、「企業業績が向上した結果、CSR活動に取り組む。」ことと「CSR活動に取り組んだ結果、業績が良くなる。」こと、どちらも起こりうるとしている。

一方で、CSR活動と企業業績との関連性について、否定的な研究も存在する。Vance (1975) では、CSRは企業価値向上に貢献せず、競争において不利だとしている。また、Hillman and Keim (2001) は、CSR活動の対象が問題であるとしており、顧客や従業員など主要なステークホルダーとの良好な関係構築は株主価値向上に寄与するが、主要なステークホルダーと関連の少ないCSR活動は株主価値にかえってマイナスになることを示している。他にも、CSR活動と企業業績との間に関連性が見られなかったとする研究報告もある [Aupperle,

---

<sup>2</sup>モーニングスターウェブページ：<http://www.morningstar.co.jp/>

Carroll and Hatfield (1985), Ullmann (1985), McWilliams and Siegel (2000)].

CSR活動と企業業績との関連性について、日本企業を対象とした同様の研究が報告されている。豊澄 (2007) では ESG スコア (日経新聞社) を利用して、ROA や ROE, EVA などの経営指数との関連性を指摘している。また、首藤・竹原 (2008b) や首藤・竹原 (2008a) では CSR 活動ダミー (パブリックリソースセンター) を用いて、会計利益や株価収益率との関連性に言及しており、特に、CSR 活動に伴う情報配信や説明責任の履行などの情報管理が重要だと論じている。Suto and Takehara (2016) では、CSR 活動はリスクを低減する効果があり、過剰投資ではないと報告している。実際に、日本政策投資銀行では、独自に企業の環境経営度を評点化し、優遇金利融資を行う「環境格付融資」を行っている事例も存在する<sup>3</sup>。

Webley and More (2003) によると、米国企業の 1969~1994 年の社会的 (倫理的) パフォーマンスと財務パフォーマンスの関係に関する調査研究の文献調査を実施した結果、米国の 62 の調査結果のうち、企業の社会的パフォーマンスと財務パフォーマンスにはポジティブな関係があるとする調査結果は 33 件であったと報告している<sup>4</sup>。また、Margolis and Walsh (2001) では過去 30 年の企業業績と社会的パフォーマンスとの関係に関する 95 の研究について、55 件の研究では正の相関があり、4 件の研究では負の相関があったと報告しており、その他にも、正と負どちらの相関もあったとする研究や相関が見られない研究も存在したと報告している。このように、CSR 活動について意義があるとする研究とないとする研究が混在しており、明確な結論には至っていない。

さらに、CSR 活動と関連した特定のイベントに焦点を当てた研究も報告されている。Klassen and Curtis P. McLaughlin (1996) では環境関連の賞が授与された後の企業の株価は高くなることを報告している。また、社会的責任投資指標への株式銘柄の組み入れに焦点を当て、イベントスタディ分析を行った研究では Domini 400 Social Index に株式銘柄が組み入れられたときと外されたときでは異常リターンがあるとしている [Becchetti, Ciciretti and Hasan (2007), Ramchander, Schwebach and Staking (2012)]。FTSE4Good UK Index への株式銘柄の組み入れにおいても、同様の報告がなされている [Curran and Moran (2007)]。他にも、Deng, Kang and Low (2013) では、M&A において CSR 活動に積極的な企業とそうでない企業との間では、成功率やアナウンスメントリターンに違いがあると報告している。

近年では、企業業績との関連性だけでなく、CSR 活動がどのように企業価値に寄与するかという議論がなされている。例えば、CSR 活動は、銀行借入れを有利にする [Gross and Roberts (2011)]、株主数を増やす [Hong and Kacperczyk (2009)]、消費者に対して企業の名声を浸透させる [Schuler and Cording (2006)] など特定のステークホルダーを対象

<sup>3</sup>日本政策投資銀行ウェブページ : <http://www.dbj.jp/service/finance/enviro/index.html>

<sup>4</sup>通商白書 2004, 第 2 章, p78.

とした研究が進められており、企業の CSR 活動はステークホルダーとの関係を良好にすることを通じて、企業価値に貢献しているのではないかとされている。

本来、資金調達には企業の財務状況に対して、銀行や投資家などから行われるため、企業のファンダメンタルズに依存する。しかしながら、企業が CSR 活動を行うことによって倫理的な側面をもつ投資家や銀行を積極的に呼び込むことを可能にし、資金調達が有利にすることができるのではないかとされている。そこで本研究では、ニュースデータを用いることによって、CSR に関するニュース記事が配信された際の株価への影響について分析を試みた。CSR 活動が企業にとって有用な施策であるならば、CSR 活動に関するニュース記事が配信された際に、株式市場において反応が見られる可能性がある。社会的責任を果たしているという内容のニュースは、ニュースと関連する企業の株価に対してプラスの影響を与えるという仮説のもと、検証を行った。

## 5.2 データ

### 5.2.1 証券・マーケットデータ

本研究では、CSR 活動が株価に与える影響を分析するために、個別銘柄の株式リターンとリスクファクターのデータを用いた。個別銘柄の株式価格データについて、Thomson Reuters Datastream からトータルリターンの日次データを用いた。また、リスクファクター・リターンのデータには、株式会社金融データソリューションズが提供する日本版 Fama-French ベンチマークからマーケットリターン ( $R_m$ )、リスクフリーレート ( $R_f$ )、バリュファクター・リターン ( $HML$ )、サイズファクター・リターン ( $SMB$ ) の日次データを使用した。

### 5.2.2 ニュースデータ

CSR に関するニュースデータには、日経 QUICK ニュースを用いた。日経 QUICK ニュースについては、株式会社日本経済新聞社と株式会社 QUICK の許諾を受けて使用した。日経 QUICK ニュースは、日本経済新聞社と QUICK 社によって投資家向けに配信されるニュースである。

このニュースデータに対して、株式会社金融工学研究所が付与したタグ情報を利用した。主に利用したタグ情報は、ニュースの配信日付・ニュースの本文・対象ニュースと関連する主要企業名（証券コード）・ニュースのカテゴリである。本分析の分析期間を 2007 年 7 月 1 日から 2011 年 12 月 31 日までの 4 年半とした。また、分析期間内のニュース総数は 809,667 であり、ニュースと関連する企業数は 3,535 社であった。

表 5.1 は本分析で用いたニュースデータの各期間内におけるニュース記事数とニュース記事と関連する企業数を表したものである。また、本分析で扱う「社会的責任」というタグ情報が付与しているニュース記事数とニュース記事と関連する企業数も表している。

表 5.1: 各期間のニュース数と関連する企業数

期間	ニュース総数	ニュースと関連する企業数
2007/07/01 - 2007/12/31	90,034	2,665
2008/01/01 - 2008/12/31	198,683	3,281
2009/01/01 - 2009/12/31	205,137	3,352
2010/01/01 - 2010/12/31	202,776	3,323
2011/01/01 - 2011/12/31	113,037	2,164
Total	809,667	3,535

期間	CSRに関連するニュース総数	ニュース (CSR) と関連する企業数
2007/07/01 - 2007/12/31	127	75
2008/01/01 - 2008/12/31	196	94
2009/01/01 - 2009/12/31	177	85
2010/01/01 - 2010/12/31	145	63
2011/01/01 - 2011/12/31	65	38
Total	710	355

ニュースの総数について 2008 年, 2009 年, 2010 年はニュース数は 20 万前後であるが, 2011 年は 113,037 と少ないことが分かる。2007 年に関しては, 下半期のみであるためニュース数もおおよそ半分ほどとなっている。それに付随してニュースと関連する企業数も 2008 年, 2009 年, 2010 年は 3,300 社前後であるが, 2011 年は 2,164 社と少ない結果となっている。CSR に関するニュースについても同様に, ニュース総数が多い 2008 年は 196, 2009 年は 177, 2011 年は 145 であるが, 2007 年は 127, 2011 年は 65 と相対的に少ないことが分かる。

日経 QUICK ニュースは, 日本証券市場に参加している多くの投資家が閲覧するメディアであり, 新聞や雑誌のニュースに比べ, イベントからニュース配信までのラグが小さく, 価格との関連性を分析するのに適していると考えた。また, 分析を行う前処理として, 市場休業日に配信されたニュース記事に関して, 翌営業日に編入し, 分析を進めた。これは, マーケットが閉まっている間に, 配信されたニュース内容については, 直後の営業日において, 価格に反映されると仮定したためである。

CSR 活動には, 地域清掃や障害者雇用などの一部のステークホルダーに対して行われる

小規模のものから、発展途上国への支援や被災地への義捐金寄付など大規模なものまで、様々な規模の活動が含まれる。CSR 活動の分野についても環境、雇用、教育、文化など多岐にわたっており、様々な分野の活動が行われている。そのため、企業が行う CSR 活動の中にはマーケットに対して影響の小さい活動も存在すると考えられるものの、日経 QUICK ニュースは投資家向けに、日本経済新聞社及び QUICK 社の記者やアナリストによって、スクリーニングが行われており、マーケットに対して相対的に重要な情報が含まれていると考えられる。日経 QUICK ニュースを用いることで、マーケットへの影響の大きい CSR 活動に関するニュースのみを扱うことが可能になると考えた。

## 5.3 分析方法

本分析では、機械学習による分類と辞書による分類の 2 通りの方法論によって、CSR に関するニュース記事を分類し、それぞれニュース記事が配信された際の株価への影響について分析を試みた。ここでは、それぞれの分析方法について記述する。

### 5.3.1 機械学習による分類

はじめに、機械学習による分析手順について、概略を記す。はじめに、(1)日経 QUICK ニュースに付与されているタグ情報のニュースカテゴリを利用して、CSR に関連するニュース記事を抽出する。具体的には、「社会的責任」というタグ情報が付与しているニュース記事を抽出した。CSR に関連するニュース記事数は全期間で 710 であった。(2)710 のニュース記事のうち、日付が古いものから 200 記事を取り出し、CSR に関する良いニュース、すなわち社会的責任を果たしているとするニュースとそれら以外のニュースの 2 種類のニュースに分類し<sup>5</sup>、クラスラベルを付与した。200 のニュース記事は 2007 年 7 月 1 日から 2008 年 5 月 27 日までの期間に配信されたものであった。(3)200 のニュース記事を学習データとし、そこから機械学習によって分類器を作成し、インサンプルデータ(学習データ)のクラスラベルを予測し、正解率の最も高い機械学習モデルを選択する。そして、(4)選択された分類器によって残りの 510 ニュースを CSR に関する良いニュースとそれら以外のニュースの 2 種類に分類を行った。最後に、(5)筆者によって分類された 200 のニュース記事と分類器によって分類された 510 のニュース記事を合わせ、タグ情報に関連する主要企業名の付与してあるニュース記事のみを用いて、株式市場におけるイベントスタディ分析を行うことによって、CSR 活動が株価に及ぼす影響測定を試みた。

---

<sup>5</sup>学習データの分類に際しては、人手で行った。分類結果については、表 5.12 を参照。紙幅の都合上、見出しを載せているが、分析にはニュース記事本文を用いている。

### 5.3.2 文書のベクトル表現

テキスト分析をする際には、ニュース記事をベクトル表現することが求められる。本研究では、ニュース記事を bag-of-words によってニュース記事をベクトル表現するために、形態素解析を行った。いま、ニュース記事が与えられたときに、それをベクトルで表現する場合には、ベクトルの各次元を一つの単語に対応付け、その値はニュース記事内の単語の頻度を表すことで可能となる。ニュース記事内の単語の出現頻度を計算するために、ニュース記事本文を形態素解析によって文章を形態素、つまり言語としての意味を持つ最小単位に分解した。そして、本研究においては特に、名詞、動詞、形容詞の3つの品詞に注目し、抽出した<sup>6</sup>。また、数値情報に関する名詞は除去をし、テキスト情報のみをベクトル表現している。

### 5.3.3 機械学習モデルの選択

ニュース記事分類には、ナイーブベイズ分類器、対数線形モデル、サポートベクターマシンの3種類の機械学習モデルを比較し、選択を行った [高村・奥村 (2010)]。

はじめに、機械学習モデルの選択基準について、記述する。上述の3つの機械学習モデルによる分類結果の評価方法について、分類正解率とF値によって比較し、評価を行う。分類正解率は評価した全ニュース記事のうち、正解した割合を示す指標である。また、F値は、精度と再現率の調和平均である。精度は、分類器による予測がどのくらい正しいかを表す値であり、再現率は実際に属するクラスのデータを分類器がどのくらい割合を予測できているかを表す値である。

ここで、筆者によって分類した結果を示す。筆者による学習データ200のニュース記事の分類結果は、CSRに関する良いニュースとそれら以外のニュースの比率が187:13と偏りがあり、残りの510のニュース記事に関しても同様の割合に近いことが推測される。そのため、機械学習による分類器がすべてをCSRに関する良いニュースと予測しても、90%近く正解してしまうこととなり、分類器が正しく分類できたと誤認してしまう可能性がある。そこで、本分析ではSMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) によって、学習データの割合を調整した。

SMOTEとは、学習データのクラスラベルに偏りがある不均衡データである場合、多いほうのクラスラベルを持つデータに対して、アンダーサンプリングし、少ない方のクラスラベルを持つデータに対して、k-最近傍点との間の点をランダムに選んで、人工的にデータを作成し、オーバーサンプリングをする方法論である [Chawla, Bowyer, Hall and Kegelmeyer

---

<sup>6</sup>日本語では、副詞や助詞、連体詞などの品詞については、ニュース記事の特徴を表す語が少ないため、除いている。

(2002)]. SMOTE による調整後の CSR に関する良いニュースとそれら以外のニュースの数をそれぞれ 104 ずつにして、学習データの比率が 1:1 になるようにした。

本研究では、サポートベクターマシンのカーネル関数は動径基底関数カーネルを用いた。対数線形モデルについては、過学習を防ぐために L2 ノルムによる正則化を行った。また、ナイーブベイズ分類器における、あるクラスの学習データに存在しない単語を含む文書は、そのクラスに分類されないというゼロ頻度問題を解決するために、 $\alpha = 2$  のディリクレ分布を事前確率分布とするラプラススムージングによって、単語出現確率の調整を行った。各機械学習モデルのハイパーパラメータについては、5 分割の交差検定を繰り返し、学習データ内の分類正解率が最も良いパラメータとしている。

### 5.3.4 機械学習による分類結果

表 5.2 はナイーブベイズ分類器、対数線形モデル、サポートベクターマシンの 3 つ機械学習によって、SMOTE によって学習データの割合を調整した後のデータから作成した分類器から、インサンプルデータ（割合調整前の学習データ）を分類した結果である。

表 5.2: インサンプルデータの分類結果

	分類正解率	F 値
ナイーブベイズ分類器	99.5%	0.96
サポートベクターマシン	100%	1
対数線形モデル	98.5%	0.90

ナイーブベイズ分類器、サポートベクターマシン、対数線形モデルの分類正解率についてそれぞれ、99.5%、100%、98.5%となった。また、F 値についてはそれぞれ、0.96、1、0.90 となった。これらの結果から、インサンプルデータに対しては、サポートベクターマシンが最も良く分類できていることを示している。しかしながら、アウトオブサンプルに対する分類結果を示す表 5.3 を見ると、サポートベクターマシンは、全てのニュース記事を CSR に関する良いニュースへと分類しており、過学習している可能性がある。そこで本分析では、次に良く分類できているナイーブベイズ分類器を用いて、アウトオブサンプルデータを分類した。

そして、学習データのニュース記事について筆者が CSR に関する良いニュースに、全体の 93.5% を振り分けたのに対して、ナイーブベイズ分類器による分類についても、アウトオブサンプルデータの 94.4% を良いニュース記事に振り分けており、学習データと同程度

表 5.3: アウトオブサンプルデータの分類結果

	CSR に関する良いニュース	それら以外のニュース	ニュース総数
ナイーブベイズ分類器による分類	482	28	510
サポートベクターマシンによる分類	510	0	510
対数線形モデルによる分類	481	29	510
筆者による分類	187	13	200

の割合を分類していることが確認された<sup>7</sup>。筆者によって分類したニュース記事とナイーブベイズ分類器によって分類した記事を合わせた2つのニュース記事群のうち、タグ情報に関連する主要企業名の付与してある464のニュース記事を用いて、CSR活動が株価に及ぼす影響測定を試みた。464のニュース記事のうち、CSRに関する良いニュース記事は447であり、それら以外のニュース記事は17であった。

## 5.4 辞書による分類

次に、辞書による分析手順について、概略を記す。同様に、(1)タグ情報をもとに、CSRに関連するニュース記事を抽出する。また、抽出する際には関連する主要企業名のタグ情報が付いているニュース記事のみを抽出する。抽出したニュース記事数は、464であった。次に、(2)辞書を用いて、各ニュース記事それぞれのポジネガ度合いを表すスコアを作成した。そして、(3)スコアを元にニュース記事を3分割し、それぞれのニュース記事群に対して、株式市場におけるイベントスタディ分析を行うことによって、CSR活動が株価に及ぼす影響測定を試みた。

辞書には、高村・乾・奥村(2006)による単語感情極性対応表を用いた。単語感情極性対応表は、岩波国語辞書をリソースとして、55,125の単語にそれぞれ1から-1までのポジネガ度合いを表す実数値が割り振られている単語リストである。単語リストを元に、各ニュース記事内の単語を計数し、ポジネガの実数値で掛け合わせた値を、計数した単語数で割ることでスコアを算出した。スコアの作成については、Tetlock et al. (2008)を参考にした。具体的には、各ニュース記事のスコアは以下の数式で表される。

<sup>7</sup>さらに、機械学習で分類したニュース記事(学習データを除く)を手作業によっても確認したところ、手作業による分類と一致率は98.1%であった。

$$Score_i = \frac{\sum_{k=1}^n Word_k * Weight_k}{\sum_{k=1}^n Word_k} \quad (5.1)$$

$Score_i$  はニュース記事  $i$  のスコア,  $Word_k$  は辞書に定義されている単語  $k$  がニュース記事内に出現したかどうかを表す値,  $Weight_k$  は単語ごとのポジネガ度合いを表す実数値,  $n$  は辞書に定義されている単語数をそれぞれ表す. そして, スコアの大きい順にニュース記事をソートしたのち, 3分割した. ここで, スコアの大きい方からすなわち良いニュースから, ニュース記事群 A, ニュース記事群 B, ニュース記事群 C とする. 表 5.4 は, 3分割した際のニュース記事群に含まれるニュース記事数とスコアの統計量である. 単語感情極性対応表は, ネガティブな単語が多く, ニュース記事のスコアは全体的にマイナスの値となっている.

表 5.4: 各ニュース記事群のスコアの統計量

	ニュース記事数	平均値	中央値	標準偏差
ニュース記事群 A	155	-0.42	-0.42	0.01
ニュース記事群 B	154	-0.44	-0.44	0.01
ニュース記事群 C	155	-0.48	-0.47	0.02

## 5.5 イベントスタディ分析

イベントスタディ分析によって, 機械学習および辞書によって分類された CSR に関する各ニュース記事群が株価に及ぼす影響の考察を行った [Campbell et al. (1997)]. 本分析では, イベントを CSR に関するニュースの配信日とした. 異常リターン及び累積異常リターンの算出方法については, 3.3.2 節と同じである.

ここでは, 検定方法を記述する. 検定は二種類の方法を用いて行う. 第一の方法は, 分散の大きい証券ほど真の異常リターンも大きいとし, 各証券の累積リターンを等しく重み付けする方法である. この異常リターン ( $AR$ ; Abnormal Return) と累積異常リターン ( $CAR$ ; Cumulative Abnormal Return) の検定統計量をそれぞれ  $\theta_1, J_1$  と表す. 第二の方法は異常リターンが各個別証券で一定であるとし, 異常リターンの分散がより小さい証券により大きな重みを与える方法である. この異常リターンと累積異常リターンの検定統計量を  $\theta_2, J_2$  と表す.

## 5.6 分析結果

最初に、機械学習によって分類を行ったニュース記事群を用いた分析結果を示し、次に、辞書によって分類を行ったニュース記事群を用いた分析結果を示す。

### 5.6.1 分析結果—機械学習によって分類されたニュース記事—

はじめに、ニュース配信日における  $AR$  について考察する。表 5.8 はニュース配信日前後 41 営業日間の各ニュース記事群の  $AR$ 、 $CAR$  及び検定統計量を示している。CSR に関する良いニュース記事群について、ニュース配信日の  $AR$  は、有意水準 5% で 0.23% となっており、ニュース配信に対して微小ではあるが、株式市場においてポジティブな評価がされている可能性がある。一方で、それら以外のニュース記事群について、ニュース配信日の  $AR$  は、有意水準 1% で -1.14% となっており、また翌営業日の  $AR$  も有意水準 1% で -1.60% となっている。2 営業日続けて、有意にマイナスとなっており、良くないニュースが配信された場合には、株式市場はネガティブな評価をしている可能性がある<sup>8</sup>。

次に、期間内の  $CAR$  について考察する。図 5.1 は、機械学習によって分類されたニュース記事群それぞれの  $CAR$  の平均値の推移をグラフ化したものである。それら以外のニュース記事群、すなわち CSR に関して良くないニュース記事群については、ニュース配信日の 10 営業日前ほどから  $CAR$  が下がり始め、ニュース配信の 2 営業日後からは横ばいとなっている。一方で、CSR に関する良いニュース記事群については、それら以外のニュース記事群と比較して、大きな変化がないことが見て取れる。

表 5.8 を見ると、CSR に関する良いニュース記事群について、14 営業日前から 20 営業日後まで有意水準 1% でマイナスとなっており、ニュース配信によっても  $CAR$  が有意にマイナスになっていることは変わらない結果ではある。しかしながら、ニュース配信後の  $AR$  は、14 営業日後の  $\theta_2$  が有意に示すのみで、 $CAR$  は横ばいであることがわかる。それら以外のニュース記事群についても、 $CAR$  については 15 営業日ほど前から 20 営業日後まで、有意水準 1% でマイナスとなっており、ニュース配信後は有意にマイナスであるのは変わらないものの、 $CAR$  の下落は収まっている。

さらに、ニュース記事配信日付近における  $CAR$  のニュース記事群間の差の検定を行うことにより、CSR に関するニュース記事配信による株価への影響の比較を行った。検定は、ニュース記事配信日の  $AR[0]$ 、ニュース記事配信日から 1 営業日後までの  $CAR[0,+1]$ 、ニュース記事配信日から 2 営業日後までの  $CAR[0,+2]$ 、ニュース記事配信日から 3 営業日

<sup>8</sup>追加分析として、CSR に関するニュース記事の配信日から 10 営業日前まで遡って、M&A・増資・減資・配当金変更・自社株買い・決算発表（四半期決算含む）の 6 つのイベントに関する日経 QUICK ニュースが配信された企業を除外して、イベントスタディ分析を行ったところ、ニュース配信日の異常リターンは統計的に有意にプラス及びマイナスになり、同様の分析結果が得られた。

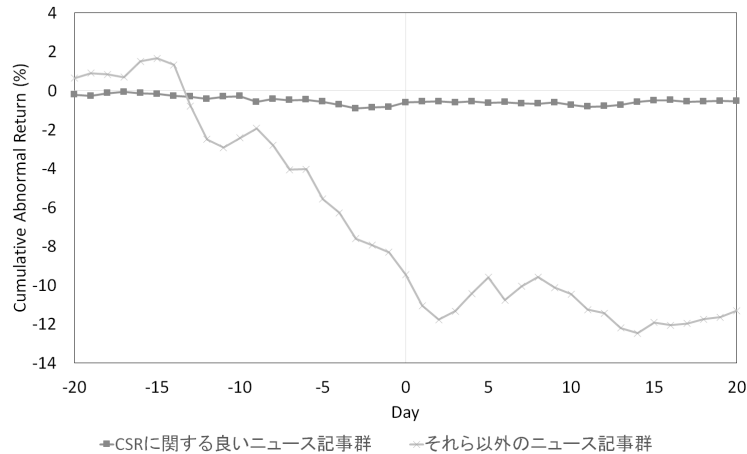


図 5.1: 機械学習によって分類された各ニュース記事群の  $CAR$  の推移

後までの  $CAR[0,+3]$  の 4 つの  $CAR$  を用いて行った。表 5.5 は、CSR に関する良いニュース記事群とそれら以外のニュース記事群の  $CAR$  の平均値を  $t$  検定したものである。

検定の結果、 $AR[0]$  では、有意水準 1% で、2 群間の平均値に差があることが認められた。また、 $CAR[0,+2]$  では有意水準 5%、 $CAR[0,+1]$  と  $CAR[0,+3]$  では、有意水準 10% で差があることが認められた<sup>9</sup>。これらの結果は、2 群間のニュース配信後の  $AR$  及び  $CAR$  が統計的に異なることを示しており、CSR に関するニュース記事の内容によって、株価に異なる影響を与えていることを示唆している。

表 5.5: ニュース記事 2 群間の  $AR$  及び  $CAR$  の  $t$  検定結果

	CSR に関する良いニュース記事群 (n = 447)		それら以外のニュース記事群 (n = 17)		t-value
	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	
$AR[0]$	0.23	2.67	-1.14	1.80	3.03***
$CAR[0,+1]$	0.27	3.63	-2.74	6.75	1.83*
$CAR[0,+2]$	0.29	4.16	-3.46	7.18	2.14**
$CAR[0,+3]$	0.23	4.86	-3.03	7.15	1.86*

両側確率：\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

<sup>9</sup>等分散性の検定を行ったところ、 $AR[0]$  は有意水準 10%、 $CAR[0,+1]$  は有意水準 1%、 $CAR[0,+2]$  は有意水準 1%、 $CAR[0,+3]$  は有意水準 5% で、それぞれ棄却されたため、等分散性を仮定しない Welch の  $t$  検定で行っている。なお、Student の  $t$  検定では、 $t$ -value がそれぞれ、 $AR[0]:2.10$ 、 $CAR[0,+1]:3.22$ 、 $CAR[0,+2]:3.53$ 、 $CAR[0,+3]:2.66$  となった。

これらの結果から、CSRに関する良いニュースに対して、株式市場がわずかながら好感を示している可能性があり、その後はCARが横ばいであることから、ニュース記事の影響が残っている可能性があることが示唆された。また、株価が下降基調のとき配信される傾向があることから、ニュース記事はIR戦略に基づいてタイミングを見て、配信されている可能性がある。一方で、それら以外のニュース記事群、すなわちCSRに関して良くないニュース記事に対しては、非常にネガティブな評価がされている。これは、賃金未払いや食品偽装などのニュースは、社会的責任を果たしてない内容であると同時に、売上や利益などの企業のファンダメンタルズに直接影響を与えることが要因の一つとして考えられる。

### 5.6.2 分析結果—辞書によって分類されたニュース記事—

ここでも、はじめにニュース配信日におけるARについて考察する。表5.9, 表5.10, 表5.11は、ニュース配信日前後41営業日間の各ニュース記事群のAR, CAR及び検定統計量を示している。ニュース記事群Aについて、ニュース配信日のARは、 $\theta_1$ が有意水準5%で0.41%となった。このことから、辞書によって分類されたスコアの最も良いニュース記事群Aに対しては、ポジティブな評価をしている可能性がある。しかしながら、 $\theta_2$ については、統計的に有意とは示されなかった。一方で、ニュース記事群Bとニュース記事群Cについては、ニュース配信日のARは統計的に有意とはならなかった。特に、辞書によって分類されたスコアの最も悪いニュース記事群Cが、マイナスにならなかった。これは、スコアを元に均等にニュース記事を分けているため、ニュース記事群CにはCSRに関して良い内容のニュース記事も混ざっており、機械学習で分類したニュース記事とは異なる結果となった可能性がある。

次に、期間内のCARについて考察する。図5.2は、辞書によって分類されたニュース記事群それぞれのCARの平均値の推移をグラフ化したものである。どのニュース記事群も、ニュース記事配信から20営業日後のCARは-1%と同程度であるが、そこに至るまでのCARの変動が異なる。ニュース記事群Aは、ニュース配信日まで横ばいで推移し、ニュース配信後一時的にCARが上がるが、その後下がっている。また、ニュース記事群Bは、CARがニュース記事配信の15営業日前から下がり始め、ニュース配信日付近で-2%となったあと、その後徐々に上がっている。ニュース記事群Cについては、全ニュースと同じように、ゆっくりとCARが下がっていることがわかる。各ニュース記事群によって、CARの推移の仕方が異なる一方で、どのニュース記事群も、機械学習によって分類されたニュース記事群と比較すると、大きなCARの変動が見られなかった。

また、表5.9, 表5.10, 表5.11を見ると、ニュース記事群AのCARについて、ニュース配信日の5営業日ほど前から有意水準1%から有意水準5%でマイナスで推移していたCARが、ニュース配信後7営業日間にわたり、統計的に有意ではなくなった後、再び、有意水準

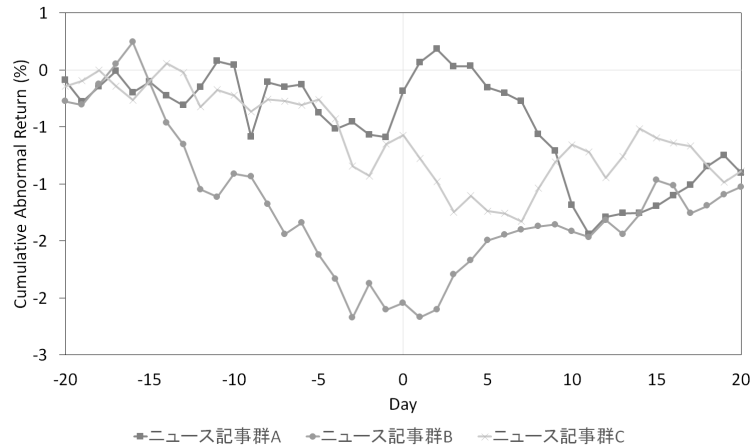


図 5.2: 辞書によって分類された各ニュース記事群の  $CAR$  の推移

1%でマイナスとなっていることが分かる。このことから、CSRに関して相対的に良い内容のニュースが配信された場合は、株式市場でポジティブな評価がなされるもの、一時的であり、長期的に影響が継続するものではない可能性がある。この結果は、機械学習によって分類されたニュース記事群を分析した結果とは異なるものである。一方で、ニュース記事群 B とニュース記事群 C の  $CAR$  については、ニュース配信日以前から有意水準 1% でマイナスとなっており、ニュース記事配信後もマイナスであることがわかる。

同様に、ニュース記事配信日付近における  $CAR$  のニュース記事群間の差の検定を行うことにより、CSR に関するニュース記事配信による株価への影響の比較を行った。表 5.6 は、ニュース記事配信日付近における各  $CAR$  の平均値について、ニュース記事群 A、ニュース記事群 B、ニュース記事群 C の 3 群間の分散分析を行った結果である。検定の結果、 $CAR[0,+2]$  と  $CAR[0,+3]$  において有意水準 10% で、ニュース記事群の間に差が認められた。

さらに、有意差が認められた  $CAR[0,+2]$  と  $CAR[0,+3]$  について、Tukey-Kramer の HSD 検定を行った結果が、表 5.7 である。 $CAR[0,+2]$  の平均値についてニュース記事群 A とニュース記事群 C との間に有意水準 10% で差があることが認められ、また、 $CAR[0,+3]$  の平均値についてもニュース記事群 A とニュース記事群 C との間に有意水準 10% で差があることが認められた。すなわち、3 群のうち最も良い内容を表しているニュース記事群と最も悪い内容を表しているニュース記事群の間の  $CAR$  の平均値には、統計的な差が認められた。CSR に関するニュース記事の内容によって、株価に異なる影響を与えている結果となった。これらの結果は、機械学習によって分類されたニュース記事の分析と同様の結果となった。

本分析では、総じて辞書より機械学習を用いて分類されたニュース記事群の間に、より

表 5.6: ニュース記事 3 群間の  $AR$  及び  $CAR$  の F 検定結果

	ニュース記事群 A (n = 155)		ニュース記事群 B (n = 154)		ニュース記事群 C (n = 155)		F-value
	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	
$AR[0]$	0.41	3.55	0.06	2.06	0.08	2.08	0.84
$CAR[0,+1]$	0.66	4.29	-0.07	3.88	-0.13	3.17	2.04
$CAR[0,+2]$	0.78	5.01	0.00	4.23	-0.33	3.66	2.65*
$CAR[0,+3]$	0.62	5.94	0.31	4.81	-0.60	3.97	2.51*

両側確率: \*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

表 5.7: ニュース記事 3 群間の  $CAR$  の Tukey-Kramer の HSD 検定結果

	$CAR[0,+2]$		$CAR[0,+3]$	
	平均値の差	p-value	平均値の差	p-value
ニュース記事群 A - ニュース記事群 B	0.77	0.26	0.31	0.84
ニュース記事群 A - ニュース記事群 C	1.11	0.07*	1.22	0.08*
ニュース記事群 B - ニュース記事群 C	0.33	0.78	0.90	0.25

両側確率: \*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

明確な結果が示された。これは、機械学習では分析データの一部を用いて学習させているため、金融分野に特化した分類ができていたためだと考えられる。Li (2010) では、年次報告書と四半期報告書を分析対象とし、辞書より機械学習で分類したほうがより分析精度が上がるとの報告をしている。また、Loughran and McDonald (2011) では、金融分野では独自の語彙が用いられる傾向があり、金融分野に特化した辞書を用いる必要性に言及している。日本語ニュース記事のテキストマイニングを試みた本分析においても、これら先行研究と同様の傾向があり、和文の分析においても、英文の分析と同様に金融分野に特化した分析が必要である可能性がある。

本分析によって、ニュースを用いることで、CSR 活動とマーケットの関連性について興味深い結果を得ることができた。さらに、機械学習による分類と辞書による分類の 2 種類の分析手法によって、ニュース記事分析を行ったところ、機械学習の方がより明確に結果が表れる可能性があることも示した。

## 5.7 まとめ

CSR活動は従来より多くの関心を集めているが、CSR活動とマーケットの関連性についてはこれまで未だ明確な結論に至っていない。近年の研究では、企業がCSR活動を行うことによって倫理的な側面をもつ投資家や銀行を積極的に呼び込むことを可能にし、資金調達を有利にすることができるのではないかとされている。CSR活動が企業にとって有用な施策であるならば、CSR活動に関するニュース記事が配信された際に、株式市場において反応が見られる可能性がある。本分析において、日経QUICKニュースを用いてCSR活動に関するニュースとそのニュースと関連する企業を抽出して、機械学習による方法論と辞書による方法論の2つのテキストマイニング手法によるニュース記事分類とそれらによって分類されたニュース記事に対して、イベントスタディ分析を行うことによって、CSR活動が株価に与える影響について分析を行った。

分析の結果、CSRに関する良いニュースについて、ニュース配信日において、そのニュース記事と関連する企業の株価が統計的に有意にプラスになることが示された。一方で、CSRに関して良くないニュースについて、ニュース配信日と翌営業日において、そのニュース記事と関連する企業の株価が統計的に有意にマイナスになることが示された。さらに、CSRに関するニュース記事の内容によって、統計的に有意に株価に異なる影響を与えていることが示された。

これらの結果から、社会的責任を果たしているという内容のニュースが配信された際には、株式市場がわずかながらポジティブな評価をしている可能性があり、CSR活動は資金調達を有利にしている可能性がある。一方で、社会的責任を果たしていないという内容のニュースが配信された際には、株式市場がネガティブな評価をしている可能性があり、CSR活動を行うことは企業にとってリスクヘッジになっている可能性がある。しかしながら、賃金未払いや食品偽装などのニュースは、社会的責任を果たしていない内容であると同時に、売上や利益などの企業のファンダメンタルズに直接影響を与える内容でもあり、必ずしもCSR活動の影響のみを観察できているわけではない。企業個別の詳細なデータを用いた分析やCSR活動の内容まで加味した分析等は、今後の課題である。

また、本分析手法によってCSRに関するニュース記事が配信された際の株式市場の反応を観察できることを示した。本分析手法は、日本語のニュース記事と株価との関連性を分析する方法論の一つを提示するものである。一方で、機械学習による分類と辞書による分類の2種類の分析手法によって、ニュース記事分析を行ったところ、機械学習の方がより明確に結果が表れる可能性があることも示した。これは、英文を対象とした分析においても同様の報告がなされており、和文においても同様の傾向があることを示した。

本分析の手法では、株式市場においてCSR活動の短期的な影響を観察することができるが、株式市場における評価が近視眼的である可能性があり、CSR活動が長期的に企業の成

長に与える影響については考察することができない。また、本分析では、ニュースを取り上げられるような CSR 活動のみを扱っているが、ニュースでは取り上げられない規模の小さい CSR 活動の分析は対象となっていない。他にも、他国の証券市場や他のメディア、他の分析期間においては、異なった反応を示す可能性がある。これらの分析については、今後の課題である。

5章では、ニュースのテキスト情報を用いることによって、これまで観察が困難であった CSR 活動の短期的な影響を明らかにした。

表 5.8: 機械学習によって分類されたニュース記事群の  $AR$ ,  $CAR$  及び検定統計量

$AR$  は異常リターン,  $CAR$  は累積異常リターン,  $day$  はニュース配信日からの日数を指し示す, また,  $\theta_1$ ,  $\theta_2$ ,  $J_1$ ,  $J_2$  は本文の 3.3 で記述した検定統計量である. \*\*\*, \*\*, \* はそれぞれ, 両側確率で有意水準 1%, 有意水準 5%, 有意水準 10% で  $AR$  及び  $CAR$  が有意であることを表している. 以下, 表注は同じ.

day	CSRに関する良いニュース記事群										それら以外のニュース記事群									
	AR	$\theta_1$	$\theta_2$	CAR	$J_1$	$J_2$	AR	$\theta_1$	$\theta_2$	CAR	$J_1$	$J_2$								
-20	-0.20	-1.93	*	-1.90	*	-0.20	-1.93	*	-1.90	*	0.65	1.46	1.65	*	0.65	1.46	1.65	*		
-19	-0.07	-0.67		-0.29		-0.27	-2.60	***	-2.19	**	0.25	0.57	-0.39		0.90	2.04	**	1.26		
-18	0.14	1.39		0.74		-0.13	-1.21		-1.44		-0.06	-0.14	-0.71		0.84	1.90	*	0.54		
-17	0.06	0.63		0.69		-0.06	-0.59		-0.75		-0.14	-0.32	-0.22		0.70	1.58		0.32		
-16	-0.07	-0.69		-1.54		-0.13	-1.28		-2.29	**	0.81	1.83	*	1.84	*	1.51	3.41	***	2.16	**
-15	-0.04	-0.38		0.12		-0.17	-1.66	*	-2.18	**	0.16	0.35		-0.81		1.66	3.76	***	1.35	
-14	-0.10	-0.93		-0.90		-0.27	-2.59	***	-3.08	***	-0.33	-0.74		-2.58	***	1.34	3.02	***	-1.23	
-13	-0.04	-0.41		-0.33		-0.31	-3.00	***	-3.41	***	-2.13	-4.80	***	-6.69	***	-0.79	-1.79	*	-7.92	***
-12	-0.12	-1.16		-0.71		-0.43	-4.16	***	-4.12	***	-1.71	-3.86	***	-5.80	***	-2.50	-5.64	***	-13.73	***
-11	0.12	1.20		1.14		-0.31	-2.96	***	-2.98	***	-0.43	-0.96		-2.87	***	-2.92	-6.61	***	-16.60	***
-10	0.02	0.21		0.32		-0.28	-2.75	***	-2.66	***	0.50	1.13		1.97	**	-2.43	-5.48	***	-14.63	***
-9	-0.29	-2.85	***	-2.10	**	-0.58	-5.60	***	-4.76	***	0.50	1.12		2.22	**	-1.93	-4.36	***	-12.41	***
-8	0.15	1.48		1.20		-0.43	-4.12	***	-3.56	***	-0.89	-2.00	**	-0.86		-2.81	-6.36	***	-13.27	***
-7	-0.06	-0.61		-0.12		-0.49	-4.73	***	-3.68	***	-1.24	-2.81	***	-3.91	***	-4.06	-9.17	***	-17.18	***
-6	0.03	0.28		-0.35		-0.46	-4.45	***	-4.04	***	0.02	0.05		-0.72		-4.03	-9.12	***	-17.90	***
-5	-0.11	-1.04		-0.95		-0.57	-5.49	***	-4.98	***	-1.54	-3.47	***	-4.53	***	-5.57	-12.59	***	-22.43	***
-4	-0.15	-1.49		-2.28	**	-0.72	-6.98	***	-7.27	***	-0.71	-1.60		-3.20	***	-6.28	-14.20	***	-25.63	***
-3	-0.19	-1.82	*	-1.47		-0.91	-8.80	***	-8.74	***	-1.32	-2.99	***	-5.04	***	-7.60	-17.19	***	-30.67	***
-2	0.05	0.45		0.34		-0.86	-8.35	***	-8.40	***	-0.33	-0.76		-2.21	**	-7.94	-17.94	***	-32.88	***
-1	0.02	0.23		0.37		-0.84	-8.12	***	-8.02	***	-0.37	-0.84		-0.95		-8.31	-18.78	***	-33.83	***
0	0.23	2.24	**	2.51	**	-0.61	-5.87	***	-5.51	***	-1.14	-2.58	***	-2.97	***	-9.45	-21.37	***	-36.79	***
1	0.03	0.33		0.10		-0.57	-5.54	***	-5.41	***	-1.60	-3.61	***	-5.29	***	-11.05	-24.98	***	-42.08	***
2	0.02	0.19		1.09		-0.55	-5.35	***	-4.32	***	-0.72	-1.63		-2.17	**	-11.77	-26.61	***	-44.25	***
3	-0.06	-0.54		-0.15		-0.61	-5.88	***	-4.47	***	0.43	0.97		1.34		-11.34	-25.64	***	-42.91	***
4	0.06	0.57		0.25		-0.55	-5.32	***	-4.22	***	0.91	2.06	**	4.00	***	-10.43	-23.58	***	-38.92	***
5	-0.08	-0.80		-0.67		-0.63	-6.12	***	-4.89	***	0.84	1.90	*	3.61	***	-9.59	-21.68	***	-35.30	***
6	0.04	0.37		0.18		-0.59	-5.75	***	-4.72	***	-1.17	-2.66	***	-3.13	***	-10.76	-24.33	***	-38.43	***
7	-0.06	-0.60		0.08		-0.66	-6.35	***	-4.63	***	0.70	1.59		2.92	***	-10.06	-22.75	***	-35.51	***
8	-0.01	-0.08		-0.31		-0.66	-6.43	***	-4.94	***	0.48	1.08		1.37		-9.58	-21.66	***	-34.14	***
9	0.06	0.54		0.77		-0.61	-5.89	***	-4.16	***	-0.54	-1.22		-2.31	**	-10.12	-22.88	***	-36.45	***
10	-0.12	-1.17		-1.38		-0.73	-7.06	***	-5.54	***	-0.34	-0.77		-1.10		-10.46	-23.65	***	-37.56	***
11	-0.10	-0.94		-1.16		-0.83	-8.00	***	-6.70	***	-0.79	-1.79	*	-2.33	**	-11.25	-25.44	***	-39.88	***
12	0.03	0.32		0.73		-0.79	-7.68	***	-5.97	***	-0.19	-0.43		-0.28		-11.44	-25.87	***	-40.16	***
13	0.06	0.60		0.64		-0.73	-7.08	***	-5.33	***	-0.76	-1.73	*	-2.23	**	-12.21	-27.59	***	-42.39	***
14	0.16	1.52		1.97	**	-0.57	-5.56	***	-3.36	***	-0.26	-0.59		-1.20		-12.47	-28.18	***	-43.60	***
15	0.07	0.71		0.04		-0.50	-4.85	***	-3.32	***	0.55	1.25		2.27	**	-11.92	-26.94	***	-41.33	***
16	0.01	0.06		0.07		-0.49	-4.79	***	-3.25	***	-0.14	-0.32		-0.03		-12.06	-27.26	***	-41.36	***
17	-0.06	-0.63		-1.30		-0.56	-5.42	***	-4.55	***	0.09	0.21		-0.53		-11.97	-27.05	***	-41.89	***
18	0.01	0.11		-0.27		-0.55	-5.31	***	-4.82	***	0.22	0.49		1.29		-11.75	-26.57	***	-40.60	***
19	0.01	0.14		-0.20		-0.53	-5.17	***	-5.02	***	0.11	0.24		-0.64		-11.65	-26.33	***	-41.23	***
20	-0.01	-0.10		0.14		-0.54	-5.26	***	-4.88	***	0.34	0.77		1.80		-11.31	-25.56	***	-39.43	***

表 5.9: 辞書によって分類されたニュース記事群 A の  $AR$ ,  $CAR$  及び検定統計量

ニュース記事群 A										
day	AR	$\theta_1$	$\theta_2$	CAR	$J_1$	$J_2$				
-20	-0.09	-0.50	0.01	-0.09	-0.50	0.01				
-19	-0.19	-1.05	-0.76	-0.28	-1.55	-0.75				
-18	0.13	0.75	0.42	-0.14	-0.80	-0.33				
-17	0.13	0.75	1.71	*	-0.01	-0.05	1.38			
-16	-0.19	-1.05	-1.50	-0.20	-1.10	-0.13				
-15	0.09	0.52	0.47	-0.10	-0.58	0.34				
-14	-0.12	-0.69	-0.86	-0.23	-1.26	-0.52				
-13	-0.08	-0.46	-0.65	-0.31	-1.73	*	-1.18			
-12	0.16	0.89	0.89	-0.15	-0.84	-0.29				
-11	0.23	1.27	1.17	0.08	0.43	0.89				
-10	-0.04	-0.20	-0.43	0.04	0.23	0.45				
-9	-0.63	-3.50	***	-2.71	***	-0.58	-3.27	***	-2.26	**
-8	0.48	2.66	***	2.30	**	-0.11	-0.60	0.04		
-7	-0.04	-0.23	-0.14	-0.15	-0.84	-0.10				
-6	0.02	0.13	0.21	-0.13	-0.71	0.11				
-5	-0.25	-1.39	-1.53	-0.38	-2.10	**	-1.42			
-4	-0.14	-0.79	-1.13	-0.52	-2.89	***	-2.55	**		
-3	0.06	0.34	0.19	-0.46	-2.55	**	-2.36	**		
-2	-0.11	-0.62	-0.50	-0.57	-3.17	***	-2.86	***		
-1	-0.02	-0.13	-0.71	-0.59	-3.30	***	-3.57	***		
0	0.41	2.27	**	1.25	-0.18	-1.03	-2.32	**		
1	0.25	1.41	1.80	*	0.07	0.38	-0.52			
2	0.12	0.65	1.48	0.18	1.03	0.96				
3	-0.15	-0.85	-0.37	0.03	0.18	0.60				
4	0.00	0.01	-0.59	0.03	0.19	0.01				
5	-0.19	-1.05	-1.04	-0.15	-0.85	-1.04				
6	-0.05	-0.27	-0.20	-0.20	-1.12	-1.24				
7	-0.07	-0.42	0.09	-0.28	-1.54	-1.15				
8	-0.29	-1.62	-2.24	**	-0.57	-3.16	***	-3.39	***	
9	-0.14	-0.79	-0.94	-0.71	-3.96	***	-4.34	***		
10	-0.48	-2.68	***	-3.21	***	-1.19	-6.63	***	-7.55	***
11	-0.26	-1.43	-2.21	**	-1.44	-8.06	***	-9.76	***	
12	0.15	0.86	1.04	-1.29	-7.21	***	-8.72	***		
13	0.03	0.19	-0.54	-1.26	-7.02	***	-9.26	***		
14	0.00	0.00	1.00	-1.26	-7.02	***	-8.25	***		
15	0.06	0.34	0.48	-1.19	-6.67	***	-7.78	***		
16	0.09	0.52	0.07	-1.10	-6.15	***	-7.71	***		
17	0.09	0.51	0.72	-1.01	-5.64	***	-6.99	***		
18	0.17	0.92	0.65	-0.84	-4.72	***	-6.34	***		
19	0.10	0.54	0.81	-0.75	-4.18	***	-5.53	***		
20	-0.15	-0.86	-0.65	-0.90	-5.04	***	-6.18	***		

表 5.10: 辞書によって分類されたニュース記事群 B の  $AR$ ,  $CAR$  及び検定統計量

ニュース記事群 B								
day	AR	$\theta_1$	$\theta_2$		CAR	$J_1$	$J_2$	
-20	-0.27	-1.53	-2.37	**	-0.27	-1.53	-2.37	**
-19	-0.03	-0.18	0.56		-0.31	-1.71	-1.82	*
-18	0.18	1.02	0.07		-0.12	-0.69	-1.75	*
-17	0.17	0.98	0.51		0.05	0.28	-1.24	
-16	0.20	1.09	0.73		0.25	1.38	-0.50	
-15	-0.36	-2.00	**	-1.62	-0.11	-0.63	-2.12	**
-14	-0.35	-1.95	*	-2.06	**	-0.46	-2.58	***
-13	-0.19	-1.08		-1.61		-0.65	-3.65	***
-12	-0.39	-2.20	**	-2.68	***	-1.05	-5.86	***
-11	-0.07	-0.37		-1.12		-1.11	-6.22	***
-10	0.20	1.14		2.36	**	-0.91	-5.09	***
-9	-0.03	-0.14		0.74		-0.94	-5.23	***
-8	-0.24	-1.35		-2.03	**	-1.18	-6.58	***
-7	-0.26	-1.46		-1.64		-1.44	-8.04	***
-6	0.10	0.55		0.16		-1.34	-7.49	***
-5	-0.28	-1.56		-1.66	*	-1.62	-9.05	***
-4	-0.21	-1.18		-3.16	***	-1.83	-10.24	***
-3	-0.34	-1.89	*	-2.72	***	-2.17	-12.12	***
-2	0.30	1.66	*	1.03		-1.87	-10.47	***
-1	-0.23	-1.27		-1.66	*	-2.10	-11.74	***
0	0.06	0.33		0.69		-2.04	-11.41	***
1	-0.13	-0.70		-1.65	*	-2.17	-12.11	***
2	0.07	0.37		0.39		-2.10	-11.74	***
3	0.31	1.72	*	1.79	*	-1.79	-10.02	***
4	0.12	0.70		2.88	***	-1.67	-9.32	***
5	0.18	0.98		1.68	*	-1.49	-8.35	***
6	0.05	0.27		-0.34		-1.45	-8.08	***
7	0.04	0.25		0.97		-1.40	-7.83	***
8	0.03	0.17		0.27		-1.37	-7.66	***
9	0.02	0.09		0.28		-1.35	-7.57	***
10	-0.06	-0.34		0.28		-1.42	-7.91	***
11	-0.05	-0.28		-0.42		-1.46	-8.19	***
12	0.15	0.83		0.83		-1.32	-7.35	***
13	-0.12	-0.69		-1.01		-1.44	-8.05	***
14	0.18	1.00		0.46		-1.26	-7.05	***
15	0.29	1.65	*	1.06		-0.97	-5.40	***
16	-0.05	-0.27		0.08		-1.01	-5.67	***
17	-0.24	-1.36		-1.53		-1.26	-7.03	***
18	0.07	0.37		-0.23		-1.19	-6.66	***
19	0.10	0.56		0.58		-1.09	-6.10	***
20	0.07	0.37		1.12		-1.02	-5.73	***

表 5.11: 辞書によって分類されたニュース記事群 C の  $AR$ ,  $CAR$  及び検定統計量

ニュース記事群 C						
day	AR	$\theta_1$	$\theta_2$	CAR	$J_1$	$J_2$
-20	-0.14	-0.86	-0.31	-0.14	-0.86	-0.31
-19	0.05	0.29	-0.42	-0.09	-0.57	-0.73
-18	0.09	0.55	0.54	0.00	-0.01	-0.20
-17	-0.14	-0.83	-1.12	-0.14	-0.84	-1.31
-16	-0.12	-0.75	-1.23	-0.26	-1.60	-2.55 **
-15	0.17	1.01	1.07	-0.10	-0.58	-1.47
-14	0.15	0.94	0.53	0.06	0.35	-0.94
-13	-0.08	-0.48	-0.52	-0.02	-0.13	-1.46
-12	-0.30	-1.82 *	-1.35	-0.32	-1.95 *	-2.81 ***
-11	0.15	0.91	0.93	-0.17	-1.04	-1.88 *
-10	-0.05	-0.30	-0.72	-0.22	-1.34	-2.60 ***
-9	-0.14	-0.86	-0.86	-0.36	-2.21 **	-3.46 ***
-8	0.11	0.66	1.47	-0.26	-1.55	-1.99 **
-7	-0.02	-0.10	0.27	-0.27	-1.65 *	-1.72 *
-6	-0.03	-0.21	-1.21	-0.31	-1.86 *	-2.93 ***
-5	0.05	0.29	0.08	-0.26	-1.57	-2.85 ***
-4	-0.17	-1.03	-0.65	-0.43	-2.60 ***	-3.51 ***
-3	-0.41	-2.49 **	-1.64	-0.84	-5.09 ***	-5.15 ***
-2	-0.09	-0.53	-0.68	-0.93	-5.62 ***	-5.83 ***
-1	0.28	1.69 *	2.69 ***	-0.65	-3.93 ***	-3.15 ***
0	0.08	0.47	1.34	-0.57	-3.46 ***	-1.81 ***
1	-0.20	-1.22	-1.73 *	-0.77	-4.69 ***	-3.55 ***
2	-0.21	-1.24	-0.74	-0.98	-5.93 ***	-4.28 ***
3	-0.27	-1.61	-1.23	-1.25	-7.54 ***	-5.51 ***
4	0.14	0.86	-0.54	-1.10	-6.67 ***	-6.05 ***
5	-0.13	-0.81	-0.57	-1.24	-7.48 ***	-6.62 ***
6	-0.02	-0.12	-0.19	-1.26	-7.60 ***	-6.81 ***
7	-0.07	-0.43	0.06	-1.33	-8.03 ***	-6.75 ***
8	0.29	1.76 *	1.91 *	-1.04	-6.27 ***	-4.84 ***
9	0.23	1.37	1.21	-0.81	-4.89 ***	-3.63 ***
10	0.15	0.92	0.23	-0.66	-3.97 ***	-3.40 ***
11	-0.06	-0.38	-0.10	-0.72	-4.35 ***	-3.50 ***
12	-0.23	-1.36	-0.73	-0.94	-5.71 ***	-4.23 ***
13	0.18	1.12	1.90 *	-0.76	-4.59 ***	-2.33 ***
14	0.25	1.49	1.48	-0.51	-3.11 ***	-0.85 ***
15	-0.08	-0.49	-0.72	-0.60	-3.60 ***	-1.57 ***
16	-0.04	-0.27	-0.04	-0.64	-3.87 ***	-1.61 ***
17	-0.03	-0.16	-1.57	-0.67	-4.03 ***	-3.18 ***
18	-0.17	-1.05	-0.45	-0.84	-5.09 ***	-3.63 ***
19	-0.14	-0.86	-1.94 *	-0.98	-5.95 ***	-5.56 ***
20	0.10	0.58	0.36	-0.89	-5.36 ***	-5.20 ***

表 5.12: CSR に関するニュース記事例

(a) CSR に関する良いニュース記事の見出し例

日付	ニュースの見出し
2007/07/23	◇クラレ,「クラレCSRレポート2007」を発行
2007/07/24	◇モスフード, 容器の「脱石油」加速・フタに植物原料プラ採用へ
2007/07/24	◇ホンダ, 三重県に「鈴鹿サーキット交通教育センター」をオープン
2007/08/03	◇住友林業,「環境・社会報告書 2007」を発行
2007/09/11	◇三井ホーム,「環境・社会報告書 2007」を発行
2007/09/11	◇新日鉄,「環境・社会報告書-Sustainability Report-2007」を発行
2008/01/04	◇エネルギー高克服, 競争力向上めざす・企業トップが年頭の辞
2008/01/07	◇CO2排出権を政府に提供・セブン&アイ
2008/01/07	◇日本IBM, 豊田通商の「廃棄物・資源循環管理システム」を構築・運用
2008/04/11	◇横河電機, 安全計装システム「ProSafe-RS」の機能強化版を発売
2008/04/15	◇三井造船,「2008年度 中期経営計画」を策定
2008/04/16	◇五洋建設, 新中期経営計画「Advance 21」を策定
2008/04/24	◇東京都民銀行,「緑の東京募金」に協力する「東京緑の定期」預金を発売
2008/04/29	◇東芝, 体験型科学教育NPOを支援
2008/04/30	◇三菱商事, 2009年度までの中期経営計画「INNOVATION 2009」を策定

(b) CSR に関する良いニュース記事以外の見出し例

日付	ニュースの見出し
2007/08/23	◇三洋電機製の扇風機から出火, 2人死亡
2007/08/29	◇Jブリッジ, タスコと多摩川電の保有株すべて売却・損失5億円強
2007/11/05	◇<東証>ヤマトHD, 2年2カ月ぶり安値——「賃金未払い」を嫌気
2007/11/06	◇東洋ゴムの株価, ストップ安売り気配・耐火性能偽装に反応
2007/11/07	◇東証レビュー7日・日経朝刊(1)
2007/12/11	◇不祥事=売りは早計?——スクランブル(1)
2007/12/11	◇不祥事=売りは早計?——スクランブル(2)
2007/12/13	◇三菱自元部長ら有罪, 母子死傷事故「改善せず放置」・横浜地裁
2008/01/24	◇<東証>製紙大手が安い——偽装品回収で費用負担増を懸念
2008/03/04	◇商業ビル, 無資格で立ち退き交渉・弁護士法違反容疑で逮捕状
2008/03/04	◇立ち退き交渉無資格の疑い, 会社社長ら逮捕・スルガコーポが依頼
2008/04/10	◇奈良放火殺人, 取材源秘匿の認識に甘さ・講談社第三者委が報告
2008/05/13	◇PCI, コンサル事業撤退を検討

## 第6章 結論

近年テキスト情報を用いることで、これまで観察が困難であった情報と資産価格との関連性について解明しようと試みられている。また、金融実務においてもテキスト情報を用いたサービスが提供され始めている。しかしながら、テキストがどのような情報を持ち、どのような資産価格分析への応用が可能であるかは、数値情報を扱った研究と比較すると歴史も浅く、いまだに解明していないことが多い。これら議論を背景として、本論文では東京証券市場を分析対象として、ニュースのテキスト情報に焦点を当て、金融テキストの有効な分析手法及びテキスト情報を用いた株式価格分析への応用可能性について探求し、解明を行った。第2章と第3章では、金融テキストの有効な分析手法を、第4章と第5章では、テキスト情報を用いた株式価格分析への応用可能性をそれぞれ主眼としている。

第2章の「ニュース指標と株式市場との関連性」では、ニュース配信会社から日々配信されるニュースのテキスト情報をマーケットレベルで指標化して、株式市場との関連性を分析する。テキスト情報を用いた様々な分析がなされている一方で、異なる結論を報告している研究も存在する。異なる結論に至る要因の一つとして、ニュース記事が持つ極性情報の推定精度に問題がある可能性がある。ニュース記事のテキスト情報に焦点をあて、従来手法との比較を通じて、ディープラーニングによるニュース記事の評判分析を行い、株価との関連性について分析を行った。分析の結果、ニュースはマーケットに影響を与えている一方で、マーケットに対して後追いで反応している可能性があること、リターンリバーサルが見られることからニュースの影響にはマーケットのセンチメントに関する情報を有している可能性があること、ニュースは小型株に対して徐々に影響を与えている可能性があること、などの結論を見出した。そして、テキスト分析の際の分類精度によって、得られる結論が異なる可能性を指摘した。

第3章の「株式価格情報を用いた金融極性辞書の作成」では、人手による極性判断を介さずに、ニュースデータと株式価格データのみを用いて極性辞書を作成する方法論を提示する。第2章にて示したように、金融テキスト分析する際には、その精度によって得られる結論が異なる。特に、金融分野では独自の語彙が多いことから金融分野に特化した辞書の必要性が指摘されている。しかしながら、金融分野に特化した極性辞書を作成するためには、人手によるキーワードの選択と極性の判断が必要であり、評価者の主観が結果に大きく影響するという問題点が存在する。また、価格との関連性の高いキーワードも、年々

変化することが想定され、その都度キーワードの極性情報を更新する必要がある、多くの人手を要することとなる。(機関)投資家向けのニュースデータという特性に注目し、株式価格データから極性情報の獲得できる可能性を示した。

第4章は「ニュースのテキスト情報を用いた株式リターンの予測可能性の検証」である。テキスト情報を用いることで、将来の株式リターンについての予測に言及する研究報告がある一方で、予測が困難であることに言及する研究報告もある。テキスト分析によってニュースのテキスト情報が良いことを述べているかあるいは悪いことを述べているかを表すテキストのトーンを計量し、個別銘柄の株式リターンに対する予測力の検証を行った。さらに、ニュース記事の本文とテキストの情報量の少ないニュース記事のヘッドラインとの両方を利用し、比較検証も併せて行った。

第5章は「ニュースを用いた CSR 活動が株価に与える影響の分析」であり、ニュースの中でも企業の社会的責任活動 (CSR) に焦点をあて、ニュースと株式価格との関連性を分析することで、これまで観察が困難であった CSR 活動の短期的な影響の分析を行った。分析の結果、CSR に関する良いニュースについて、ニュース配信日において、そのニュース記事と関連する企業の株価が統計的に有意にプラスになることが示された。一方で、CSR に関して良くないニュースについて、ニュース配信日と翌営業日において、そのニュース記事と関連する企業の株価が統計的に有意にマイナスになることが示された。さらに、CSR に関するニュース記事の内容によって、統計的に有意に株価に異なる影響を与えていることが示された。

最後にニュースのテキスト情報を用いた分析について、今後の課題を整理をする。一つ目は、一次情報の利用である。本研究では、二次情報であるニュースのテキスト情報を分析対象としたが、1.3.1 節にて取り上げた適時開示や有価証券報告書などの一次情報を併せて分析対象とすることで、より精緻な分析をできる可能性がある。二つ目は、より長期間の分析である。本研究は、2000 年以降のデータを用いた研究であるが、東京証券取引所における株式取引は 1949 年から行われており、投資家行動は時代と共に変化している可能性がある。株式の価格形成要因の変化に伴い、テキストデータから得られる情報が変化している可能性がある。三つ目は、日本証券市場以外の分析である。米国と日本では市場の特性が異なるように、他国ではテキストデータから獲得できる情報が異なる可能性がある。また、日本証券市場は世界の証券市場からの影響を受けている。他国も合わせた分析を行うことで、新たな知見が得られる可能性がある。そのためには、データの入手だけでなく、和文以外の自然言語処理技術が必要となる。四つ目は、日中におけるニュースと株式価格との関連性である。本研究では、主に日次単位での分析を行ったが、日中のデータを用いることによって、より精緻に分析できる可能性がある。とりわけ、2010 年 1 月に東証アローヘッドが稼働を始め、コロケーションを経由した高頻度取引 (High Frequency Trade) が台頭している。トレーダー業務の一部がアルゴリズムによる取引に代替されているように、人

間による取引以外も考慮した分析をする必要がある。五つ目は、株式以外の資産価格との関連性である。株式は企業にとって資金調達の一手段に過ぎず、また、資産運用も株式だけではない。社債や為替、金利、不動産、金や石油などのコモディティ商品などの資産価格は株式とは資産価格の決定要因が異なるため、ニュースとの関連性も異なる可能性がある。株式価格に焦点をあてた研究は多いが、他の金融資産は相対取引であるためデータの取得難易度が高く、また、他国のニュース記事も併せた分析の必要性などから先行研究が少ないのが現状である。六つ目は、最先端の自然言語処理技術の導入である。本論文でもディープラーニングによるアプローチを取り入れたように、自然言語処理技術の高度化に伴い、既存のアルゴリズムより精緻に分析できる可能性がある。これらについては、今後の課題としたい。

## 謝辞

本論文の作成あたり，多くの方々からご指導とご支援をいただきましたことに，この場をお借りして厚くお礼申し上げます．東京工業大学寺野隆雄教授には，研究指導から生活面まで多岐に渡って，博士後期課程の学生生活を支えていただきました．慶應義塾大学高橋大志教授には共同研究者として，データ提供，論文添削，学会発表への付き添い等多岐にわたり研究指導していただきました．東京工業大学新田克己教授，東京工業大学出口弘教授，東京工業大学高安美佐子准教授，東京工業大学高村大也准教授，東京工業大学小野功准教授には，論文審査を通じて，貴重なご助言をいただきました．また，学会発表や論文投稿を通じて，参加者や匿名のレフェリーから貴重なコメントを頂き，議論を深めることができたと思存じます．寺野研究室及び吉川研究室の皆様，産業技術総合研究所 人工知能研究センター Perception and Language Understanding Group の皆様，日本銀行 金融研究所の皆様との交流は，博士後期課程の学生生活をより豊かにさせて下さいました．最後に，両親には博士後期課程まで長期間に渡って，勉学及び研究活動に専念できる環境を支援して頂いたことに記した感謝したいと思います．今後も研究や仕事を通じて当分野の発展に寄与できるよう研鑽を続けていきたいと思存じます．

## 参考文献

- Allee, K. D. and M. D. Deangelis (2015) “The Structure of Voluntary Disclosure Narratives: Evidence from Tone Dispersion,” *Journal of Accounting Research*, Vol. 53, No. 2, pp. 241-274.
- Antweiler, W. and M. Z. Frank (2004) “Is All That Talk Just Noise? The Information Content of Internet Stock Message Boards,” *Journal of Finance*, Vol. 59, No. 3, pp. 1259-1294.
- Aupperle, K. E., A. B. Carroll, and J. D. Hatfield (1985) “An Empirical Examination of the Relationship between Corporate Social Responsibility and Profitability,” *Academy of Management Journal*, Vol. 28, No. 2, pp. 446-463.
- Becchetti, L., R. Ciciretti, and I. Hasan (2007) “Corporate Social Responsibility and Shareholder’s Value: An Event Study Analysis,” *FRB of Atlanta Working Paper*, Vol. 2007, No. 6.
- Berry, T. D. and K. M. Howe (1994) “Public Information Arrival,” *Journal of Finance*, Vol. 49, No. 4, pp. 1331-46.
- Bollen, J., H. Mao, and X-J. Zeng (2011) “Twitter Mood Predicts the Stock Market.,” *Journal of Computational Science*, Vol. 2, No. 1, pp. 1-8.
- Campbell, J., S. J. Grossman, and J. Wang (1993) “Trading Volume and Serial Correlation in Stock Returns,” *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 108, No. 4, pp. 905-939.
- Campbell, J. Y., A. W. Lo, and A. C. MacKinlay (1997) *The Econometrics of Financial Markets*: Princeton University Press.
- Chawla, N. V., K. W. Bowyer, L. O. Hall, and W. P. Kegelmeyer (2002) “SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique,” *Journal of Artificial Intelligence Research*, Vol. 16, pp. 321-357.

- Chen, H., P. De, Y. Hu, and B-H. Hwang (2014) "Wisdom of Crowds: The Value of Stock Opinions Transmitted Through Social Media," *Review of Financial Studies*, Vol. 27, No. 5, pp. 1367-1403.
- Cochran, P. L. and R. A. Wood (1984) "Corporate Social Responsibility and Financial Performance," *Academy of Management Journal*, Vol. 27, No. 1, pp. 42-56.
- Coval, J. D. (2001) "Is Sound Just Noise?" *Journal of Finance*, Vol. 56, No. 5, pp. 1887-1910.
- Curran, M. M. and D. Moran (2007) "Impact of the FTSE4Good Index on Firm Price: An Event Study," *Journal of Environmental Management*, Vol. 82, No. 4, pp. 529-537.
- Cutler, D. M., J. M. Poterba, and L. H. Summers (1989) "What Moves Stock Prices ?" *Journal of Portfolio Management*, Vol. 15, No. 3, pp. 4-12.
- De Long, J. B., A. Shleifer, L. H. Summers, and R. J. Waldmann (1990) "Noise Trader Risk in Financial Markets," *Journal of Political Economy*, Vol. 98, No. 4, pp. 703-38.
- Deng, X., J-K. Kang, and B. S. Low (2013) "Corporate social responsibility and stakeholder value maximization: Evidence from mergers," *Journal of Financial Economics*, Vol. 110, No. 1, pp. 87-109.
- Dougal, C., J. Engelberg, D. Garca, and C. A. Parsons (2012) "Journalists and the Stock Market," *Review of Financial Studies*, Vol. 25, No. 3, pp. 639-679.
- Engelberg, J., A. V. Reed, and M. C. Ringgenberg (2012) "How are shorts informed? Short sellers, news, and information processing," *Journal of Financial Economics*, Vol. 105, No. 2, pp. 260-278.
- Engle, R. and V. K. Ng (1993) "Measuring and Testing the Impact of News on Volatility," *Journal of Finance*, Vol. 48, No. 5, pp. 1749-78.
- Fama, E. (1970) "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work," *Journal of Finance*, Vol. 25, No. 2, pp. 383-417.
- Fama, E. and K. French (1992) "The Cross-Section of Expected Stock Returns," *Journal of Finance*, Vol. 47, No. 2, pp. 427-65.
- Fama, E. F. and K. R. French (1993) "Common Risk Factors in The Returns on Stock and Bonds," *Journal of Financial Economics*, Vol. 33, No. 1, pp. 3-56.

- Friedman, M. (1970) "The Social Responsibility of Business is to Increase its Profits," *The New York Times Magazine*, Vol. September 13.
- Froot, K. (1989) "Consistent Covariance Matrix Estimation with Cross-Sectional Dependence and Heteroskedasticity in Financial Data," *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 24, No. 03, pp. 333-355.
- Games, P. A. and J. F. Howell (1976) "Pairwise Multiple Comparison Procedures With Unequal N's and/or Variances: A Monte Carlo Study," *Journal of Educational Statistics*, Vol. 1, No. 2, pp. 113-125.
- Garca, Diego (2013) "Sentiment during Recessions," *Journal of Finance*, Vol. 68, No. 3, pp. 1267-1300.
- Gross, A. and G. S. Roberts (2011) "The Impact of Corporate Social Responsibility on the Cost of Bank Loans," *Journal of Environmental Management*, Vol. 35, No. 7, pp. 1794-1810.
- Healy, A. and A. W. Lo (2011) "Managing Real-Time Risks and Returns: The Thomson Reuters NewsScope Event Indices," in Mitra, G. and L. Mitra eds. *The Handbook of New Analytics in Finance*: John Wiley & Sons.
- Henry, A. (2008) "Are Investors Influenced by How Earnings Press Releases Are Written?" *Journal of Business Communication*, Vol. 45, No. 4, pp. 363-407.
- Heston, S. L. and N. R. Sinha (2016) "News versus Sentiment: Predicting Stock Returns from News Stories," Finance and Economics Discussion Series 2016-048, Board of Governors of the Federal Reserve System (U.S.).
- Hillman, A. J. and G. D. Keim (2001) "Shareholder Value, Stakeholder Management and Social Issues: What's the Bottom Line?" *Strategic Management Journal*, Vol. 22, No. 2, pp. 125-139.
- Hong, H. and M. Kacperczyk (2009) "The Price of Sin: The Effects of Social Norms on Markets," *Journal of Financial Economics*, Vol. 93, No. 1, pp. 15-36.
- Hsieh, C-C., K. W. Hui, and Y. Zhang (2016) "Analyst Report Readability and Stock Returns," *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 43, No. 1-2, pp. 98-130.

- Jegadeesh, N. and S. Titman (1993) “Returns to Buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency,” *Journal of Finance*, Vol. 48, No. 1, pp. 65-91.
- Jegadeesh, N. and D. Wu (2013) “Word Power: A New Approach for Content Analysis,” *Journal of Financial Economics*, Vol. 110, No. 3, pp. 712-729.
- Kearney, C. and S. Liu (2014) “Textual Sentiment in Finance : A Survey of Methods and Models,” *International Review of Financial Analysis*, Vol. 33, pp. 171-185.
- Kim, Y. (2014) “Convolutional Neural Networks for Sentence Classification,” in *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 1746-1751.
- Klassen, R. D. and C. P. Curtis P. McLaughlin (1996) “The Impact of Environmental Management on Firm Performance,” *Management Science*, Vol. 42, No. 8, pp. 1199-1214.
- Lavrenko, Y., M. Schmill, D. Lawrie, P. Ogilvie, D. Jensen, and J. Allan (2000) “Language Models for Financial News Recommendation,” in *Proceedings of The Ninth International Conference on Information and Knowledge Management*, pp. 389-396.
- Li, F. (2008) “Annual Report Readability, Current Earnings, and Earnings Persistence,” *Journal of Accounting and Economics*, Vol. 45, No. 2-3, pp. 221-247.
- (2010) “The Information Content of Forward-Looking Statements in Corporate Filings-A Nave Bayesian Machine Learning Approach,” *Journal of Accounting Research*, Vol. 48, No. 5, pp. 1049-1102.
- Loughran, T. and B. McDonald (2011) “When Is a Liability Not a Liability? Textual Analysis, Dictionaries, and 10-Ks,” *Journal of Finance*, Vol. 66, No. 1, pp. 35-65.
- (2013) “IPO First-day Returns, Offer Price Revisions, Volatility, and Form S-1 Language,” *Journal of Financial Economics*, Vol. 109, No. 2, pp. 307-326.
- (2014) “Measuring Readability in Financial Disclosures,” *Journal of Finance*, Vol. 69, No. 4, pp. 1643-1671.
- (2016) “Textual Analysis in Accounting and Finance: A Survey,” *Journal of Accounting Research*, Vol. 54, No. 4, pp. 1187-1230.

- Manning, C. D., M. Surdeanu, J. Bauer, J. Finkel, S. J. Bethard, and D. McClosky (2014) "The Stanford CoreNLP Natural Language Processing Toolkit," in *Association for Computational Linguistics (ACL) System Demonstrations*, pp. 55-60.
- Margolis, J. D. and J. P. Walsh (2001) *People and Profits? The Search for a Link between a Company's Social and Financial Performance*: NJ: Lawrence Erlbaum and Associates.
- McGuire, J. B., A. Sundgren, and T. Schneeweis (1988) "Corporate Social Responsibility and Firm Financial Performance," *Academy of Management Journal*, Vol. 31, No. 4, pp. 854-872.
- McWilliams, A. and D. Siegel (2000) "Corporate Social Responsibility and Financial Performance: Correlation or Misspecification?" *Strategic Management Journal*, Vol. 21, No. 5, pp. 603-609.
- Mittermayer, M-A. (2004) "Forecasting Intraday Stock Price Trends with Text Mining Techniques," in *Proceedings of the 37th Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, pp. 1-10.
- Porter, M. E. (2011) "Creating Shared Value," *Harvard Business Review*, Vol. January-February 2011, No. 89, pp. 62-77.
- Ramchander, S., R. G. Schwebach, and K. Staking (2012) "The Informational Relevance of Corporate Social Responsibility: Evidence from DS400 Index Reconstitutions," *Strategic Management Journal*, Vol. 33, No. 3, pp. 303-314.
- Roll, R. (1988) "R-Squared," *Journal of Finance*, Vol. 43, No. 2, pp. 541-566.
- Schuler, D. A. and M. Cording (2006) "A Corporate Social Performance-Corporate Financial Performance Behavioral Model for Consumers," *Academy of Management Review*, Vol. 31, No. 3, pp. 540-558.
- Schumaker, R. P. and H. Chen (2010) "A Discrete Stock Price Prediction Engine Based on Financial News," *Computer*, Vol. 43, No. 1, pp. 51-56.
- Smales, L. A. (2014) "News Sentiment in the Gold Futures Market," *Journal of Banking & Finance*, Vol. 49, pp. 275-286.

- Socher, R., C. C. Lin, C. Manning, and A. Y. Ng (2011) "Parsing Natural Scenes and Natural Language with Recursive Neural Networks," in *Proceedings of the 28th International Conference on Machine Learning*, pp. 129-136.
- Socher, R., A. Perelygin, J. Wu, J. Chuang, C. D. Manning, A. Ng, and C. Potts (2013) "Recursive Deep Models for Semantic Compositionality Over a Sentiment Treebank," in *Proceedings of the 2013 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 1631-1642.
- Sturdivant, F. D. and J. L. Ginter (1977) "Corporate Social Responsiveness: Management Attitudes and Economic Performance," *California Management Review*, Vol. 19, No. 3, pp. 30-39.
- Suto, M. and H. Takehara (2016) "The Link between Corporate Social Performance and Financial Performance: Empirical Evidence from Japanese Firms," *International Journal of Corporate Strategy and Social Responsibility*, Vol. 1, No. 1, pp. 4-25.
- 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.
- (2011) "All the News That's Fit to Reprint: Do Investors React to Stale Information?" *Review of Financial Studies*.
- Tetlock, P. C., M. Saar-Tsechansky, and S. Macskassy (2008) "More Than Words: Quantifying Language to Measure Firms' Fundamentals," *Journal of Finance*, Vol. 63, No. 3, pp. 1437-1467.
- Twedt, B. and L. Rees (2012) "Reading between the Lines: An Empirical Examination of Qualitative Attributes of Financial Analysts' Reports," *Journal of Accounting and Public Policy*, Vol. 31, No. 1, pp. 1-21.
- Ullmann, A. A. (1985) "Data in Search of a Theory: A Critical Examination of the Relationships among Social Performance, Social Disclosure, and Economic Performance of U. S. Firms," *Academy of Management Review*, Vol. 10, No. 3, pp. 540-557.
- Vance, S. C. (1975) "Are Socially Responsible Corporations Good Investment Risks?" *Management Review*, Vol. 64, No. 8, pp. 18-24.
- Waddock, S. A. and S. B. Graves (1997) "The Corporate Social Performance-Financial Performance Link," *Strategic Management Journal*, Vol. 18, No. 4, pp. 303-319.

- Webley, S. and E. More (2003) *Does Business Ethics Pay? Ethics and Financial Performance*: Institute of Business Ethics.
- White, Halbert (1980) “A Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity,” *Econometrica*, Vol. 48, No. 4, pp. 817-38.
- Zivin, J. G. and A. Small (2005) “A Modigliani-Miller Theory of Altruistic Corporate Social Responsibility,” *The B.E. Journal of Economic Analysis & Policy*, Vol. 5, No. 1.
- 石島博・數見拓朗・前田章 (2014) 「市場企業と情報市場センチメント・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 (学会特集号)」, 『経済政策ジャーナル』, 第11巻, 第2号, 7-10頁.
- 和泉潔・後藤卓・松井藤五郎 (2010) 「テキスト情報による金融市場変動の要因分析」, 『人工知能学会論文誌』, 第25巻, 第3号, 383-387頁.
- (2011) 「テキスト分析による金融取引の実評価」, 『人工知能学会論文誌』, 第26巻, 第2号, 313-317頁.
- 和泉潔・松井藤五郎 (2012) 「金融テキストマイニングの紹介」, 石田基広金明哲 (編) 『コーパスとテキストマイニング』, 共立出版.
- 太田亘・宇野淳・竹原均 (2011) 『株式市場の流動性と投資家行動：マーケット・マイクロストラクチャー理論と実証』, 中央経済社.
- 岡谷貴之 (2015) 『深層学習』, 機械学習プロフェッショナルシリーズ, 講談社.
- 岡田克彦・羽室行信 (2010) 「ファイナンス研究における新しいアプローチ—テキストマイニングを用いた投資家心理の数値化について」, 『ビジネス&アカウンティングレビュー』, 第6号, 31-44頁.
- (2011) 「相場の感情とその変動—自然言語処理で測定するマーケットセンチメントとボラティリティ (特集ボラティリティと証券投資)」, 『証券アナリストジャーナル』, 第49巻, 第8号, 37-48頁.
- 小川知也・渡部勇 (2001) 「株価データと新聞記事からのマイニング」, 第2001巻, 137-144頁.
- 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』, 第52巻, 第4号, 67-75頁.

- 加藤英明 (2003) 『行動ファイナンス：理論と実証』, 朝倉書店.
- 工藤秀明・佐野公紀 (2015) 「日本の株式市場における取引コストの実証分析」, 『証券アナリストジャーナル』, 第 53 巻, 第 8 号, 77-89 頁.
- 久保田敬一・竹原均 (2007) 「Fama-French ファクターモデルの有効性の再検証」, 『現代ファイナンス』, 第 22 巻, 3-23 頁.
- 小林孝雄・芹田敏夫 (2009) 『理論篇』, 新・証券投資論 / 日本証券アナリスト協会編, 第 1 号, 日本経済新聞出版社.
- 上瀧弘晃・高橋悟・高橋大志 (2009) 「クレジット市場におけるヘッドラインニュースの効果についての研究」, 『日本ファイナンス学会第 17 回大会予稿集』, 113-122 頁.
- 杉原慶彦 (2012) 「執行戦略と取引コストに関する研究の進展」, 『金融研究』, 第 31 巻, 第 1 号, 228-292 頁.
- 首藤恵・竹原均 (2008a) 「企業の社会的責任とコーポレートガバナンス (下): 非財務情報開示とステークホルダー・コミュニケーション」, 『証券経済研究』, 第 63 巻, 29-49 頁.
- (2008b) 「企業の社会的責任とコーポレートガバナンス (上): 非財務情報開示とステークホルダー・コミュニケーション」, 『証券経済研究』, 第 62 巻, 27-46 頁.
- 諏訪部貴嗣 (2015) 「データ革命と株式運用戦略 (特集ビッグデータと HFT)」, 『証券アナリストジャーナル』, 第 53 巻, 第 4 号, 6-17 頁.
- 高村大也・乾孝司・奥村学 (2006) 「スピンモデルによる単語の感情極性抽出」, 『情報処理学会論文誌』, 第 47 巻, 第 2 号, 627-637 頁.
- 高村大也・奥村学 (2010) 『言語処理のための機械学習入門』, 自然言語処理シリーズ, コロナ社.
- 張へい・松原茂樹 (2008) 「株価データに基づく新聞記事の評価」, 『第 22 回人工知能学会全国大会論文集』.
- 豊澄智己 (2007) 『戦略的環境経営: 環境と企業競争力の実証分析』, 中央経済社.
- 東山昌彦・乾健太郎・松本裕治 (2008) 「述語の選択選好性に着目した名詞評価極性の獲得」, 『言語処理学会第 14 回年次大会論文集』, 584-587 頁.
- 廣川敬真・吉田稔・山田剛一・増田英孝・中川裕志 (2010) 「業種別による新聞記事と株価動向の関係の解析」, 『言語処理学会第 16 回年次大会発表論文集』, 1070-1073 頁.

- 前川浩基・中原孝信・岡田克彦・羽室行信 (2013) 「大規模ニュース記事からの極性付き評価表現の抽出と株価収益率の予測 (特集: データ解析技術とその活用)」, 『オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学』, 第 58 巻, 第 5 号, 281-288 頁.
- 丸山健・梅原英一・諏訪博彦・太田敏澄 (2008) 「インターネット株式掲示板の投稿内容と株式指標の関係」, 『証券アナリストジャーナル』, 第 46 巻, 第 11・12 号, 110-127 頁.
- 山下泰央・上瀧弘晃・高橋大志 (2012) 「ヘッドラインニュースが債券市場に与える影響に関する分析」, 『計測自動制御学会論文集』, 第 48 巻, 第 11 号, 773-780 頁.
- 山本裕樹・松尾豊 (2016) 「景気ウォッチャー調査の深層学習を用いた金融レポートの指数化」, 『第 30 回人工知能学会全国大会論文集』.
- ビショップ, C. M. (2012) 『パターン認識と機械学習 下』, 丸善出版.