

Title	インフルエンサーが発信するツイート情報はニュース記事に対して優位性があるのか？
Sub Title	
Author	片山, 慎也(Katayama, Shin'ya) 高橋, 大志(Takahashi, Hiroshi)
Publisher	慶應義塾大学大学院経営管理研究科
Publication year	2019
Jtitle	
JaLC DOI	
Abstract	
Notes	修士学位論文. 2019年度経営学 第3546号
Genre	Thesis or Dissertation
URL	https://koara.lib.keio.ac.jp/xoonips/modules/xoonips/detail.php?koara_id=KO40003001-00002019-3546

慶應義塾大学学術情報リポジトリ(KOARA)に掲載されているコンテンツの著作権は、それぞれの著作者、学会または出版社/発行者に帰属し、その権利は著作権法によって保護されています。引用にあたっては、著作権法を遵守してご利用ください。

The copyrights of content available on the Keio Associated Repository of Academic resources (KOARA) belong to the respective authors, academic societies, or publishers/issuers, and these rights are protected by the Japanese Copyright Act. When quoting the content, please follow the Japanese copyright act.

慶應義塾大学大学院経営管理研究科修士課程

学位論文（ 2019 年度）

論文題名

インフルエンサーが発信するツイート情報はニュース記事
に対して優位性があるのか？

主 査	高橋 大志
副 査	小幡 績
副 査	山本 晶
副 査	

氏 名	片山 慎也
-----	-------

論文要旨

所属ゼミ	高橋 大志研究会	氏名	片山慎也
(論文題名) インフルエンサーが発信するツイート情報はニュース記事に対して優位性があるのか？			
(内容の要旨) 本研究の目的は、インフルエンサーの発信するツイート情報とニュース記事の関係性、およびそれぞれのテキスト情報と株価の関係性を明らかにすることである。そのためにいくつかの分析手法を使い考察を行った。 本研究を行うきっかけは、私の前勤務先である証券会社での経験にある。特段の新たな情報が無いにもかかわらず株式が動いていることが少なからずあり、その際に Twitter や株式掲示板の書き込み数が増えていることがあったため、SNS等に注目することで株価の動きを予想できるのではないかと考えた。 SNS が世の中に与える影響が拡大しており、特にインフルエンサーが人々に与える影響が増してきている。インターネット上のソーシャルメディア (SNS) の発展により、誰もが発信者になることができるようになり、従来とは比べものにならない速度で情報が伝達されるようになった。それに伴い情報の発信者として、他者の行動に影響を与えるインフルエンサーの重要度が高まっている。株式のインフルエンサーに着目した研究は多くなく、ツイート情報とニュースのテキスト情報との関連性について分析を行った研究も限定的だったため研究の意義があると考えた。 本研究ではまずインフルエンサーの特定を行った後に、共起ネットワーク分析、感情分析、個別銘柄を取り上げた分析を行った。インフルエンサーの特定に際して、ツイート (つぶやき) 情報に関しては Twitter が提供する API を活用し、計 242,067 件のツイート情報を取得した。ツイッターとニュースの比較において、ツイートに関しては、特定したインフルエンサー上位 10 人の中で、API 制限にかかわらず、情報が取得できる、全ツイートを分析対象とした。 ニュースに関しては、ロイターニュース 11 月分の全件を分析対象とした。ロイターニュースは、トムソンロイター社が提供するニュースであり、本分析では、日本証券市場に関する日本語のニュース記事のみを分析対象とする。マーケットデータに関しては株式価格ティックデータを使用した。 インフルエンサーの特定では、インフルエンサーを量と質の側面から定義した。量とは多数の相手に影響を及ぼすこと、質とはツイートを見た人の行動に影響を及ぼすこととする。今回は株式に関係するインフルエンサーを特定するため、株に関係がある単語を一定期間にツイートしたユーザーを抽出し、量と質の両側面からインフルエンサー指標を算出し、ランキング付けを行い、ランキング上位のユーザーを株式に関するインフルエンサーとした。 共起ネットワーク分析では、ツイッター・ニュースと語との共起関係、またツイッター、ニュースそれぞれの共起ネットワーク図より特徴語から関係性を考察した。 感情分析では日本語評価極性辞書を用いた感情分析と Google Cloud Natural Language API を用いた分析を行った。感情分析により算出したスコアを基に相関分析を行い、限定された一期間においてツイッターのつぶやきと株価に関係がある可能性が示唆されたが、全体を通して有意な相関を得ることはできなかった。 個別銘柄での検証においては、売買に関わるインフルエンサーのツイートと株式の出来高に関係がある可能性が示唆された。日経平均とツイッター、ニュースのスコアに相関は見られなかったが、個別銘柄に絞って感情分析を行うことで新たな示唆が得られる可能性があると考えている。 本研究では株式におけるインフルエンサーの特定手法の提示を行った。その上で感情分析においては、全体を通して有意な相関は得られなかったが、売買に関するツイートとニュースの比較にて、出来高が増えている銘柄をインフルエンサーが買い付けていることが分かった。 出来高が増えている銘柄に関して、大型株では決算情報や不正の情報などニュースに先行性がある場合が多いことが示唆された。			

目次

1.はじめに.....	2
2.関連研究.....	2
3.データ.....	3
4. インフルエンサーの特定	4
5. 共起ネットワークを用いた分析	6
5.1 分析手法.....	6
5.2 分析結果.....	7
6.感情分析による分析.....	10
6.1 日本語評価極性辞書に基づく感情極性値を用いた分析	10
6.1.1 形態素解析 MeCab.....	10
6.1.2 感情極性値の算出	10
6.2 Google Cloud Natural Language API を用いた分析	11
6.3 分析結果.....	13
6.3.1 相関分析による考察	13
6.3.2 ツイートとニュースの具体的比較.....	13
7.おわりに	19
参考文献	19
付録.....	21
謝辞.....	26

1.はじめに

SNS が世の中に与える影響が拡大しており、特にインフルエンサーが人々に与える影響が増してきている。インターネット上のソーシャルメディア (SNS) の発展により、誰もが発信者になることができるようになり、従来とは比べものにならない速度で情報が伝達されるようになった。それに伴い情報の発信者として、他者の行動に影響を与えるインフルエンサーの重要度が高まっている。これは購買の時のみならず震災時の情報の発信の際にも当てはまる[1]。

インターネットが発達し SNS が発展する以前、情報の発信媒体として大きな位置を占めていたのは、新聞やテレビに代表されるマスメディアであった。しかし今では、レストランを探すときに食べログの星の数を参考にしたり[2]、ホテルを予約する際にトリップアドバイザーを参考にしたりする人が多い。口コミを参考にする際には、誰のどの書き込みでもいいというわけではなく、評価の高いインフルエンサーの書き込みを参考にすることが推定される。インフルエンサーとは影響力の大きい人のことを示す。

人々の購買行動も百貨店のような実店舗から、アマゾンや楽天のようなオンラインショッピングサイトに移ってきている[3]。卸売業者や小売店舗を仲介せず、商品を直接消費者へ販売する Direct to Consumer (Dtc) というビジネスモデルも一般的になりつつある。

モバイルで簡単に投資ができる環境が整い[4]、金融市場においても、インフルエンサーの役割が強くなっていることが推定される。Twitter のテキストデータから、ダウ平均の予測をする研究があるが[5]、本研究では、日本の株式市場のインフルエンサーの特定を行う。

SNS (ソーシャルネットワークサービス) には Twitter のほかに、Facebook や Instagram などがあるが、本研究では、Twitter のテキストデータを使用する。Twitter とは米 Twitter 社が運営されるソーシャルメディアサービスで、140 文字以内の短文を投稿でき、これを ツイートと呼ぶ。それぞれの文章は Web 上に公開され、誰でも見ることが可能である[6]。

その上で従来の研究では限定的であったインフルエンサーのツイート情報とニュースのテキスト情報との関連性について分析を行う。

2.関連研究

山本・片平[7]では、インフルエンサー度を発信者からのクチコミの受け手の購買行動への影響の深さ(影響の質)とクチコミ発信者自身のネットワーク規模(影響の量)から構成されると定義し、測定を試みた。分析の結果、インターネット上で情報源として頼りにされ、積極的に消費体験を共有する「バーチャル・オピニオン・リーダー」のクチコミは、そのクチコミの場がインターネット上か否かに関係なく、クチコミ受信者の AIDEES[8]に深く影響を及ぼすことを示している。AIDEES とは、注意(Attention)、関心(Interest)、欲求(Desire)、体験・経験(Experience)、熱中・心酔(Enthusiasm)の頭文字からとった広告の効果階層モデルのことである。

そして、クチコミ情報源として認識していないにもかかわらず消費体験の満足・不満足を発信

する人々は、クチコミを積極的に発信するものの、クチコミ受信者の AIDEES には負の影響を与えることが明らかになったとしている。

松村・山本[9]では、シャンプー T に関するブログ記事に影響伝播モデル(IDM)を適用し、他者の関心を集める話題を発信するインフルエンサーや、消費者インサイトを反映した語の発見を試みた。IDM による分析の結果、IDM が製品に興味を持つブロガーやブログ記事を発見できることや、IDM による消費者セグメンテーションが顧客や潜在顧客の行動傾向を明らかにすること、さらに IDM によって得られる話題伝播ネットワーク図が消費者インサイトを可視することを示した。これらの分析により、IDM がマーケティングにおける意志決定に有効に活用できることを示した。

佐藤・大原・豊田[10]では 日経平均株価の騰落予測を対象とした評価実験において無作為に抽出したユーザーのツイートを用いるよりも、経済関連ニュースに対する興味度が高いと推定したユーザーのツイートを用いる方が、正答率が向上することを確認したとしている。佐藤らは、投稿されたツイートに対する感情極性値を利用した株価騰落予測モデルを構築する際に、対象ツイートを無作為に選定するのではなく、経済関連ニュースに興味をもっていると推測されるユーザーが投稿したものに限定している。ユーザーの経済関連ニュースに対する興味度は、経済関連ニュースから事前に特徴語を抽出し、その特徴語を含むツイートの投稿頻度により定義している。

Bollen ら[11]では、ポジネガを判断する OpinionFinder と、6 種類の感情因子に分解する Google-Profile of Mood States(GPOMS)で Twitter 上の感情の解析を行っている。ダウ平均と相関を取る事により、高い精度で日ごとの変動を予想出来る事が分かったとしている。

Zhang ら[12]では、twitter の特定の感情が高まる時株価(ダウ)は次の日に下がり、反対に人々が特定の感情を減らすとき、株価(ダウ)は上がるとしている。したがって、あらゆる種類の感情的な爆発を Twitter でチェックするだけで、翌日の株価の変動を予測することができるとしている。

五島・高橋・寺野 2015[13]では、機械学習によるニュース記事の評価を通して、将来の株価予測ができる可能性を見出している。また、ニュースのテキスト情報の極性(ポジティブ・ネガティブ)の推測について、SVR と同様に、Deep Learning が有効であることを示した。

3. データ

インフルエンサーの特定に際して、ツイート(つぶやき)情報に関しては Twitter が提供する API を活用し、計 242,067 件のツイート情報を取得した。Twitter とニュースの比較において、ツイートに関しては、特定したインフルエンサー上位 10 人の中で、API制限にかかわらず、情報が取得できる、全ツイートを分析対象とした。

ニュースに関しては、ロイターニュース 11 月分の全件を分析対象とした。ロイターニュースは、トムソンロイター社が提供するニュースであり、日本証券市場に関する日本語のニュース記事のみを分析対象とする。マーケットデータに関しては株式価格ティックデータを使用する。

4. インフルエンサーの特定

本研究ではインフルエンサーの特定を行った後に、インフルエンサーのツイートとニュースのテキスト情報の比較を行う。

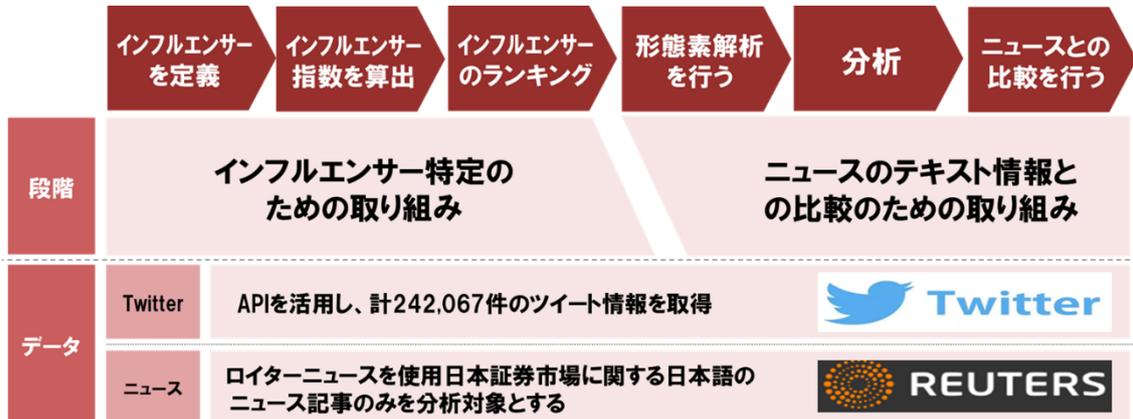


図 4.1 研究の流れ

本研究では、インフルエンサーを量と質の側面から定義することとした。量とは多数の相手に影響を及ぼすこと、質とはツイートを見た人の行動に影響を及ぼすこととする。つまりインフルエンサーを量×質にて特定する。

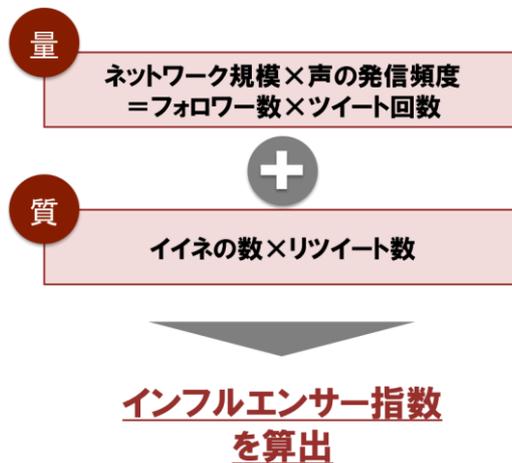


図 4.2 インフルエンサー指数算出の流れ

量(多数の相手に影響を及ぼすこと)はネットワーク規模×声の発信頻度で表すことができ Twitter では、フォロワー数×ツイート回数であると考えられる[14]。

質(ツイートを見た人の行動に影響を及ぼすこと)は、ツイートを見た人が、影響を受け実際に株式に投資をした等の消費力を表すものだが、ここではイイネの数×リツイート数を代理変数として測定を行う。ツイートを見過ごすことなく、イイネを押す、リツイートをするという行動を取った受

信者はそのツイートより何かしらの影響を受けたと考えることができるためである。

今回は株式に関するインフルエンサーを特定する。そのため株、投資、金融、為替、経済、トレーダー、相場の7つのキーワードを含んだツイートをキーワード当たり50,000件、または1週間に50,000件のツイートが無かった場合は1週間の全ツイートのいずれかで取得した。抽出したツイートは計242,067件である。インフルエンサーを特定するために、上記のツイートデータと合致した人でフォロワー1,000人以上のユーザーを、株に興味がある(影響がある)インフルエンサーの候補者とする。

量の側面からインフルエンサーを特定するため、インフルエンサー候補者のツイート数、フォロワー数、フォロー数を、TwitterのAPIを用いて取得した。この時フォロワー数がフォロワー数を上回る使用者は除外した。フォロー数がフォロワー数を上回る場合、自分からフォローをすることでフォロバ(フォローを返すこと)をもらいフォロワー数を増やしていることが考えられ、今回の研究の目的とそぐわないためである。ツイート数、フォロワー数、フォロー数から指標を算出し、それを合算して導き出した指標を量指標とする。

次に質の側面からインフルエンサーを特定するためインフルエンサー候補者の最新のツイート3,200件を取得。リツイート等の不要なツイートを除いたうえでそれぞれ直近のツイートから1,000件におけるイネの数、リツイートの数をそれぞれ取得した。イネの数、リツイート数を合算して算出した指標を質指標とする。導き出した量指標、質指標より、インフルエンサー指標を算出し、ランキング付けを行い、ランキング上位のユーザーを株式に関するインフルエンサーとした。

$$\text{インフルエンサー指数} = \left(\frac{a_k}{\sum_{k=1}^{58} a_k} \right) + \left(\frac{b_k}{\sum_{k=1}^{58} b_k} \right) + \left(\frac{c_k}{\sum_{k=1}^{58} c_k} \right) + \left(\frac{d_k}{\sum_{k=1}^{58} d_k} \right)$$

表 4.1 インフルエンサー指数によるランキング

名前	ツイート数	ツイフォ	フォフォ	フォフォ	フォフォ	量 (量)	量指標 (量指標)	いいねの数	リツイート	質 (いいリツ)	質指標	インフルエンサー指数			
インフルエンサー1	9319	0	5	408810	0.1	1 ###	11	0.062097	5	984741	105155 ###	0.4	0.2	0.512685	0.318440113
インフルエンサー2	3516	0	180	332804	0.1	2 ###	26	0.049148	8	263856	94528 ###	0.1	0.2	0.204833	0.151564291
インフルエンサー3	315447	0.1	###	47610	0	19 ###	3	0.115707	3	65391	37861 ###	0	0.1	0.065439	0.148426157
インフルエンサー4	332859	0.1	779	102184	0	9 ###	1	0.129575	1	14118	3819 ###	0	0	0.0097	0.134425403
インフルエンサー5	319734	0.1	###	58800	0	16 ###	2	0.118798	2	3661	1975 ###	0	0	0.003517	0.120555885
インフルエンサー6	196429	0.1	69	44468	0	22 ###	5	0.074185	4	7451	3668 ###	0	0	0.0068	0.07758508
インフルエンサー7	98345	0	###	121628	0	6 ###	4	0.051454	7	71091	9939 ###	0	0	0.039399	0.071153066
インフルエンサー8	12828	0	191	65673	0	13 ###	34	0.013885	36	101447	55023 ###	0	0.1	0.097745	0.062758171
インフルエンサー9	17348	0	899	116067	0	7 ###	19	0.022704	21	144848	13783 ###	0.1	0	0.073699	0.05955328
インフルエンサー10	153243	0.1	###	37299	0	33 ###	9	0.058251	6	552	62 ###	0	0	0.00029	0.058396054
インフルエンサー11	74548	0	696	46441	0	20 ###	14	0.032413	15	45281	14963 ###	0	0	0.033872	0.04934863
インフルエンサー12	39772	0	735	167674	0	4 ###	6	0.037874	13	38152	5971 ###	0	0	0.021792	0.048770177

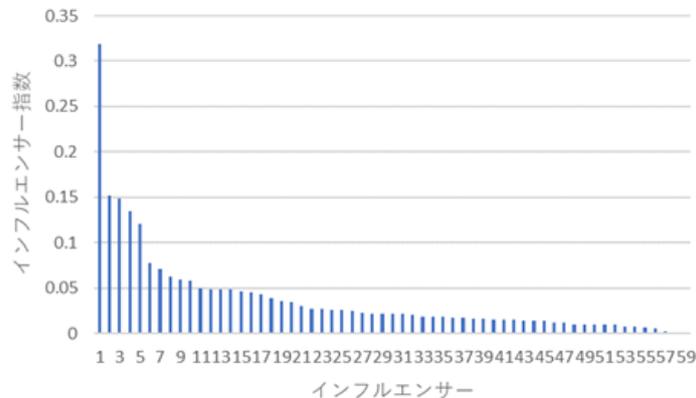


図 4.3 インフルエンサー指数とインフルエンサー

図 4.3 は、各投稿者とインフルエンサー指数を示したもので、横軸はインフルエンサーで、縦軸は算出したインフルエンサー指数である。インフルエンサー指数に関して、ツイート数とイネの数には相関はないことが明らかになった。一方フォロワー数とイネの数リツイート数には強い相関がみられた。

5. 共起ネットワークを用いた分析

5.1 分析手法

まず共起ネットワークを使った分析を行う。共起ネットワークとは、出現パターンの似通った語、共起の程度が強い語を線で結んだネットワークとして描くことができる。

語と語のネットワークを描く際には、Fruchterman, T. M. J., and E. M. Reingold[15]の方法を、語と変数・見出しネットワークを描く際には、Kamada, T., and S. Kawai[16]の方法を用いている。多次元尺度構成法とは異なり、単に語がお互い近くに布置されているというだけでは、それらの語の間に強い共起関係があることを意味しないが、語と語が線で結ばれているので、多次元尺度構成法よりも、解釈しやすい場合があるとしている[17]。

共起ネットワークを用いた分析には KH Coder を使用した。KH Coder とは、テキスト型(文章型)データを統計的に分析するためのフリーソフトウェアであり、アンケートの自由記述・インタビュー記録・新聞記事など、さまざまな社会調査データを分析することができる。

共起ネットワーク図では Twitter、ニュースにおいて頻出する語句と何に関連付けて伝えられているかを表している。強い共起関係ほど太い線で表示され、語の出現数に応じてそれぞれの語(node)を表す円のサイズが変化し、出現数の多い語ほど大きい円が描かれる。図の色については、「サブグラフ検出」により、比較的強くお互いに結びついている部分を自動的に検出してグループ分けを行っている。

サブグラフ検出にはいくつかの手法があるが、モジュラリティによる分析が一般的である。

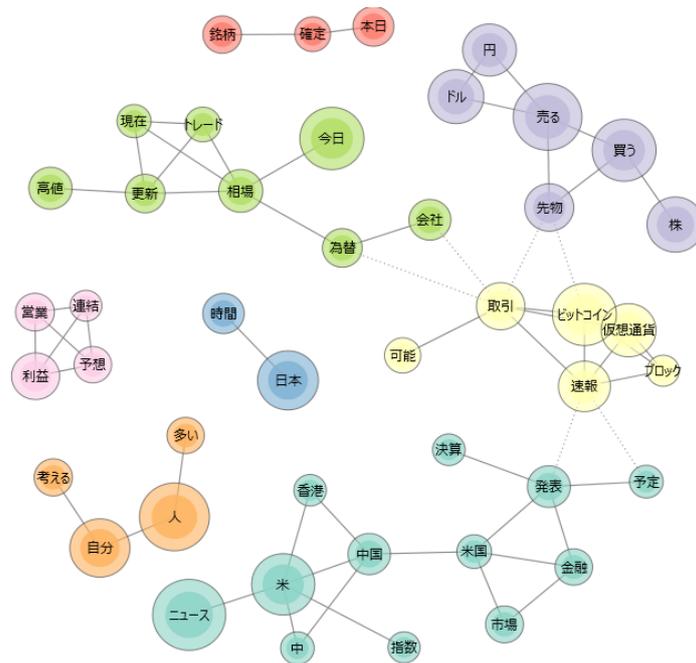


図 5.2 Twitter の共起ネットワーク

Twitter の共起ネットワーク図では、「買う」「売る」が目立つ。売り買いに関する言葉が多いのは Twitter の特徴で、「21340 ぐらいで日経先物売ってみた」のように使われる。Twitter ではニュースと異なり、個人の行動に関する文章が多いことの表れだろう。

「自分」というワードが多いのは、自分の意見を述べている場合が多いためである。「人」は「昨日買った人」のように使われている。「買う」「売る」と同様に主観的な内容が多いのは Twitter の特徴であるといえるだろう。

「ニュース」や「速報」といったツイートが多いのも特徴である。これはニュース情報をそのまま速報としてツイートしている人がいるためである。今回特定をしたインフルエンサーの中には個人投資家として資産を築き上げ実績を残しているため多くのフォロワーやいいねを獲得している人が多いが、中にはニュース等の客観的情報をツイートしている人もいる。SNS の特徴である拡散の機能を裏付けるものであるといえる。

「本日」と「確定」の単語につながりがあることが図から読み取れるが、これは個人投資家が比較的短期的売買つまり、投資ではなく投機的な売買を行っている人が多いのではないかと考えることができる。

「仮想通貨」「ビットコイン」の円のサイズが大きくなっていることは、今回特定したインフルエンサーに仮想通貨取引を行っている。または仮想通貨の動きに注目している人が一定数いるためである。「仮想通貨が下がったほうが株式市場にはいいのだろうか、上がったほうがいいのだろうか」のように株式市場と仮想通貨の関係性について考えて株式取引をしている人もいるし、ツイートを見ると著名な株式投資家の中には株式投資と合わせて仮想通貨の売買を行っている人もいた。ただ今回特定したインフルエンサーの中には、仮想通貨主体で取引を行っている人

もいた。これは今回インフルエンサーを特定する際に「株、投資、金融、為替、経済、トレーダー、相場」の7つのキーワードを含んだツイートを一定期間にしていた人という基準を設けていたためである。

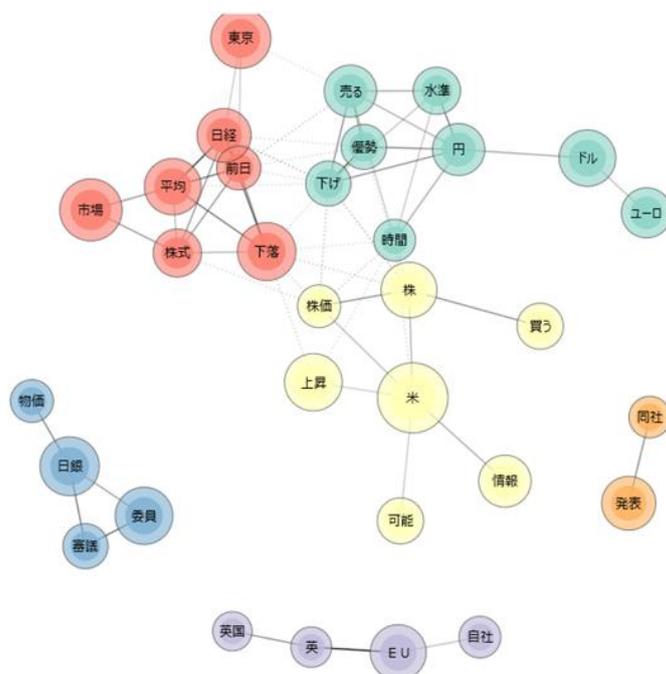


図 5.3 ニュースの共起ネットワーク

ニュースの共起ネットワーク図を見てみると、「米」「東京」「EU」など国や地域に関する言葉が多くみられる。「米国株、ダウ平均反発し 311ドル高、米中対立への過度な懸念後退」のように株価の情報や政治ニュースに使われることが多い。日本株を中心に売買をしている個人投資家のツイートは日本国内の話題になりがちではあるが、ニュースがグローバルな情報を発信していることの表れだろう。

「日銀」「発表」のように決算や政策に関する言葉も多い。これもニュースの特性を表す言葉であろう。時期にもよるが決算発表の時期になるとロイターニュースをでは、決算に関する情報が非常に多くなる。

語と語のつながりに注目して見てみると、「前日」「下落」をつなぐ線が太いことから、共起関係が強いことが分かる。これは「前日の米ダウが大幅に下落した」というようなニュース記事が多いためである。「日経」「平均」「下落」にも強い繋がりが見られるがこれに関しても同様のことが言える。ロイターニュースを見ると、米国のダウや日経平均の上昇、下落のニュースは寄り前、前引け後、引け後などのタイミングに繰り返し発信されることも多いため特徴語として抽出され強い共起が現れたと考えられる。

6.感情分析による分析

Twitter とニュースの関係を明らかにするために感情分析を行った。日本語評価極性辞書を用いた感情分析と Google Cloud Natural Language API を用いた分析を行う。

6.1 日本語評価極性辞書に基づく感情極性値を用いた分析

分析の流れ

1. 収集したデータのクレンジング
2. テキストマイニングを行い、形態素解析を実施
3. Twitter、ニュースそれぞれの感情極性値を算出
4. Twitter、ニュースの感情極性値と株価を比較

6.1.1 形態素解析 MeCab

形態素解析とは、ひとつの文章を形態素と呼ばれる言語で意味を持つ最小単位に分割し、分割した形態素の品詞情報などを取り出す処理のことを指す自然言語処理の技術のひとつである。[19]本研究では、MeCab を用いて形態素解析を行った。MeCab は京都大学情報学研究所 日本電信電話株式会社コミュニケーション科学基礎研究所 共同研究ユニットプロジェクトを通じて開発されたオープンソース形態素解析エンジンである[20]。「過去最大の買いポジなので NY このまま無限上げでいいよ」というツイートを形態素解析した例が図 6.1 である。

過去	カコ	過去	名詞-副詞可能		
最大	サイダイ		最大 名詞-一般		
の	ノ	の	助詞-連体化		
買い	カイ	買う	動詞-自立	五段・ワ行促音便	連用形
ポジ	ポジ	ポジ	名詞-一般		
な	ナ	だ	助動詞 特殊・ダ	体言接続	
ので	ノデ	ので	助詞-接続助詞		
NY	NY	NY	名詞-固有名詞-組織		
この	コノ	この	連体詞		
まま	ママ	まま	名詞-非自立-副詞可能		
無限	ムゲン	無限	名詞-一般		
上げ	アゲ	上げ	名詞-一般		
で	デ	だ	助動詞 特殊・ダ	連用形	
いい	イイ	いい	形容詞-非自立	形容詞・イイ	基本形
よ	ヨ	よ	助詞-終助詞		

図 6.1 MeCab を使った形態素解析

6.1.2 感情極性値の算出

感情極性値を算出するにあたっては、単語ごとにポジティブかネガティブかを判断する必要がある。その辞書に本研究では日本語評価極性辞書を用いる。これは用言を中心に収集した評価表現約 5 千件のリスト(小林の評価値表現辞書)を一部改編し、人手で評価極性情報を付

与したデータである[21]。

感情極性値のスコアの値は[-1, 1]でプラス値が大きいほどポジティブ、マイナス値が大きいほどネガティブとなる。用言ごとにポジティブ、ネガティブの判別を、日本語評価極性辞書を用いて行い、辞書に合致する用言に 1 あるいは-1 の極性値が加えられる。感情極性値に関しては以下の式にて算出を行う。

$$\text{感情極性値} = \frac{\text{感情値の総和}}{\text{用言数}}$$

スコア算出の例:

「重視すべきリスクを**しっかり**みていく、物価 2%**目標****実現**へ**適切**に金融政策を運営」

score: 0.6 positive: しっかり, 目標, 実現, 適切 negative: リスク

上記の例では「リスク」がネガティブで-1、「しっかり」「目標」「実現」「適切」がポジティブでそれぞれ+1 となり、感情値の総和は 3 となる。一致した用言数が 5 のため文章のスコアは 0.6 となる文章ごとに算出した感情極性値をもとに日ベースのスコアを Twitter、ニュースそれぞれに求めグラフにしたのが下記の図である。

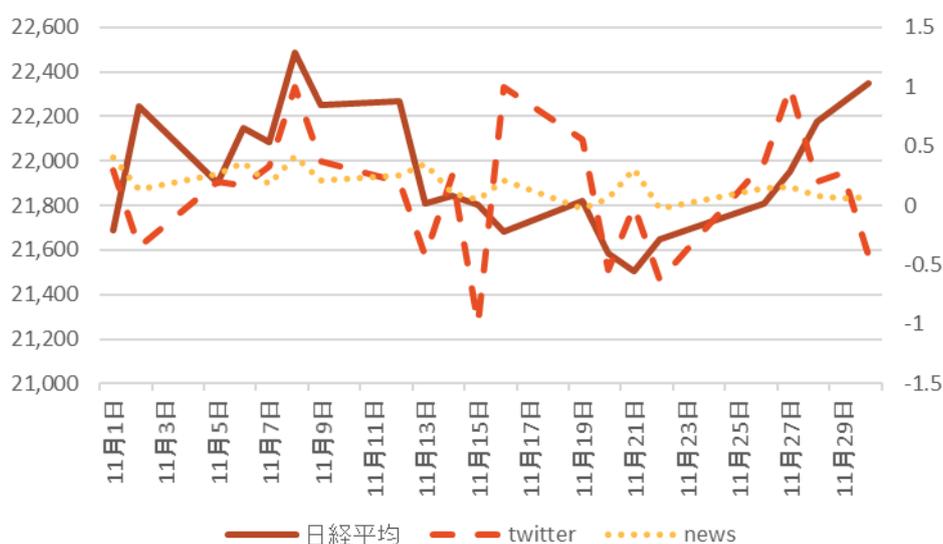


図 6.2 日本語評価極性辞書に基づく感情極性値と日経平均の時系列チャート

6.2 Google Cloud Natural Language API を用いた分析

Google Cloud Natural Language API とは、強力な事前トレーニング済みモデルにより、感情分析、エンティティ分析、エンティティ感情分析、コンテンツ分類、構文分析などの自然言語理解の機能を活用できる。事前トレーニングされた何千もの分類を使用し、テキストの構造と意味をすばやく明らかにできる API である。本研究では Google Cloud Natural Language API を用

いて感情分析を行う。

感情分析は、指定されたテキストを調べて、そのテキストの背景にある感情的な考え方を分析する。具体的には、執筆者の考え方がポジティブか、ネガティブか、ニュートラルかを判断する。

Natural Language API の感情分析では、ドキュメント内のポジティブな感情とネガティブな感情の違いを示すが、具体的なポジティブな感情とネガティブな感情を特定するものではない。たとえば、「怒っている(angry)」と「悲しい(sad)」は両方ともネガティブな感情とみなされる。

ドキュメントの感情分析の score は、ドキュメントの全体的な感情を示す。Score は -1.0(ネガティブ)~1.0(ポジティブ)のスコアで感情が表される。ドキュメントの感情分析の magnitude は、そのドキュメントに感情的な内容がどのくらい含まれているかを示す。指定したテキストの全体的な感情の強度(ポジティブとネガティブの両方)が 0.0~+inf の値で示される。score と違って magnitude は正規化されていないため、テキスト内で感情(ポジティブとネガティブの両方)が表現されるたびにテキストの magnitude の値が増加する[22]。

```
総合magnitude: 3
総合score: 0.3
-14%くらい喰らってたKYBさんがついに含み益にしみじみ。 magnitude: 0.3 , score: 0.3
今日も頑張るっペー。 magnitude: 0.8 , score: 0.8
千代健449円寄りでストップ安って。 magnitude: 0.1 , score: -0.1
マネックスつええ押し目買い直したいけど落ちない。 magnitude: 0.1 , score: -0.1
先物なんだこれええええええええええ。 magnitude: 0.9 , score: 0.9
うむむ相場のわりに内容は微妙だった来週またがんばる本日確定は+146。 magnitude: 0.5 , score: 0.5
```

図 6.3 Google Cloud Natural Language API を用いたスコア算出の例

Google Cloud Natural Language API の感情分析機能を Python で呼び出し、出力したものが図 6.3 である。入力したテキスト全体の総合 magnitude と score、一文ごとの magnitude と score が算出されるが、本研究では一文ごとの score を用いる。その日に発信された全ツイート、全ニュース記事に対して各文章の score を足し合わせた平均をそれぞれ算出し、その日のツイート指数、ニュース指数とする。

Google Cloud Natural Language API を用いた研究はいくつかある。江島、熊谷、村上(2019)では、Twitter の投稿履歴から Google Cloud Natural Language API の感情分析を用いて、ユーザーの過去の感情の数値化を行うことで自己理解を支援するシステムを開発したとしている[23]。

田原、池田、松本、帆足(2018)では、ユーザーの発話と SNS 上の投稿を用いたシステムの応答の内容の極性(Positive・Negative・Neutral)を考慮したシステムを提案し、既存手法と比較をして、より共感度の会話が実現できることを確認したとしている[24]。



図 6.4 Google Cloud Natural Language API によるスコアと日経平均の時系列チャート

図 6.4 のチャートを見ると、11 月前半は Twitter と日経平均が近い動きをしていることが分かるが全体としては、異なった動きをしていることが見て取れる。また Twitter とニュースの動きを見ると、Twitter の方が大きな動きをしており、ニュースに関しては動きが少ない。これは当然ではあるが、Twitter の方が感情的な文章が多く、ニュースは感情を多く含まない客観的な情報が多いことが要因であるといえる。

6.3 分析結果

6.3.1 相関分析による考察

相関分析に関して、日経平均株価と Google Cloud Natural Language API による Twitter とニュースのスコアの相関は、それぞれ 0.070, 0.193 であった。11 月前半と後半に分け短期間で相関を見ると、11 月前半の日経平均と Twitter の相関係数が 0.807 と強い相関が得られたが、前日比、売買高においては有意な結果は得られなかった。相関係数の詳細は付録 1 に記載した。

6.3.2 ツイートとニュースの具体的比較

上記期間の「売った」「買った」等の売買に関するツイートに着目をし、ニュースとの関係を目視した。売買に関するツイートは 36 件ありその中の 3 銘柄に注目してみた。

例 1) マネックスグループ (8698)

マネックスグループは、ネット証券の大手で東証 1 部に上場をしている。インフルエンサーのツイートを見ると、11 月 1 日にマネックスの株を買ったというつぶやきがある。この前後のニュース及び株価との関係を分析する。

表 6.1 インフルエンサーのツイート(マネックス)

2018/11/1 9:55	マネックスをスカシつつスイングぎみに 10 万株だけ買って放置プレイ、出来高がそんなにないのでもうスカは止めたからやることなくなくなった感じ
2018/11/1 10:37	席に戻ってきたらいい感じに上がってるなあ、ほんとは 20 万株買いたかったけど、それだと逆指値が突き抜けるから放置できないんだなあ、株は資金増えるとどんどんやりにくくなる
2018/11/1 12:38	10%近く上がって 1 日で思ってたところまでいってくれた、ありがたやありがたや～、
2018/11/1 15:06	11月1日 今日はマネックスを、頭からしっぽまで取れて満足、本日確定は+459
2018/11/2 13:08	マネックスつええ押し目買い直したいけど落ちない

表 6.1 はマネックス株に関するインフルエンサーのツイートである。ツイートの真意はあるが、インフルエンサーのツイートより、11/1 にマネックス株を 10 万株買ったことが読み取れる。11/1 に 4 件、11/2 に 1 件マネックスに関するツイートがあることからこの 2 日間にマネックス株を積極的に売買していたと考えられる。

表 6.2 ロイターニュース(マネックス)

2018.10.29 02:40:02	マネックスG<8698.T>：18年9月中間期連結、当期利益 17.45 億円、前年比 13.4%減
2018.10.29 02:40:02	マネックスG<8698.T>：18年9月中間期連結、税引き前利益 18.3 億円、前年比 39.2%減
2018.10.29 03:03:28	〔東京 29日 ロイター〕 マネックスグループ<8698.T>が 29日に発表した決算資料によると、傘下の仮想通貨取引所コインチェックの 2018年4-9月期の税引前損益は 8億4700万円の損失だった。
2018.10.29 03:37:55	ホットストック：マネックスGが後場一段安、コインチェックの 9 月中間期業績で失望売り
2018.10.30 03:56:42	ホットストック：マネックスG急伸、コインチェックが新規口座の開設再開
2018.10.30 05:57:28	コインチェック、新規口座開設や一部仮想通貨の入金・購入を再開

2018.11.12 08:19:58	[東京 12日 ロイター] コインチェックはマネックスグループ<8698.T>の傘下で 経営体制の立て直しを進めるとともに、順次サービスを再開している。
------------------------	---

表 6.2 はマネックスに関するロイターニュースである。株価速報等のニュースを除くと、11 月にマネックスのニュースは 1 件のみであった。しかしインフルエンサーのツイートがあったのが月初の 11 月 1 日だったため、その前月のニュースも分析をすると、前日、前々日にマネックスに関するニュースが複数件確認された。これは 29 日に決算発表があったことが大きい要因である。この時の決算は前年比で下落をしていること、コインチェックに関する話題が多いことが分かる。

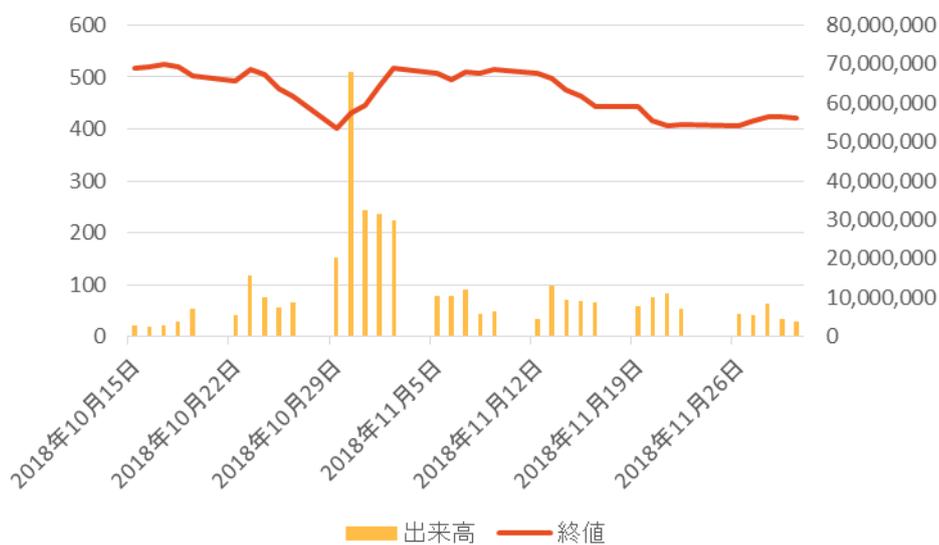


図 6.5 マネックス株価チャート(2018/10/15-2018/11/30)

図 6.5 は 10/15 から 11 月末までのマネックスの株価チャートである。ニュースが増えた 10 月末にかけ株価が下がり、その後出来高を伴って株価が元に戻ったのが分かる。

Twitter とニュースの関係を見ると、注目すべきなのは決算情報が出た後に、銘柄の買い付けを行っている点である。「スキヤ」と「スイング」という単語ツイートにある。スキヤとはスキャルピングの略で、少ない利幅を狙って、短時間で売買を何度も繰り返すデイトレードの手法である。全体相場の動向に比較的左右されにくい特徴がある。スイングとはスイングトレードのことで、数日から数ヶ月程度のトレンドを狙う売買手法である。このことから決算情報等何かしらのニュースがあり、出来高が上がる銘柄に注目をして短期的な売買を行っていることが推測される。

例 2) KYB (7242)

KYB の株に注目してみる。KYB は油圧機器大手の東証 1 部上場企業で、2015 年にカヤバ工業株式会社から KYB 株式会社に変更した。表 6.3 から KYB に関しては 11/2 に、含み益が出たとのツイートがあったため、そのツイートを行ったインフルエンサーのツイートに絞り、

買い時期の特定を行った。すると前月の 10/19 に買い付けを行ったと考えられるツイートを特定できた。ツイートにある「買い下がり」とは株価が下がるにつれて買い増していくことを意味する。前述したマネックス株とは異なりツイートからは長期保有目的での買い付けであることが読み取れるため分析を行う。

表 6.3 インフルエンサーのツイート(KYB)

2018/10/19 5:50	KYBは配当狙い超長期で5000万まで買い下がる予定だったけど半分以上で終了しちゃったのかな。夢の不労所得行きへ。
2018/10/31 6:25	お、今月買った超長期群、住友商事、伊藤忠、KYB、JR東、みらいの5つトータルで含み益になってる〜まあ当然売らないから意味ないっちゃないんだけど(´ω´)
2018/11/2 9:26	-14%くらい喰らってたKYBさんがついに含み益に・・しみじみ・
2018/11/2 13:30	KYBさんwww

表 6.4 は、KYBの 10 月から 11 月の見出しをまとめたものである。全文は付録 1 参照。10/16 に検査不正のニュースがあり、それ以降不正のニュース及び中間決算の報道が多く発信されている。個別銘柄に関するニュースとしては、この時期のKYBに関するニュース量は非常に多いといえる。ニュースを要因にボラティリティも大きくなっている。

表 6.4 ロイターニュース(KYB)

2018.10.16T04:58:36	ホットストック：KYBが大幅安、建築用製品の検査不正発覚を嫌気
2018.10.17T00:40:18	ホットストック：KYBがストップ安気配、免震装置の不正発覚で投げ
2018.10.19T01:53:15	ホットストック：KYBがプラス転換、短期筋の売買で荒い動き
2018.10.19T07:39:24	BRIEF-KYB、検査不適切物件に財務省本庁舎・中央合同庁舎1・3・4号館など
2018.11.05T00:40:22	中間決算が最終赤字100億円と一部報道、KYB「おおむね報道のとおり」
2018.11.05T00:56:01	KYBが大幅高、9月中間期業績の観測報道をポジティブ視
2018.11.06T07:00:04	KYB<7242.T>：18年9月中間期連結、当期赤字転落119.72億円前年72.39億円の黒字)、19年3月期予想23億円の赤字
2018.11.08T23:00:01	〔11月ロイター企業調査〕KYBデータ改ざん、日本企業全体のイメージ悪化に
2018.11.16T00:03:53	KYB、オイルダンパー問題で追加の調査・確認事項が判明
2018.11.16T00:38:50	KYBは大幅続落、新たな不適切行為の疑いで

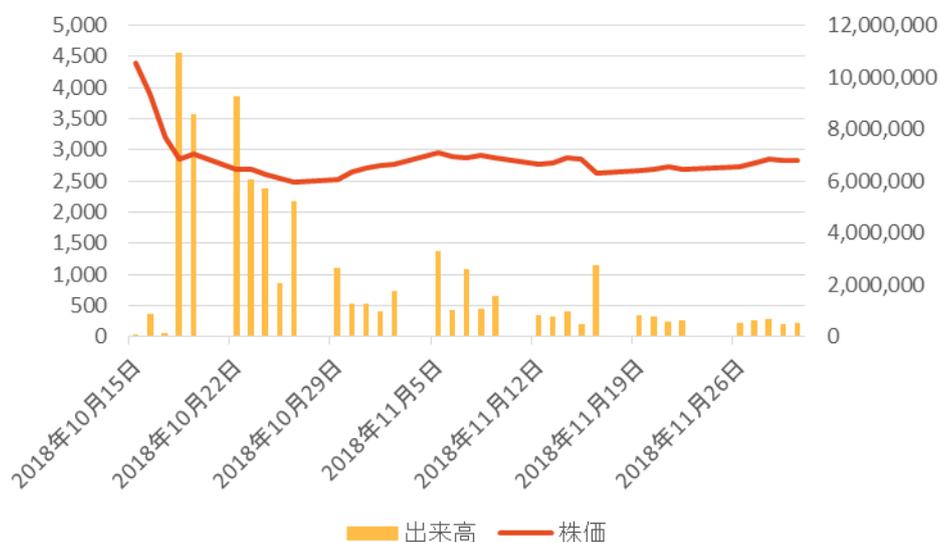


図 6.6 KYB 株価チャート(2018/10/15-2018/11/30)

図 6.6 は 10/15 から 11 月末までの KYB の株価チャートである。検査不正のニュースが出た 10/16 から株価が大きく下がっているのが分かる。また出来高も増えているのが分かる。インフルエンサーの買い付けのツイートがあったのが 10/19 なので、短期的には出来高を伴った値動きを狙った売買、長期的には下がったところを買いに行くいわゆる逆張りであると考えられる。

例 3) エクストリーム

エクストリームは、ゲーム開発業者への技術者派遣や受託開発及び自社でのゲーム開発を行っている企業である。東証マザーズに上場している。先に比較を行った 2 銘柄が東証 1 部の大型株なのに対しエクストリームは東証マザーズの小型株の為異なる示唆が得られるのではないかと考えたためである。

表 6.5 インフルエンサーのツイート(エクストリーム)

2018/11/9 12:33	俺もチャットしてるけど、普通に昨日エクストリーム買って持ち越してるよw
2018/11/10 13:26	11月9日 そういえば書いてなかった、金曜日はエクス長期分以外を後場売り上げのレポートが IR からの返信で～みたいなのを Twitter で見てストップ安に向けて投げあとは千代健とか、確定は+2495

表 6.5 はインフルエンサーのエクストリームに関するツイートである。11/9 の書き込みより 11/8 にエクストリーム株の買い付けを行ったことが分かる。

表 6.6 ロイターニュース(エクストリーム)

2018.10.12T08:46:42	<株式分割>エクストリーム<6033.T>は、10月31日現在の株主に対して、11月1日付で、1対2の株式分割を実施すると発表した
2018.10.15T06:09:03	[東京 15日 ロイター] <15:04> 新興株市場は軟調、個人の物色意欲続かず 新興株市場で日経ジャスダック平均、東証マザーズ指数はいずれも反落した。個別銘柄では、チームスピリット<4397.T>、UUUM<3990.T>、エクストリーム<6033.T>、テリロジ<3356.T>などが大幅続伸
2018.11.05T062559	[東京 5日 ロイター] 新興株市場はしっかり、マザーズ1超す上昇 新興株式市場は日経ジャスダック平均が小幅続伸。個別銘柄ではブロードバンドセキュリティ 4398.T、エクストリーム 6033.T が急伸。メルカリ 4385.T がしっかり。

ニュースに関しては大型株と異なり、11月中のニュースは11/5の1件しかなく、10月を含めても情報の中身があるニュースは3件しかなかった。インフルエンサーが買い付けを行ったとされる11/9前後にニュース情報は確認できなかった。エクストリームだけではなく、ロイターニュースにおいて小型株の個別銘柄に関するニュースは通常月1、2件である。

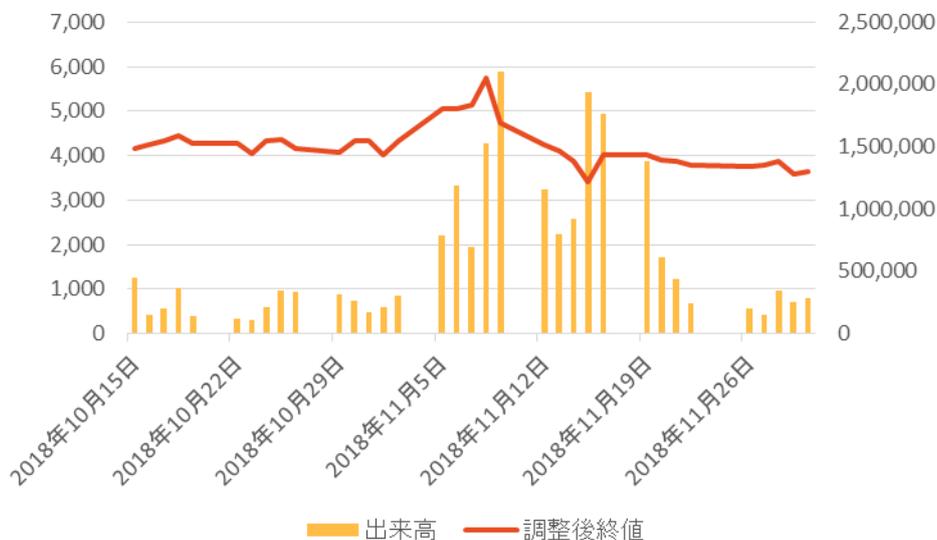


図 6.5 エクストリーム株価チャート(2018/10/15-2018/11/30)

図 6.5 のチャートは、2018/10/29 に株式分割を行ったため調整後株価を用いている。チャートを見ると、ニュースはなかったがインフルエンサーが買い付けを行ったと思われる11/8にエクストリーム株の出来高が伸びているのが分かる。前述した「スキャ」や「スイング」の手法を用いる際には出来高が重要になってくるため、インフルエンサーも出来高に注目をして売買を行ったのではないかと考えられる。

マネックス、KYB、エクストリームの3銘柄からの考察をすると、大型株に関しては決算や不

祥事などのニュースが発表された後にインフルエンサーが買い付けしており、小型株に関してはニュースとは無関係に買い付けをしていることが分かる。共通していることは、出来高が増えている銘柄にインフルエンサーが着目していることである。これは今回特定したインフルエンサーが個人投資家としては比較的大口で運用をしており、板が厚く出来高が増えている銘柄で売買をしていることが要因であると推測できる。また前述のとおり短期での売買が中心のため出来高が増えボラティリティの大きい銘柄に着目し、利益を出していることが要因だろう。

7.おわりに

インフルエンサーが発信するツイートとニュースの関係、およびツイートと株価の関係を明らかにするべく複数の分析を行った。

インフルエンサーの特定に関しては、量と質の両面から株のインフルエンサーの特定を行った。インフルエンサーと無作為に抽出したユーザーの比較は今後の課題である。

感情分析において限定された一期間において Twitter のつぶやきと株価に関係がある可能性が示唆されたが、全体を通して有意な相関をできなかった。データ量を増やすとともに、精度を高めるために金融辞書の活用、スコア算出にLSTM[25]を用いる等の方法が考えられる。

売買に関するツイートとニュースの比較を行うと、出来高が増えている銘柄をインフルエンサーが買い付けていることが分かった。出来高が増えている銘柄に関して、大型株では決算情報や不正の情報などニュースに先行性がある場合が多いことが示唆された。日経平均と Twitter、ニュースのスコアに相関は見られなかったが、個別銘柄に絞って感情分析を行うことで新たな示唆が得られる可能性がある。ただ現在は有料会員限定のオンラインサロンなどでインフルエンサーが情報を発信している例があり、重要な情報はツイートしないことがある。情報のハブを明らかにし、インフルエンサーが発信する情報とニュースのどちらに先行性があるかを明らかにするには Twitter 以外の媒体にも着目する必要があるだろう。

参考文献

- [1] 喜連川 優: ビッグデータの潮流とデータエコシステム, 情報管理, Vol.55, No.10, PP.705-711, (2012)

- [2] 広田 すみれ,高橋 聖奈:レストランクチコミサイトにおける評価の数や質と意思決定の関係, 東京都市大学横浜キャンパス情報メディアジャーナル, Vol.15, PP32-36, (2014)
- [3] 塚田 朋: Amazon.com のアパレル販売とわが国百貨店, 東洋大学大学院紀要, Vol.53, pp.183-209, (2016)
- [4] 淵田 康之: フィンテックの意義と日本の課題, 資本市場, No.367, pp. 4-13, (2016)
- [5] Johan Bollen, Huina Mao, Xiao Jun Zeng: Twitter mood predicts the stock market, Journal of Computational Science, Vol.2, No.1, pp.1-8, (2011)
- [6] 狩野 達哉,柏熊 宏幸,佐瀬 圭祐,山口 崇志,河野 義広,マッキン ケネスジェームス: ソーシャルメディアにおける感情極性を用いた文章の適性判定,日本知能情報ファジィ学会 ファジィ システム シンポジウム講演論文集 Vol.28(0), pp719-722, (2012)
- [7] 山本 晶,片平 秀貴: インフルエンサーの発見とクチコミの効果—AIDEES モデルの実証分析,マーケティング・ジャーナル, Vol.28, No.1,pp.4-18, (2008)
- [8] 片平 秀貴: 消費者行動モデルは AIDMA(アイドマ)から AIDEES(愛で〜す)の時代へ,日経 BP LAP, No.18, (2006)
- [9] 松村 真宏,山本 晶: ブログ空間におけるインフルエンサーおよび消費者インサイトの発見,季刊マーケティングジャーナル,Vol.30,No.3,pp.82-94,(2011)
- [10] 佐藤 大吾, 大原 剛三, 豊田 哲也: 経済情報に関心をもつ SNS ユーザーの投稿内容に基づく株価騰落予測モデルの構築 , SIG-KBS ,Vol. B5, No.01, pp. 1-5, (2016)
- [11] J. Bollen, H. Mao, and X. Zeng : “Twitter mood predicts the stock market”, J. Comput.Sci., Vol. 2, No. 1, pp. 1-8, (2011)
- [12] Zhang, X., Fuehres, H., and Gloor, P : Predicting Stock Market Indicators Through Twitter “I hope it is not as bad as I fear”, Procedia-Social and Behavioral Sciences, Vol.26, pp.55-62 ,(2011)
- [13] 五島 圭一,高橋 大志,寺野 隆雄: ニュースのテキスト情報から株価を予測する,人工知能学会全国大会論文集,Vol.29, pp.1-3, (2015)
- [14] 山本 晶: キーパーソン・マーケティングなぜあの人のクチコミは影響力があるのか,東洋経済新報社 (2014)
- [15] Fruchterman, T. M. J., and E. M. Reingold: “Graph drawing by force-directed placement”, Software - Practice and Experience,Vol.21,pp1129-1164,(1991)
- [16] Kamada, T., and S. Kawai: “An algorithm for drawing general undirected graphs”, Information Processing Letters 31,pp.7-15, (1989)
- [17] 樋口 耕一: 社会調査のための計量テキスト分析 内容分析の継承と発展を目指して』,ナカニシヤ出版 (2014)
- [18] 田中 京子: KH Coder と R を用いたネットワーク分析. 久留米大学コンピュータジャーナル,Vol.28, pp37-52, (2014)
- [19] 佐藤 謙太・小高 知宏・黒岩 丈介・白井 治彦: ネガポジ解析による Web データと株価変動の相関関係評価,福井大学大学院工学研究科研究報告,62・63, pp75-86,(2015)

- [20] 「MeCab (和布蕪)とは」[<https://taku910.github.io/mecab/>](最終検索日:2020/1/1)
- [21] 小林 のぞみ・乾 健太郎・松本 裕治・立石 健二・福島 俊一: 意見抽出のための評価表現の収集. 自然言語処理, Vol.12, No.3, pp.203-222, (2005)
- [22] Google Cloud ホームページ「Natural Language API の基本」[<https://cloud.google.com/natural-language/docs/basics?hl=ja#sentiment-analysis-values>](最終検索日:2020/1/1)
- [23] 江島 直也・熊谷 直人・村上 晴美: Twitter を用いた自己理解支援システムの開発,第 81 回全国大会講演論文集,2019(1),pp397-398, (2019)
- [24] 田原 俊一・池田 和史・松本 一則・帆足 啓一郎: ウェブニュース関連ツイートの極性に着目した共感対話システムの提案と評価,第 80 回全国大会講演論文集,2018(1), pp29-30,(2018)
- [25] Hochreiter,Jürgen Schmidhuber: Long Short-Term Memory, Neural Computation,Vol.9, No.8,pp.1735-1780,(1997)

付録

付録 1.表 相関分析

相関 (11/1~11/30)							
		日経平均	株価前日比	株価前日比%	日経売買高	Twitter	News
日経平均	Pearson の相関係数	1	0.491	0.497	0.204	0.070	0.193
	有意確率 (両側)		0.024	0.022	0.375	0.764	0.401
	度数	21	21	21	21	21	21
株価前日比	Pearson の相関係数	0.491	1	0.999	-0.060	0.287	0.007
	有意確率 (両側)	0.024		0.000	0.795	0.208	0.975
	度数	21	21	21	21	21	21
株価前日比%	Pearson の相関係数	0.497	0.999	1	-0.053	0.277	0.015
	有意確率 (両側)	0.022	0.000		0.818	0.224	0.947
	度数	21	21	21	21	21	21
日経売買高	Pearson の相関係数	0.204	-0.060	-0.053	1	0.087	0.191
	有意確率 (両側)	0.375	0.795	0.818		0.708	0.406
	度数	21	21	21	21	21	21
Twitter	Pearson の相関係数	0.070	0.287	0.277	0.087	1	0.063
	有意確率 (両側)	0.764	0.208	0.224	0.708		0.785
	度数	21	21	21	21	21	21
News	Pearson の相関係数	0.193	0.007	0.015	0.191	0.063	1
	有意確率 (両側)	0.401	0.975	0.947	0.406	0.785	
	度数	21	21	21	21	21	21

相関 (11/1~11/14)				
		日経平均前半	Twitter前半	News前半
日経平均前半	Pearson の相関係数	1	0.807	0.154
	有意確率 (両側)		0.005	0.670
	度数	10	10	10
Twitter前半	Pearson の相関係数	0.807	1	0.186
	有意確率 (両側)	0.005		0.607
	度数	10	10	10
News前半	Pearson の相関係数	0.154	0.186	1
	有意確率 (両側)	0.670	0.607	
	度数	10	10	10

相関 (11/15~11/30)				
		日経平均後半	Twitter後半	News後半
日経平均後半	Pearson の相関係数	1	-0.307	-0.298
	有意確率 (両側)		0.359	0.373
	度数	11	11	11
Twitter後半	Pearson の相関係数	-0.307	1	0.092
	有意確率 (両側)	0.359		0.788
	度数	11	11	11
News後半	Pearson の相関係数	-0.298	0.092	1
	有意確率 (両側)	0.373	0.788	
	度数	11	11	11

付録 2. 売買に関するツイート

2018/11/1 9:55	マネックスをスクヤしつつスイングぎみに 10 万株だけ買って放置プレイ、出来高がそんなにないのもうスクヤは止めたからやることなくなった感じ
2018/11/1 10:37	席に戻ってきたらいい感じに上がってるなあ、ほんとは 20 万株買いたかったけど、それだと逆指値が突き抜けるから放置できないんだなあ、株は資金増えるとどんどんやりにくくなる
2018/11/1 12:38	10%近く上がって1日で思ったとこまでいってくれた、ありがたやありがたや〜、
2018/11/1 15:06	11月1日 今日はマネックスを、頭からしっぽまで取れて満足、本日確定は+459
2018/11/2 9:26	-1.4%くらい喰らってた KYB さんがついに含み益にしみじみ
2018/11/2 10:20	千代健 449 円寄りでストップ安って
2018/11/2 13:08	マネックスつええ押し目買い直したいけど落ちない
2018/11/2 13:30	KYB さん
2018/11/5 9:25	この動きは決算漏れてるとかなんだらうか
2018/11/5 10:04	金曜売った携帯会社買戻し、、、
2018/11/5 13:19	ガンホーやりすぎだろ
2018/11/6	11月6日 持ち株達は順調、一つ損切りで一つ利確、デイトレは負け+_本日確定は+

15:05	460
2018/11/7 15:03	11月7日 デイは DENA とサンバイオを、引き続き超集中しての日々、本日確定は+465
2018/11/7 15:07	コロプラこれは息できてないな
2018/11/9 9:20	メルカリつよいいい
2018/11/9 12:33	俺もチャットしてるけど、普通に昨日エクストリーム買って持ち越してるよw
2018/11/10 13:26	11月9日 そういえば書いてなかった、金曜日はエクス長期分以外を後場売り上げのレポートが IR からの返信で~みたいなのを Twitter で見てストップ安に向けて投げあとは千代健とか、確定は+2495
2018/11/13 11:07	今のところ朝一売りポジだけ決済、買いポジオールホールドがうまいこといってる、
2018/11/13 17:03	11月13日 売りポジ利確と一つ損失確定クロス、本日確定は-95
2018/11/13 17:09	持っていない銘柄で決算が気になるのはリミックス、あの日もう3ヵ月持つか投げるかを迷ったのの答え合わせ、
2018/11/14 14:42	いきなり50%オフのやつ50万株2円抜きできた PC 前いててよかた、
2018/11/14 14:59	11月14日 防御ポジコツコツスキャモードに、守り固めて小さくコツコツ本来のスタイル、本日確定は+222
2018/11/14 15:54	ライザップ見たことないレベルのやつきてる
2018/11/14 19:24	ソフトバンクの IPO は全ての証券会社から営業電話がくるな、
2018/11/15 14:47	11月15日 本日確定-73
2018/11/16 14:59	11月16日 ほぼ見てるだけというか見ても無かった、決済無しで終わりかと思いきやなんかラスト吹いたのの指値が当たって一部利確に、本日確定は+349
2018/11/19 13:43	10時に起きた、買いも売りも指値してた分だけ、地合いがいいようで買いの指値は刺さらず売りは一部約定していた、本日確定は+234万
2018/11/19 17:46	日産 PTS はまだわずか-2%とか、これが大企業のいいところよ、新興企業とかだと社長逮捕かとか出たらストップ安まっしぐらだよ、
2018/11/19 23:57	あ、明日も昼前に起きればいっか~とか思ってたけど、そうか日産のスキャがあるか起きなきゃだ

2018/11/20 10:00	ストップ安って705円なのに市場関係者のレベル s:t.co2ZpgFBRm3L
2018/11/20 11:36	発動して再び買って売ってしてたら前場終わった 19100 株だけ残ってるけど日産はほぼノーポジの気持ち、
2018/11/21 11:01	11月21日 予想はしてたけどやっぱりすぐ値動き減、日産をスキャ、本日+125万でした再び待ちの姿勢に入ります～
2018/11/21 12:49	日産2日連続の上髭か
2018/11/27 11:32	やわらか銀行買ってみた
2018/11/29 13:19	時価総額大きすぎて全然見てなかったけど、ファミマってなんで連日こんな動いてんの？
2018/11/29 14:26	11月29日 ファミマが動いてたからちょっとスキャしてみた、昨日含み益没収されたやつを再び買い直してみたら今のところ昨日よりちょっと含み益が増えている状態に、まあ薄いやつだからそんな買えないのでどうなってもそんな派手な結果にはならないけど、これはそのまま持ち越しで本日確定は+33

謝辞

本修士論文を執筆するにあたり、多くの方々からご指導、ご助言をいただき、この場を借りて御礼申し上げます。

ご指導を頂いた主査の高橋大志先生、副査の小幡績先生、山本晶先生及び高橋研究室の菅さん、M40の皆様に厚く御礼申し上げ、感謝の意を表します。