

投資初心者の行動モデルに基づく ファンダメンタル分析支援システムの提案

岩崎 有基[†] 松下 光範[†]

[†] 関西大学大学院総合情報学研究科 〒569-1095 大阪府高槻市霊山寺町 2-1-1

E-mail: †{k732146,t080164}@kansai-u.ac.jp

あらまし 本研究の目的は株取引における投資初心者のファンダメンタル分析を支援するシステムを提案することである。株取引において投資家はニュース記事や株価をはじめとした企業情報を用いてファンダメンタル分析を行う。投資経験者は自身の経験や知識を用いてこの分析を行うが、投資の経験や知識が少ない投資初心者が経験者同様に効果的かつ的確に経済の動向を把握するのは困難である。著者らはこれまでに投資経験者と投資初心者のファンダメンタル分析における行動観察を行った。この観察結果から投資経験者と投資初心者の行動モデルを作成し、これらと比較することでファンダメンタル分析において想定される行動モデルを構築した。本稿ではこのモデルに基づき、株取引におけるファンダメンタル分析支援システムを提案する。

キーワード インタフェース 投資支援 ニュース記事分析

1 はじめに

投資の1つとして広く知られているのは株取引である。株取引ではニュース記事や企業の業績を基にミクロ・マクロな経済分析から、自身の購入したい銘柄を選択する。株の価格は需要と供給により変動し、株の総数より投資家の購入したい需要が高い場合は株価が上昇する。一方で、株の総数より投資家の需要が低い場合は株価が下落する(図1)。そのため、投資家はニュース記事や企業の業績から需要と供給のバランスを見積もることで、株価の値下がりによるリスクや倒産によるリスクを軽減する。このようなニュース記事や企業情報から分析する方法をファンダメンタル分析と呼ぶ。

ファンダメンタル分析の際には株価や業績などの企業情報やニュース記事をはじめとした時事情報を横断的に分析する。投資経験者はこのような情報をミクロ・マクロな経済知識を用いて俯瞰的に把握し、俯瞰的に把握した内容を根拠としてリスクを軽減すると共に今後成長する企業を選択し投資を行う。しかし、投資初心者は企業情報やニュース記事を俯瞰的に把握することができないため、俯瞰的に把握した内容を根拠とすることが難しい。それにより、投資初心者は成長する企業の銘柄の選択を誤ってしまい、株取引において失敗してしまう。

このような問題点を踏まえ、投資初心者が今後成長する企業をニュース記事や企業情報に基づいて選択できるようにすることで、投資初心者が俯瞰的に情報の把握と今後成長する企業を見積もることができる。そこで、著者らはこれまでに投資家のファンダメンタル分析における行動モデルを観察し、想定される投資家の行動モデルの構築を行ってきた[1]。本研究ではこの行動モデルを基に株取引におけるファンダメンタル分析支援システムを提案する。本稿ではその端緒として、ニュース記事の探索可能なシステムの提案を行う。

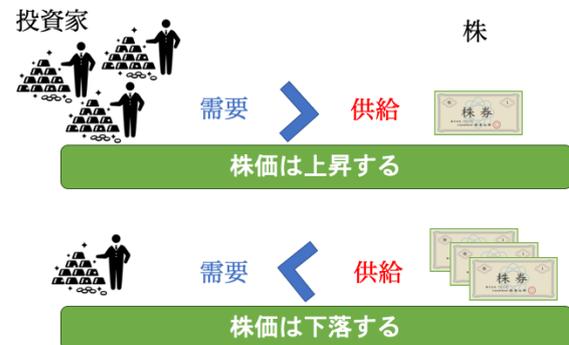


図1 株式における需要と供給の関係

2 ファンダメンタル分析における行動モデルの観察

本章では、著者らの先行研究である投資家のファンダメンタル分析における行動モデルの観察と、想定される投資家の行動モデル[1]について述べる。

2.1 行動モデルの観察

株式や外国為替取引などの金融資産への投資において、リスク管理のために投資家はニュース記事や株価から意思決定を行う。岩崎らによると、投資家は投資行動を通して同様な状況を繰り返し経験することで習熟していく[2]。そこで、投資経験者と投資初心者のファンダメンタル分析を比較し、それぞれのファンダメンタル分析における行動モデルを観察した。

実験においてニュース記事の分野と粒度、情報アクセスの順序、その他のリソースへのアクセスの有無の3つの観点から観察を行った。

ニュース記事の分野と粒度

株の銘柄選定において、投資家はニュース記事と企業情報の分

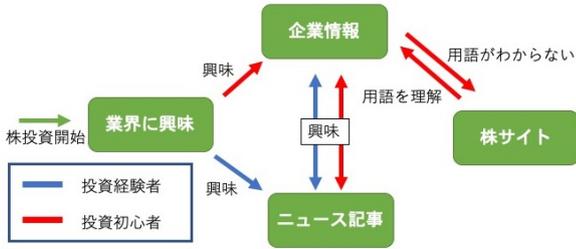


図 2 投資経験の有無による行動モデルの違い (文献 [1] から図引用)

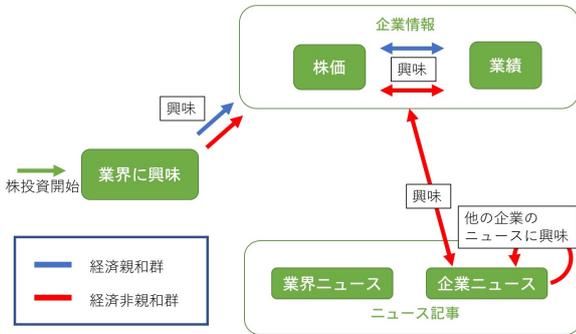


図 3 経済親和による行動モデルの違い (文献 [1] から図引用)

析を行う。ニュース記事には様々な分野や粒度がある。分野とは自動車業界について、IT 業界についてなどの経済カテゴリの中で焦点が当てられている業界のことをいう。また、粒度はあるニュース記事が分野全体の話をしているのか、それともある特定の分野中の企業について述べられているニュース記事なのかのことである。これらを観察することで、投資家の興味がどのように移り変わるのかを把握することができると思われる。

情報アクセスの順序

投資家はニュース記事から企業情報、企業情報からニュース記事などある特定の情報からその他の情報に興味を移すことで様々な種類の情報を横断的に分析すると考えられる。そこで、この情報アクセスの順序を観察することで、ニュース記事というテキスト情報や株価や業績などの統計情報といった異なる性質を持つ情報の分析において投資家の興味の移り変わりを把握することができる。

その他のリソースへのアクセス

本観察において実験者は実験協力者に対して Yahoo!ニュースと日経経済新聞社の Web サイトの提示を行う。投資初心者が銘柄選定において求めている情報と投資経験者が分析に使用している情報ソースを明らかにするために、前述したリソース以外にアクセスした Web サイトを観察する。

2.2 想定される行動モデル

実験結果から投資経験の有無による行動モデルの違いと経済ニュースの閲覧の有無による行動モデルの違いについて考察した。投資経験の有無による思考モデルの違いを図 2 に示す。投資未経験者は株価を参照する際にその見方がわからなかったり、株の用語 (株価収益率、配当利回り金など) を理解するために検索を行っていた。これらの株価収益率や配当利回りなどは購入したい銘柄を決めるための一つの指針である。しかし、投資経

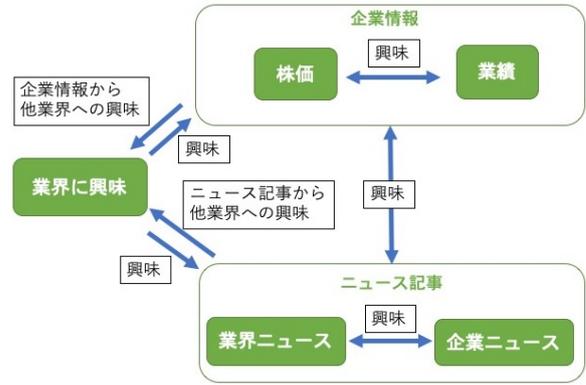


図 4 想定される行動モデル (文献 [1] から図引用)

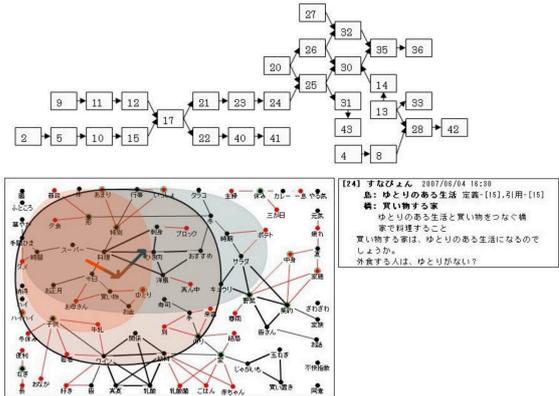


図 5 キーグラフ上への話題推移の可視化 (文献 [3] から図引用)

験がない群ではこれらを絶対の指標と捉え、購入する銘柄を決めている実験協力者もいた。このことから投資初心者に対する情報提示として、株の専門的な知識を省略した上で、マクロやミクロな経済情報を考慮して企業を選択できるように促す必要がある。

また、経済ニュースを閲覧している実験協力者 (経済親和群) と経済ニュースを閲覧していない実験協力者 (経済非親和群) の思考モデルを図 3 に示す。経済親和群では自身の興味のある業界の場合、業界全体の動向もしくはニュース記事全体を閲覧する行為が見られなかった。経済親和群は普段から経済ニュースを閲覧しているため、興味のある業界では全体の動向やそれぞれの企業の動向を把握している。そこで、その業界のニュース記事ではなく、企業の業績や株価をより多く閲覧している傾向が見られた。一方で経済非親和群では、まずその業界がわからない実験協力者や、ある特定の企業が販売しているものや得意としている分野を把握できていない実験協力者がいた。加えて、業界全体の動向を把握している実験協力者は 1 人のみであった。投資家は株の銘柄を選定していく上で、その業界について動向を把握し、その業界に属している企業の動向からその企業が成長するか見積もる。しかし、経済ニュース記事は情報量が膨大で、情報間の関係性が複雑 [4] ため投資初心者がこれを行うのは難しい。このことから、経済非親和群に対しては業界全体のニュース記事とその業界に属している企業のニュース記事の間で興味が推移していくような仕組みを作る必要があ

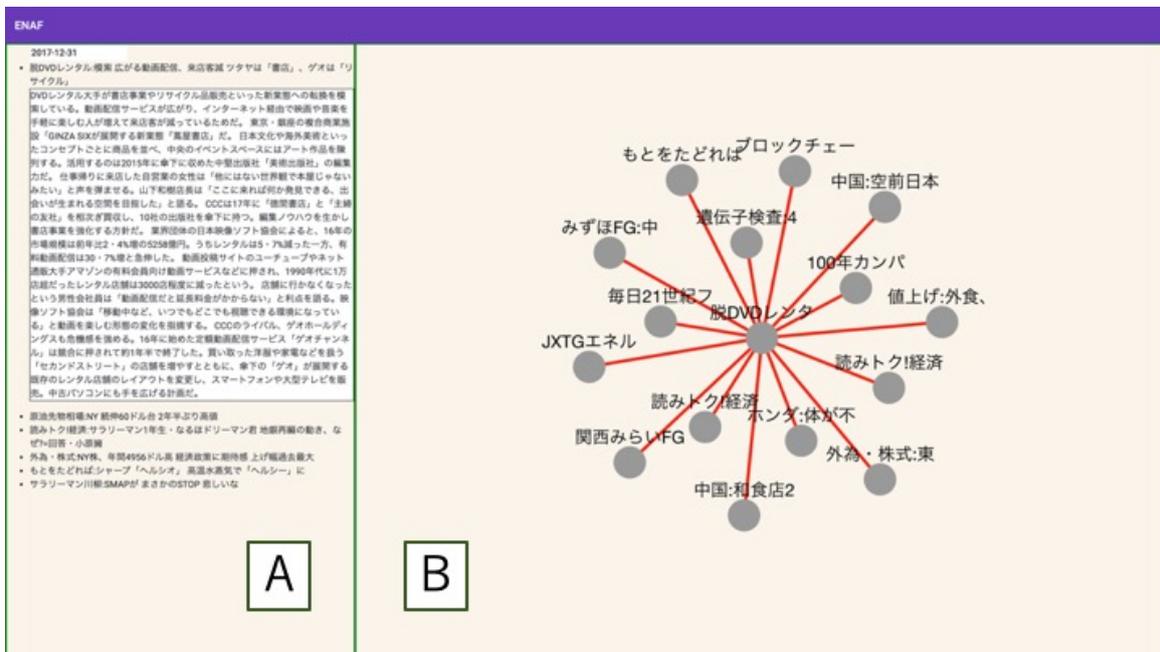


図 6 提案システムのスナップショット

る。このような仕組みにすることで一部のニュース記事のみで銘柄を選定することがなくなり、より購入したい企業の銘柄について深く理解した上で株の購入を行えるようになる。

投資家が購入する株の銘柄を選択する上で想定されるモデルを図 4 に示す。

3 関連研究

株取引において損をするリスクを軽減するために、投資家はミクロやマクロな観点から分析を行い、今後の企業動向を把握する。このミクロやマクロな観点からの分析手法の一つとしてファンダメンタル分析が用いられている。このファンダメンタル分析では株価やニュース記事などの情報から長期的な動向分析を行うが、特にニュース記事は経済に関する新しい事実を知るための媒体とされている [5]。そのため、このようなニュース記事から長期的な市場動向を把握する研究が行われていたり [4]、ニュース記事と株価を統合的に用いて分析可能なヘテロトピックモデル [6] が提案されている。

このようにニュース記事から株取引において株価に影響を与える企業の動向を把握できることから、ニュース記事は株取引において重要なソースの一つと言える。第 2 章で述べた行動モデルの研究において実験協力者は様々なニュース記事を元に自身の購入したい銘柄を選択していた。しかし、普段経済ニュースを閲読していない実験協力者は、特定の企業の短期的な動向のみ把握し、これまでの業界や企業の成長といった長期的な動向について把握を行っていなかった。このことから、普段経済ニュースを閲読している人のように興味を持ったニュース記事から関連したニュース記事に興味を推移させることでより広い視野からニュース記事を把握することが求められる。

このような関連した事象を可視化するためにキーグラフ (Key Graph [7]) と呼ばれる手法やそのアルゴリズムを利用した Po-

raris が提案されている [8]。また、オンラインでキーグラフを共有しながら議論することができるキーグラフ掲示板を開発している [9]。これらの研究では文章中に含まれる単語の共起度からそれぞれの文章の共起関係を構築し、ノードとリンクで構成されているネットワークが開発されている。小井沼らはキーグラフ掲示板は投稿された話題の関連性は可視化できているが、話題についての議論がどのように推移したかが可視化されていないとして、キーグラフ上への話題推移の可視化を行っている [3](図 5)。この研究ではキーグラフ上に楕円形のエリアを描画することで一つの投稿内に存在する単語と把握できる。また、ノードとノードを繋いでいるリンクを矢印にすることで話題の推移が把握できる。このようなネットワーク可視化を行うことで、ユーザは単一の投稿だけでなくより幅広い投稿について解析が可能となっている。

本研究ではこれらのことを踏まえ、ファンダメンタル分析にとって重要なソースの一つであるニュース記事に焦点を当てる。その上で、ユーザが興味を持ったニュース記事を起点としたネットワーク構造の可視化を行うことで、起点として選択したニュース記事に関連したニュース記事を提示する。ニュース記事からニュース記事への興味を推移を把握できるように、興味を持ったニュース記事のネットワークのみ表示し、興味があるように推移したかを把握できるようにする。

4 デザイン指針

本章ではシステムを実装するにあたり、考慮したデザイン指針について述べる。

4.1 対象とする行動

第 2 章において記述した想定される行動モデル (図 4) を基に本節では支援する対象の行動を記述する。

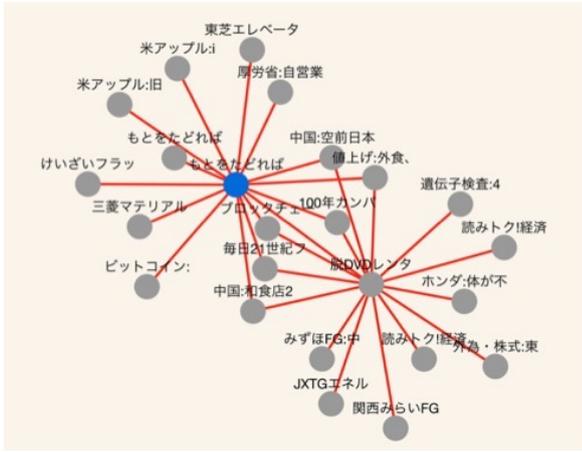


図 7 ノードクリック後のネットワーク構造

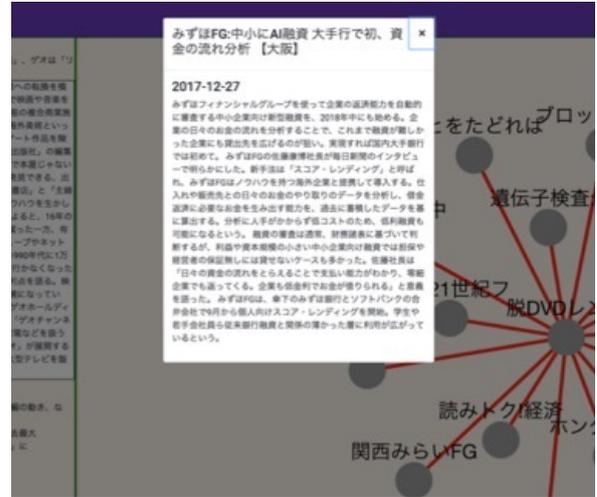


図 8 ノードの詳細情報表示

本研究で対象とする行動は業界全体のニュース記事と企業のニュース記事における興味を推移としている。ニュース記事はファンダメンタル分析を行う上で欠かせない情報ソースであり、投資家はニュース記事からある業界やそれに属している企業の成長について見積もる。ニュース記事は時系列テキストであり、一つのトピック内で話題が推移することがある [10]。加えて、話題の推移はニュース記事の一部を閲覧するだけでは理解が難しいことが指摘されている [11]。しかし、著者らのこれまでの研究では、投資初心者は一部の企業のニュースか業界全体のニュースのみ調べており、業界全体から一部の企業の動向を把握したり、一部の企業から業界全体の動向を把握したりする行為は観察されなかった。そこで、本稿では業界全体のニュース記事から特定の企業のニュース記事に興味を推移する行動を対象として、支援を行っていく。

4.2 システム要件

普段から経済ニュースを閲覧することで、ある業界やその業界に属している企業についての知識を蓄えることができる。しかし、普段経済ニュースを閲覧しない人はこれらの知識を有していないため、ミクロな経済動向にのみ興味の焦点が当てられる。そこで、本システムではミクロな経済動向だけでなく、マクロな経済動向を把握できるようにニュース記事を遡り把握することが求められる。これを満たすものとして、それぞれのニュース記事の関連を可視化のために共起度によるネットワーク構造化が考えられる。ニュース記事をネットワーク化することでキーグラフライクなシステムとし、単一のニュース記事ではなく、一連の流れを持ったニュース記事として経済動向の把握を行えるシステムが求められる。また、複雑なニュース記事の探索システムには起点となるクエリが必要なため [12]、ユーザが興味を持ったニュース記事を起点としてネットワークの生成を行う。

5 ENAF: Exploratory News Articles for Fundamental Analysis

本章では提案システムである ENAF (Exploratory News Ar-

ticles for Fundamental Analysis) について述べる。

5.1 システムの概要

図 6 に本稿で提案するシステムを示す。本システムでは起点ニュース記事選択画面 (図 6-A) とネットワーク表示画面 (図 6-B) によって構成されている。起点ニュース記事選択画面では、ニュース記事のタイトルが表示されており、タイトルをクリックすることでネットワーク表示画面にノードを表示することができる。ニュース記事は日付によりフィルタリングでき、株価の急激な上昇や下落している日付のニュース記事に興味があった場合はそこを起点として、ネットワークを作成することができる。また、タイトルをクリックすることでそのニュース記事の本文を表示することができる。

ネットワーク表示画面では、起点として選択されたニュース記事を中心として円形にネットワークが構成される。このネットワークはノード (図 6-B 灰色の円) とリンク (図 6-B 赤色の線) によって構成されている。このノードを左クリックすることで、図 7 のように、選択されたノードを起点として、そのノードに対応しているニュース記事の日付から 1 週間以内の関連するニュース記事がネットワークとして表示される。加えて、ノードを右クリックすることで、そのノードに対応しているニュース記事のタイトル、日付、本文がモーダル画面として表示できる。これにより、ユーザが関連するニュース記事の本文や日付にアクセスすることができる。

5.2 システム構成

本システムにおけるシステム構成図を図 9 に示す。まずフロントがユーザの入力を受け取る。ユーザの入力は、フィルターを行う日付の変更、起点となるニュース記事の選択と本文表示である。この入力をフロントが受け取り、API サーバに対してネットワークの生成とノードに対してニュース記事を対応づける。API サーバではネットワークの生成を行うための共起関係の算出に Simpson 係数 [13] を使用している。ノードの生成を行う際に全てのネットワークを表示してしまうと視認性が低下するため、Simpson 係数によりノードを昇順に並べ替え、係数

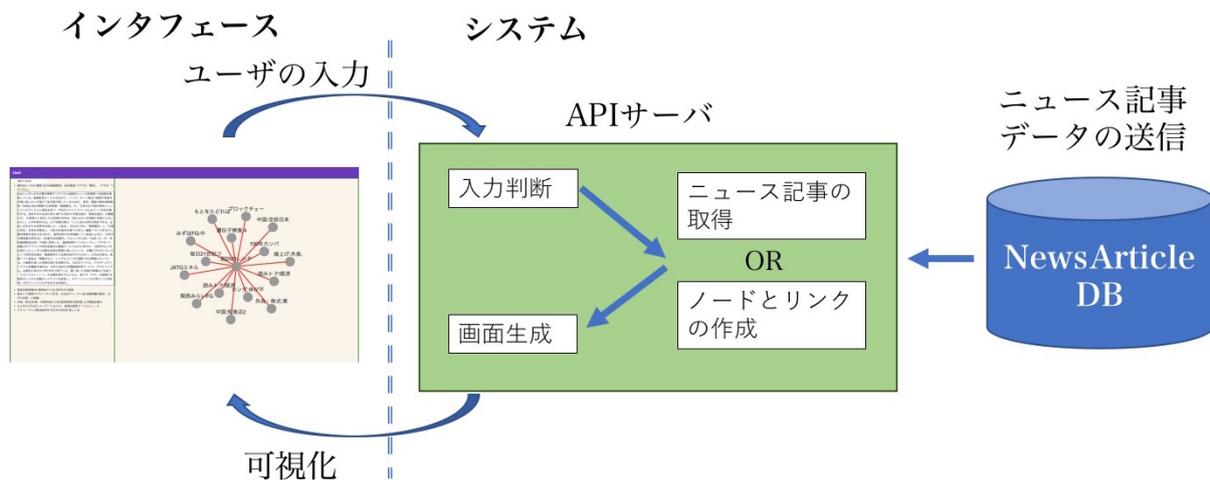


図9 システム構成図

の高いものから15のノードまで表示するようにしている。このデータをフロントはAPIサーバから受け取り、ネットワーク可視化表現の生成を行う。

ユーザは生成されたノードに付与されているニュース記事に対して興味を持った場合、ノードに対して追加で操作を行うことができる。この場合の操作は選択されたノードを起点としたネットワークの追加生成と選択されたノードに付与されているニュース記事の閲覧である。これらの操作をシステムは受け取り追加でネットワーク可視化表現の生成を行う。

このような選択、ネットワーク生成、可視化の処理はサイクリックに行うことができ、ユーザの興味に対応した情報を提示することが可能となっている。

6 提案システムの利用に関する観察

6.1 実験概要

本実験では情報学系の学生7人を対象に行った。実験前には事前に実験協力者に対し、アンケートに投資経験の有無やニュース記事を読む頻度と読むニュースの記事のカテゴリの回答を促した。アンケートの質問事項は①投資経験の有無、②投資期間(投資経験者のみ)、③ニュース記事閲覧頻度、④よく読むニュース記事のカテゴリ(ニュース記事閲覧者のみ)、とした。それぞれの実験協力者の事前アンケート結果を表1に示す。よく読むニュース記事のカテゴリに関してはYahoo!ニュースのカテゴリを実験協力者に提示した。これらのアンケートに回答してもらった後、実験協力者には「トヨタの株が上昇して2016年12月24日にピークに達していたことに興味を持った」というシナリオの下、ロールプレイ形式で提案システムを操作してもらい、原因となる出来事を分析してもらった。その際、発話思考法により考えていることや操作している理由などを取得した。実験後には再度アンケートに記入していただいた。

6.2 結果と考察

実験協力者ごとの実験後アンケートの結果を表2に示す。全

ての実験協力者はシナリオに記載されているトヨタという社名から、トヨタ及び自動車関連のニュース記事の探索を行っていた。また、今回の実験協力者は全員株取引未経験者だったため、上昇原因と判断する知識が乏しかった。そのため、3人の実験協力者(C,D,G)は下落した原因がわかれば、上昇する原因も判断できると考え、6月や10月といった下落している日付に着目し下落した原因も分析していた。加えて、2人の実験協力者は自動車業界全体のトレンドについて記述されているニュース記事や、トランプ大統領の政策といった経済に関するニュース記事を起点として選択し、提示された関連しているニュース記事のネットワークから特定の企業のニュース記事に対してアクセスしていた。

ネットワーク表示画面の注視時間を表3に示す。実験時間は実験者の開始の合図から実験協力者の終了の合図までとし、3秒以上それぞれの画面に視線が固定されている場合に注視していると判断した。実験協力者A, C, Eが実験時間の6割以上の時間をネットワーク表示画面の操作を行っているのに対し、他の実験協力者4名は4割を下回る結果となった。

ネットワーク注視時間が実験時間の6割を占めている実験協力者A, C, Eに着目した。実験協力者Aにおいて、ホンダが米Googleと自動運転に関する研究を始めたという記事を起点としてネットワークを構築した際に、「世界経済・見て」というノードタイトルの記事からトヨタの記事を見つけていた。このニュース記事にはAIや自動運転に関する業界全体の動向が記事に記述されており、それによりトヨタの記事と関連して提示されていた。また、実験協力者Cはトヨタに直接的に関係のあるニュース記事ではない、トランプ大統領に関するニュース記事をはじめとした経済に関するニュース記事を起点としてネットワークを作成していた。その後、生成されたネットワークから自動車業界に關係のあるエコカー減税についてのニュース記事を見つけていた。また、実験協力者EもAと同じようにAIや自動運転のニュース記事からトヨタの上昇原因を分析していた。このように実験協力者A, C, Eは全体の動向を把握した上で、特定の企業のニュース記事に対してアクセスする

表 1 事前アンケート結果

実験協力者	投資経験	投資期間	ニュース記事の閲読期間	ジャンル
A	なし		1~3日	エンタメ, 国内
B	なし		毎日	IT, 科学, 国内, 国際
C	なし		1~3日	エンタメ
D	なし		1~3日	スポーツ, エンタメ, IT
E	なし		1~3日	エンタメ, 国内
F	なし		1~3日	経済, スポーツ, IT
G	なし		4~6日	経済, スポーツ, エンタメ, 国内, 国際

表 2 実験後アンケート結果

実験協力者	上昇原因	目的の達成度	機能の十分さ	不十分な理由	満足度	不満足な理由	今後追加してほしい機能	上記の点以外で気づいたこと
A	12月14日の記事と16日の来年の出荷計画台数の見込みや、新興国の進出の発表によるものだと考えられる。記事内には具体的な数字や時期が書かれている事から株主が株を買おうという意欲が湧いたのではないかとと思われる。	4	2	自分の調べたい分野と関連のないものが出てくる時もあったので、細かい分野分けが欲しいと感じたため。	4		それぞれのニュースにカテゴリを付けてカテゴリ毎に関連するニュースを表示出来ると、自分の知りたい記事が見やすくなり便利になるのではないかと思う。	
B	トランプ大統領の就任後、ドル高円安が進み、株式を買う動きが増えたために、11月半ばからトヨタの株価が上がりました。また、中国では12月に駆け込み需要で車を買う人が多くなった。自動車を中心に取っているトヨタの株は、その影響で12月中にピークを迎えたのだと思う。	4	5		2	月の表示が英語だと少し見慣れなく、見落とすことがあった。画面右側の関連ニュースを表示するものも、タイトルが数字しか表示されず、内容を把握しづらいものもあった。	機能があると嬉しい。	
C	ガソリン価格が低下したことが原因だと考えられる。	2	3		2		1度みて、気になった記事を後ですぐにふりかえって見られるようにどこかにリストアップできる機能があれば便利かなと思いました。	
D	AIを後押しする予算案が出され、世の中の注目が集まったこと。それとなんか最近最高益を出したらしい、相まって売れたんじゃないでしょうか。	2	3		2	見たいものだけ残そうと思っても数が多いのでいちいち消していかれませんでした。	作った図を一旦キープして他の図も別に作れたらいいと思います。他の記事をクリックしたら今まで作った図が消えてしまっていて、あっ、ってなりました。	
E	新政策を同時期に売り出していったことから、期待が高まったと考えられる。	4	4		4		キーワード検索	
F	トランプ相場による市場の上昇とトヨタの貿易黒字のニュースが出たから。	1	2	普段からニュースをあまり見ていないため、単語だけが表示されてあってもどれを見たら良いかわからなかった。	3		関連している単語等に線などが引いてあれば、見やすいかもしれない。	
G	トヨタが色々な部門に関する開発の計画を打ち出したから。	2	3		4		語句検索機能があったらさらに便利になるかなと思いました。	

表 3 ネットワーク表示画面注視時間

実験協力者	実験時間(秒)	注視時間(秒)	割合
A	536	387	72.2%
B	2,121	248	11.7%
C	2,156	1,302	60.4%
D	2,111	742	35.1%
E	1,517	1,446	95.3%
F	1,835	241	13.1%
G	2,128	769	36.1%

ことができていた。このことから、本提案システムは業界に関するニュース記事とその企業に属しているニュース記事にアクセス可能なことが示唆される。

6.3 提案手法の問題点と解決策

実験結果からフィルタ機能に関する課題が明らかになった。本システムではフィルタ機能として日付のみ使用していたため、トヨタのニュース記事が欲しい場合は日付を1日ごとに遡り探索していく必要があった。このことから「トヨタ」や「自動車」といったキーワードによるニュース記事の検索を行えることが必要であることが示唆された。この解決策として、株価とニュース記事の対応付けによる日付とキーワードの選択機能が考えられる。例えば、株価上の操作により日付を操作することで、システムがその日付に発行されたニュース記事の提示を行う機能や、あらかじめシステムに複数の企業の株価とその企業の業界に関するデータを保持させておくことで、ユーザは

調べたい企業の名前を選択することでその企業に関連があるキーワードでフィルタを行い、キーワードに関連のあるニュース記事にアクセスできる機能が考えられる。このような株価とニュース記事を協調的に表示する機能を実装することにより、業界とその業界に属している企業の動向分析が行えるようになると期待される。

7 おわりに

本研究では株取引におけるファンダメンタル分析システムの提案を目的に、本稿ではその端緒として、ニュース記事の探索を行うシステムの提案を行った。今後の展望として、ニュース記事だけではなく、株価とニュース記事を対応づけさせたシステムの開発を行っていくことで、投資家の分析支援を図る。

文献

- [1] 岩崎有基, 松下光範, “投資家のファンダメンタル分析における思考プロセスの観察,” 電子情報通信学会 ヒューマンコミュニケーションングループ, 2019.
- [2] 岩崎雄斗, 和泉潔, 伊藤祐輔, 植田一博, “投資家のリスク態度と熟達度ならびに市場動向が投資行動に与える影響,” 認知科学, vol.22, no.3, pp.308-314, 2015.
- [3] 小井沼岳, 高間康史, “オンライン掲示板からの視覚的要約生成手法についての考察,” 第25回ファジィシステムシンポジウム, 2009.
- [4] 藏本貴久, 和泉潔, 吉村忍, 石田智也, 中嶋啓浩, 松井藤五郎, 吉田稔, 中川裕志, “新聞記事のテキストマイニングによる長期市場動向の分析,” 人工知能学会論文誌, vol.28, no.3, pp.291-296,

2013.

- [5] G.A.W. Griffioen, “Technical analysis in financial markets,” Tinbergen Institute Research Series, vol.305, 2004.
- [6] 馬場 慧, 馬 強, “株価とニュースの統合分析のためのヘテロトピックモデル,” データ高額と情報マネジメントに関するフォーラム, 2017.
- [7] Y. Ohsawa, N.E. Benson, and M. Yachida, “Keygraph: automatic indexing by co-occurrence graph based on building construction metaphor,” Proceedings IEEE International Forum on Research and Technology Advances in Digital Libraries, 1998.
- [8] 岡崎直観, 大澤幸生, 石塚 満, “チャンス発見のための統合型データマイニングツール poraris,” 人工知能基礎論研究会, 第53巻, pp.42–48, 2004.
- [9] Y. Seo, Y. Iwase, and Y. Takama, “Keygraph-based bbs for supporting online chance discovery process,” International Conference on Soft Computing and Intelligent System and International Symposium on Advanced Intelligent System, vol.FR-13-2, pp.1210–1214, 2006.
- [10] 菊地匡晃, 岡本昌之, 山崎智弘, “階層型クラスタリングを用いた時系列テキスト集合からの話題推移抽出,” 電子情報通信学会第19回データ工学ワークショップ, 2008.
- [11] 大原正章, 真下 遼, 灘本明代, “Web ニュースからの観点抽出手法の提案,” 情報処理学会研究報告, 第2015-DBS-162巻, pp.1–6, 2015.
- [12] P. Ernst, A. Mishra, A. Anand, and V. Setty, “Bionex: A system for biomedical news event exploration,” The 40th International ACM SIGIR Conference, pp.1277–1280, 2017.
- [13] M.K. Vijaymeena and K. Kavitha, “A survey on similarity measures in text mining,” Machine Learning and Applications: An International Journal, vol.3, no.1, pp.19–28, 2016.