

社会シミュレーションと経営戦略 ～人材の流動性を鑑みた制度設計の研究～

Social Simulation and Management Strategy: Research on the institutional design considering the mobility of human resources

森松 和也¹ 高橋 大志¹

Kazuya Morimatsu¹ Hiroshi Takahashi¹

¹ 慶應義塾大学大学院経営管理研究科

¹ Graduate School of Business Administration, Keio University

Abstract: When sales were made up solely of intangible assets, companies would accumulate capabilities through the acquisition and development of human resources, and the way they are allocated to each market would show the difference in the results. In this case, decision makers need to design a system that will guide their actions based on the vision, but the system is often designed based on common practice, and there is little research on the method of designing the system and its effects from a quantitative perspective. Therefore, this study models industry and corporate behavior through an agent-based model and aims to clarify the decision-making process that is important for achieving superior performance through institutional design considering human resource mobility.

1 はじめに

持続的な経営をするためにも、人材の獲得ならびに育成の指針は、重要な意思決定の一つである。既存事業の拡大や、既存事業へのリスクヘッジのために新規事業の開拓をすることなども、全て人材が基点となるためである。この指針を戦略と定義した場合、その具体的な行動は戦術であり、企業活動に置き換えると制度設計と見なすことが出来るだろう。ここから、制度設計は、無形資産として会計上の数値に現れないものの、会社の業績に大きく関与していると推察できる。さらに、制度の制定するためには、経営層などの意思決定者が、ビジョンや戦略を元に指示する必要があることから、委任させることが難しい意思決定であることも留意すべきであろう。

先行研究において、企業の持続的な経営のために有益な情報、例えば、関連多角化は企業価値に優位性をもたらす示唆[1]や、無形資産による企業価値の算出[2]などが試みられている。しかしながら、それを実行するために重要である人材の活用と制度設計を交えた手法や、その効果について定量的な観点からみた研究は少なく、また、実際の環境においては、業界の通例に基づいて判断されることが多いため、その解明に対する研究が望まれている。

そこで、本研究においては、この焦点に絞り、企

業として無形資産のみで売上を構成するものとした場合¹に、制度設計の違いによる人材の獲得ならびに教育の違いを、企業ごとの業績を分ける主要因と定義することで、その関係性の解明を目指す。

2 モデリング

2.1 手法と仮説設定

本研究では、エージェントベースモデルを通じて、企業活動とそれを取り巻く環境をモデル化し、シミュレーションにて検証を行う。エージェントベースモデルとは、自律的に行動するエージェントとエージェントが属する環境を用意し、一定のルールを繰り返しながらエージェント同士が干渉することで、複雑な現象を模擬し、その結果を通じて分析する手法である[3]。このシミュレーションの特徴として、認知的制約、複雑な環境、および中期的なダイナミクスを考慮した適応的探索ができるとの報告がある[4]。企業活動において、これらの要素は強く関係しており、例えば、認知的制約については、市場の将来予測の不確実性、複雑な環境については、他社との競争や突発的な事象への対応、中期的なダイナミ

¹ 例えば、ファブレス企業、コンサルティング業界、教育関連などの企業をモチーフとしている。

クスについては、常に動きのある市場の中での最適な動作などと対応できるため、企業活動のような複雑な事象でも検証できる手法であると考察する。

ただし、シミュレーションの構築については KISS 原理が提唱されている。KISS は、”Keep it Simple, Stupid”の略であり、単純であればあるほど、取り組む問題の骨格となるプロセスの抽出や、因果関係の把握に努めやすく、また、第三者の理解の促進の観点から、その研究についての議論を深められることもあるため、なるべく簡素化すべきという主張である。しかしながら、あまりに単純化してしまうと、そこから得られる示唆は当たり前のものになりがちであり、複雑な事象を表現しきれない可能性や、むしろシミュレーションにより隠れた条件を明確にすることが課題へのアプローチとして重要な場合もあるだろう[5][6]。

本研究においても、いたずらに複雑化させてはならないし、簡素化させすぎてもならない。ここから、エージェントは意思決定者、すなわち経営層として捉えることが、モデル化として妥当であると判断する。制度設計の性質から、従業員個人の意思決定を把握するのではなく、それよりもマクロな視点で企業活動の最適化を検討するべきであろう。すると、環境は、各エージェントの集合体である市場や産業と定義することになる。

本研究の主旨は、人材の獲得と育成の指針を、制度設計を通じて解明することにある。そこで、産業の状態と制度を通じた成果との関係性を鑑みて、以下の仮説を立てる。

H1:人材の流動性が高ければ、社内教育よりも採用コストの方が低くなるため、中途採用重視の制度の方が高い経済価値を生む。

H2:人材の流動性が高くとともに、人材の離職により、既存事業への影響が懸念されることから、ある程度の短期的な利益を諦めて、社内にノウハウを蓄積する制度を優先したほうが、平均的に高い経済価値を確保できる。

H3:人材の流動性が低ければ、中途の採用コストよりも社内教育の方が低くなるため、社内教育重視の制度の方が高い経済価値を生む。

H4:産業の特徴によって、”H1”と”H3”の境界が検証できる。また、リスクマネジメントとして、”H2”により体系的に説明できる。

2.2 シミュレーションの概要

仮説を検証するためには、適切な粒度のモデルを組む必要がある。モデルに関するアプローチとしては、NK モデルと経済モデルによる、大きく 2 つに分けることが出来る[4]。

NK モデルは、生態系の複雑性を解明するための手法として考案されたものであり、生態系全体を一つのネットワークとみなし、相互依存関係がある状態での振る舞いをモデル化している[7]。このモデルが組織論との親和性が高いことから、徐々に展開されており、例えば、組織内における意思決定の粒度とその複雑な依存関係下において、権限を集中化もしくは分散化した場合のパフォーマンスを検証している研究が多い[8][9][10][11]。つまり、意思決定の要素(Nに相当)とその依存関係(Kに相当)を元に、意思決定の速度やエージェンシー問題などにアプローチする場合には、NK モデルは大変有効であることがわかる。

経済モデルは、様々な分野で既に研究されている理論モデルの活用や、実際の現象を観測し、そこからヒントを得て定義するなどにより、モデルを構築する手法である。例えば、企業の行動を情報処理のモデルから定義して組織行動を表現することや[12][13]、経済学におけるアプローチで、効用の最大化を目指したモデルを構成する[14][15][16][17]など、その研究範囲は多岐にわたる。

本研究では、企業価値の向上の観点、ならびに、無形資産の定義として **Intellectual capital** の分野の研究成果を活用するために、経済モデルを採用する。さらに、実際の企業活動を経済学におけるアプローチからモデル化することから、原価や利益の概念を導入することになる。ここで、**Intellectual capital** の先行研究[18][19]に基づく、無形資産を細分化させた場合に、”人材力”、”組織力”、”関係力”²の3つから構成されるという主張が一般的である。そこで、先行研究[17]に基づき、新たなモデルとして、環境については、産業をモチーフに”既存市場”、”新規市場への開拓”、”雇用市場”の3つをモデル化し、エージェントについては、”制度”と”人材”と、無形資産である”人材力”、”組織力”、”関係力”の観点を実装する。経済学におけるアプローチにより、効用関数としては、企業価値の最大化とする。この構造の概要を図 1 に示す。従来の研究[17]では、意思決定者の違いによるパフォーマンスの研究がされていたが、実際の環境下において人材の確保や流動性の観点が重要であるにもかかわらず不足していたため、この点を補強している。

よって、これまでの内容をまとめると、経済モデルにより、エージェントの制度設計に差異を持たせた際に、優秀な業績を上げたエージェントの意思決定を迫ることで、その戦略の解明を行うことになる。

² Human capital を”人材力”、Structural capital を”組織力”、Relational capital を”関係力”との訳で定義した。

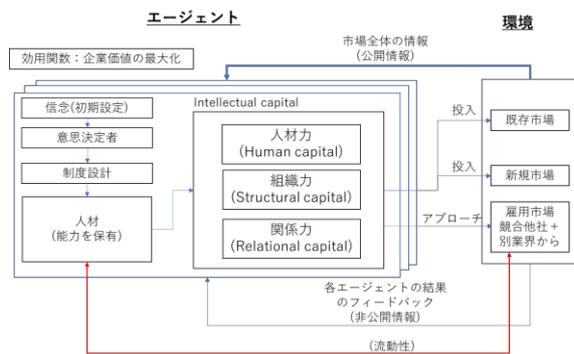


図1 シミュレーションの概要

2.3 環境

既存市場と新規市場への開拓に関しては、先行研究[16]に基づき、市場のライフサイクルを表現する。これは、エージェントからの投資により市場は成長する中で、成長の制約としてバスマodelを設定することで、ライフサイクルの管理とともに、エージェント間の競争での過剰な投資を表現できるモデルになる。新規市場の生成は、過去数年の累積投資量に応じた成功確率を管理し、成功可否の抽選を行う形式とすることで、将来の不確実性を表現できるモデルになる。これより、エージェントは新規市場へ開拓を行わなければ、やがては衰退してしまう環境下にいるため、最後まで業績を残せた企業からは、持続的な経営のための戦略を分析できると考察する。

雇用市場に関して、先行研究[17]においても設定されていたものの、外部人材は外部より常に充足されていたため、本研究においては、より現実の環境に近づけるべく、設定の詳細化を行う。具体的には、外部人材は自身のスキルを活かせる都合、同業界からの転職が比較的多いことから、競合他社から転職する人材を中心として設計する。これより、エージェントは、自社の成長のために外部人材の引き抜きを検討しながらも、自社の優秀な人材の引き留めを検討する条件下に置かれることになる。環境が、これを管理するパラメータとしては、平均的な離職率とスキルの転用度合とする。産業構造を模擬するべく、設定を都度変更して検証を行うが、恣意的にならぬよう基本的には厚生労働省が報告している雇用動向調査[20]などの公表値を参照する。

2.4 エージェント

先行研究[16]に基づく、売上の構成は”人材力”と”組織力”の2つに切り分けており、エージェントの行動は、この人材力を向上させるべく、利益の投資先として社内教育に配分することや、外部人材の採用を行うなどの意思決定を行っている。さらに、市場へのアプローチとしては、動的計画法の元に最

適化を図りつつ労働力の管理を行っている。ただし、この”組織力”は、全事業の売上高の成長もしくは衰退に影響されるという定義のみであり、Intellectual capitalの先行研究の示唆を表現しきれていない。また、従業員のコストは簡略化のために固定にしていたものの、今回は流動性を考慮するためにも変動制にする必要がある。

そこで、本研究においては、上記2点について新たな定義を行う。概要で述べたように、売上は、”人材力”、”組織力”、”関係力”の3つから構成させると定義する。従来の実績からの影響は”関係力”に帰属させ、制度設計からの組織効率の向上の観点から、”組織力”として定義する。これらを図示したものを図2に示す。なお、図2内の比率は、先行研究[18]を参考に定義している³。

	売上
	人材力 (Human capital) × 組織力 (Structural capital) × 関係力 (Relational capital)
定義	各人材が保有する能力
仕様	能力 × 投入量(時間)の総和
比率(合計)	0.75~0.5
制度	採用・教育
	組織として保有する能力
	先期の組織力 + (今期の投資量 × 人材力 × 調整項)
	0~0.25
	組織の実績・ブランド力
	先期の関係力 + (先期の売上高 × 調整項)
	0.25
	(パッシブのため無し)

図2 売上の構成モデル

組織力の効果は、パッシブに積み上がるモノではなく、意思決定者の投資に左右されると定義する。企業の設立時点では非常に簡素な制度しかなくても運用できていたものの、企業の成長とともに人材が増えると、間接業務の集約や社内のベストプラクティスの共有などを通じて、組織の効率化を図るために、制度設計の重要性が増すだろう。このときに、投資をするか否かの判断と、する場合には投資量に応じた組織力の変化があると考えたためである。

組織力への投資のデメリットとしては、社内投資は売上の向上に直結するとは限らないことから投資効率は必ずしも良くないことと、新規事業へ移行する際の抵抗が増すことが考えられる。これは、組織内において、いわゆる現状維持バイアスが発生してしまうと捉えている。

組織力の最適化の塩梅は、所属している産業の人材の流動性ならびにスキルの転用度合に依存すると考察する。このことから、産業の状態に応じた、それぞれのシミュレーションにユニークな示唆が得られることを期待している。

³ 先行研究内では、本研究の定義のように売上のすべてを Intellectual capital で説明しているわけではないことに注意されたい。

コスト構造については、能力に応じた変動制とする。ただし、その変動の割合は、各エージェントに委ねるものとする。離職率を下げるためには、社内の教育投資の優先的な配分に加えて、本コスト構造の調整、すなわち他社と比較して高い給料を支払うなどの対策が考えられる。この部分においても制度設計の検討の重要性が増すだろう。

エージェントのパラメータにおいても、設定を都度変更して検証を行うが、恣意的にならぬよう基本的には厚生労働省が報告している雇用動向調査[20]などの公表値を参照する。

3 むすび

これらの設定により、人材の流動性を鑑みた制度設計の指針を解明できると考察する。シミュレーション結果の相対的な評価に基づく示唆を導出したうえで、更なる発展として、進化計算手法を通じた、制度設計の探索も今後の課題として挙げられる。本研究は、無形資産が及ぼす企業価値の効果の解明に貢献できることから、今後の進展が望まれる次第である。

参考文献

- [1] Palich, L. E., Cardinal, L. B., and Miller, C. C.: Curvilinearity in the Diversification-Performance Linkage: An Examination of over Three Decades of Research, *Strategic Management Journal*, Vol. 21, No. 2, pp. 155-174 (2000)
- [2] Bontis, N., Sgro, M. C. F. P. F.: Intellectual capital and financial performance in social cooperative enterprises, *Journal of Business Research*, vol. 81, pp. 11-20 (2017)
- [3] Tesfatsion, L.: Modeling Economic Systems as Locally Constructive Sequential Games, Iowa State University, Working Paper Number 17022 (2017)
- [4] Chang, M-H., Harrington, J. E., Jr.: Agent-Based Models of Organizations, *Handbook of Computational Economics*, Vol. 2, pp. 1273-1337 (2006)
- [5] 倉橋 節也, 南 潮, 寺野 隆雄.: 逆シミュレーション手法による人工社会モデルの分析, 計測自動制御学会論文集, Vol. 35, No. 11, pp. 1454-1461 (1999)
- [6] 寺野 隆雄.: エージェントベースモデリング: KISS原理を超えて, 人工知能学会, No. 18, Vol. 6 (2003)
- [7] Kauffman, S. A.: *The Origins of Order: Self-Organization and Selection in Evolution*, Oxford University Press (1993)
- [8] Kollman, K., Miller, J. H., Page, S. E.: Decentralization and the search for policy solutions, *Journal of Law, Economics, and Organization*, Vol. 16, pp. 102-128 (2000)
- [9] Rivkin, J. W., Siggelkow, N.: Balancing Search and Stability: Interdependencies Among Elements of Organizational Design, *Management Science*, Vol. 49, pp. 290-311 (2003)
- [10] Siggelkow, N., Rivkin, J. W.: Hiding the Evidence of Valid Theories: How Coupled Search Processes Obscure Performance Differences among Organizations, *Administrative Science Quarterly*, Vol. 54, pp. 602-634 (2009)
- [11] Joseph, J., Gaba, V.: Organizational Structure, Information Processing, and Decision-Making: A Retrospective and Road Map for Research, *Academy of Management Annals*, Vol. 14, No. 1 (2020)
- [12] DeCanio, S. J., Watkins, W. E.: Information processing and organizational structure, *Journal of Economic Behavior and Organization*, Vol. 36, pp. 275-294 (1998)
- [13] Axtell, R.: The Emergence of Firms in a Population of Agents: Local Increasing Returns, Unstable Nash Equilibria, And Power Law Size Distributions, Center on Social and Economic Dynamics, working paper No. 3 (1999)
- [14] Chang, M-H., Harrington, J.E. Jr.: Centralization vs. Decentralization in a Multi-Unit Organization: A Computational Model of a Retail Chain as a Multi-Agent Adaptive System, *Management Science*, Vol. 46, No.11, pp. 1427-1440 (2000)
- [15] Chang, M-H., Harrington, J.E. Jr.: Multimarket Competition, Consumer Search, and the Organizational Structure of Multiunit Firms, *Management Science*, Vol. 49, No. 4, pp. 541-552 (2003)
- [16] Morimatsu, K., Takahashi, H.: What is the investment strategy to overcome the severe business environment?: Perspectives on decision-makers' competencies and institutional designs, *Artificial Intelligence of and for Business (Working paper)*
- [17] 森松 和也, 高橋 大志.: 社会シミュレーションと経営戦略~人材への投資戦略と外部労働市場の活用~, 計測自動制御学会 (Working paper)
- [18] Bontis, N.: Intellectual capital: an exploratory study that develops measures and models, *Management Decision*, Vol. 36, No. 2, pp. 63-76 (1998)
- [19] Petty, R. Guthrie, J.: Intellectual capital literature review: Measurement, reporting and management, *Journal of Intellectual Capital*, Vol. 1, No. 2, pp. 155-176 (2000)
- [20] 厚生労働省.: 雇用動向調査, <https://www.mhlw.go.jp/toukei/list/9-23-1.html>

データマイニング法を用いた不正会計検知手法の検討

Study of accounting fraud detection using a data-mining approach

小畑崇弘¹ 細尾忠敬¹ 倉橋節也¹
Takahiro Obata¹ Tadataka Hosoo¹ Setsuya Kurahashi¹

¹ 筑波大学大学院ビジネス科学研究科
¹ Graduate School of Business Sciences, University of Tsukuba

Abstract: 本研究では、データマイニング法（DM法）を活用した不正会計検知手法の分析結果について報告する。DM法とは、株式ファクター研究で近年提案された手法で、計算可能なファクターを網羅的に分析することで従来研究では注目されてこなかったが有効なファクターを見出そうとするものである。DM法を用いたファクターの検証から不正会計検知モデル構築、予測結果までを報告する。

1 はじめに

上場企業による不正会計開示件数は年々増加傾向にあり、大きな社会問題となっている。不正会計の発覚は株価の急落や経営破綻といった重大な企業価値の棄損を引き起こすことが知られており、不正会計の恐れがある企業を検知しようとする研究が盛んに行われている。

本研究では、不正会計検知モデルのインプットデータとして用いる財務シグナルの検証に、データマイニング法を用いる。データマイニング法は、近年、株式ファクター研究の手法として Yan/Zheng[1] が提案したものであり、特定の財務シグナルに絞って分析するのではなく、分析可能な財務シグナルを網羅的に分析することで研究者の思い込みを排除し、新たな知見を得ようとする狙いがある。不正会計検知研究の代表的な先行研究でも、研究者が一部の財務データ等から作成したシグナルを活用しており、活用されているシグナルや財務データ以外にも有効なデータが潜んでいる可能性は拭えない。そこで、本研究ではまずデータマイニング法により不正会計検知に有効と考えられた財務シグナルを網羅的に検証する。さらに有効な財務シグナルのアウトプットを活用した不正会計検知モデル構築し、不正会計検知精度の向上を目指す。

本稿の構成は次の通りである。Section 2 で、関連研究として不正会計検知の代表的モデルやデータマイニング法について概略する。Section 3 は本研究の分析データについての説明である。Section 4 はデータマイニング法による財務シグナルの検証、Section 5 は不正会計検知モデルによる予測結果について報告する、Section 6 はまとめである。

2 関連研究

2.1 不正会計検知

不正会計検知の代表的手法として Beneish[2] が提唱した M-Score や Dechow et al[3] による F-Score がある。どちらの手法も米国企業に対する分析を基に構築されたもので、過去の実証研究などを参考に不正会計検知に有効と思われる財務シグナルを複数準備し、それらの財務シグナルの線形和を用いて不正の確率を推計するアプローチを取っている。下記は F-score の算出方法である。

$$Fscore = \frac{Probability}{0.004} \quad (1)$$

$$Probability = \frac{\exp(PredictedValue)}{1 + \exp(PredictedValue)} \quad (2)$$

$$PredictedValue = -7.893 + 0.790rsst_{qcc} \quad (3) \\ + 2.518ch_{rec} + 1.191ch_{inv} \\ + 1.979soft_{asset} + 0.171ch_{cs} \\ - 0.932ch_{roa} + 1.029issue$$

ここで (1) 式の分母の 0.004 は全サンプルにおける不正会計データの割合であり、(3) 式の各変数は、 $rsst_{qcc}$: アクルアルズ¹/総資産期中平均、 ch_{rec} : 売掛債権の増減額/総資産期中平均、 ch_{inv} : 棚卸資産の増減額/総資産期中平均、 $soft_{asset}$: (総資産-償却対象有形固定資産-現預金)/総資産、 ch_{cs} : 売上高-売掛債権の増減額、 ch_{roa} : ROA の増減、 $issue$: 新規資金調達の有無に関する

¹ アクルアルズは現金収入を伴う質の高い利益かどうかを見極めるために用いられる指標で、特別損益を除いた税引き後利益から営業キャッシュフローを引いて算出する。アクルアルズの値が小さい、またはマイナスの企業の利益は現金収入に裏付けられた質の高い利益といえる。

るダミー変数，である．国内においても不正会計検知研究は盛んに行われており，近年の研究としては東海林 [4] がある．東海林の研究では，不正会計データには財務データ間の歪みが存在するという監査実務の知見を反映するため，財務データ間の共分散とマハラノビス距離を活用して加工したインプットデータを用いて不正検知予測を行っている．

2.2 データマイニング法

データマイニング法 (DM 法) は，前述の Yan/Zheng が株式ファクター研究の中で用いた方法で，研究者の予見をできるだけ排除して客観的・網羅的に有意な財務シグナルを探索することを目的としている．国内株式市場において山田/後藤 [5] が DM 法を用いて分析を行い，これまであまり注目されてこなかった現金や人件費関連、支払い金利の変化といった財務ファクターの有効性を確認したと報告している．DM 法についてはその効用の一方で DM 法で発見された成果が，過適合や偽発見といった見せかけのパターン発見に過ぎない可能性などの懸念点も指摘されている．しかし，過適合や偽発見の多くは，研究者側が恣意的に研究デザインを設定できることに起因する面があると考えられることから，分析結果の一部のみを提示していることを懸念されるよりも網羅的に検証を行い結果を提示する DM 法の意義は小さくないと考えられる．

3 分析データ

本研究では国内上場企業の 2008 年 3 月期から 2018 年 3 月期までの決算期間にあたる本決算および四半期決算を分析対象とした．但し，先行研究に倣い，一般的な企業の資金調達手法，財務構造や収益構造が大きく異なる銀行業など一部の業種を除外している．

研究のためには不正のない決算データ（以後，正常データと呼ぶ）と不正が行われている決算データ（以後，不正データと呼ぶ）が必要になる．正常データは不正を行っていない企業の決算データと不正を行ったが後に訂正報告がなされた決算データで構成される．正常データは日経 Needs 財務データ DVD 版により取得し，データ抜けなどがみられた場合は日経バリューサーチにより補完した．不正データについては，証券取引等監視委員会 (Securities and Exchange Surveillance Commission, SESC) のウェブサイトにて公表されている事例を収集した．さらに上場企業で不正会計が行われた場合にほとんどの企業が調査委員会や第三者委員会を設置して調査を行うことから，日経バリューサーチのキーワード検索機能を利用して，'調査委員会'，'第三者委員会'，'社内調査'，'内部調査'，'外部調査'，'外

表 1: 企業数と延べ決算期数

	正常データ	不正データ
企業数	3,655	141
延べ決算期数	132,540	1,404

部の専門家'，'事実が判明'，'調査報告書'のキーワード抽出を行い，開示内容により経営層および経営に近い部門長レベルが関与していると確認できた事例を不正データとして用いた．表 1 は上記方法により収集した分析対象データの企業数および延べ決算期数をまとめたものである．なお，各決算期データにおける財務データ項目数は約 1,200 だが，全ての財務データ項目に数値が入っているわけではなく空欄になっているものが多い．

4 DM 法による不正会計検知に有効な財務シグナルの検証

前述の DM 法を用いた先行研究では，株価の将来リターンに対する各財務シグナルの単回帰係数の有意性検証をベースに分析を行っているが，本研究では不正の有無を教師データ，各財務シグナルをインプットデータとした決定木モデルを構築し，その正解率をみることで各財務シグナルの有効性を測ることとした．決定木モデルを採用したのは，教師データが不正の有無のため単回帰分析がなじまないことに加え，不正を行った企業の財務シグナル値が両端に偏っているケース（またはその逆）にも対応できるようにするためである．さらに，最終的な不正会計予測モデルではモデルの説明力が求められる可能性もあり，その点で予測モデルのアウトプットに至る判断過程をたどり易くしておく点も考慮した．具体的な検証モデルとしては最大分岐数が 1~4 までの 4 種類の決定木モデルと，対比のためにロジスティック回帰モデルについても予測正解率を計測した．

インプットデータとしては各財務項目について 11 通りの財務シグナルを計算した．財務シグナルの計算方法については表 2 にまとめた．

次に各財務シグナルに対応する決定木モデルの学習および評価データだが，全ての決算期データを用いると正常データ数と不正データ数が大きく偏ってしまい，そうしたデータでの学習の結果，予測が不正なしのみになる恐れがある．この点を回避するため，本研究では不正あり企業の総数 141 社と同数の不正なし企業をランダムに選択するアンダーサンプリングを行い，不正あり企業およびアンダーサンプリングにより得られた不正なし企業の全ての決算データを用いて決定木モ

表 2: 財務項目 x に関する財務シグナルの計算方法

項目	内容
分母 (y)	総資産, 自己資本, 売上高
水準型シグナル	x_t/y_t
前期比変化幅型シグナル	$(x_t - x_{t-1})/y_{t-1}$
前年比変化幅型シグナル	$(x_t - x_{t-4})/y_{t-4}$
前期比成長型シグナル	$(x_t - x_{t-1})/x_{t-1}$
前年比成長型シグナル	$(x_t - x_{t-4})/x_{t-4}$

(注) 添え字 t はどの期のデータかを表す. $t-1$ は 1 四半期前, $t-4$ は 1 年前を表す.

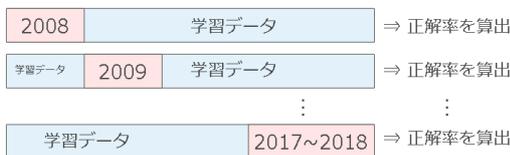


図 1: 学習データとテストデータの分割

デルの学習および評価をすることとした. 不正あり企業の全ての決算データの中には不正がなかった期間のデータも含むことになる. 不正あり企業の延べ決算期数は 5,069 期分あり, そのうちの 3,665 期分は不正なしの正常データ, 残りの 1,404 期分が不正データである. これ以降で掲示する財務シグナルの検証結果は, ある一度のアンダーサンプリングにより得られた結果を示しており, その際の不正なし企業の決算データは企業数が 141 社, 延べ決算期数は 5,034 期分で全て正常データである.

こうして取得した決算データについて決算年をもとに 2008 年分, 2009 年分, ..., 2016 年分, 2017~2018 年分の 10 期間に分割し, 1 期間分をテストデータ, それ以外を学習データとする 10th 交差検証法により各財務シグナルの有効性を検証した. 図 1 は学習データとテストデータの分け方のイメージを示したものである.

各財務シグナルの有効性はテストデータにおける不正データの予測正解率を基にした. 表 3~5 はそれぞれ最大分岐数 2 の決定木モデル, 最大分岐数 1 の決定木モデル (切り株モデル), およびロジスティック回帰モデルによる不正予測の正解率上位 10 シグナルを示したものである. 最大分岐数 3 および 4 の決定木モデルは最大分岐数 2 の決定木モデルと非常に似通った結果のため省略した. なお, 不正予測正解率を測定したのは, 学習データ, テストデータの双方において財務シグナル値が計算できた割合がそれぞれ 3 分の 1 以上あった

表 3: 決定木 (最大分岐数 2) による財務シグナル正解率上位 10

NO	signal 型	分子の財務項目	正解率 (学習)		正解率 (test)	
			不正無	不正有	不正無	不正有
1	ydifff_eq	受取配当金	98.8%	9.7%	98.5%	8.6%
2	ta	繰延税金資産	98.7%	7.5%	98.7%	5.6%
3	ta	有形固定資産処分損	99.5%	5.3%	99.3%	4.5%
4	sl	その他資産処分損	99.4%	4.4%	99.3%	3.4%
5	ygrowth	特別損失	100.0%	3.6%	100.0%	3.3%
6	qgrowth	その他資産処分損	99.3%	5.5%	99.3%	2.9%
7	qgrowth	特別損失	100.0%	3.4%	100.0%	2.9%
8	ydifff_sl	機械装置及び運搬具	100.0%	0.5%	100.0%	2.9%
9	ygrowth	その他資産処分損	99.6%	4.3%	99.3%	2.8%
10	sl	貸倒引当金	100.0%	2.6%	100.0%	2.7%

(注) signal 型の 'ta' は水準型で分母が総資産, 'eq' は水準型で分母が自己資本, 'sl' は水準型で分母が売上高の財務シグナルを表す. qdifff** は前期比変化幅型, ydifff** は前年比変化幅型を表し, **の部分は分母を示す (水準型と同じ記号). qgrowth は前期比成長型, ygrowth は前年比成長型を表す.

表 4: 切り株モデルによる財務シグナル正解率上位 10

NO	signal 型	分子の財務項目	正解率 (学習)		正解率 (test)	
			不正無	不正有	不正無	不正有
1	ydifff_eq	受取配当金	98.9%	9.0%	98.7%	8.8%
2	sl	その他資産処分損	99.0%	6.6%	99.0%	6.3%
3	ygrowth	特別損失	100.0%	3.6%	100.0%	3.3%
4	qgrowth	特別損失	100.0%	3.4%	100.0%	2.9%
5	sl	貸倒引当金	100.0%	2.6%	99.9%	2.7%
6	ygrowth	貸倒引当金	99.9%	2.5%	99.9%	2.5%
7	qgrowth	貸倒引当金	100.0%	2.5%	99.9%	2.4%
8	ta	退職給付に係る負債	99.8%	2.5%	99.8%	2.4%
9	sl	有形固定資産処分損	99.5%	3.4%	99.3%	2.3%
10	ygrowth	その他資産処分損	99.2%	4.8%	98.9%	2.3%

(注) signal 型の 'ta' は水準型で分母が総資産, 'eq' は水準型で分母が自己資本, 'sl' は水準型で分母が売上高の財務シグナルを表す. qdifff** は前期比変化幅型, ydifff** は前年比変化幅型を表し, **の部分は分母を示す (水準型と同じ記号). qgrowth は前期比成長型, ygrowth は前年比成長型を表す.

ものに限定している.

表 3 と表 4 の正解率 1 位はどちらも受取配当金の前年比変化幅型で分母は自己資本の財務シグナルで, 正解率は近い値になっている. 分割領域の予測値をみるとこの財務シグナルは値が -0.01 以下かどうかで不正ありかなしかを判断しており, 財務シグナル値の大小が不正の有無と結びついているとみられる. 値の大小と不正の有無の相関が強い財務シグナルであれば領域を二分割しさえすれば良いため, 最大分岐数 2 以上の決定木モデルは不要と言えよう. 特別損失や貸倒引当金を用いた財務シグナルも同類である. 一方, 表 3 の正解率 3 位の有形固定資産処分損の水準型で分母を総資産とした財務シグナルをみると, 切り株モデルでの不正ありの正解率は学習データ, テストデータともに低迷しており, 正解率の順位は 60 位にとどまっている. 最大分岐数 2 の決定木モデルによるこの財務シグナル

表 5: logistic 回帰モデルによる財務シグナル正解率上位 10

NO	signal 型	分子の財務項目	正解率 (学習)		正解率 (test)	
			不正無	不正有	不正無	不正有
1	qgrowth	自己資本	99.6%	0.7%	99.6%	0.5%
2	ydiffl	引当金合計	100.0%	0.7%	100.0%	0.5%
3	ygrowth	為替換算調整勘定	99.9%	0.7%	100.0%	0.5%
4	ygrowth	累積その他の包括利益	100.0%	0.5%	100.0%	0.4%
5	qgrowth	引当金合計	100.0%	0.6%	99.9%	0.4%
6	qgrowth	半製品・仕掛品	100.0%	0.3%	100.0%	0.4%
7	qgrowth	累積その他の包括利益	100.0%	0.6%	100.0%	0.4%
8	ta	半製品・仕掛品	99.9%	0.4%	99.9%	0.4%
9	sl	累積その他の包括利益	100.0%	0.4%	100.0%	0.3%
10	ydiffl.ta	貸倒引当金	100.0%	0.4%	100.0%	0.3%

(注) signal 型の'ta' は水準型で分母が総資産, 'eq' は水準型で分母が自己資本, 'sl' は水準型で分母が売上高の財務シグナルを表す. qdiffl** は前期比変化幅型, ydiffl**は前年比変化幅型を表し, **の部分は分母を示す(水準型と同じ記号). qgrowth は前期比成長型, ygrowth は前年比成長型を表す.

の分割領域をみると財務シグナル値が-0.01 以下または 0.03 より大きい領域が不正ありを予測する領域となっている一方, 切り株モデルは全ての領域で不正なしと予測する結果となっており, 分岐数 2 の決定木モデルを活用することでこの財務シグナルを有効活用できるようになったと言える.

ロジスティック回帰モデルを用いた場合は, 表 5 から分かるように不正なしの正解率が 100 パーセント近い値になっている一方で不正ありの正解率は 1 パーセントに満たない. ロジスティック回帰で不正ありと不正なしに領域を分割する場合, 不正ありと予測する領域では, 学習データ上, 不正ありの教師データが半分以上になっていると考えられるが, そういった領域が非常に少ないことからほとんどの領域で不正なしと予測するモデルになっている可能性がある. この点を踏まえると, 正常データであっても財務シグナルの値が極端な値になっているモノが相当数存在し, 単一のサンプルな財務シグナルだけで不正の有無を捉えるのは難しいデータ分布状況にあると考えられる. この点の確認は今後の課題としたい.

5 不正会計検知モデルの構築

前セクションでみた通り, 個別の財務シグナルでも不正会計検知にある程度有効とみられるものが散見されるが, その精度は不十分な水準であった. そこで複数の財務シグナルのアウトプットを説明変数とするロジスティック回帰モデルを構築し, これを最終的な不正会計検知モデルとして予測精度を確認した. 後述するが, 最終モデルの構築段階ではインプットデータは財務シグナルごとに予測値(不正/正常)と欠損値をダミー変数化したものになっている. この段階ではさら

なる領域分割を行う決定木モデルよりも, 係数等により財務シグナル間の重要度が把握しやすいロジスティック回帰モデルが望ましいと考え, 最終モデルではロジスティック回帰モデルを採用した.

不正会計検知モデル構築から正解率の計測までの流れは次のようになる.

1. 前セクションの結果に基づき, 正解率上位 n 個の財務シグナルを抽出する.
2. 正解率を計測するテストデータとして全ての正常データと不正データを統合したデータセットを準備し, 前セクションと同様に決算年によってデータセットを 10 分割する.
3. テストデータに用いる決算年以外のデータを用いて財務シグナルごとに決定木モデルを学習する. なお, 決定木モデルの学習はアンダーサンプリングした正常データと不正企業データを組み合わせたデータセットを用いる.
4. 学習した財務シグナルごとの決定木モデルから統合データセットに含まれる全てのサンプルに対する不正あり/なしの予測値を出力する.
5. 財務シグナルは銘柄や決算期によっては計算できない場合があることから, 財務シグナルごとに不正あり, 不正なし, 欠損値の 3 つのダミー変数を準備する.
6. テストに用いる決算年のデータを除いた残り全ての統合データセットを用いて, ロジスティック回帰モデルのパラメータを推計する.
7. テストデータに対する不正あり/なしの予測値を出力し, 正解率を計測する.

表 6 は正解率上位 20 の財務シグナルの予測結果を用いた不正会計検知モデルの予測精度をまとめたもので, 表 7~表 9 は同様に正解率上位 40, 上位 60, 上位 80 までを用いたモデルでの予測精度をまとめたものである. これらの表から不正会計検知モデルに用いる財務シグナルが 60 を超えると, 正解率の改善は頭打ちになることがみとれる. しかしながら, 60 個の財務シグナルを用いた不正会計検知モデルでも不正なしデータの平均正解率は 20 パーセント程度にとどまっている. 先行研究の手法は不正データに対する正解率が低くても 60 パーセントを超える水準にあり, 本研究の正解率はまだまだ比較できる水準には達していない. 一方, 先行研究では正常データに対する正解率が軒並み 70 パーセント程度であることと比較すれば, 本研究の不正会計検知モデルが正常データの正解率 99 % を維持していることは評価できる点でもある. 正常データに対する正

表 6: 正解率上位 20 の財務シグナルを用いた不正会計検知モデルの正解率

test 期間	学習 data 数		正解率 (学習)		testdata 数		正解率 (test)	
	不正無	不正有	不正無	不正有	不正無	不正有	不正無	不正有
2009	7917	1233	99.7%	13.6%	12261	171	99.4%	9.4%
2010	7901	1249	99.2%	15.1%	12349	155	99.1%	20.0%
2011	7885	1261	99.7%	11.7%	12490	143	99.5%	16.1%
2012	7891	1261	99.8%	11.3%	12632	143	99.7%	11.9%
2013	7876	1265	99.6%	13.7%	12888	139	99.2%	13.7%
2014	7882	1237	99.7%	13.1%	13276	167	99.4%	9.0%
2015	7862	1247	99.4%	15.2%	13660	157	99.4%	10.2%
2016	7824	1284	99.5%	14.1%	14086	120	99.3%	10.0%
17-18	7260	1305	99.1%	16.0%	22453	99	99.4%	14.1%
平均	7,810	1,260	99.5%	13.7%	14,011	144	99.4%	12.7%

表 7: 正解率上位 40 の財務シグナルを用いた不正会計検知モデルの正解率

test 期間	学習 data 数		正解率 (学習)		testdata 数		正解率 (test)	
	不正無	不正有	不正無	不正有	不正無	不正有	不正無	不正有
2009	7917	1233	99.60%	18.17%	12261	171	98.92%	12.28%
2010	7901	1249	99.22%	19.14%	12349	155	98.91%	24.52%
2011	7885	1261	99.68%	15.62%	12490	143	99.06%	22.38%
2012	7891	1261	99.70%	14.67%	12632	143	99.52%	17.48%
2013	7876	1265	99.52%	17.63%	12888	139	98.84%	20.14%
2014	7882	1237	99.52%	17.87%	13276	167	99.13%	8.38%
2015	7862	1247	99.41%	19.09%	13660	157	99.20%	12.74%
2016	7824	1284	99.48%	18.69%	14086	120	98.89%	10.00%
17-18	7260	1305	99.15%	21.00%	22453	99	98.93%	11.11%
平均	7,811	1,260	99.47%	17.98%	14,011	144	99.04%	15.45%

解率の高さを維持したまま、不正データの検知精度を高めることが当面の大きな課題である。

6 まとめ

本研究では不正会計検知に有効な財務シグナルを検証するため、データマイニング法に則って分析可能な財務シグナルを網羅的に分析した。そして、そこから得られた不正データに対する予測精度の高いシグナル群を活用して最終的な不正会計検知モデルを構築した。最終モデルの不正データに対する正解率は高いモデルでも 20 パーセント弱とまだまだ低い水準にとどまっております。先行研究の予測精度に対して大きく見劣りするが、一方で正常データに対する予測精度は 99 パーセント程度と既存研究にはみられない高い水準を保っている。現実的には不正データの数に比べて不正のなされていない正常データの比率は 1 : 100 程度であり、圧倒的に正常データの方が多い。そのため、正常データに対する予測精度を高い水準に保っているのは当研究のモデルの大きな利点と言える。正常データに対する高い予測精度を維持しつつ、不正データに対する予測精度を改善することが今後の大きな課題である。その他、データマイニング法で網羅的に検証した各財務シグナルの中

表 8: 正解率上位 60 の財務シグナルを用いた不正会計検知モデルの正解率

test 期間	学習 data 数		正解率 (学習)		testdata 数		正解率 (test)	
	不正無	不正有	不正無	不正有	不正無	不正有	不正無	不正有
2009	7917	1233	99.57%	21.01%	12261	171	98.74%	12.87%
2010	7901	1249	99.19%	21.86%	12349	155	98.73%	25.16%
2011	7885	1261	99.62%	19.19%	12490	143	98.74%	24.48%
2012	7891	1261	99.66%	18.24%	12632	143	99.19%	17.48%
2013	7876	1265	99.43%	21.66%	12888	139	98.43%	24.46%
2014	7882	1237	99.51%	20.45%	13276	167	98.91%	12.57%
2015	7862	1247	99.33%	21.49%	13660	157	99.09%	9.55%
2016	7824	1284	99.42%	20.87%	14086	120	98.92%	10.83%
17-18	7260	1305	99.01%	23.07%	22453	99	98.96%	19.19%
平均	7,811	1,260	99.41%	20.87%	14,011	144	98.86%	17.40%

表 9: 正解率上位 80 の財務シグナルを用いた不正会計検知モデルの正解率

test 期間	学習 data 数		正解率 (学習)		testdata 数		正解率 (test)	
	不正無	不正有	不正無	不正有	不正無	不正有	不正無	不正有
2009	7917	1233	99.61%	21.41%	12261	171	98.82%	14.04%
2010	7901	1249	99.10%	22.82%	12349	155	98.77%	24.52%
2011	7885	1261	99.61%	20.54%	12490	143	98.57%	21.68%
2012	7891	1261	99.56%	19.51%	12632	143	98.97%	18.18%
2013	7876	1265	99.39%	22.37%	12888	139	98.30%	25.18%
2014	7882	1237	99.42%	20.70%	13276	167	98.94%	13.17%
2015	7862	1247	99.29%	23.10%	13660	157	99.03%	10.83%
2016	7824	1284	99.51%	21.73%	14086	120	98.85%	10.83%
17-18	7260	1305	98.95%	24.67%	22453	99	98.64%	21.21%
平均	7,811	1,260	99.38%	21.87%	14,011	144	98.76%	17.74%

身を詳細に分析することも手付かずとなっており、今後の課題と認識している。既存研究の多くは本決算のみを対象としているのに比べ、本研究では四半期データを分析対象に加えたことで分析対象データ数を増やすことが出来たが、その利点を活かしていない。利点を活用するために、特定時期の財務データ単独の分析だけでなく前後のつながりを活用した分析を行うことも今後の課題と考えている。

参考文献

- [1] X. Yan and L. Zheng: *Fundamental Analysis and the Cross-Section of Stock Returns: A Data-Mining Approach*, The Review of Financial Studies 30(4), pp. 1382-1423 (2017)
- [2] Messod D. Beneish: *The Detection of Earnings Manipulation*, Financial Analysts Journal, pp. 24-36 (1999)
- [3] Patricia M. Dechow, Weili Ge, Chad R. Larson and Richard G. Sloan: *Predicting Material Accounting Misstatements*, Contemporary Accounting Research 28(1) pp. 17-82, (2011)

- [4] 東海林和雄, 中村亮介, 尾崎幸謙: 日本の上場企業における売上過大計上による不正会計の検知-マハラノビス距離を用いた機械学習による方法-, 行動計量学 47(2), pp. 123-140 (2020)
- [5] 山田徹, 後藤晋吾: 日本株ファクターモデルに足りないもの-データマイニング法を用いた探訪-, 現代ファイナンス 42, pp. 37-69 (2020)

情報セキュリティ事故に対する株式市場の反応に関する研究：日本および中国株式市場を対象とした分析

A Study on Stock Market Reaction to Information Security Incidents: An Analysis of Japanese and Chinese Stock Markets

趙 健森¹ 高橋 大志¹

Jiansen Zhao¹, Hiroshi Takahashi¹

¹ 慶應義塾大学大学院経営管理研究科

¹ Graduate School of Business Administration, Keio University

Abstract: In this study, we analyzed the impact of news related to information security incidents in the Japanese and Chinese stock markets. The period of analysis is from 1996 to 2018, and Reuters News is used as the analysis target. We adopted FinBERT, which focuses on text analysis in the financial field, to analyze the impact of news on stock prices through event studies. The results of the analysis indicates: (1) information security incidents have a negative impact on stock prices in the Japanese stock market, which may exist for a certain period of time, (2) the impact in the Chinese stock market is relatively limited during the period of analysis, and news articles with a negative polarity (3) News articles with negative polarity tend to have a relatively strong negative impact to the market.

1 背景

近年、情報セキュリティへの関心が高まっている。社会におけるデジタルトランスフォーメーション（DX）への取り組みなどを背景とし、企業は、個人情報の取り扱い、データベースの安全性など情報セキュリティを重要視するようになってきている。企業は、情報セキュリティ事故が発生した場合、自社の信頼が失われ、経済的な損失を被ることもある。また、企業が事故直後にとる対策なども企業の損失の程度に影響を及ぼす可能性がある。

日本国内において、情報セキュリティ問題が重要視されていることを示す事例の一つに法整備の進展が挙げられる。個人情報を適正に使用しつつも、事業で新たな価値を創出し、且つ個人の権利を保護することを目的として、2005年4月1日から、個人情報保護法が施行されている¹。

中国においては、2020年10月に個人情報保護法は公表されている²。これまで、中国では日本のよう

な個人情報保護法が存在していなかったが、このような動きは個人情報への関心の高まりを示すものと捉えることができる。

例えば、日本国内の法整備にもみられるように、情報セキュリティ問題の重要性は、これまで以上に高いものとなっている。一方、ひとたび情報セキュリティ事故が発生すると、それらは企業価値および株式価値に影響を及ぼすことが予想される。セキュリティに関する分析は、数多く報告されているもののセキュリティ事故と株式価値の関連性に焦点を当てた分析の報告は限定的である。

これらを背景とし、本研究では、日本および中国の二つの株式市場について、セキュリティ事故と株式市場の評価との関連性について比較分析を行う。本分析では、AIテキスト分析（FinBERT）とイベントスタディを併用することで、情報セキュリティ事故（情報漏洩事故）が企業の株価の影響の分析を試みた（Araci (2019), Yang et al. (2020), Campbell et al. (2012))。テキスト分析を用いたファイナンス分野の研究は数多く報告されているが（Yamashita et al. (2013), Nishi et al. (2019, 2021), Goshima et al. (2016)), 金融に特化した手法（FinBERT）を採用し評価を行っている点は本研究の特長の一つに挙げられる。

連絡先：〒223-8526 神奈川県横浜市港北区日吉4-1-1
慶應義塾大学大学院経営管理研究科

¹ 法律の施行により、違反時には6ヶ月以下の懲役または30万円以下の罰金が課される。

² 罰則により、5,000万人民币元または前年度売上高の5%の罰金が課される。

2 関連研究

情報セキュリティ問題に関する先行研究には、主にイベントスタディの研究方法を用いて分析されたものが存在している。

まず、Cavusoglu et al. (2004) は、1996年から2001年の米国におけるインターネット・セキュリティ被害事例66件をサンプルとしてイベントスタディの研究方法で株式市場において企業価値への影響を分析した。分析の結果、セキュリティ被害に遭った企業は、被害がアナウンスされた後の2日間で、市場要因を除くと平均2.1%の企業価値が下落するとの報告を行っている。

国内を対象とした分析においては、2003年に発生した18件の漏洩事件の中で、12件で1日の株価の平均変動率は0%～-2%に集中しているとの報告が行われている（日本ネットワークセキュリティ協会2004）。また、河路（2006）は、2005年「個人情報保護法」が実施された前の1997年から2004年まで発生した118件上場企業の情報漏洩事件を対象として、イベントスタディの研究手法で分析を行っている。分析の結果、平均で-0.667%負の異常収益率が観察されたとの報告をしている。また、小規模な事件より、大規模事件の方は、異常収益率が-1.726%との大きな負の反応があることを示している。

さらに宮内ら（2015）は、2005年から2016年までの情報漏洩事件340件について、実証分析を行っている。実証分析の結果、(1) 情報セキュリティ事故は株式市場に負の影響を与えること、(2) 時期により株式市場の反応に違いがあること、(3) 社会的インパクトの大きな情報セキュリティ事故は、企業価値に負の影響を与えること、(4) 情報セキュリティ事故の原因が不正アクセス以外の場合、企業価値に相対的に大きな負の影響を与えること、(5) 情報公開度の高い企業の情報セキュリティ事故は、企業価値の負の影響は限定的であること、(6) 機密性の高い情報を取り扱っている企業の情報セキュリティ事故は、企業価値に負の影響を与える傾向にあること、(7) 格付けの高い企業の情報セキュリティ事故は企業価値に負の影響は、相対的に限定的であること、(8) 情報セキュリティ事故発生時に、経営者が積極的に補償について発言をした場合、企業価値に負の影響は限定的であること、などといった興味深い結果を示している。

3 目的

関連研究で述べたように、情報セキュリティ事故に対する研究は主にイベントスタディの手法を用いて、米国と日本の株式市場を中心に事故の影響を短

期に株価のボラティリティを測ることで事故に対する株式の反応を研究することが多い。情報セキュリティ事故に対して、長期的な影響と発展途上国株式市場の反応についての研究は未だ少ない。これらを踏まえ、本研究では、中国と日本で発生した情報漏洩事故に絞り、「個人情報保護法」が実行された前後に分け、情報漏洩事故のニュースに対してイベントスタディを用いて比較分析する。またFinBERTという金融分野におけるAIテキスト分析技術を用いて事故ニュースに対する極性（neutral, positive, negative）をつけ、AIによって極性が判断されたニュースはそれぞれ株価にどんな影響を与えるかを短期と長期の影響を分析することでテキスト分析技術の実用性を分析して検証する。

4 データ

分析データとして、ニュースデータ及びマーケットデータの双方を用いる。

まず、ニュースデータとして、トムソンロイター社が配信を行ったニュース記事を用いて分析する。本研究において、1996年から2018年まで23年分のニュースデータにわたる中国と日本での情報安全に関するニュースを抽出した。

データ抽出の手順として、まずニュースデータの中から、中国株式コードまたは日本株式コードが含まれているデータを抽出した。また先行研究によって「security breaches」と「phishing」二つのキーワードでニュースのタイトルまたは本文がキーワードに含まれているニュースを抽出した。それに加え、タイトルまたは本文で「leak」と「information」二つのキーワードが同時に含まれているニュースを抽出した。日本と中国それぞれ合計573件、87件のニュースデータを抽出した。

マーケットデータとしては、日本市場のデータは日経NEEDSから取得した。サンプル期間は、1996年から2018年とし、使用データは、上場各銘柄とTOPIXの日次終値データを使用した。中国のマーケットデータは、DATASTREAMから取得した。サンプル期間は、同様に1996年から2018年とし、中国上海と深セン株式市場に上場している各銘柄とそれぞれのA株のインデックスの日次終値データを使用した。

5 分析方法

本研究では情報セキュリティ事故の関連ニュースについて分析するために、自然言語処理技術を用いて、ニュースを分析する。自然言語処理技術の中で、

FinBERT (Financial Bidirectional Encoder Representations from Transformers) モデルを用いてニュース記事に極性をつける。また、イベントスタディの手法を用いて、情報セキュリティ事故につき、株価への影響を分析する。イベントが発生した期間の累積異常リターンを推定し、株式価格への影響を分析する。

5.1 イベントスタディ

企業に関連したイベント前後の株式の累積の異常リターンの動きを分析することで、そのイベントの株式価格に与える影響について分析する。本研究においては、ニュースデータのアナウンス日をイベントデーとして定義する。また、同じイベントが複数報道された場合、より早い時点をイベントデーとして定義する。アナウンス日は土、日、祝日の場合ではイベントデーは翌営業日にする。アナウンスの時間は当日 15 時から 24 時までの時間帯であれば、株式価格への影響は当日で反映されていないため、イベントデーは翌営業日とする。

本分析では、推定ウィンドウは、アナウンス日の 140 営業日前からアナウンス日 20 営業日前までとした。イベントウィンドウは、短期および中長期の影響を測るため、イベントデーから 200 営業日後までを含む複数の期間を分析対象とした。

5.2 FinBERT

まず、BERT は 2018 年に Google 社が発表した双方向の Transformer モデルであり、伝統的なモデルなどと比較してより優れたパフォーマンスを示すモデルとして関心を集めているモデルである (Devlin et al. (2018))。そして、BERT モデルを基に金融分野に特化したモデルが FinBERT モデルである (Araci (2019), Yang et al. (2020))。本モデルの特徴としてデータが少ない場合でも、精度の高い分類精度が得られる点などが挙げられる。

本研究では yinyanghust と ProsusAI の二つの FinBERT モデルを用いてニュースのタイトルと本文両方の極性分析を行う (Araci (2019), Yang et al. (2020))。極性分析によって、テキストを「neutral」、 「positive」と「negative」の三つに分類し、各分類のニュースが株式市場に与える影響について分析を行う³。

³ 本分析で採用したモデルでは、テキストの tokenize による制限があり、分析可能なのは 512byte の tokenize までとなっている。そのため、本研究では長さが 512byte を超えたニュースデータについて、テキスト最初の 512byte のみを取得して分析を行う。

6 分析結果

6.1 イベントスタディによる分析

分析においては、日本株式市場と中国株式市場を分けて行った。イベントスタディの結果を表 1 に示す。表 1 の左の列は、イベントスタディにおける異常収益の計測期間、真ん中の列は、日本市場の分析結果、右の列は中国市場の分析結果を示したものである。

分析結果により、日本株式市場(表の真ん中の列)において、イベントウィンドウをアナウンス日後の 20 営業日の短期において、株式市場 (CAR) において 4.46% の下落が確認された。これらの結果は、セキュリティ事故に対して市場がマイナスの評価をしていることを示すものである。

また、表 1 より、例えば、-20 営業日から 20 営業日の値は、-11.11% の水準であること、アナウンス日後 200 日までの株式価格の下落は -20.32% となっていることを確認できる。これらの結果は、株式価格への負の影響は、一定期間存在する可能性のあることを示すものである⁴。

表 1 日中株式市場の反応 (累積異常リターン)

	日本市場	中国市場
(T1,T2)	CAR(T1,T2)	CAR(T1,T2)
(-20,20)	-0.1111	-0.0104
(-20,-1)	-0.0665	-0.0136
(0,+1)	-0.0089	0.0050
(0,+3)	-0.0164	-0.0082
(0,+5)	-0.0225	-0.0009
(0,+10)	-0.0404	0.0089
(0,+20)	-0.0446	0.0033
(0,+50)	-0.0961	0.0016
(0,+100)	-0.1346	-0.0338
(0,+200)	-0.2032	-0.0340

その一方、中国の株式市場においては、例えば、-20 営業日から 20 営業日の値は、-1.04% とマイナスの値となっているが、累積異常リターンの水準は、日本市場と比較して相対的に小さいことを確認できる⁵。

日本では、負の影響がみられるのに対し、中国市場における影響は相対的に限定的なものとなっている。

⁴ 中長期的な分析においては、期間中に市場環境の変化の影響を受ける可能性がある。より多くの要因を考慮した詳細な分析は、今後の課題として挙げられる。

⁵ 例えば、200 営業日の値は、-3.4% となっている。

る。これらの要因の一つとして、中国では個人情報保護法が公表されたので比較的最近(2020年10月)であるのに対し、日本では、個人情報保護法が施行されたのが2005年4月1日と相対的に長い歴史を有しており、個人情報に対する意識が、投資家を含め社会前提において高まっていることなどが挙げられる。法律、経済面など含む経営環境、企業属性等を考慮した詳細な分析は今後の課題に挙げられる。

6.2 FinBERT による極性分析

本節では、ニュース記事の内容を考慮した分析結果を示す。ニュース記事の評価には、FinBERTモデルを用いた。本分析では、ニュース記事のタイトルを分析したもの、記事の本文を分析したもの、両者の分析結果を示す。

表2および表3は、ニュース記事のタイトルを対象として、二つのFinBERTモデルを通じ、ニュース記事の極性を分析した結果である⁶。

表2 極性分析結果 (ニュースのタイトル)
(yinyanghust モデル)

yinyanghust モデル	日本市場	neutral	393(68.59%)
		positive	45(7.85%)
		negative	135(23.56%)
	中国市場	neutral	47(54.02%)
		positive	15(17.24%)
		negative	25(28.74%)

表3 極性分析結果 (ニュースのタイトル)
(ProsusAI モデル)

ProsusAI	日本市場	neutral	295(51.48%)
		positive	58(10.12%)
		negative	220(38.39%)
	中国市場	neutral	21(24.14%)
		positive	16(18.39%)
		negative	50(57.47%)

同じニュースデータセットを対象として、二つのモデルを通じて、それぞれ分類を行った。いずれのモデルも、negative と分類される割合が、positive と分類される割合より相対的に高いことを確認できる⁷。

⁶ 各モデルを通じ、ニュース記事を、ポジティブ、ニュートラル、ネガティブに分類した。

⁷ モデルが異なることから、分類結果も差異が存在することを確

表4、表5は、ニュース記事本文を対象とした分析結果である。タイトルを分析した結果と同様に、いずれのモデルも、negative と分類される割合が、positive と分類される割合より相対的に高いことを確認できる^{8,9}。

表4 極性分析結果 (ニュース記事本文)
(yinyanghust モデル)

yinyanghust モデル	日本市場	neutral	406(70.86%)
		positive	41(7.16%)
		negative	126(21.99%)
	中国市場	neutral	47(54.03%)
		positive	12(13.79%)
		negative	28(32.18%)

表5 極性分析結果 (ニュース記事本文)
(ProsusAI モデル)

ProsusAI	日本市場	neutral	267(46.60%)
		positive	44(7.68%)
		negative	262(45.72%)
	中国市場	neutral	28(32.18%)
		positive	14(16.09%)
		negative	45(51.72%)

6.3 イベントスタディ分析による検証

本節では、各極性に分類されたニュース記事の発信が市場に与える影響を分析する。

表6および表7は、日本株式市場を対象とした分析結果である。また、表8、表9は、中国株式市場の結果を示したものである。

ネガティブな極性のニュースが、ポジティブなニュースと比較して相対的に株式市場の評価が低い傾向にあることを確認できる。これらの結果は、本分析で採用したFinBERTモデルと株式市場の評価が整合的であることを示すものである。

認できる。本分析にて用いたサンプルでは、ProsusAIモデルは、相対的にnegativeに分類される割合が高い傾向を確認できる。

⁸ 二つのモデルを比較すると、Yinyanghustモデルは、相対的にneutralが多くなる傾向であること。一方、ProsusAIモデルは、相対的にnegativeが多くなる傾向にあることを確認できる。

⁹ なお、タイトルと記事本文の分析結果が同じ極性であったものの割合は、日本市場(全573件)の中で、Yinyanghustモデルでは、376件、ProsusAIモデルでは343件であった。中国市場(全87件)の中で、Yinyanghustモデルでは51件、ProsusAIモデルでは49件であった。

表 6 極性ごとのイベントスタディ分析結果
(日本市場 yinyangkust モデル)

	yinyangkust		
	neutral	positive	negative
CAR(-20,20)	-0.1144	-0.0168	-0.1311
CAR(-20,-1)	-0.0678	-0.0067	-0.0814
CAR(0,+1)	-0.0070	0.0001	-0.0180
CAR(0,+3)	-0.0137	-0.0067	-0.0283
CAR(0,+5)	-0.0220	-0.0065	-0.0293
CAR(0,+10)	-0.0417	-0.0105	-0.0459
CAR(0,+20)	-0.0465	-0.0102	-0.0497
CAR(0,+50)	-0.10369	-0.03282	-0.09215
CAR(0,+100)	-0.14136	-0.06461	-0.13543
CAR(0,+200)	-0.20987	-0.09720	-0.21598

表 7 極性ごとのイベントスタディ分析結果
(日本市場 ProsusAI モデル)

	ProsusAI		
	neutral	positive	negative
CAR(-20,20)	-0.1112	-0.0422	-0.1225
CAR(-20,-1)	-0.0737	-0.0199	-0.0671
CAR(0,+1)	-0.0077	-0.0051	-0.0108
CAR(0,+3)	-0.0153	-0.0050	-0.0195
CAR(0,+5)	-0.0217	-0.0055	-0.0262
CAR(0,+10)	-0.0378	-0.0150	-0.0473
CAR(0,+20)	-0.0376	-0.0224	-0.0555
CAR(0,+50)	-0.0904	-0.0298	-0.1130
CAR(0,+100)	-0.1265	-0.0786	-0.1522
CAR(0,+200)	-0.2238	-0.1014	-0.1992

表 8 極性ごとのイベントスタディ分析結果
(中国市場 yinyangkust モデル)

	yinyangkust		
	neutral	positive	negative
CAR(-20,20)	0.0160	0.0158	-0.0670
CAR(-20,-1)	-0.0041	-0.0062	-0.0329
CAR(0,+1)	0.0026	0.0129	0.0065
CAR(0,+3)	-0.0042	-0.0071	-0.0137
CAR(0,+5)	0.0078	-0.0100	-0.0100
CAR(0,+10)	0.0230	0.0070	-0.0135
CAR(0,+20)	0.0201	0.0220	-0.0341
CAR(0,+50)	0.0469	-0.0614	-0.0457
CAR(0,+100)	0.0280	-0.1256	-0.0981
CAR(0,+200)	0.0280	-0.1723	-0.0816

表 9 極性ごとのイベントスタディ結果
(中国市場 ProsusAI モデル)

	ProsusAI		
	neutral	positive	negative
CAR(-20,20)	0.0009	0.0200	-0.0269
CAR(-20,-1)	0.0056	0.0021	-0.0307
CAR(0,+1)	-0.0039	0.0058	0.0113
CAR(0,+3)	0.0029	-0.0037	-0.0161
CAR(0,+5)	0.0086	0.0035	-0.0080
CAR(0,+10)	0.0155	0.0095	0.0052
CAR(0,+20)	-0.0047	0.0179	0.0038
CAR(0,+50)	0.0531	0.0014	-0.0313
CAR(0,+100)	-0.0091	0.0545	-0.0797
CAR(0,+200)	0.0257	0.0612	-0.1042

7 まとめ

本研究では、情報セキュリティ事故が株式市場に与える影響について、イベントスタディ分析および自然言語処理技術 (FinBERT) を通じ分析を行った。

(1) 情報セキュリティ事故は、日本株式市場において株式価格に負の影響を与え、その影響は一定期間存在する可能性のあること、(2) 中国の株式市場における影響は、分析対象期間中においては相対的に限定的であること、(3) ニュース記事の極性が負のニュース記事は、相対的に市場に負の影響を与える傾向が強いことなどの結果を見出した¹⁰。

8 今後の課題

本研究では、分析対象をキーワードを用いて抽出したが、抽出方法の精度向上は、今後取り組む課題の一つに挙げられる。また、市場環境や企業属性など、株式市場と関連するより多様なデータを用いた詳細な分析も今後の課題として挙げられる。

謝辞

本研究の一部は、科学研究費補助金(JP20K01751)の助成を受けたものです。プログラミングコードについて援助して頂いた同研究室の尹聖在さんに感謝する。

¹⁰ 本分析では、ニュースの評価に金融に特化した自然言語モデル (FinBERT) を採用したが、本結果は、FinBERT モデルと株式市場の評価が整合的であることを示すものである。これらの結果は、ファイナンス分野が自然言語処理技術の応用分野として有効であることを市場の評価を通じ示すものである。

参考文献

- [1] Cavusoglu, H., Mishra, B., & Raghunathan, S : The effect of internet security breach announcements on market value: Capital market reactions for breached firms and internet security developers. *International Journal of Electronic Commerce*, 9(1), 70-104(2004)
- [2] Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. : Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*.(2018)
- [3] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. : Attention is all you need. *arXiv preprint arXiv:1706.03762* (2017)
- [4] Araci, D. Finbert: Financial sentiment analysis with pre-trained language models. *arXiv preprint arXiv:1908.10063*. (2019)
- [5] Spanos, G., & Angelis, L. The impact of information security events to the stock market: A systematic literature review. *Computers & Security*, 58, 216-229. (2016)
- [6] Nishi, Y., Suge, A., & Takahashi, H.: Text Analysis on the Stock Market in the Automotive Industry through Fake News Generated by GPT-2, *Proceedings of the International Workshop Artificial Intelligence of and for Business (AI-Biz2019)* (2019)
- [7] Goshima, K., & Takahashi, H. : Quantifying news tone to analyze the Tokyo Stock Exchange with deep learning. *Security Analysis Journal*, 54(3), 76-86, 2016.
- [8] Nishi, Y., Suge, A., & Takahashi, H.: Construction of a News Article Evaluation Model Utilizing High-Frequency Data and a Large-Scale Language Generation Model, *SN Business & Economics*, 1, 104 (2021)
- [9] Yamashita, Y., Johtaki, & H., Takahashi, H.: Analyzing the Influence of Head-Line News on the Stock Market in Japan, *International Journal of Intelligent Systems Technologies and Applications*, 12, 328-342 (2013)
- [10] Araci, D. FinBERT: Financial Sentiment Analysis with Pre-Trained Language Models, *arXiv:1908.10063* (2019)
- [11] Yang, Y., UY, M.C.S, & Huang, A.: FinBERT: A Pretrained Language Model for Financial Communications, *arXiv:2006.08097* (2020)
- [12] Campbell, J. Y., Lo, A. W., & MacKinlay, A. C.: *The econometrics of financial markets*, Princeton University press (2012)
- [13] 青嶋智久, 中川慧 : 日本語 BERT モデルを用いた経済テキストデータのセンチメント分析, *人工知能学会全国大会論文集 第 33 回全国大会* (2019) (pp. 4Rin127-4Rin127). 一般社団法人 人工知能学会 (2019)
- [14] 河路武志 : 個人情報漏洩事件に対する株式市場の反応. *管理会計学:日本管理会計学会誌: 経営管理のための総合雑誌*, 15(1), 35-56(2006)
- [15] 久保田敬一, 竹原均 : 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*, 22, 3-23. (2007)
- [16] 西良浩, 菅愛子, 高橋大志 : ニュースおよび高頻度データを用いたディープラーニングによる株式変動の分析—BERT によるニュース分類—, *人工知能学会 経営課題に AI を! ビジネス・インフォマティクス研究会 (第 14 回)* (2020)
- [17] 田中勝行 : 企業の情報セキュリティ事故による株価への影響に関する実証研究 (2011 年度国際マネジメント研究奨励賞受賞論文). *国際マネジメント研究*, (2), 40-55(2013)
- [18] 廣松毅 : 情報セキュリティ事故が企業価値に与える影響の分析-イベント・スタディ法を用いたリスク評価の試み(2011)
- [19] 宮内幸子, 高橋大志 : 情報セキュリティ事故による企業価値への影響とその関連性について経営課題に AI を! ビジネス・インフォマティクス研究会 (第 15 回)(2020)

社会シミュレーション・ログからのナレッジ抽出： エクスペリエンスマッピング手法の援用

Knowledge Extraction from Social Simulation Logs Using Experience Mapping Methods

菊地 剛正¹ 高橋 大志¹

Takamasa Kikuchi¹ and Hiroshi Takahashi¹

¹ 慶應義塾大学大学院経営管理研究科

¹ Graduate School of Business Administration, Keio University

Abstract: 社会シミュレーションの出力結果・ログからのナレッジ抽出については、様々な方法論が提案されている。当該分析手法は、モデルの開発者や分析者のみならず、その他ステークホルダーの間での認識共有やコミュニケーションのために重要である。本稿では、社会シミュレーションの結果の分析及び形式的記述のために、デザイン思考の分野で用いられているエクスペリエンスマッピング手法を援用することを試みる。

1 はじめに

経済・社会における課題解決のため、実データと社会シミュレーションの両者を利活用した手法が提案されている。例えば、山田・大堀らは、現実のデータを基に空港における複数のタイプの人間行動の類型化を行い、福岡空港における新機材導入時の混雑時状況をエージェントシミュレーションにより再現することに成功している[1;2]。また、個票アンケートデータに基づいた社会シミュレーションにより、退職前後世代の資産の持続可能性の問題にアプローチするものもある[3;4]。これら実務の意思決定に資する分析は、社会および経済活動における効率的な意思決定やサービス・プロダクトの設計に貢献することが期待される。一方で、モデルの構造やシミュレーション結果の理解・解釈については、モデルの開発者や分析者のみが行うものではなく、経営・行政に係る意思決定権者や現場担当者に至るまで広く行われていく可能性がある。そのため、シミュレーション・ログデータからナレッジやインサイトを抽出する方法論や抽出したナレッジやインサイトをステークホルダー間で伝播させる枠組みが重要となる。他方、プロダクトやサービスのデザインにおいては、「デザイン思考」が注目されている[5;6;7]。デザイン思考では、1)人間中心の視点、2)プロトタイプを活用した試行錯誤型の問題解決、が要素とされている[8]。人間中心の視点としては、ユーザーの潜在ニーズを掘り起こす観察的手法として、ペルソナ

／シナリオ法[9]やカスタマージャーニーマップ、エクスペリエンスマップ[10]といったエクスペリエンスマッピング手法が用いられている。しかし、シミュレーションログ分析において、上記のようなエクスペリエンスマッピング手法を適用した事例はあまり存在しない¹。当該手法は、ログ分析における課題である、ステークホルダー間のコミュニケーション円滑化のための有効な方策になる可能性がある。

そこで本稿では、サービスやプロダクトのデザイン・設計に直結するような社会シミュレーションのログ分析・形式的記述のための枠組みを検討する。デザイン思考の領域で用いられている人間中心設計の考え方やエクスペリエンスマッピング手法を援用する。提案手法のケーススタディ・デモンストレーションとして、退職前後世代の資産持続可能性のシミュレーションに適用する。なお、シミュレーションログを形式的に記述する際の要件は、[12;13]を参照し、以下の通りとする：1) サービスやプロダクトの設計に資するよう顧客や利用者の視座を表現すること、2) ログ分析の結果から導かれた内容が簡潔に1枚のマップに収められており、特別な説明や正当化を必要とせず、ステークホルダー間に回覧させることができること、3) そのマップに次のデザインアクションを示唆するような情報が記載されていること。

¹ Kikuchi & Takahashi[11]では、ペルソナ形式での記述を試行している。

2 関連研究

2.1 エクスペリエンスマッピング手法

ペルソナとは、実在の人物の具体的データに基づき創作された仮想のキャラクターをいう[9]。当該手法はマーケティングやヒューマン・コンピュータ・インタラクションの分野で広く用いられている。ペルソナの表現形式としては、ペルソナスケッチやペルソナスケルトンなど様々存在するが、本稿では、複数のペルソナを共通の属性で横比較するペルソナコンパリソンプスターを用いる(Table 1)。

Table 1 ペルソナコンパリソンプスターの例 [9]

Name	Tanner	Colbi	Austin	Preston
Age	9	7	12	3
Tagline	The tenacious tinkerer	The creative child	The active competitor	The precious preschooler
Personal Computer (PC) location	PC in family room only	Uses PC in family room and sometimes her brother's PC, when he lets her	Has a PC in his bedroom, rarely uses the PC in the family room	Uses the PC in office with Mom
Internet Connection	Dial up	Broadband	Broadband	Dial up
PC/Internet Activity	Gaming, web surfing, some school work / research	Chatting with friends, surfing the web, school work / research, arts / crafts	Gaming, web surfing, tracking sports schedules, tracking favorite athletes, some school work / research	Educational games and light entertainment deemed worthy by Mom

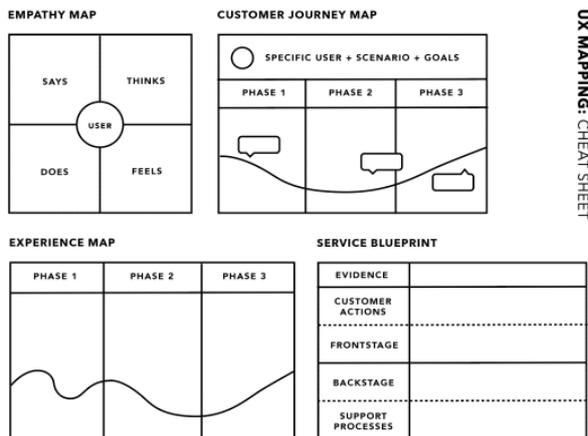


Fig. 1 エクスペリエンスマッピング手法の比較 [14]

その他、エクスペリエンスマッピング手法としては、エンパシーマップやカスタマージャーニーマップ、エクスペリエンスマップ、サービスブループリントなどが存在する[14] (Fig. 1)。本稿では、サービ

デザインにおける視覚的記述手法の中で最も基本的な手段であり、また頻繁に活用される[13]、カスタマージャーニーマップを用いる。

2.2 シミュレーション分析手法

社会シミュレーションの実行結果やモデルの構造について、ステークホルダー間で認識や理解の共有を図ろうとする研究が広く行われている。シミュレーション結果からのナレッジ抽出という観点では、その分析粒度から、ミクロ的分析[15]やマクロ的分析[16;17]、メゾ的分析[18;19]が存在する。また、主に企業組織を対象としたシミュレーションにおいて、結果を形式的に記述する言語モデルが提案されており[20]、実際にエージェントシミュレーションの実行結果に適用した事例がある[21]。しかし、前述の通り、サービスやプロダクトのデザイン・設計に直結するような社会シミュレーションのログ分析・形式的記述のための枠組みは殆ど行われていない。

3 方法論

本稿では、サービス設計に資する社会シミュレーションのログ分析・形式的記述のための枠組みを検討する。手法の概念図は以下の通りである(Fig. 2)。

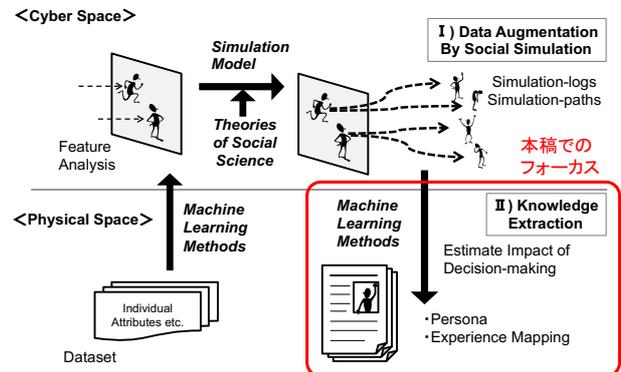


Fig. 2 提案手法の概念図

個票アンケートデータを用いた特徴分析と当該分析結果に基づく退職前後世代の資産持続可能性のシミュレーションを行なった先行文献[3]の結果を参照し、エクスペリエンスマッピング手法によりログ分析及び形式的記述を行う。

4 デモンストレーション

著者らは、個票アンケートデータから生成した類型(人物属性)に基づき、退職前後世代の資産形成・取り崩しのシミュレーションを行い、資産の持続可能性について分析を行なっている[3;4]。以下、分析結果の一部を再掲し、エクスペリエンスマッピング手法による形式的記述のフィジビリティを検討する。

4.1 特徴分析とシミュレーション

個票アンケートデータのクラスタリングにより、回答者を5つのクラスターに分類した(Table 2)。当該分類に基づくパラメタ設定により、インフレーション毎に将来の特定年齢における資産枯渇の可能性(枯渇率)をシミュレートした(Table 3)。さらに、人物像毎に枯渇率を低減させるための施策を検討した(Table 4)。

Table 2 特徴分析の結果：クラスター毎の属性 [3]

# of cluster	Attributes			
	Age	FA ^{now}	FA ^{future}	R ^{risk} (%)
#4	57	17.5 m yen	None	5
#1	57	40.0 m yen	25.0 m yen	25
#3	67	2.5 m yen	None	0
#2	72	17.5 m yen	None	0
#5	72	40.0 m yen	None	45

Table 3 シミュレーション結果：将来時点の資産枯渇率 [3]

# of cluster	Depletion rates by inflation scenario					
	(1) No inflation		(2) Moderate inflation		(3) 2% inflation	
	Age: 90 (%)	Age: 100 (%)	Age: 90 (%)	Age: 100 (%)	Age: 90 (%)	Age: 100 (%)
#4	34	75	60	86	93	98
#1	0	0	0	0	0	0
#3	100	100	100	100	100	100
#2	0	34	0	94	0	100
#5	0	0	0	1	0	5

Table 4 インプリケーション：枯渇率を低減させる施策 [3]

# of cluster	Countermeasures (example)
#4	Appropriate risk taking for inflation hedging, increase retirement age
#1	Appropriate and steady asset succession
#3	Curbing expenditure, expanding social security
#2	Curbing expenditure
#5	Avoid excessive risk to prevent price fluctuations

4.2 ペルソナ・コンパリアン・ポスターによる形式的記述

4.1 節で示した社会シミュレーションのログ分析結果等(Table 2~Table 4)を、2.1 節で述べたペルソナコンパリアンポスターを用いて形式的に記述したものが下表である(Table 5)。

本記述形式によるメリットは、1)結果の解釈の余地が比較的少ないことや、2)個票アンケートデータの特徴分析の結果のみならず、社会シミュレーションのログにより拡張したデータをも含めた記述が可能であること(Table 5 における”Depletion rate at age 90”と”Depletion rate at age 100”)などが挙げられる。

他方、デメリットとしては、あくまでも得られる情報は静的(スナップショット的)なものであり、次のデザインアクションに通じるような情報には乏

しい。また、顧客や利用者の思考や感情を表現できないなど、サービスやプロダクトの設計の視座という点では改善の余地がある。

Table 5 ペルソナコンパリアンポスターによる形式的記述(サンプル)

Cluster #	#5	#1	#3	#4	#2
Age group	55~59	60~64	60~64	65~69	70~74
Current balances of financial assets	20~30 m yen	30~50 m yen	4~5 m yen	10~15 m yen	30~50 m yen
Holding ratio of risk assets	10~20 %	50~60 %	0 %	0 %	0~10 %
Financial assets to be succeeded	15~20 m yen	0 m yen	0 m yen	0 m yen	0 m yen
Depletion rate at age 90	0.3%	7.8%	95.9%	7.5%	0.1%
Depletion rate at age 100	7.3%	19.0%	99.0%	90.3%	6.8%

4.3 カスタマージャーニーマップによる形式的記述

4.1 節で示した社会シミュレーションのログ分析結果等(Table 2~Table 4)を、2.1 節で述べたカスタマージャーニーマップを用いて形式的に記述したものが下図である(Fig. 3)。

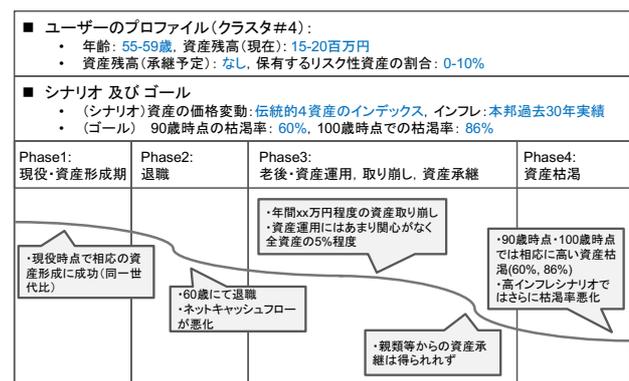


Fig. 3 カスタマージャーニーマップによる形式的記述(サンプル, クラスター#4にフォーカスしたもの)

本記述形式によるメリットは、顧客や利用者の思考や感情を入れ込み可能であり、顧客の体験を総体的に取り扱いうることである。従ってサービスやプロダクトの設計の視座では、ペルソナコンパリアンポ

スターによる手法に比べ優位性があると考えられる。他方、デメリットとしては、得られる情報が1シナリオに限定されるなど静的であり、クラスタ毎の改善施策など、次のデザインアクションに通じるような情報を織り込む場合、“As Is”と“To Be”の相互比較が必要になると考えられる。

5 おわりに

本稿では、サービスやプロダクトのデザイン・設計に直結するような社会シミュレーションのログ分析・形式的記述のための枠組みを検討した。デザイン思考の領域で用いられている人間中心設計の考え方やエクスペリエンスマッピング手法を援用した。提案手法のケーススタディ・デモンストレーションとして、退職前後世代の資産持続可能性のシミュレーション結果に対し、ペルソナコンパソンポスターとカスタマージャーニーマップによる形式的記述を実施した(4.2節, 4.3節)。両手法ともメリット・デメリットが存在するものの、シミュレーションログを形式的に記述する際の要件(1章後段)と照らし合わせると、改善の余地があると考えられる。

今後の課題は以下の通りである：1)ケーススタディ・デモンストレーションの対象事例の拡大、2)上記要件に適合するようなエクスペリエンスマッピング手法の検討。

参考文献

- 1) Yamada, H., Ohori, K., Iwao, T., Kira, A., Kamiyama, N., Yoshida, H., Anai, H.: Modeling and managing airport passenger flow under uncertainty: A case of Fukuoka Airport in Japan, *9th International Conference on Social Informatics (SocInfo)*, LNCS **10540**, 419/430 (2017)
- 2) 大堀: システム科学に基づく AI 社会実装へのアプローチ, *人工知能学会誌*, **35-4**, 542/548 (2020)
- 3) Kikuchi, T. and Takahashi, H.: Policy Simulation for Retirement Planning Based on Clusters Generated from Questionnaire Data, *Agents and Multi-Agent Systems: Technologies and Applications 2021. Smart Innovation, Systems and Technologies*, Springer, Singapore, **241**, 285/298 (2021)
- 4) 菊地, 高橋: 社会シミュレーション技法を用いた老後世代のライフプランニング支援システム, *計測自動制御学会論文集*, **57-12** (2021) (to be published)
- 5) Kelley, T., Litterman, J., *The art of innovation: Lessons in creativity from IDEO, America's leading design firm*, Doubleday (2001)
- 6) Moggridge, B., *Designing Interactions 1/e*, The MIT Press (2006)
- 7) Brown, T., *Design Thinking*, *Harvard Business Review*, **86-6**, 84/92 (2008)
- 8) 森永: デザイン, アート, イノベーション, 同文社出版 (2021)
- 9) Pruitt, J., Adlin, T.: *The Persona Lifecycles: Keeping People in Mind Throughout Product Design*, Morgan Kaufmann (2006) (秋本・岡田・ラリス訳:「ペルソナ戦略」, ダイヤモンド社, 2007)
- 10) Kalbach, J.: *Mapping Experiences: A Complete Guide to Creating Value through Journeys, Blueprints, and Diagrams*, 1st edn, O'Reilly Media (2016)
- 11) Kikuchi T., Takahashi H.: A Persona Design Method Based on Data Augmentation by Social Simulation, *The IEEE/ACIS 21st International Fall Conference on Computer and Information Science (ICIS 2021-Fall)*, In proc. (2021) (to be published)
- 12) Risdon, C: *The anatomy of an experience map*, Adaptive Path's web site (2011)
- 13) 武山: サービスデザインと視覚化の技法, *慶應義塾大学日吉紀要(社会科学)*, **23**, 15/35 (2012)
- 14) Gibbons, S: *UX Mapping Methods Compared: A Cheat Sheet*, Nielsen Norman Group (2017) <https://www.nngroup.com/articles/ux-mapping-cheat-sheet/>
- 15) Ju-S. L., Tatiana F., Arika L., Behrooz H., Forrest S., Iris L., Alexey V., Gary P., Zhanli S., and Dawn C. P.: The Complexities of Agent-Based Modeling Output Analysis, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, **18-4** (2015)
- 16) 兼田: 歩行者流のエージェントシミュレーション, *計測と制御*, **43-12**, 944/949 (2004)
- 17) 松島, 内種, 辻, 山下, 伊藤, 野田: 実験計画法による実験数削減と有意なパラメータ探索の避難シミュレーション分析への適用, *人工知能学会論文誌*, **31-6**, 1/9 (2016)
- 18) 田中, 國上, 寺野: エージェントシミュレーションにおけるログクラスターの系統的分析からわかること, *シミュレーション&ゲーミング*, **27-1**, 31/41 (2018)
- 19) 後藤: 複数の分析関心に基づく社会シミュレーション・ログの階層的分類と可視化手法, *計測自動制御学会論文*, **56-10**, 463/474 (2020)
- 20) Kunigami M., Kikuchi T., Takahashi H., Terano T.: A Formal, Descriptive Model for the Business Case of Managerial Decision-Making, *Agents and Multi-Agent Systems: Technologies and Applications 2020. Smart Innovation, Systems and Technologies*, Springer, **186** (2020)
- 21) 菊地, 國上, 高橋, 鳥山, 寺野: ビジネスケース記述言語を用いたエージェントシミュレーションログの分析手法, *シミュレーション&ゲーミング*, **29-1**, 36/48 (2019)

バルチック海運指数による海運市況予測の検証

The Verify of Maritime market prediction by Baltic Dry Index

吉田 光宏¹ 高橋 大志¹

Mitsuhiro Yoshida¹, Hiroshi Takahashi¹

¹ 慶應義塾大学大学院経営管理研究科

¹Graduate School of Business and Administration, Keio University

Abstract: The Baltic Dry Index is an index of international ocean freight rates for dry cargo (coal, iron, steel, etc.), and is said to be of interest in predicting future global economic activity and stock prices for maritime industries. In this study, we attempted to verify the medium-term predictability of the index by utilizing historical data. For the analysis, we used daily data for the past 36 years from 1985 and conducted basic analysis such as estimation of market trends and verification of forecast accuracy.

1. はじめに

近年、株式市場をはじめとしたあらゆる市場を対象とし、様々な時系列数値情報やテキスト情報を定量化し、市場のメカニズムを探索する試みが行われている。海運市況に関しても同様に、過去の経済指標や海事関連のビッグデータを分析・活用し、市況予測モデルの構築と高度化への取り組みが着手されている。一方で、海運市況は日々のグローバルな商品市況の影響と船腹需給バランスに依存する市況産業であり、なおかつ市況の変動要因は為替レートをはじめ多岐にわたる要因の影響を受け、複雑であるため、不確定な部分が多く、一般的に予測は困難であるとも考えられている。

現在でも実務上では、将来の需給予測について、適切な手法は存在しておらず、個人および組織の経験などに頼った各社独自の将来予測に基づき意思決定や投資を行っているのが現状である。

日本の外航海運会社のビジネスモデルは船を貸す船主業務と海上輸送を行う運航業務に大別される。それらサービスを顧客に提供するために、船舶を確保する必要があり、その調達方法は金融機関からの借入れなどを元にした自社保有と他社又はマーケットから借入れる傭船という2つの形態がある。海運会社は市況や需給バランスに合わせて、それぞれ最適な船隊構成(ポートフォリオ)を形成している。

海上輸送の運賃は航路や船型、輸送の期間に応じてそれぞれの市場で形成され、鉄鉱石や石炭、穀物などのドライカーゴと呼ばれる貨物を輸送するばら積み船についてはバルチック海運指数(BDI)が指標として用いられている。

BDIはロンドンのバルチック海運取引所が毎日算出する運賃の総合指数で、1985年1月4日を1000として算出している。国際的な海上運賃の指標となつて

いる他、世界経済や商品価格の先行指標としても注目されている。

2. 関連研究

Cullinake(1992)は、ARIMAモデルを使用した予測手法を用いた分析を行っている。さらに、時系列分析手法やニューラルネットワークなどの機械学習手法をBDI予測に取り込んだ報告も行われるようになってきている。

短期間のBDI予測の有効性に関する報告も行われており、例えば、Kavussanosら(2001)は、1990年代の市況情報を用いて海運市況の短期スポット市場と先物市場間のリターンとボラティリティの両方におけるリードラグ効果について考察を行っている。

2010年以降については、機械学習を用いた研究も盛んに行われており、Hanら(2014)は、サポートベクターマシン回帰を用いた分析の提案を行っている。また、淵上ら(2021)は、深層学習を活用した浸透学習法(Percolative Learning)を提案し、時系列予測に対しても有効であるとの報告を行っている。

また、近年では、新造船受注情報などの船腹需給量や、和田ら(2018)により実際の船舶の動静をAISや衛星情報により入手し、解析を行い、将来予測を試みる研究もみられる。これらの研究は、短期予測に焦点をあてたものとなっている。長期予測に関しては、石原ら(2015)がSDモデルを通じ、約20年間のタンカーの需要予測をもとにタンカーの価格に焦点を当てた分析を行っている。長期予測に焦点をあてた研究はいくつか報告されているものの、海運市況

の長期的な動向に焦点を当てた報告は、きわめて限定的である。これらを背景に、本研究では、海運市場の中長期予測の可能性について分析を行う。とりわけ、本分析では、海運市場と最も密接な関連性のあるバルチック海運指数 (BDI) を対象として分析を行う。

3. 目的

本研究は、バルチック海運指数 (BDI) の時系列予測の可能性について検証を行う。長期予測の有効性が確認されれば、海運会社の採用できるヘッジ手法の選択肢の拡大、ヘッジ精度の向上など、その意義は大きいと考える。

海運業界は市況産業に加え、多額の設備投資を必要とする装置産業の側面もある。市況を読み間違えると、不況時に過剰な船舶を負うリスクがあり、好況時には船が足らず、他社に高い傭船料を支払うことになるリスクがある。本分析は、これらのリスクの低減に貢献できる可能性がある。

また、運賃の変動リスクについても、FFA (Forward Freight Agreement) と呼ばれる金融先物契約 (海上運賃先渡契約) を利用し、将来の海上運賃の上下を予想して、ヘッジしている¹。本分析は、これらのヘッジ精度の向上に貢献することが期待される。

4. データ・分析手法

4.1 データ

本分析では、1985年1月4日から2021年8月31日までの9167個の時系列データを分析対象とする。図1は、バルチック海運指数の基礎分析を行った結果を示したものである。

4.2 分析手法

本分析では、単変量時系列データを通じ、バルチック海運指数の分析を行った。また、本稿では、LSTM や Prophet を通じた分析も行った。なお、本分析における予測期間は、14日間とした。

モデルの精度検証では、RMSE (二乗平均平方根誤差)、MAPE (平均絶対パーセント誤差) 等を用いた。なお、機械学習による訓練データとテストデータの割合は9:1とした。

¹ 通常、海運会社は運賃の下落をヘッジするため、ショートポジションがメインとなっている。

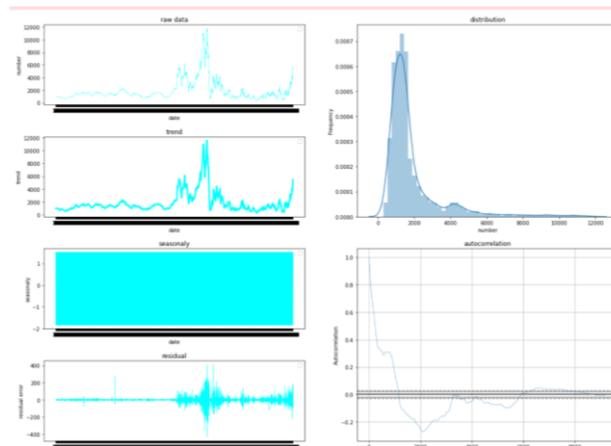


図1 時系列データ基礎分析 (バルチック海運指数)

5. 分析結果

表1は、各モデルによる分析結果を示したものである。

表1 分析結果のリスト

予測モデル	RMSE	MAPE
AR(28)	24.6	3.30%
ARIMA(2,1,1)	5884.3	19.40%
SARIMA(4,1,1)	5603.0	18.60%
LSTM	412.3	8.20%
Prophet	803.0	29.50%

6. まとめ

本稿では、海運市況に関連する研究について概観を行った後、バルチック海運指数を対象とした基礎的な分析を示した。今後の課題としては、説明変数を追加した分析や、FFAのヘッジ精度の向上などが挙げられる。

参考文献

- [1] Kavussanos, M.G., Alizadeh-M, A.H., "Seasonality patterns in dry bulk shipping spot and time charter freight rates," Transportation Research Part E, Vol. 37, No. 6, pp. 443-467. (2001)
- [2] Han Q., Yan B., Ning G., Yu B., "Forecasting Dry Bulk Freight Index with Improved SVM,"

Mathematical Problems in Engineering Volume
2014 (2014)

- [3] 和田祐次郎・松倉洋史 「Deep learning と衛星 AIS 情報によるバルチック海運指数の予測に関する研究」『日本船舶海洋工学会講演会論文集 (CD-ROM)』5月(2018)
- [4] 秋元博路・横田季和・武市祥司 「海運・中古船市況データを利用した海運会社の船団構成戦略モデル」『日本船舶海洋工学会論文集』6月,pp267-275 (2018)
- [5] 秋元博路・野澤久穂・武市祥司 「マルチエージェントを用いた鉄鉱石海上輸送船団の設計」『日本船舶海洋工学会論文集』12月,pp185-191(2010)
- [6] 又川雄仁・田中謙司・秋元博路、宮田秀明 「船舶需要予測に基づく海運市況予測モデルの研究」『日本船舶海洋工学会講演会論文集』6月,pp437-438(2008)
- [7] 田中彰 「鉄鉱石市場の変動と原料調達システムの課題」『産業学会研究年報』 pp59-71(2013)
- [8] 石原唯・濱田邦裕・平田法隆・和田裕次郎・関和隆・山田真慈 「SD モデルを利用したタンカーの需要予測に関する研究」『日本船舶海洋工学会講演会論文集』11月,pp583-586(2015)
- [8] 濱田邦裕・平田法隆・和田裕次郎 「船価の影響を考慮した 船舶需要予測用 SD モデルに関する研究」『日本船舶海洋工学会講演会論文集』11月 pp581-582(2011)
- [9] Cullinake K, “A short adaptive forecasting modal for BIFFEX speculation a Box-Jenkins approach” Maritime Policy & Management, Vol. 2, pp. 91–114.(1992)
- [10] 藤玲・長尾智晴 「数値情報とテキスト情報によるバルチック海運指数の予測」『情報処理学会第79回全国大会講演論文集』第2017巻,1号,3月, pp341–342(2017)
- [11] 淵上淳子・長尾智晴 「バルチック海運指数の予測に対する浸透学習法の提案」『日本船舶海洋工学会論文集』第33号,pp199-207(2021)
- [12] Sean J. Taylor, Benjamin Letham, “Forecasting at Scale” PeerJ Preprints 5 (2017)

過去のニュース発信傾向及びニュースのセンチメントによる日本株式市場の反応分析

Analysis of the reaction of the Japanese stock market by
the tendency of past news transmission and news sentiments

ユン ソンジェ
尹 聖在¹ 高橋大志¹

Sungjae Yoon¹, Hiroshi Takahashi¹

¹慶應義塾大学 大学院経営管理研究科

¹ Graduate School of Business Administration, Keio University

Abstract: In this research, we studied the relationship between news sentiment polarities (positive, negative, neutral) and volume using news data and high-frequency data for the Japanese stock market. For the classification of news sentiment, the FinBERT model, which is a machine-learning method proposed for analysis in the field of finance, was used. The tendency of past news transmission was taken into consideration, and the reaction of the volume to the sentiment of each alert news was evaluated. As a result of the analysis, it was found that the trading volume tends to increase when the sentiment polarities (positive, negative, neutral) of past news in the same company are mixed. These are consistent with the previous studies using daily data and are interesting consequences that contribute to the clarification of the price change mechanism in the stock market.

1 はじめに

近年、ニュース、有価証券報告書などのテキスト情報に焦点を当てた先行研究が数多く報告されている。アメリカ市場を対象とした研究[1][2][3][4]をはじめ、日本市場を対象とした研究[5][6]も含め数多くの分析が報告されている。例えば、Antweiler & Frank(2004)[1]は、Yahoo! Finance Raging Bull に掲示された米国株式市場の上場銘柄45社の150万件以上のメッセージを分析し、日次データを用い、ニュースと市場の変化（出来高、ボラティリティ）に密接に関連しているとの結果を報告しており、さらに投稿されているメッセージ間の不一致は出来高の増加に関連しているとの主張を行っている。

本研究では、ニュース及び高頻度データを用いて過去のニュース発信傾向及びニュースのセンチメントによる日本株式市場の反応に関する分析を行う。

2 先行研究

テキストと市場の関係を分析した先行研究も数多く報告されている。例えば、アメリカ市場の研究に関して、Tetlock(2007)[2]、Tetlock et al.(2008)[3]ではメディアの悲観度による属性や影響を取り入れた分析を報告している。また、Dougal et al.(2012)[4]は、Dow Jones Industrial AverageとWall Street Journalのコラムから文章の特徴を取り出し、コラムを執筆したジャーナリストが投資家の行動に大きな影響をもた

らすと報告している。

近年、日本株式市場を対象とした研究報告も見られる。沖本・平澤(2014)[5]は、QUICK社の端末により配信される日経ニュースからニュース指標を作成し、株式市場への影響を分析し、翌営業日のリターンや出来高と有意に正の影響をもつこと、先行研究で報告されたリバウンドが観測されないことを報告している。また、五島・高橋[6]は、Thomson Reutersのニュースを指標化し、ニュース指標とマーケットの反応との関係を分析している。

近年、Googleによって開発された自然言語処理の手法のBERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) [7]が注目を浴びているが、BERTにファイナンス分野の辞書を事前学習させ、ニュース分類 (Positive, Neutral, Negative) をできるFinBERTモデルが提案されている。本研究では、FinBERTモデル (Araci(2019)[8]) を通じたニュース分類からニュースのセンチメント及び過去ニュースの発信傾向を算出し、高頻度データを同時に用いる分析を行うことが特徴の一つである。

3 目的

本研究は、ニュース発表が株式市場の出来高に与える影響を明らかにすることを目的とする。本分析では、ファイナンス分野の分析に特化した機械学習

手法の FinBERT モデル¹を用い、日本市場の上場企業のニュースを分類し、過去のニュース発信の傾向及び市場全体の価格変動の傾向を考慮し、ニュースのセンチメントによる反応分析を行う。

4 分析対象及びデータ

分析対象は、日本市場（東証一部）の 2018 年末基準の時価総額上位 50 位以内の銘柄の内、アラートニュース（以下アラート）の分析可能な銘柄（32 社）を対象とした。表 1 では対象銘柄の時価総額を確認できる。分析期間は 2007 年 1 月-2019 年 2 月である。

表 1 対象銘柄の時価総額分布

項目	時価総額（億円）
東証一部の全体	5,621,213(100%)
対象銘柄（32 社）	1,489,789(26.5%)

本研究では、Thomson Reuters 社の英語ニュースデータを用いた。また、株式価格および取引データについては Thomson Reuters 社、Datastream を用いた。

表 2 は、対象銘柄の英語ニュースデータにおける統計量を示したものである。ニュースは 2 種類が存在する。具体的には、(1) ヘッドライン（タイトルを示す）と本文（詳細内容）を含んで発信されるケース（以下、本文）と (2) 緊急や速報として発信され、即時性が高い一方、ヘッドラインのみ発信されるケース（以下、アラート）がある。ニュースの分析においては、アラートと本文いずれも対象としている。本分析では、いずれもヘッドラインのみを用いて分析した。

表 2 対象銘柄のニュースの件数（開場時間のみ）²

種類	対象銘柄（32 社）の ニュース数
アラート	1,809
本文	13,226
合計	15,035

なお、株式取引データ（高頻度データ）は対象銘柄の 1 分単位の株価と出来高のデータ、TOPIX の日単位の終値データを利用した。

5 分析方法

以下の手順で分析を行う。

1) 分析を行う英語ニュースのヘッドラインの前

処理を行う。ここで、ヘッドラインに記載されている重複ニュースの削除、証券コードの削除、小文字化等を行う。

2) 1)の前処理後のニュースのヘッドラインに FinBERT モデル(Araci(2019)[8])を適用し、ニュースのセンチメントを 3 パターン（ポジティブ、ニュートラル、ネガティブ）で分類する。

3) 株式市場の開場時間内に発信された各ニュースに対し、発信時刻の分から+1 分~+10 分の間の合計出来高を算出し、以下の式で定義された出来高比率を算出する。

$$\text{出来高比率} = \frac{\text{発信後+1分~10分の間の合計出来高}}{\text{取引日の合計出来高}}$$

4) 株式市場の開場時間内に発信された各ニュースに対し、以下の式で定義されたリターンを算出する。

$$\text{リターン} = \frac{\text{発信後+10分の株価} - \text{発信時の株価}}{\text{発信時の株価}}$$

5) 該当銘柄ニュース発信日の以前の 10 日間における各センチメント分類のニュース（アラート及び本文）の数を集計する。

6) 5)で集計したポジティブ及びネガティブのニュース数を用い、ニュースの発信傾向を以下の式で評価する。

$$\text{ニュースの発信傾向} = \text{ポジティブの数} - \text{ネガティブの数}$$

なお、ニュースの発信傾向は、以下の 3 パターンで分類する。

- ① ニュースの発信傾向 > 0 : ポジティブ寄り状態
- ② ニュースの発信傾向 = 0 : 混在状態
(ポジティブとネガティブが同数)
- ③ ニュースの発信傾向 < 0 : ネガティブ寄り状態

7) 株式市場の変化を調べるため、TOPIX の日単位の終値データを用いて以下の式で TOPIX の変化率を評価する。

$$\text{TOPIXの変化率} = \frac{\text{取引日の指数} - \text{取引日の10営業日前の指数}}{\text{取引日の10営業日前の指数}}$$

また、TOPIX の変化率は以下の 2 パターンで分類する。

- ① TOPIX の変化率 > 0 : 上昇
- ② TOPIX の変化率 < 0 : 下落

なお、今回の分析では TOPIX の変化率=0 のケースは表れていない。

8) 3)4)5)6)で導出した結果に基づき、以下のケース間の対象企業の緊急ニュース（アラート）³の出来高

¹ 本研究で用いた FinBERT モデル(Araci(2019)[8])では Reuters の TRC2-financial のコーパスを用いる。

² 表中の値は開場時間内のニュース及び重複するニュースを除外したものである。なお、1 件のニュースが複数の銘柄の内容を含む場合も存在する。

³ アラートは緊急性が高い性質を持っており、先行研究[9][10]では日本株式市場でアラートは本文

比率とリターンの検定 (t 検定) を行う。

① 分析対象

- 混在状態とポジティブ寄り状態
- 混在状態とネガティブ寄り状態

② t 検定の種類 :

- 出来高比率 : 片側、分散が等しくないと仮定
- リターン : 両側、分散が等しくないと仮定

9) 3)4)5)7)で導出した結果に基づき、以下のケース間の対象企業の緊急ニュース (アラート) の出来高比率とリターンの検定 (t 検定) を行う。

① 分析対象

- TOPIX の変化率が上昇状態と下落状態 (FinBERT による同分類間の比較)

② t 検定の種類 : 8)②と同一

10) 3)4)5)6)7)で導出した結果に基づき、以下のケース間の緊急ニュース (アラート) の出来高比率とリターンの検定 (t 検定) を行う。

① 分析対象

- 過去のニュース傾向が 6)②「混在状態」における TOPIX が上昇傾向と下落傾向の状態 (FinBERT による同分類間の比較)

② t 検定の種類 : 8)②及び 9)②と同一

6 分析結果

6.1. 過去に発信された情報の影響

表 3 及び表 4 は、対象企業の全アラートに対し、過去のニュースの発信傾向が「混在状態」と「ポジティブ寄り状態」、「混在状態」と「ネガティブ寄り状態」の出来高比率とリターンに対し、両グループ間の検定 (t 検定) (分散が等しくないと仮定) を行った結果である。

分析の結果、出来高比率の場合は「混在状態」が「ポジティブ寄り状態」又は「ネガティブ寄り状態」のいずれよりも平均出来高比率が、統計的有意 (***) : $p < 0.01$) に高いことを確認できる。一方、リターンについては、統計的有意な差はみられなかった。

6.2. 過去発信傾向、TOPIX の変化率の影響

表 5 から表 8 までは、対象企業の全アラートに対し、TOPIX の変化率を考慮した過去のニュースの発信傾向が「混在状態」と「ポジティブ寄り状態」、「混在状態」と「ネガティブ寄り状態」の出来高比率とリターンに対し、両グループ間の検定 (t 検定) (分散が等しくないと仮定) を行った結果である。表 5

より出来高比率が高いことが確認されている。

及び表 6 は TOPIX 変化率が「上昇のみ」のケースであり、表 7 及び表 8 は TOPIX 変化率が「下落のみ」のケースである。

分析の結果、TOPIX 変化率が「上昇のみ」と「下落のみ」のいずれも出来高比率の場合は「混在状態」が「ポジティブ寄り状態」又は「ネガティブ寄り状態」のいずれよりも平均出来高比率が、統計的有意 (***) : $p < 0.01$) に高いことを確認できる。一方、リターンについては、統計的有意な差はみられなかった。

6.3. 混在状態の TOPIX の変化率による影響

表 9 及び表 10 は過去ニュースの発信傾向が「混在状態」に該当する対象企業の全アラートに対し、TOPIX の変化率が「上昇」と「下落」の出来高比率とリターンに対し、両グループ間の検定 (t 検定) (分散が等しくないと仮定) を行った結果である。分析の結果、出来高比率の場合は「ネガティブ」に分類されたアラートは、「下落」が「上昇」より統計的有意に高い傾向にあることを見出した。一方、リターンについては、統計的有意な差はみられなかった。

7 まとめ

本研究では、日本株式市場を対象とし、ニュースと高頻度データを用い、ニュース記事の極性 (ポジティブ、ネガティブ、ニュートラル) と出来高の関連性について分析を実施した。分析の結果、同一企業における過去のニュース記事の極性 (ポジティブ、ネガティブ、ニュートラル) が混在している場合に、出来高が大きくなる傾向を確認した。これらの結果は、日次データを用いた報告と整合的な結果であり、株式市場における価格変動メカニズムの解明に寄与する興味深い結果である。

参考文献

- [1] Antweiler, W., Frank, M. Z. : Is All That Talk Just Noise? The Information Content of Internet Stock Message Boards, *Journal of Finance*, Vol. 59, No. 3, pp. 1259-1293 (2004)
- [2] Tetlock, P. C. : Giving Content to Investor Sentiment: The Role of Media in the Stock Market, *Journal of Finance*, Vol. 62, No. 3, pp. 1139-1168 (2007)
- [3] Tetlock, P. C., Saar-Tsechansky, M., Macskassy, S. : More than Words: Quantifying Language to Measure Firms' Fundamentals, *Journal of Finance*, Vol. 63, No. 3, pp. 1437-1467 (2008)
- [4] Dougal, C., Engelberg, J., Garcia, D., and Parsons C. A. : Journalists and The Stock Market, *Review of Financial Studies*, Vol. 25, No. 3, pp. 639-679 (2012)

- [5] 沖本竜義, 平澤英司 : 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, Vol. 52, No. 4, pp. 67-75 (2014)
- [6] 五島圭一, 高橋大志 : ニュースと株価に関する実証分析-ディープラーニングによるニュース記事の評判分析-,証券アナリストジャーナル, Vol. 54, No. 3, pp. 76-86 (2016)
- [7] Devlin, J., Chang, M.W., Lee, K., Toutanova, K.: BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding, arXiv:1810.04805 (2018)
- [8] Araci, D.: FinBERT: Financial Sentiment Analysis with Pre-Trained Language Models, arXiv:1908.10063 (2019)
- [9] 尹聖在, 高橋大志 : FinBERT を用いたニュースと株式市場の関連性分析, 2021 年度経営情報学会全国大会予稿集 (2021) (to appear)
- [1 0] Yoon, S.J., Takahashi, H. : A Study of News and Stock Markets Using FinBERT Models: Evidence from Japan and Korea, Ai-Biz 2021 (2021) (to appear)
- [1 1] Yoon, S.J., Takahashi, H. : A Study of News and Stock Markets Using FinBERT Models: Evidence from Japan and Korea, Ai-Biz 2021 (2021) (to appear)

表3 過去ニュースの発信傾向における出来高比率のt検定結果
(* : p<0.1, ** : p<0.05, *** : p<0.01)

t検定の比較対象	統計量項目	Aの値	Bの値	自由度	t	p-value (片側)
混在状態(A)と ポジティブ寄り状態(B)	平均	7.85%	4.98%	1,120	8.814	2.27E-18***
	標準偏差	6.60%	4.85%			
	サンプル数	852	432			
混在状態(A)と ネガティブ寄り状態(B)	平均	7.85%	4.77%	1,471	11.238	1.79E-18***
	標準偏差	6.60%	4.26%			
	サンプル数	852	762			

表4 過去ニュースの発信傾向におけるリターンのt検定結果
(* : p<0.1, ** : p<0.05, *** : p<0.01)

t検定の比較対象	統計量項目	Aの値	Bの値	自由度	t	p-value (両側)
混在状態(A)と ポジティブ寄り状態(B)	平均	0.022%	-0.033%	1,188	1.084	0.279
	標準偏差	1.076%	0.720%			
	サンプル数	852	432			
混在状態(A)と ネガティブ寄り状態(B)	平均	0.022%	0.005%	1,552	0.348	0.728
	標準偏差	1.076%	0.787%			
	サンプル数	852	762			

表5 過去ニュースの発信傾向における出来高比率のt検定結果 (TOPIXの変化率：上昇のみ)
(* : p<0.1, ** : p<0.05, *** : p<0.01)

t検定の比較対象	統計量項目	Aの値	Bの値	自由度	t	p-value (片側)
混在状態(A)と ポジティブ寄り状態(B)	平均	7.61%	4.65%	734	7.131	1.25E-12***
	標準偏差	6.63%	4.59%			
	サンプル数	476	262			
混在状態(A)と ネガティブ寄り状態(B)	平均	7.61%	4.59%	771	7.807	9.08E-15***
	標準偏差	6.63%	4.41%			
	サンプル数	476	337			

表6 過去ニュースの発信傾向におけるリターンのt検定結果 (TOPIXの変化率：上昇のみ)
(* : p<0.1, ** : p<0.05, *** : p<0.01)

t検定の比較対象	統計量項目	Aの値	Bの値	自由度	t	p-value (両側)
混在状態(A)と ポジティブ寄り状態(B)	平均	0.039%	0.019%	734	0.318	0.751
	標準偏差	1.116%	0.579%			
	サンプル数	476	262			
混在状態(A)と ネガティブ寄り状態(B)	平均	0.039%	0.048%	771	0.155	0.877
	標準偏差	1.246%	0.381%			
	サンプル数	476	337			

表7 過去ニュースの発信傾向における出来高比率の t 検定結果 (TOPIX の変化率：下落のみ)
(* : p<0.1, ** : p<0.05, *** : p<0.01)

t 検定の比較対象	統計量項目	A の値	B の値	自由度	t	p-value (片側)
混在状態(A)と ポジティブ寄り状態(B)	平均	8.14%	5.50%	405	5.061	3.17E-07***
	標準偏差	6.57%	5.20%			
	サンプル数	376	170			
混在状態(A)と ネガティブ寄り状態(B)	平均	8.14%	4.91%	618	8.207	6.61E-16***
	標準偏差	6.57%	4.14%			
	サンプル数	376	425			

表8 過去ニュースの発信傾向におけるリターンの t 検定結果 (TOPIX の変化率：下落のみ)
(* : p<0.1, ** : p<0.05, *** : p<0.01)

t 検定の比較対象	統計量項目	A の値	B の値	自由度	t	p-value (両側)
混在状態(A)と ポジティブ寄り状態(B)	平均	-0.000%	-0.114%	371	1.314	0.190
	標準偏差	1.024%	0.891%			
	サンプル数	376	170			
混在状態(A)と ネガティブ寄り状態(B)	平均	-0.000%	-0.029%	751	0.416	0.677
	標準偏差	1.024%	0.898%			
	サンプル数	376	425			

表9 「混在状態」の TOPIX 傾向における出来高比率の t 検定結果
(* : p<0.1, ** : p<0.05, *** : p<0.01)

FinBERT の分類結果	統計量項目	上昇	下落	自由度	t	p-value (片側)
ポジティブ	平均	6.99%	7.62%	238	0.746	0.229
	標準偏差	6.75%	6.31%			
	サンプル数	131	111			
ニュートラル	平均	7.61%	7.24%	318	0.518	0.302
	標準偏差	6.77%	6.55%			
	サンプル数	215	146			
ネガティブ	平均	8.25%	9.74%	242	1.823	0.035**
	標準偏差	6.26%	6.59%			
	サンプル数	130	119			

表10 「混在状態」の TOPIX の変化率におけるリターンの t 検定結果
(* : p<0.1, ** : p<0.05, *** : p<0.01)

FinBERT の分類結果	統計量項目	上昇	下落	自由度	t	p-value (両側)
ポジティブ	平均	0.066%	0.075%	239	0.082	0.935
	標準偏差	0.854%	0.768%			
	サンプル数	131	111			
ニュートラル	平均	0.054%	-0.040%	359	0.808	0.605
	標準偏差	1.338%	0.880%			
	サンプル数	215	146			
ネガティブ	平均	-0.014%	-0.022%	208	0.048	0.961
	標準偏差	0.938%	1.350%			
	サンプル数	130	119			

M&A における企業間の技術的距離と イノベーション活動に関する関係性についての研究

The Relationship between Technological Distance of Firms and Innovation Activities in Mergers and Acquisitions

玉川 希¹ 高橋 大志¹

Nozomi Tamagawa¹, Hiroshi Takahashi¹

¹ 慶應義塾大学大学院経営管理研究科

¹Graduate School of Business Administration, Keio University

Abstract: We analyze the relationship between the technological distance of firms and the innovation activities around mergers and acquisitions (M&A), focusing on the deals in Japan. In this analysis, we use natural language processing to analyze the patent document data and measure the technological distance while considering the quality of the patent. This analysis shows that in merger deals with more patents obtained by target firms than acquirers before the deals, innovation output declines significantly after the deal announcement. In addition, this group has a relatively small value of technological distance. The novelty in this paper is the measurement of technological distance using natural language processing, and the uncovering of conditions and characteristics that lead to a decline in innovation output after deal announcements.

1 背景

企業戦略において実行される M&A について、その重要な目的の 1 つに技術的な成果が挙げられる[1]. 技術的な成果として、研究開発における規模や範囲の経済の獲得、リスク分散などが議論されている[2]. Bena and Li (2014)は、技術的な重複は M&A の取引発生確率に正の影響を与えており、取引後に多くのイノベーションアウトプットを生み出すことを示している[3]. また、Ahuja and Katila (2001)は、獲得した知識ベースの絶対的な大きさがイノベーションアウトプットを向上させ、獲得した相対的な知識ベースの大きさがイノベーションアウトプットを減少させることを示している [4]. この原因として、相対的な知識ベースが大きい場合には、M&A 後の研究開発組織の統合がより困難となることを挙げている. このように、M&A と技術的な成果に関する研究について、様々な議論が行われているものの統一的な見解は存在していない.

これらの先行研究を踏まえて、本稿では大規模な特許データを用いて M&A 前後の買収企業、被買収企業のイノベーションアウトプットと企業間の技術的距離を計測し、M&A のタイプごとに傾向を比較、分析する. また、本稿では M&A における相対的な

知識ベースや、技術の類似性について着目し分析を行う. 具体的には、買収企業に対して被買収企業がより多くの特許数を保有している場合は、統合後に研究開発組織の統合が困難になることや研究開発の効率化のために重複する技術の削減が行われることにより、イノベーションアウトプットが低下することが考えられる. 加えて、両企業の技術が非常に似通っている場合では、M&A 後に研究開発の効率化が行いやすいことや、新たな技術の組み合わせが生まれにくいことから、イノベーションアウトプットは低下することが考えられる. これらを踏まえて、本稿では以下の仮説を検証する.

仮説 1: M&A 前における被買収企業の特許数が、買収企業よりも大きい場合は、M&A 後のイノベーションアウトプットが減少する.

仮説 2: M&A 後のイノベーションアウトプットが減少するグループは、買収企業と被買収企業の技術的距離が近い.

これらの仮説を検証し、M&A におけるイノベーションアウトプットと技術的距離の関係性について分析することを本稿の目的とする.

加えて、本稿においては、既存の指標では技術的

な詳細や細かな差異が見落とされるという先行研究の問題点を解消するため、特許の詳細情報を考慮した分析を行う。上記の先行研究では、分析において主に財務指標、産業分類、国際特許分類 (IPC) などの一定基準に基づく指標が利用されているが、製品や技術の詳細な内容を加味することが困難であるという課題がある。その一方で、近年の情報技術の進展によって非構造化データの活用が進んでおり、様々な分野への活用が行われている。具体的には、計算機シミュレーションによる分析を用いて、中央銀行や金融リスク管理が市場に与える影響についての議論が挙げられる[5]。他にも、Matsumoto et al. (2019)が特許文書ベクトルを用いて、企業の技術的な多角化の度合いについて計測するというアプローチを試みている[6]。このような背景から、本分析では特許文書を自然言語処理によって解析することで、特許文書ベクトルを算出し、買収企業と被買収企業間の技術的距離を定量的に測定する。これにより、従来は活用することが困難であった特許の抄録などのテキスト情報を分析対象とすることで、企業が持つ技術の詳細な内容を加味した分析を試みる。

2 データ

本稿では、特許データと M&A 案件のデータを使用する。まず、特許データは 1987 年から 2015 年までの Derwent World Patent Index (DWPI) を使用する。DWPI とは各技術の専門家による抄録、技術分類などを付加した特許二次データベースである[7]。従って、各技術専門家によって作成された DWPI の抄録を使用することで、特許申請者に依存せず客観的な視点で、特許文書を分析できるという利点がある。また、本稿では DWPI による抄録が付与されている特許データのみを分析の対象とする。

M&A 案件のデータは、Refinitiv Eikon のデータベースから取得する。以下に、本稿における分析対象とする M&A 案件の抽出方法について示す。まず、Refinitiv Eikon より 1990 年から 2012 年の間に案件の公表が行われており、日本企業 2 社の間で行われた案件サイズ 100 万米ドル以上の案件を抽出する。次に、それらの M&A 案件の中でも、Refinitiv Eikon において取引形態が「Merger」、「Acquisition Of Majority Assets」に、案件ステータスが「Completed」に分類されている案件のみを抜き出す。また、その中から買収企業と被買収企業が、どちらも異なる標準コードを DWPI から付与されている案件を抽出する。標準コードとは、DWPI が特に多数の特許 (通常 500 件以上) を取得している企業へ発行している独自の 4 文字のコードである[8]。最後に、上記で抽出

した M&A 案件の中でも、案件を公表した年とその前後 3 年の 7 年間の中で、買収企業と被買収企業の両企業が少なくとも 1 件以上の特許を出願している 71 件の M&A 案件を最終的な分析対象とする。尚、本分析では、DWPI の標準コードを用いることで、各社の特許の名寄せを行なう。

3 分析方法

本章では、各 M&A におけるイノベーションアウトプット、特許データを用いた特許文書ベクトル、技術的距離の算出方法について示す。

3.1 イノベーションアウトプットの算出

本稿では、Bena and Li (2014)を参考に、買収企業と被買収企業の *Patent Index* を算出し、案件ごとに足し合わせたものを、各 M&A におけるイノベーションアウトプットの指標として用いる[3]。また、取引前後のイノベーションアウトプットの変化を比較するために、各 M&A 案件の公表が行われた年 (ayr) を基準に、3 年前 ($ayr-3$) から 3 年後 ($ayr+3$) の 7 年間における各年の *Patent Index* を計測する。*Patent Index* の算出には、大きく 3 つステップがある。1 つ目は、まず各年 (t) の技術クラス (k) ごとに、少なくとも 1 件の特許を日本で獲得した企業群を抽出し、各年 (t) の技術クラス (k) ごとに企業群における出願数の中央値を算出する。本稿における、技術クラス (k) とは、国際特許分類において特許に付与される分類記号を示す。国際特許分類では、セクション、クラス、サブクラス、グループの 4 段階で特許を分類しており、それぞれ分類記号を付与している[9]。本分析では、国際特許分類におけるクラスまでの分類記号を技術クラスとして扱う。また、1 つの特許に対して、複数のクラスが付与されている場合は、その組み合わせを 1 つの固有の技術クラスとして扱う。2 つ目は、各年 (t) の技術クラス (k) ごとに、買収企業と被買収企業が獲得した特許の総数を測定し、各年 (t) の技術クラス (k) ごとに 1 つ目のステップで算出した中央値で除する。3 つ目は、2 つ目のステップにて算出した値を、M&A 案件ごとに、案件の公表が行われた年 (ayr) を基準として、3 年前 ($ayr-3$) から 3 年後 ($ayr+3$) までの各年で合計し、M&A 案件ごとの各年 (t) における *Patent Index* を算出する。上記の算出方法に従って、分析対象の M&A 案件ごとに各年 ($ayr-3$ から $ayr+3$) の *Patent Index* を計測する。

本分析では、上記の方法で算出した *Patent Index* を用いて、M&A のタイプごとにイノベーションアウトプットを比較、分析する。具体的には、まず分析

対象の M&A 案件を, Refinitiv Eikon の取引形態を参考に, 合併(Merger)と買収(Acquisition Of Majority Assets)に分類する. 次に, 各 M&A 案件の買収企業と被買収企業が, *ayr-1* から *ayr-3* の間に獲得した特許数を測定する. そして, 買収企業の特許数よりも被買収企業の特許数が大きい場合と, 小さい場合に分類を行う. これによって分析対象を, 買収案件の中でも買収企業が被買収企業よりも案件公表前に獲得した特許数が大きい Acquisition Group1, 被買収企業が獲得した特許数が大きい Acquisition Group2, 合併案件の中でも買収企業が被買収企業よりも案件公表前に獲得した特許数が大きい Merger Group1, 被買収企業が獲得した特許数が大きい Merger Group2 に分類する. 上記の方法により, 分析対象である 71 件の M&A 案件を 4 つに分類し, それぞれグループにおける Patent Index の平均値を比較する.

3.2 特許文書ベクトルの算出

特許文書ベクトルを算出するために, Mekala et al. (2017)の Sparse Composite Document Vector (以下, SCDV)を用いて, 特許文書のベクトル化を行う[10]. 尚, 実際の分析においては Matsumoto et al. (2019)の分析に倣って, SCDV の分析対象や次元数等を決定した[6]. 具体的には, SCDV の分析対象として, DWPI の沙録における 4 項目のテキストである, 特許の新規性, 詳細な説明, 用途, 優位性を使用する. また, 特許文書ベクトルの算出においては, まずステミング処理を行った上で, Skip-Gram model を用いて, 次元数(d)を 200 として, 単語ベクトルを獲得する. 次に, 混合分布モデルを活用し, 60 クラスタ, スペース閾値 3%で, 単語ベクトルに確率を付与し重み付けを行う($w\vec{c}_{ik}$). そして, この単語ベクトル($w\vec{c}_{ik}$)を, クラスタ数 (K) の数だけ結合 ($\bigoplus_{(1\sim k)}$) し, $d \times k$ 次元の単語ベクトルを獲得する. 最後に, この単語ベクトルに対して, 逆文書頻度 IDF(N が全文書, df_t はある単語(t)の出現数)で再度重み付けをすることで $w\vec{v}_i$ を獲得する. 以下に, 上記の特許文書ベクトルの算出方法を, 式(1), (2), (3)によって示す.

$$w\vec{c}_{ik} = wv_i \times P(C_k|w_i) \quad (1)$$

$$IDF_t = \log \frac{N}{df_t} + 1 \quad (2)$$

$$w\vec{v}_i = IDF_t \times \bigoplus_{(1\sim k)} w\vec{c}_{ik} \quad (3)$$

最後に, 図 1 にて特許文書ベクトルの具体例として 2008 年(*ayr*)に公表されたパナソニックによる三洋電機を買収案件における特許の可視化を試みた.

可視化の対象として, 案件公表前の 2005 年から 2007 年までの両社の特許を用いる. 手法としては, 12,000 次元の特許ベクトルを t-SNE 手法を用いて 2 次元に圧縮して表現している. 図 1 にプロットされている各点が, 両社の特許文書ベクトルを表している.

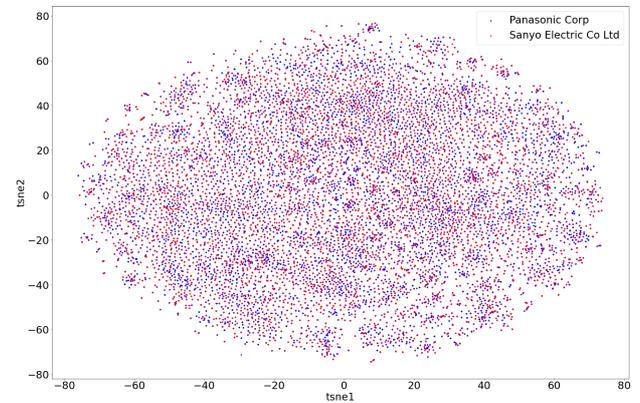


図 1: パナソニックと三洋電機の特許文書ベクトル.

3.3 技術的距離の算出

本稿では, M&A 取引前に買収企業と被買収企業が獲得した特許の文書ベクトルから重心を測定し, 両企業間の重心間距離を算出した値を, 各 M&A 案件における技術的距離の指標として用いる. 具体的な算出方法としては, まず各 M&A 案件における買収企業, 被買収企業ごとに, 案件の公表を行なった年 (*ayr*) に対して, *ayr-1* から *ayr-3* の間で各企業が獲得した特許文書ベクトルを抽出する. 次に, 抽出した 12,000 次元の特許文書ベクトルを企業ごとに平均し, 重心(cv)を算出する. 最後に, 案件ごとに買収企業と被買収企業の重心間のユークリッド距離を算出し, これを技術的距離として用いる. 以下に, 上記の分析手法を式(4), (5)によって示す.

$$cv_i = \left[\begin{array}{c} \left(\frac{p_1+p_2+\dots+p_n}{n} \right)_1, \left(\frac{p_1+p_2+\dots+p_n}{n} \right)_2, \\ \dots, \left(\frac{p_1+p_2+\dots+p_n}{n} \right)_{12000} \end{array} \right] \quad (4)$$

$$\text{企業}_i \cdot \text{企業}_{i+1} \text{ 間距離} =$$

$$\sqrt{(p_{i1} - p_{i1+1})^2 + (p_{i2} - p_{i2+1})^2 + \dots + (p_{i12000} - p_{i12000+1})^2} \quad (5)$$

上記に加えて, 各特許を被引用特許数にて分類した上で, 特許の価値を加味した技術的距離の算出を

行なう。本分析では、Harthoff et al. (1999)を参考に、被引用特許数が 8 件以上の特許を、価値の高い特許として用いる[11]。具体的な分析方法としては、各 M&A 案件における買収企業、被買収企業ごとに *ayr-1* から *ayr-3* の間で各企業が獲得した特許の中から、被引用特許数が 8 件以上の特許のみを抽出し、上記と同様の方法で重心間距離を算出する。そして、これを特許の価値を加味した技術的距離として用いる。

4 結果

分析の結果、分析対象の 71 件の M&A 案件が、Acquisition Group1 には 17 件、Acquisition Group2 には 7 件、Merger Group1 には 34 件、Merger Group2 には 13 件の案件がそれぞれ分類された。以下に、各グループのイノベーションアウトプット、技術的距離の比較に関する分析結果を以下に示す。

4.1 イノベーションアウトプットの比較

図 2 は、各グループのイノベーションアウトプットを示している。具体的には、グループごとに各年の *Patent Index* を平均した値を表している。図における横軸は時間を示しており、各 M&A 案件の公表が行われた年 (*ayr*) を基準に、3 年前 (*ayr-3*) から 3 年後 (*ayr+3*) の 7 年間に示している。図における縦軸は、*Patent Index* の平均値を示している。

分析の結果から、他のグループが案件の前後で、イノベーションアウトプットの大きな変化が見られない中、買収企業よりも被買収企業が案件公表前に獲得した特許数が大きい Merger Group2 のイノベーションアウトプットが、案件公表後に大きく低下していることが確認できる。

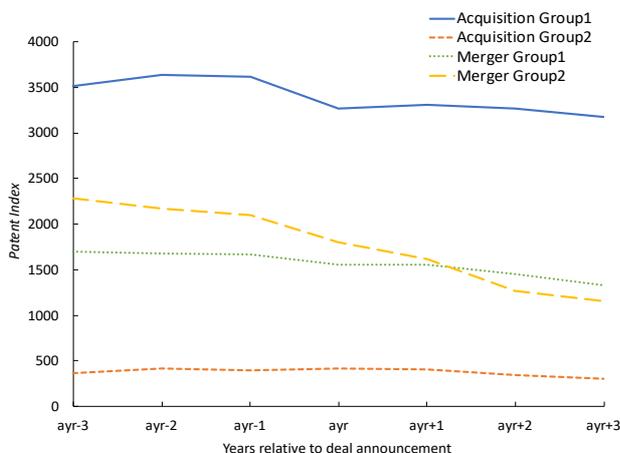


図 2: M&A 前後のイノベーションアウトプット。

図 3 は、各 M&A 案件の 7 年間の *Patent Index* の合

計値に対する、各年の *Patent Index* の割合を各グループで平均した結果を示している。図の横軸は図 2 と同様に時間を示している。図における縦軸は、7 年間の *Patent Index* の合計値に対する、各年の *Patent Index* の割合を示している。

図 3 の結果から、図 2 と同様に案件公表後に Merger Group2 のイノベーションアウトプットが、案件公表後に大きく低下していることが確認できる。

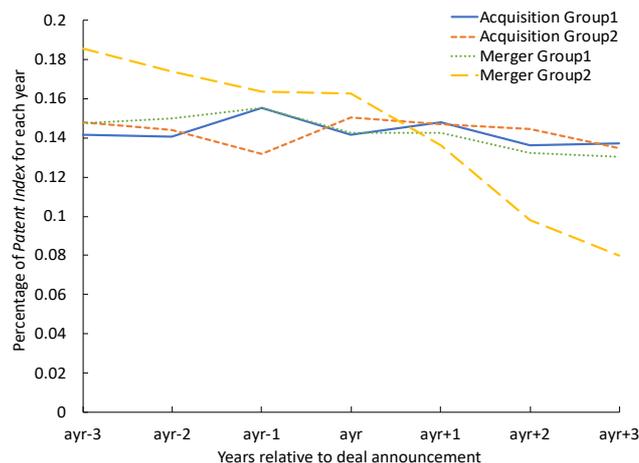


図 3: M&A 前後における各年の *Patent Index* の割合。

これらの結果について、買収企業よりも被買収企業が案件公表前に獲得した特許数が大きい Acquisition Group2 のイノベーションアウトプットが案件公表後に低下することが確認できなかったことについては仮説 1 とは整合的ではない結果であるが、Merger Group2 のイノベーションアウトプットが案件公表後に大きく低下していることは仮説 1 と整合的な結果と言える。

4.2 技術的距離の比較

図 4 は、それぞれのグループに分類された各 M&A の技術的距離を平均した値を示している。技術的距離とは、各 M&A 案件の買収企業と被買収企業が、案件公表前の 3 年間 (*ayr-1* から *ayr-3*) で獲得した特許の重心間距離である。図における縦軸は、各グループの技術的距離の平均を示している。また、図中においては買収企業と被買収企業が獲得した全ての特許文書ベクトルを用いて算出した技術的距離の平均値と、被引用特許数が 8 件以上の価値の高い特許のみを抽出して計測した技術的距離の平均値の 2 つの値を示している。尚、Merger Group1 に分類された中の 1 つの案件は、被買収企業が案件公表前に被引用特許数 8 件以上の特許を獲得していなかったため技術的距離の測定が行えず、図 4 における価値の高

い特許のみを抽出して計測した技術的距離の結果からは除外している。

図4の結果から、案件公表後にイノベーションアウトプットが減少した Merger Group2 は、2つの技術的距離の値のどちらにおいても、他のグループと比べて最も小さい値であることが確認できる。この結果は、仮説2と整合的な結果であると言える。

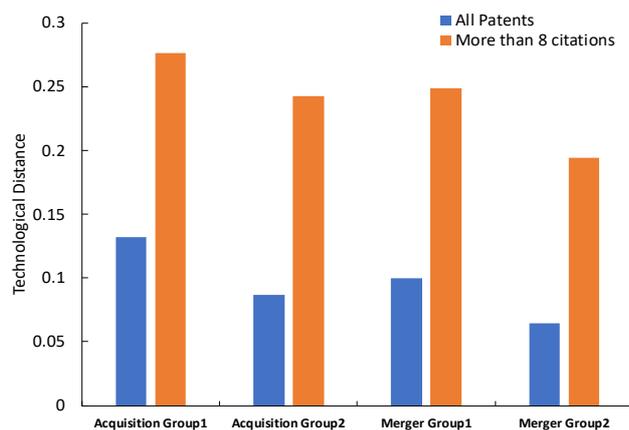


図4: 案件公表前の技術的距離。

5 まとめ

本稿では、大規模な特許データを用いて計測したM&A前後のイノベーションアウトプットと企業間の技術的距離を、M&Aのタイプごとに比較することで、その関係性について分析した。

分析の結果、買収企業よりも被買収企業が案件公表前に獲得した特許数が大きい合併案件のグループは、案件公表後にイノベーションアウトプットが減少することを確認できた。加えて、このグループの技術的距離は他のグループと比べて相対的に小さい値であることを確認できた。この結果は、本稿における仮説1, 2と整合的な内容であり、先行研究にてM&Aとその技術的な成果に関して統一的な見解が存在しない中、M&Aの公表後にイノベーションアウトプットに対して負の影響を及ぼす条件を見出した点は、本研究の新規性の一つに挙げられる。

今後の研究の方向性としては、M&Aの統合後に組織再編や研究開発組織の統合などを行った上で、その効果が発揮されることが想定されることから、M&Aの統合前後のイノベーションアウトプットの変化について分析を行なっていくことが挙げられる。また、日本以外の企業間で行われたM&AやクロスボーダーM&Aなど、より多くの企業を含めた分析も今後の研究の方向性として挙げられる。最後に、特許文書ベクトルの実用性の検討や、イノベーショ

ンアウトプットの低下要因に関する詳細な分析などについては、今後の課題である。

参考文献

- [1] Kaplan, S. N.: Mergers and Productivity, University of Chicago Press (2000)
- [2] Cassiman, B., Colombo, M. G., Garrone, P., Veugelers, R.: The impact of M&A on the R&D process an empirical analysis of the role of technological and market-relatedness, *Research Policy*, 34(2), pp. 195–220, (2005)
- [3] Bena, J., Li, K.: Corporate innovations and mergers and acquisitions, *The Journal of Finance*, 69(5), pp. 1923–1960 (2014)
- [4] Ahuja, G., Katila, R.: Technological acquisitions and the innovations performance of acquiring firms: a longitudinal study, *Strategic Management Journal* 22(3), pp. 197–220 (2001)
- [5] Takahashi, H., Terano, T.: Analysis of micro–macro structure of financial markets via agent-based model: Risk management and dynamics of asset pricing, *Electronics and Communications in Japan (Part II: Electronics)*, 87(7), pp. 38–48 (2004)
- [6] Matsumoto, Y., Suge, A., Takahashi, H.: Analysis of the Relationship between Technological Diversification and Enterprise Value using Patent Data, *Nippon Finance Associate 27th Annual Conference Program*, (2019)
- [7] 砂谷貴己, 岡紀子, 小林伸行, 加藤久仁政: Derwent World Patents Index(DWPI)抄録の評価の試み-日本語特許公報を例に, *情報管理*, 第56巻, 第4号, pp. 208–216 (2013)
- [8] Clarivate ホームページ, <https://clarivate.jp/training/derwent-world-patents-index/assignee-code/>, last accessed 2021/10/18.
- [9] 特許庁ホームページ, <https://www.jpo.go.jp/system/patent/gaiyo/bunrui/ipc/ipc8wk.html>, last accessed 2021/10/18.
- [10] Mekala, D., Gupta, V., Paranjape, B., Karnick, H.: SCDV: Sparse Composite Document Vector using soft clustering over distributional representations, *Association for Computational Linguistics. Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 659–669 (2017)
- [11] Harhoff, D., Narin, F., Scherer, F.M., Vopel, K.: Citation frequency and the value of patented inventions, *Rev. Econ. Stat.* 81, pp. 511–515, (1999)