

個々の特徴的な因果関係を発見する技術の開発と マーケティングデータへの適用

Developing a Framework for Individual Causal Discovery and its Application to Real Marketing Data

小柳 佑介^{1*} 上村 健人¹ 浅井 達哉¹ 金児 純司¹ 大堀 耕太郎¹
Yusuke Koyanagi¹ Kento Uemura¹ Tatsuya Asai¹ Junji Kaneko¹ Kotaro Ohori¹

¹ 株式会社富士通研究所 人工知能研究所

¹ Artificial Intelligence Laboratory, Fujitsu Laboratories Ltd.

Abstract: In this paper, we propose a framework for discovering characteristic causal relationships for each person or thing, such as each individual customer in marketing and each individual defective product in manufacturing. Our method enumerates all correlations from a given set of samples and discovers characteristic causalities by applying a causal discovery method to all subsets of samples identified by conditions derived from the correlations. After that, we can obtain a characteristic causality for each new sample by identifying a condition that the new sample satisfies. We also report experimental results on real marketing data to show the effectiveness of our method.

keywords: explainable AI, emerging pattern discovery, causal discovery, knowledge discovery

1 はじめに

近年、マーケティングや製造、医療などの様々な業務において、実問題解決のためにAIを活用して施策を立案することが増えている。解決したい問題の重要な要因を特定し、効果的な施策を立案するためには、従来のAIでよく用いられている相関関係だけでなく、「AだからBである」のように原因と結果の関係性まで表現した**因果関係 (causal relationships)**に注目する必要がある。

これまでデータ全体に対する因果関係を推定する技術が研究されている [11]。一方、多くの実問題解決のためには、個々のデータが持つ因果関係を推定することが必要である。たとえば、マーケティングの現場におけるプロモーションの場合、多くの顧客それぞれが購入につながる異なった特性をもっている。したがって、顧客一人ひとりに適切な施策を立案するためには、顧客全員に共通する原因ではなく、顧客一人ひとりにとっての原因を見つけることが必要である。

個々のデータに対する特徴的な因果関係を正確に求めるためには、対応する個人やモノに同じ条件のもとで異なる操作や作用を与えた結果を比較する必要がある。しかし、たとえば、一人の顧客に対して異なるプ

ロモーション施策を実施した結果を同時に得ることは難しい。

我々は以下のアプローチに基づき、個々のデータに特徴的な因果関係を発見する手法を開発したので、本稿にて報告する。本手法では、与えられたサンプル集合に対して、顕在パターン発見技術 [2, 3] を用いて、目的変数との高い相関をもつ説明変数の組合せを探索し、それらを条件として得られたサンプルの部分集合に統計的因果探索技術 [11] を適用することにより特徴的な因果関係を網羅的に発見する。そして、得られた条件と因果関係の組を用いて、因果関係を知りたい新たなデータについて、特徴的な因果関係を特定する。実際のマーケティングデータに本手法を適用した結果についても報告する。

本稿の構成は以下のとおりである。2節では関連研究について述べる。3節では我々の提案手法について述べる。4節では、実際のマーケティングデータを用いた実験を報告する。5節で本稿をまとめる。

2 関連研究

データマイニングの分野では、頻出パターン [1] や顕在パターン [2] や最適パターン [6] の高速発見技術がさかんに研究されている。これらの技術では、データ

*連絡先：株式会社富士通研究所 人工知能研究所
〒211-8588 神奈川県川崎市中原区上小田中 4-1-1
E-mail:koyanagi.yusuke@fujitsu.com

に出現するあらゆる説明変数の組合せを探索し、高頻度で共起する組合せや、教師ラベルとの相関が高い組合せを網羅的に発見する。共起や相関関係に基づき得られたパターンから、因果関係を成り立たせるパターンやルールを抽出する研究も行われている [4, 5, 9] が、条件ごとに異なる特徴的な因果関係を網羅的に見つける本研究とは位置づけが異なる。

一方、データから因果関係を推定する技術として、統計的因果探索 [11] の研究が行われている。因果探索では、データの背後にある因果構造をモデル化し、手元のデータが生成されたと考えられるモデルを推定することで、事前知識なしにデータから因果構造を推定する。これまで変数の種類や因果関係の関係式が異なる様々なモデルおよび各々の推定アルゴリズムが提案されてきている [8, 10, 12]。これらの技術は、与えられたデータに対して、その背後にある1つの因果構造を推定する。本研究では、先に求めた特徴的な因果関係を持つと思われるデータの部分集合それぞれに対して、因果探索技術を適用することで、データ全体ではなく個々に特徴的な因果関係を推定する。

3 提案手法

3.1 アイデア

提案手法では、個々のサンプルに対する因果関係を推定することを目的とする。しかし、対象の単一サンプルに異なる操作や作用を与えた結果を比較することは不可能であり、また、単一サンプルから統計的な因果探索技術により因果関係を推定することも困難である。

そこで提案手法では、過去のサンプル集合を用いて、説明変数が目的変数に対して特徴的な因果関係を持つための条件と、その条件下での因果関係の組をあらかじめ網羅的に求めておくアプローチをとる。条件とは、説明変数¹の積項により記述される式とし、特徴的な因果関係を持つとは、目的変数に対して強い原因となる説明変数が存在することとする。このような原因となる説明変数を重要因子とよぶ。たとえば、条件 $x_1 \wedge x_2$ の下で x_3 が y の強い原因となる、のように、条件とその下での重要因子の組を網羅的に求め、保持しておく。興味の対象であるサンプルが新たに与えられたとき、そのサンプルに合致する条件を選択し、対応する重要因子を提示することで、個々のサンプルに対する因果関係の推定を試みる。

¹本稿では説明変数および目的変数は二値として扱い、連続変数に対しては適当な二値化がなされているものとする。

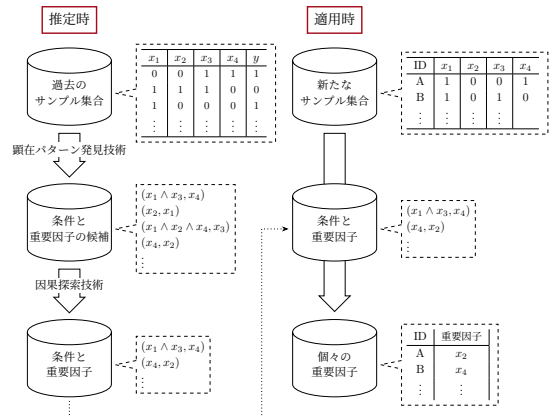


図 1: 提案手法のフレームワーク。

3.2 実現方法

本アイデアを単純に実行することは、計算量の観点から現実的ではない。ある条件が所望の性質を持つか、すなわちその条件下で重要因子となる説明変数が存在するかを判定するためには、その条件に当てはまる過去のサンプル集合に対して因果探索を実行した結果が必要となるためである。ゆえに、網羅的に条件と重要因子の組を求めておくためには、考えられるすべての条件候補に対して因果探索を実行する必要がある、これは変数の数がごく少数の場合を除き現実的ではない。

そこで提案手法では、条件の探索対象を因果関係から相関関係に緩和した問題を考えることで、因果探索すべき条件の数を効率的に絞り込む。一般に、変数 x が変数 y の原因であるとき、すなわち因果関係 $x \rightarrow y$ にあるとき、同時に x と y は相関関係にもある。これより、求める対象を「目的変数の原因となる説明変数が存在する条件」から、「目的変数と相関を持つ説明変数が存在する条件」へと緩和し、これらを先に求めておくことで、明らかに重要因子が存在しない条件を除外することができる。この緩和した条件は、顕在パターンや最適パターンの発見技術 [2, 6] により高速に求めることができることから、効率的に因果探索すべき条件候補の数を削減することが可能となる。

提案手法のフレームワークを図 1 にまとめる。まず、顕在パターン発見技術を用いて、過去のサンプル集合から、特定の条件下で目的変数と強い相関を持つ重要因子候補と、その時の条件の組を網羅的に求める。その後、求めた条件それぞれに対して、その条件下での重要因子候補が正しく重要因子であるかを判定する。具体的には、過去のサンプル集合のうち、条件を満たす部分集合に因果探索技術を適用し、目的変数の原因となる説明変数を推定することで、対象の重要因子候補が含まれているか否かを確認する。このようにして求め

た条件と重要因子をデータベースとして保持する²。適用時には、因果関係を知りたいサンプルに対して、そのサンプルが満たす条件をデータベースから選択し、対応する重要因子を提示する。

4 実験

4.1 実験設定

富士通のマーケティング部門が保有する顧客データに提案手法を適用し、顧客が優良顧客に変わる重要因子と、その時の条件の推定を試みる。顧客データは、優良顧客 38 件と、それ以外の顧客 468 件からなる計 506 件の顧客のサンプルで構成される。説明変数は 311 種類であり、顧客の過去の行動を示す行動属性と、所属部門や役職などの属性が含まれる。

提案手法における顕在パターン発見技術としては、岩下らの手法 [3] を利用し、また、因果探索技術としては、DirectLiNGAM[10] を用いた。本実験では、条件として探索する積項の長さは最大 3 とした。加えて、因果関係の推定精度の観点から、その条件下でのサンプル数が 100 以上かつ正例割合が 1 割以上となる条件のみを探索の対象とした。

4.2 結果

データ全体に対して求めた重要因子と、提案手法によって得られた条件と重要因子の組を示し、それぞれの結果の違いを確認する。

表 1 に、データ全体に対して因果探索技術を適用して得られた重要因子と因果効果を示す。因果効果とは、その重要因子を変化させたときの目的変数値の変化量を表し、正值の場合は優良顧客である方に影響を与え、負値の場合は逆の影響を与えることを意味する。データ全体に対する因果探索においては 5 個の重要因子が得られた。

次に、提案手法を適用した結果を示す。提案手法では、936 個の条件が抽出され、それぞれの条件における因果探索結果が得られた。本稿では、それらのうち、含まれる重要因子が少ないものと多いものの例として、以下の 2 つの条件における結果を、表 2 と表 3 にそれぞれ記載する。

条件 1 「所属組織から直近 1 ヶ月で展示会 A に関するメールのクリックが少ない」

条件 2 「本人から直近 3 ヶ月で製品関連のメールをクリックなし」 ∧ 「本人から展示会 A に関する

WEB ページへのアクセスなし」 ∧ 「所属組織から直近 1 ヶ月で実績紹介の WEB ページへのアクセスなし」

データ全体、条件 1、条件 2 それぞれの結果で得られた重要因子を比較する。条件 1 と条件 2 の両方において、データ全体では一番因果効果が高かった重要因子「本人が直近 3 ヶ月でセミナーに申込みしくは参加が多い」よりも因果効果の高い重要因子がそれぞれ得られた。また、データ全体における因果効果の値は最大でも 0.2 程度であるのに対し、条件 1 と条件 2 の下では、ともにより因果効果の高い重要因子が得られた。条件 1 の結果においては、データ全体や条件 2 において重要因子とされた「所属組織から資料ダウンロードの WEB ページへのアクセスが多い」は、重要因子とはならなかった。一方で、条件 2 の結果においては、データ全体や条件 1 では重要因子とならなかった「所属組織から直近 1 ヶ月でイベントの基調講演に申込みしくは参加なし」などが重要因子として出力された。

条件 1、条件 2 以外の提案手法によって抽出された条件においては、「所属組織から展示会 A に関する WEB ページにアクセスが少ない」「所属組織から直近 1 ヶ月で実績紹介の WEB ページにアクセスが多い」「所属組織から資料ダウンロードのメールをクリックが多い」が一番因果効果の大きい重要因子として得る条件が存在した。

これらの結果から、提案手法は、データ全体に対する因果探索では得られない、特定条件における重要因子を抽出できることが確認できた。

5 むすび

本稿では、与えられたサンプル集合から特徴的な因果関係を導出する条件を網羅的に計算しておくことにより、後から与えられる個々のサンプルに対して、それぞれに特徴的な因果関係の発見を可能とする手法について述べた。また、実際のマーケティングデータを用いた実験結果について報告した。

今後は、人工データを用いた性能解析や、マーケティング、医療などの現場において個々の特徴的な因果関係の発見に関する実証評価を行う予定である。また、富士通株式会社の説明可能な AI (XAI) 技術である Wide Learning™[7]³の説明性や納得性を強化すべく、本手法の実用化を推進していく。

²重要因子に限らず、各条件下での因果構造全体自体を保持することも可能である。

³Wide Learning™ 公式サイト「Hello, Wide Learning!」：
<http://widelearning.labs.fujitsu.com/>

表 1: データ全体における重要因子と因果効果

重要因子	因果効果
本人の直近 3ヵ月でセミナーに申込みもしくは参加が多い	0.183
所属組織から資料ダウンロードの WEB ページへのアクセスが多い	0.098
所属組織から資料ダウンロードのメールのクリックが多い	0.096
所属組織から直近 3ヵ月で展示会 A に関するメールのクリックが少ない	0.065
本人から展示会 B に関する WEB ページへのアクセスが多い	0.016

表 2: 条件 1 における重要因子と因果効果

重要因子	因果効果
本人から展示会 B に関する WEB ページへのアクセスが多い	0.866
所属企業から展示会 A に関する WEB ページへのアクセスが少ない	0.274
本人の直近 3ヵ月でのセミナーに申込みもしくは参加が多い	0.206

表 3: 条件 2 における重要因子と因果効果

重要因子	因果効果
所属組織から資料ダウンロードの WEB ページへのアクセスが多い	0.440
所属組織から直近 1ヵ月でイベントの基調講演に申込みもしくは参加なし	-0.434
本人が直近 3ヵ月でセミナーに申込みもしくは参加が多い	0.383
所属組織からの直近 3ヵ月で展示会 A に関するメールのクリックが少ない	0.111
本人がイベントに申込みもしくは参加が少ない	0.030
所属組織から直近 1ヵ月でセミナー関連の WEB ページへのアクセスが少ない	0.025
所属企業からの展示会 A に関する WEB ページへのアクセスが少ない	0.018
本人から展示会 B に関する WEB ページへのアクセスが多い	0.011
所属組織から直近 1ヵ月でイベントの展示デモに申込みもしくは参加が少ない	0.011

参考文献

- [1] R. Agrawal, R. Srikant, Fast algorithms for mining association rules, Proc. 20th international conference on very large data bases (VLDB), pp. 487–499, 1994.
- [2] G. Dong, J. Li, Efficient mining of emerging patterns: Discovering trends and differences, Proc. 5th ACM international conference on knowledge discovery and data mining (KDD), pp. 43–52, 1999.
- [3] H. Iwashita, T. Takagi, H. Suzuki, K. Goto, K. Ohori, H. Arimura, Efficient constrained pattern mining using dynamic item ordering for explainable classification, arXiv, CoRR abs/2004.08015, 2020.
- [4] Z. Jin, J. Li, L. Liu, T. D. Le, B. Sun, R. Wang, Discovery of causal rules using partial association, Proc. IEEE 12th international conference on data mining (ICDM), pp. 309–318, 2012.
- [5] J. Li, T. D. Le, L. Liu, J. Liu, Z. Jin, B. Sun, Mining causal association rules, Proc. 2013 IEEE 13th international conference data mining workshops (ICDMW), pp. 114–123, 2013.
- [6] S. Morishita, J. Sese, Transversing itemset lattices with statistical metric pruning, Proc. ACM 19th SIGMOD-SIGACT-SIGART symposium on principles of database systems (PODS), pp. 226–236, 2000.
- [7] 大堀耕太郎, 浅井達哉, 岩下洋哲, 後藤啓介, 重住淳一, 高木拓也, 中尾悠里, 穴井宏和: 知識発見によって信頼をつなぐ Wide Learning 技術, FUJITSU, **70(4)**, pp. 48–54, 2019.
- [8] J. Peters, J. M. Mooij, D. Janzing, B. Schölkopf, Causal Discovery with Continuous Additive Noise Models, Journal of Machine Learning Research, vol. 15, pp. 2009–2053, 2014.
- [9] C. Silverstein, S. Brin, R. Motwani, J. Ullman, Scalable techniques for mining causal structures, *Data Mining and Knowledge Discovery*, **4(2–3)**, pp. 163–194, 2000.
- [10] S. Shimizu, T. Inazumi, Y. Sogawa, A. Hyvärinen, Y. Kawahara, T. Washio,

P. O. Hoyer, K. Bollen, DirectLiNGAM: A Direct Method for Learning a Linear Non-Gaussian Structural Equation Model, *The Journal of Machine Learning Research*, vol. 12, pp. 1225–1248, 2011.

- [11] 清水昌平, 統計的因果探索, 機械学習プロフェッショナルシリーズ, 2017.
- [12] K. Uemura, S. Shimizu, Estimation of Post-Nonlinear Causal Models Using Autoencoding Structure, *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 3312–3316, 2020.

橋渡し人財と組織のパフォーマンスの関係性について

Relationship between Bridger and Organizational Performance

二宮 一将¹ 倉橋 節也¹

Kazumasa Ninomiya¹, Setsuya Kurahashi¹

¹筑波大学

¹University of Tsukuba

Abstract: In recent years, Japanese organizations have faced issues such as individual isolation and organizational division as the diversity of employment patterns, age groups, genders, nationalities, etc. progresses. Since the working population is expected to decrease, it is necessary to realize innovation and digital transformation with the aim of improving the productivity of each person, but there are many claims that the division of the organization is hindering it. ... In this research, we focus on human resources who bridge various organizations, and by clarifying new working styles to improve the performance of organizations by social network analysis, conventional uniform evaluation of human resources and human resources The purpose is to obtain suggestions for reviewing the evaluation index of training. For verification, use the transmission / reception log of the internal currency that evaluates altruistic behavior.

1. 研究の背景

日本の人口は2050年には1億人を割り込み、現在の経済力や社会保障を維持していくためには、人口1人あたりが生み出す価値（労働生産性）を上げていく必要がある[1]。新しい時代における新しい働き方を実現するには、今までとは異なった人材評価や人材育成のKPIを設定し定期的にモニタリングしていく必要があるが、多くの企業が効果的なKPIを設定できていないと言われている[2]。

近年、日本企業ではICTの活用に伴う業務の標準化やモジュール化、終身雇用制の見直し、定型業務を正社員から非正規社員へ切り替える事など雇用調整弁を設ける施策、成果主義型人事制度などを進め、多様な組織を作り出してきた一方で、それらの組織は個別最適化、サイロ化し、個人の孤立や組織の分断が課題として取り上げられる事が多くなってきた。分断は、従来の日本組織の強みであった和の尊重による、ノウハウの継承や、長期的な人材育成、組織の一体感、信頼・規範の醸成、全体としての組織力を低下させているという主張も存在する[3]。

2. 研究の目的

本研究では、人や組織の繋がりに注目し、日本の組織は分断によって組織力を低下させているのか、

或いは、組織力を向上させるためには、1人1人ほどのような働き方を実践し、どのようなKPIをもつべきなのか、社会ネットワーク分析を用いて定量的に明らかにする。これによって、近年、イノベーションやデジタル変革を進める上で度々課題とされる、組織の分断や個別最適の解決策と、変革に向けた人材評価、人材育成の定量指標設計の示唆を得る事を目的とする。

3. 先行研究

3.1. 社会ネットワーク分析

社会ネットワーク分析では、社会的関係およびそのネットワークは濃密であるべきとする閉鎖性の主張[4]と、有益な情報を探索する為には、異質な情報源を持つ集団とのリンケージを可能にするべきとする開放性の主張[5]が存在し、それぞれ経済的メリットとの実証分析が多く蓄積されている。一方、Lin[6]は、そのネットワークで獲得したい資源が道具的（富、権力、仕事）か、表出的（精神的支援、満足、幸福）か、目的によって有利なネットワーク構造が異なり、ネットワークの位置と資源に注目した分析が重要であると主張する。

日本の組織を対象にした社会ネットワーク分析では、安田[7]は、企業の人事担当者へのヒアリングと、

若年者に対する Web アンケートを使用し、結束型のネットワークを志向している若年者が、職場や上司の対人関係志向とミスマッチを起こしている場合に離職率に多大な影響を及ぼす事を明らかにした。一方、データは選択的抽出である為、実際の職場の規模との関係性について考慮できていない点を課題としてあげている。

原岡[8]は、イノベーション実現の為に組織横断プロジェクトが推進される昨今、組織図が実際の組織の状態を定量的に示しているものではない事を指摘し、電子メールのログを使って工学的に組織図を作成する手法を提案した。一方で、会議室など対面コミュニケーションの情報が取得できておらず、実際、ミドル層、マネージャー層の中心性が相対的に低い事より「電子メールが実態コミュニケーションの縮図といえるか」については総論では正であるが課題があると評価する。

3.2. 利他的利己主義

高橋,山岸[9]は、より多くの他者に対して利他的に振る舞う方が、結局はより大きな利益を得ることを、シミュレーションを用いた分析により明らかにした。また、自分の利益だけを追求するよりも、全体の利益を考えて行動するほうが大きな利益が得られるという社会環境を整備することが肝要と主張している。井戸田[3]は、知識創造プロセスと取引コストの観点から、信頼と互酬性の社会規範に支えられた社会関係資本が豊かな企業ほどパフォーマンスが高い事を主張する。これらは、ステークホルダー間の分断により競争力を失っている我が国にとって重要な示唆であるが、実際の企業の組織パフォーマンスと組織内の利他的行動の関係性を定量的に検証している事例は多くない。

4. 研究の進め方

4.1. 分析に用いるデータ

本研究は、第1階層が7グループに、第2階層が50グループに分かれている事業部のデータを用いる。組織の売上データをパフォーマンス指標として、組織満足度の調査データを組織活性度として取り扱い、ネットワークのデータとしては社内通貨の送受信データを相互評価、利他的行動の指標として活用する。

相互評価データについては、例えばAさんが「プレゼン資料の準備ありがとう」というメッセージをアプリから送ると、Bさんにポイントが付与され、

一定ポイント蓄積されると景品に交換できる仕組みから取得できるデータである。これまでの社会ネットワーク分析では調査票やメールログを用いた研究が多かったが、社内通貨から取得できる相互評価データを使った事例は少なく、この点において、本研究は新規性、有効性、信頼性に優れると考える。

具体的には、調査票については、行動を振り返って回答する為、行動そのものではなく意識に対するデータである事、加えて、行動経済学で「行動の不合理性」と呼ばれているように、人間は自分が行った行動を、後から合理的に説明する事はできない為、実際には行っていない行動を調査票で回答してしまう事がある。また、メールログについては、送受信件数が多かった時に、仲が良いからなのか、喧嘩をしているからなのか、或いは、情報共有のメールが多いだけなのか、分析に工夫が必要な面があり、加えて、宛先、CCに複数名を入れられる事から、ネットワークで表現した場合に、実際には存在する宛先の中での重みが考慮されずに1件が1本のエッジと計測される事がある。一方で、1対1で感謝を送る社内通貨においては、内容や重みに均一性があり、日ごろの感謝を素直に送信する事から、受信者が意識していなかった自身の提供価値に気づかされるなど、一定以上の大きさの付加価値を、無意識の行動含めて取得できるという点で、モニタリング可能な人材評価や人材育成のKPIの設計に貢献したい本研究において有用なデータであると考えられる。

4.2. 分析手法について

本研究は、以下のネットワーク指標を用いて分析を進める。

密度 : density

張ることの出来るエッジ数に対する、実際のエッジ数の比率を表し、数字が大きいくほど、利他的行動が多い組織であるといえる。計算式は以下のように表され、nはネットワーク中のノードの総数、mはネットワーク中のエッジの総数である。

$$density = \frac{m}{n(n-1)/2} = \frac{2m}{n(n-1)}$$

クラスター係数 : Clustering Coefficient

あるノードの近隣ノード同士がリンク関係にある場合、ネットワーク中に三角形のサイクルが現れる。このような三角形を多く含むネットワークは「クラスター性が高い」と表現され、ネットワークの凝集

性を表す指標として用いられる。計算式は以下のように表され、任意のノード i のクラスター係数 C_i は、ノード i のエッジから作成可能な三角形のうち、実際の三角形の数の割合で定義される。ノード i のエッジ数は k_i で表す。

$$C_i = \frac{\text{ノード } i \text{ を含む三角形の数}}{k_i(k_i - 1)/2}$$

C_i はノード単位で算出される為、ネットワーク全体の評価は、全ノードの平均値として、計算式は以下のように表される。

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_i$$

最短経路長 : Shortest path length

任意のノードから任意のノードまで到達するのに必要な最低ステップ数のことであり、計算式は以下のように、ノード i からノード k を通ってノード j へ到達する最短距離として表される。

$$d_{ij} = \min \{d_{ij}, d_{ik} + d_{kj}\}$$

クラスター係数と同様に、ノード単位の算出である為、ネットワーク全体の評価は、全ノードの平均値として、計算式は以下のように表される。

$$D = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_{ij}$$

ネットワーク全体の評価としては、数字が小さいほど、ネットワークの凝集性が高いといえる。一方、イノベーションは組み合わせた事の無い知と知の新結合で実現される事から、本ネットワークでは、特定のノードが大きな数字を有している組織は、企業内の異質な価値を組み合わせ、イノベーションを実現し生産性を飛躍的に高めている可能性も考えられる。

媒介中心性 : Shortest path length

ノード i の媒介中心性 BC_i は、任意の2つのノード (s,t) の最短経路にノード i が含まれる確率で表される。つまり、そのノードを取り除くと、それまで連結していたネットワークが2つに分離してしまうような「橋渡し」のノードを見つける事ができる。本

研究におけるネットワークでは、従来の橋渡しという概念に加えて、企業の価値伝達のハブになっている人物とも捉える事ができる。計算式は以下のように表される。

$$BC_i = \sum_{s,t \in V} \frac{\sigma(s,t|i)}{\sigma(s,t)}$$

4.3. 予備分析

標本数 50 グループにおける、売上伸長率 (パフォーマンス)、ES 平均スコア (組織活性度)、密度、平均クラスター係数、平均最短経路長の基本統計量を示す。各組織の変数の分散は大きく、パフォーマンス、組織の活性度、組織のネットワーク特徴量が多様な組織であるといえる。

表 1 各変数の基本統計量

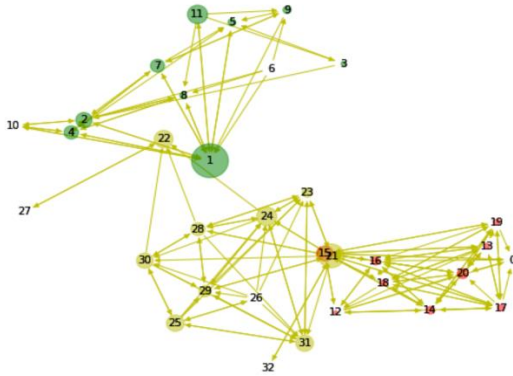
	売上	ESスコア	密度	クラスタ係数	最短パス長
標準偏差	0.156	0.241	0.188	0.191	0.256
最小値	0.656	0.264	0.038	0.141	0.667
中央値	1.012	0.949	0.391	0.571	1.326
最大値	1.813	1.554	0.778	0.838	1.944

次に、A-1、A-2、A-3 で構成される A 事業部の有向グラフを以下に示す。赤色の A-1 グループは他の 2 グループと比較して強い結びつきを示す閉鎖型の傾向が強く、黄色の A-2 グループ、緑色の A-3 グループの順に開放型の傾向が強い組織である事がわかる。また、入次数が多いノードは多くの感謝を貰っているノードであり、多くの人に価値を提供している人財といえる。出次数が多いノードは、他人への感謝が多いノードであり、多くの価値の提供を受けて、自組織や自らの仕事を有利に進めている可能性のあるノードだと考えられる。

また、ノードの大きさは媒介中心性の大きさを表しており、緑色の A-3 グループでは、ノード 1 が集中的に他グループへの価値提供や価値享受を行っている事、黄色の A-2 グループでは、平均的に全ノードが一定の媒介中心性を保っている中で、ノード 22 が A-3 グループへ、ノード 21 が A-1 グループへ張り出している事、赤色の A-1 グループは平均的に媒介中心性が小さい中で、ノード 15 が集中的に他グループへの価値提供や価値享受を行っている事が観測できる。本研究のネットワークは企業内の一定以上の大きさの価値伝達を捉えているものであり、その中で、媒介中心性で表される人材は、企業内の価値を繋ぐキーマンであり、組織のパフォーマンスは、

この人材の資質やスキルによって大きな影響を受けると考え、今後の分析は橋渡し人材に注目して分析を進める事とする。

図 1 A 事業部の有効グラフ



4.4. 今後の分析の方向性

橋渡し人材の研究は、創発戦略や知識創造の観点から「ミドルマネジメントが橋渡しとなって積極的に関与するべき」とする主張が多く蓄積されている。ミドルマネジメントは情報伝達者として経営層と現場を繋ぐ結末点としての役割に加えて、既存の戦略から離れた新たなアイデア創出や実験的活動を実現する事に重要な役割を果たす[10]。日本企業は、ミドルマネジメントが創発戦略を通じて戦略を生み出すための機能を果たせなくなってきたと言われているが[11]、近年の実証分析においてミドルマネジメントの情報伝達の役割が企業の財務パフォーマンスに直接的な影響を与える事も明らかにされている[12]。

一方で、社会ネットワーク分析を用いて、橋渡し人材と組織のパフォーマンスを分析している研究は多くはなく、予備分析で示したノード 1、22,21,15 はミドルだったのか、ボトムだったのか大変に興味深い。従って、本研究では、社会ネットワーク分析で算出できる人の位置や組織の構造に加えて、人の資源(年齢、性別、役職など)と、組織の資源(組織規模、事業規模、売上/利益の安定性など)を加えて、今後の分析を進めていく。

5. 期待される成果

本研究は、離職率、売上対比人件費率、組織満足度調査など従来の画一的な指標から多様な組織と個人の働き方に合った新しい指標の設計と、組織の変革に貢献する。学術的には、調査票、メールログ、

位置情報などに次ぐ、新しいデータを用いた、社会ネットワーク分析の手法について示唆を得る事、実務的には、人材の育成、評価、配置など組織マネジメント上で有益な示唆を得る事で貢献したいと考える。

6. 参考文献

- [1] 公益財団法人 日本生産性本部,労働生産性の国際比較,2018 年度版
- [2] 経済産業省,伊藤邦雄,持続的な企業価値の向上と人的資本に関する研究会 報告書 ~人材版伊藤レポート~, (2020)
- [3] 井戸田博樹,小豆川裕子,三好博昭,持続的イノベーションを実現するコーポレート・ソーシャル・キャピタル研究序説,同志社大学技術・企業・国際競争力センター (ITEC) Working Paper Series,(2011)
- [4] Coleman J.S., the Foundations of Social Theory. Cambridge, Mass: Harvard University Press,(1990)
- [5] Ronald S. Burt, The network structure of social capital, Research in Organizational Behavior Volume 22, 2000, Pages 345-423,(2000)
- [6] Lin, N, Cook, K, Burt, R.S, Building a Network Theory of Social Capital', Social Capital: Theory and Research, pp3-29, (2001b)
- [7] 安田雪,若年者の転職意向と職場の人間関係—上司と職場で防ぐ離・転職—,研究紀要 Works Review 3 巻 3 号 p. 1-14,(2008)
- [8] 原岡和生,組織イノベーションの一手法-電子メール・ログ分析による,開発工学,Vol.38, No.1, pp.13-16,(2018)
- [9] 高橋信幸,山岸俊男,利他的行動の社会関係的基盤,実験社会心理学研究,36,pp.1-11,(1996)
- [10] Nonaka, I, Toward Middle-Up-Down Management : Accelerating Information Creation, Slone Management Review, Vol.29, No.3 pp.9-18,(1998)
- [11] 沼上幹,軽部大,加藤俊彦,田中一弘,島本実,組織の<重さ>日本の企業組織の再点検,日本経済新聞出版社,(2007)
- [12] 西村孝史,西岡由美,ミドルマネージャーの役割が組織パフォーマンスに与える影響—戦略的人的資源管理の視点から,経営行動科学学会,17,pp.137-142,(2014)
- [13] 安田雪,島山正博,電子メールログからの企業内コミュニケーション構造の抽出,組織化学, Vol.40, No.3, pp.18-32,(2007)

宅配中の交通安全を考慮した タスク割当手法・インセンティブ設計

Designing task allocation and incentives for safe delivery to prevent traffic accidents

西野 貴志^{1*} 章 進¹ 山成 侑香¹ 宮尾 勝¹ 劉 鵬達¹ 林 久志^{1*}

Takashi Nishino¹, Sin Syo¹, Yuka Yamanari¹, Masaru Miyao¹, Pengda Liu¹, and Hisashi Hayashi¹

¹ 東京都立産業技術大学院大学 産業技術研究科

¹Advanced Institute of Industrial Technology School of Industrial Technology

In online food delivery, which is expanding all over the world, the increasing number of traffic accidents during delivery is becoming problematic. To ensure the safety of delivery workers and the residents, it is necessary to understand the incentives of workers for behavior choices. While many existing sharing platforms are pulling workers into the online labor process by such incentives as on-peak/off-peak surcharges, workers try to accomplish more than their goals within a limited time. In this paper, to prevent over-speeding during delivery, we compare and evaluate some task assignment methods and incentive schemes by multi-agent simulation. We model worker's rational choices of behaviors based on reinforcement learning considering the profit and over-speeding of delivery workers.

1. はじめに

世界の交通事故における死者数のおよそ 4 分の 1 は自転車と歩行者で占められ日本では 2011 年から自転車や歩行者の死亡・重症事故の予防を目的として生活道路区域での速度規制が進められている [1].

一方 2000 年代から世界中で拡大している、オンラインフードデリバリーでは、簡単な手段で募集されたワーカーによる配達中の交通事故が社会問題化したところがある [2].

このため、拡大が続くフードデリバリーにおける、ワーカーの行動選択に関するさまざまなインセンティブスキームを理解し、ワーカーや地域住民の安全を確保する必要がある。

オンラインフードデリバリーのサービス事業者は、ワーカーの配達中の交通ルール違反に対し、サービス利用停止によるペナルティを与えることや、格付け等の社会的な評価によって速度超過を抑制している。

本論文では、罰金によるペナルティと注文減少による機会損失とを組み合わせることで、ワーカーの

配達中の速度超過を抑制することを目的とする。

状況に応じたワーカーの行動選択と、稼働時間あたりの収入・移動中の速度超過率を評価可能な、シミュレーションを構築し、タスク割当手法とインセンティブスキームを検討する。

強化学習によりワーカーエージェントの合理的な行動選択を推論し、シミュレーションの結果を学習データとしてより良い行動選択を学習させる。

本論文は、以下のように構成される。2 章で関連研究について議論する。3 章で提案の概要と目的を述べる。4 章でシミュレーションモデル、5 章で強化学習について、6 章で提案手法を説明する。7 章で評価結果を示し、8 章で本論文をまとめる。

2. 関連研究と課題

配達を行うワーカーの主な収入は、店舗まで移動して商品を受け取り依頼主へ届ける基本収入と、移動距離に応じた収入がある。

サービス事業者は依頼主との仲介料と配達管理サービスの利用料を、手数料としてワーカーから受け

*連絡先: 産業技術大学院大学産業技術研究科
〒140 - 0011 東京都品川区東大井1-10-40
E-mail: {b1931tn, hayashi-hisashi}@aiit.ac.jp

取る。

ワーカーは、配達者コミュニティ内での行動規範を順守することでサービスを利用できるが、遅配による低評価が続くとサービスを利用できなくなる可能性があるため、配達時間に関する厳しい要求による速度違反の要因にもなっている[2].

ワーカーの労働時間と行動選択には、配達の依頼を受けてから完了するまでの基本収入が大きな影響を与えている [3].

既存の多くのシェアリングプラットフォームでは、オンピーク/オフピーク時の割り増し料金や、格付けの高い人への追加インセンティブ等によって、より強力にワーカーをオンライン労働プロセスに引き入れ、ワーカーは目標以上のタスクを達成しようとする[4].

本論文では、速度超過に対し罰金によるペナルティを与える手法と、注文数の減少による機会損失のペナルティを与える手法を検討し、マルチエージェントシミュレーションによる評価を行う。

3. 提案手法と目的

本テーマでは、ワーカーの配達中の速度超過を抑制するためのタスク割当手法とインセンティブスキームを検討する。

また、エージェント・ベース・モデルで表現されたワーカーの一連の行動をシミュレーションすることにより、稼働時間あたりの収入と移動中の速度超過率を評価する。

シミュレーションにおける状況に応じたワーカーエージェントの合理的な行動選択は、強化学習で求める。

図1に、タスク割当とインセンティブ設計の概要を示す。速度超過などワーカーの行動履歴と個性に応じた配達タスク依頼を調整し①、これを受託したワーカーが配達時の行動方針（消極的：平均速度以下で移動 / 規制遵守：規制速度の範囲内で移動 / 規制無視：規制速度を超過して移動）に従って配達を行い②、速度超過があった場合は罰金を課す③。

このような手法により、速度超過を抑制することを検討する。

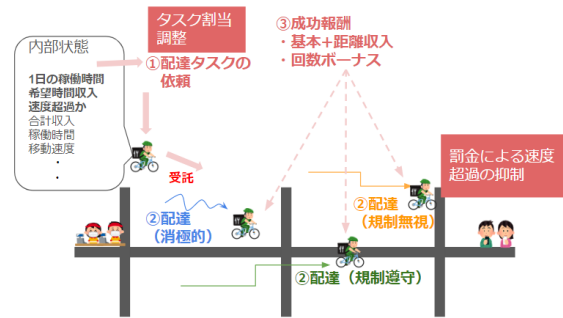


図1：タスク割当とインセンティブ設計の概要

4. シミュレーションの概要

本稿では、プログラム言語 python によって、提案手法の検証ロジックを実装する。シミュレーション上でワーカーの個性と配達中の行動パターンを表現し、配達タスク中の行動選択を観察する。

4.1 配達エリア

配達エリアは4×4の座標上に位置するとし、隣接エリアとの距離が常に1kmとする。

配達開始位置から配達先への移動について、配達収入と速度超過の有無を計算する。移動距離は開始座標から配達先座標までのユークリッド距離で計算し、移動経路探索は行わない。移動速度については6.1で述べる。

シミュレーションでの時間経過は10分を1tickとし、ワーカーの行動による時間の経過と配達サービスが提供中かを計算する。

4.2 配達タスク

図2に、配達タスクについてのシナリオと状態遷移・行動について示す。1日が始まるとワーカーは「依頼待ち(依頼なし)」の状態となり、待機を実行すると一定確率で「依頼待ち(依頼あり)」の状態となる。配達依頼は必ず実行され、「配達」状態となる。配達を実行すると「依頼待ち(依頼なし)」状態に戻る。1日のサービス提供時間が終了するか、ワーカーの稼働時間が終わると1日が終了する、

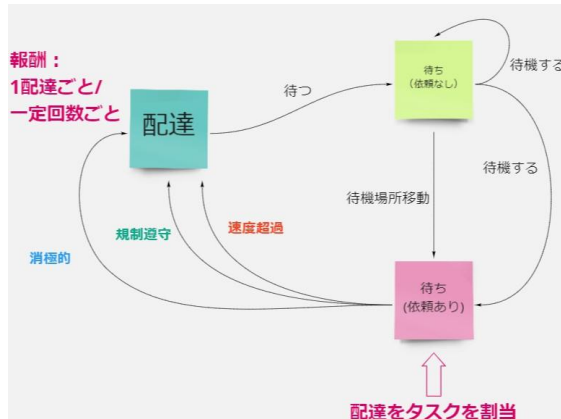


図2：ワーカーの状態遷移

5. 強化学習による行動選択

ワーカーのそれぞれの状態での行動選択確率を求めるために、現実の行動データを用いることなく、シミュレーションの結果を学習データとして用い、より良い行動選択を学習させる。

5.1 Q 学習を用いたワーカーの行動選択

ワーカーのすべての状態における最適な方策 (Q 値) を知るため、状態を入力(Input: state)としてアクション(output: action)を出力するニューラルネットワーク (Q-Network) を作成して Q 値を近似し、学習を行う。

ニューラルネットワークは、入力層を全結合/128 ノード、中間層を全結合/128 ノードを 2 層、出力層を活性化関数に恒等関数を使用する全結合/1 ノードとする。

5.2 学習データの収集

1 日間のワーカーエージェントの行動を 1 回のシミュレーションとし、記録された状態/行動/報酬/次の状態を Experience Replay [5]によって集中学習させる。

シミュレーションは 5000 回実行され、シミュレーション 1 回毎に 1 回の学習を行う。学習に使用する行動記録のバッチサイズは 32 とする。ε-greedy アルゴリズムにより、epsilon を初期値 1 から 0.01 まで減衰率 0.9995 で漸減させながら、学習した方策を利用する[5]。

行動選択のためには Q-Network を使って推論するが、学習時には Q-Network と同じネットワーク構造の Target Network[5]を用いて学習を安定化させてい

る。

Q-Network の学習時に損失関数である TD 誤差を計算する際、現在の状態の Q 値を求めるために Q-Network を用いるが、次の状態の Q 値を求める際には Target Network を用いる。Target Network の重みは古い Q-Network の値を用い、定期的に (100 回学習するごとに) 最新の Q-Network と一致させる。

6. タスク割当・インセンティブ設計

6.1 エージェント設計

シミュレーション内で、ワーカーエージェントはそれぞれの状態において、内部状態を考慮して行動を選択する。内部状態のうち、1 日の稼働時間と配達時間あたりどれくらいの収入を得たいか (希望時間収入) は、ワーカーのタイプごとに固定されている。

表 1 にワーカーエージェントの内部状態、表 2 にワーカーエージェントのタイプを示す。

表 1 ワーカーの内部状態

	範囲	変化
稼働時間 (tick)	24~72	行動により増加
合計収入	0~	配達に応じて増加
移動速度 (km/h)	12, 18, 28	配達ごとに変化
速度超過	なし, あり	配達ごとに変化
1 日の稼働時間 (h)	4, 8, 12	なし
希望時間収入	1000, 1500, 2000	なし

表 2 ワーカーエージェントのタイプ

		1 日の稼働時間 (h)		
		4	8	12
希望時間 収入	1000	タイプ 1	タイプ 2	タイプ 3
	1500	タイプ 4	タイプ 5	タイプ 6
	2000	タイプ 7	タイプ 8	タイプ 9

6.2 タスク割当調整

ワーカーエージェントが「依頼待ち (依頼なし)」の状態で待機を実行すると、確率 60%で配達タスクが割当てられる。配達タスクの割当ては、ワーカーエージェントのタイプ 1~9 の順番で 1 回ずつ行われる。

提案手法「タスク割当調整」では、ワーカーの配達中に速度超過が観察された場合、次回の「依頼待ち (依頼なし)」では配達タスクが割当てられず他の

タイプのワーカーへ配達タスクが割当てられる。
この結果 15 回配達毎の報酬 1 が得られ難くなるため、間接的にワーカーエージェントの速度超過が抑制される。

6.3 報酬とインセンティブ設計

ワーカーエージェントは配達依頼があると 3 つの移動行動方針（消極的・規制遵守・速度超過）に従って配達を行う。その結果に応じた報酬を表 3 に示す。

配達により基本収入 390 と 1km あたり 60 の収入を金銭収入として得る。配達のために移動時間と配達の金銭収入が計算され、時間あたりの収入がワーカーの希望額以上の場合は報酬 0.2 が与えられる。さらに 1 日に 15 回以上配達を行うと追加の報酬 1 が与えられる。

また、配達中に「速度超過」での移動を選択した場合確率 30%，それ以外の移動を選択した場合は確率 10%で体力切れによる負の報酬-0.2 が得られる。

提案手法である、速度超過が観察されると「罰金」を課す手法では、配達の金銭収入から罰金 125 または 390 が差引かれる。この結果 1 回の配達毎の報酬 0.2 が得られ難くなるため、間接的にワーカーエージェントの速度超過が抑制される。

表 3 ワーカーへの報酬設計

	報酬	行動への影響
1 回の配達毎	0.2 (希望時間収入を考慮)	直接的
15 回配達毎	1	直接的
速度超過あり (罰金 125/390)	0	間接的 (時間収入が減少)
速度超過あり (依頼減少)	0	間接的 (配達回数減少による機会損失)
体力切れ	-0.2	直接的

7. シミュレーションの実行結果

図 3 に、シミュレーションによる提案手法の効果を示す。4 本のグラフのうち、一番左(1:改善策なし)が改善策の適用前、中央の 2 つ (2:罰金 (小), 3:罰金 (大)) が配達中の速度超過に対し罰金を課した結果を、右端 (3:タスク割当調整) がワーカーの働き方のタイプによって依頼数を変化させた結果を示している。

配達中の速度超過に対し少額 (125) の罰金を課した場合では速度超過が 5.0%改善されているが、高額

(390) の罰金を課すと速度超過が 15.8%改善される一方で収入も大きく減っている。

ワーカーの働き方のタイプによって依頼数を変化させたグラフでは、速度超過が 5.5%改善するという結果になった。

タスク割当調整を行った場合よりも、少額の罰金を課した場合の方が平均配達収入の減少が低く速度超過率も同等に抑えられており、バランス良く改善されている。

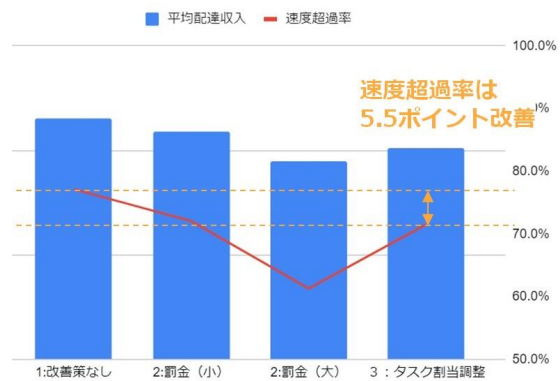


図 3：シミュレーション結果

8. おわりに

本稿では、オンラインフードデリバリーでの交通課題に対して、ワーカーの行動を外部からの要因によって変化させることで、事故を回避する方法を提示するものである。

配達中の速度超過に対し「罰金」「タスク割当調整」の提案手法を適用した結果、速度超過が 5.0%～15.8%減少した。少額の罰金を課した場合、速度超過が抑えられ平均配達収入減も少なく済む結果となった。

以上の結果から、強化学習によりワーカーエージェントの合理的な行動選択を推論し、配達収入・移動中の速度超過率を観察可能なシミュレーションを構築することで、「罰金」「タスク割当調整」など速度超過を抑制する手法を評価することが可能になった。今後さらに、タスク割当・インセンティブ設計を改良していく。

現在の課題として、ワーカーが 1 日の稼働時間と配達時間あたりどれくらいの収入を得たいか (希望時間収入) が事前に分かっているとされている点がある。ワーカーの行動を観察し、ワーカーのタイプを推測する方法を検討する必要がある。

また、現状のワーカーへの報酬設計では、速度超過に対して直接的に負の報酬は与えず、金銭収入の

減少や配達タスクの減少によって報酬を得難くする、間接的な報酬の与え方になっている。

直接的に負の報酬を与えると、ワーカーが常に消極的な移動行動をとってしまうためそのような報酬設計となっているが、今後は直接的な報酬を与えてもワーカーがより多くの報酬を獲得しつつ、負の報酬を避けるような行動選択を模擬できる、エージェントモデルと強化学習のモデルを検討する。

参考文献

- [1] Haruhiko Inada, Jun Tomio, Shinji Nakahara and Masao Ichikawa: “Area-Wide Traffic-Calming Zone 30 Policy of Japan and Incidence of Road Traffic Injuries Among Cyclists and Pedestrians,” *American Journal of Public Health*, Vol. 110, No. 2, pp. 237-243, (2020)
- [2] Mayila Maimaiti, Xueyin Zhao, Menghan Jia, Yuan Ru and Shankuan Zhu: “How We Eat Determines What We Become: Opportunities and Challenges Brought by Food Delivery Industry in a Changing World in China,” *European Journal of Clinical Nutrition*, Vol. 72, pp. 237-243, (2020)
- [3] Yuqian Xu, Baile Lu, Anindya Ghose, Hongyan Dai and Weihua Zhou: “How Do Ratings and Penalties Moderate Earnings on Crowdsourced Delivery Platforms?,” NYU Stern School of Business, (2020)
<https://ssrn.com/abstract=3609132> or
<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3609132> (visited in 2020)
- [4] Qingjun Wu and Zhen Li, “Labor Control and Task Autonomy under the Sharing Economy: a Mixed-Method Study of Drivers’ Work,” *The Journal of Chinese Sociology*, Vol. 6, Article Number 14, (2019)
<https://doi.org/10.1186/s40711-019-0098-9> (visited in 2020)
- [5] Volodymyr Mnih, Koray Kavukcuoglu, David Silver, Andrei A. Rusu, Joel Veness, Marc G. Bellemare, Alex Graves, Martin Riedmiller, Andreas K. Fidjeland, Georg Ostrovski, Stig Petersen, Charles Beattie, Amir Sadik, Ioannis Antonoglou, Helen King, Dharshan Kumaran, Daan Wierstra, Shane Legg & Demis Hassabis: “Human-level control through deep reinforcement learning” *Nature*, Vol. 518, pp. 529–533, (2015)
<http://dx.doi.org/10.1038/nature14236> (visited in 2021)

社会シミュレーションの分析手法による ペルソナ作成支援に向けて

Toward Persona Generation Support by Log Analysis of Social Simulation

菊地 剛正¹ 高橋 大志¹

Takamasa Kikuchi¹ and Hiroshi Takahashi¹

¹ 慶應義塾大学

¹ Keio University

Abstract: 商品設計やサービス提供の領域では、顧客に関する具体的な議論を喚起し、関係者の合意形成を円滑にするため、顧客の仮想人格である「ペルソナ」を作成することが広く行われている。しかし、作成過程において、a) 考慮すべき顧客の要素・特性や、b) ペルソナの正当性の担保や優先順位付けに関して、必ずしも明確な指針が存在するわけではない。そこで本研究では、社会シミュレーションのログ分析手法を援用し、ペルソナ作成過程における分析支援手法を検討する。想定される効用は以下の通り：社会シミュレーションの各種分析手法を援用することで、1) 想定する結果に影響を与える要素・特性を明確化しうること、2) 注目すべきペルソナを同定しうること。

1 はじめに

商品設計やサービス提供の領域では、顧客に関する具体的な議論を喚起し、関係者の合意形成を円滑にするため、顧客の仮想人格である「ペルソナ」を作成することが広く行われている。しかし、作成過程において、a) 考慮すべき顧客の要素・特性や、b) ペルソナの正当性の担保や優先順位付けに関して、必ずしも明確な指針が存在するわけではない。

そこで本稿では、社会シミュレーションのログ分析手法を援用し、ペルソナ作成過程における分析支援手法を検討する。想定される効用は以下の通り：社会シミュレーションの各種分析手法を援用することで、1) 想定する結果に影響を与える要素・特性を明確化しうること、2) 注目すべきペルソナを同定しうること。

2 関連研究

2.1 ペルソナ・マーケティング

マーケティングやユーザー中心設計の領域では、新商品の開発やサービス改善において、顧客の仮想人格である「ペルソナ」を作成することが広く行わ

れている[1; 2]。当該手法は、特定の商品やサービスのターゲットとなる仮想人格を、系統的かつ明瞭に表現し、関係者の合意形成を有効にする。

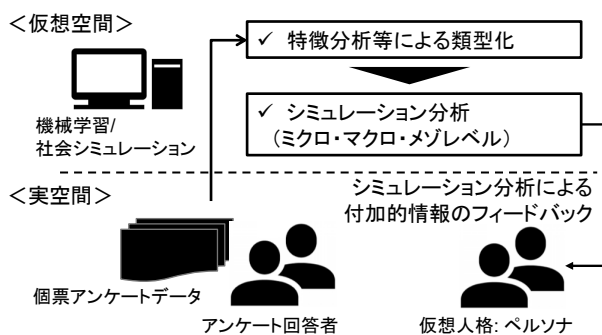
通常、ペルソナの作成のためには、大規模なアンケートなどの定量調査と、詳細なインタビューなどの定性調査が必要となる[3; 4]。定量調査の過程においては、a) 考慮すべき顧客の要素・特性や、b) ペルソナの正当性の担保や優先順位付けに関して、必ずしも明確な指針が存在するわけではなく、ペルソナ作成上の課題・問題点となっている。

2.2 行動の類型化と社会シミュレーション

山田・大堀らは、現実のビジネスおよび産業が直面している課題を解決するために実データとエージェントシミュレーションの両者を利活用した手法を提案している[5; 6; 7]。そこでは、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。このような現場の意思決定に耐えうる水準の精緻な分析は、有用な付加的情報のフィードバックを通じて、ペルソナ作成に対するサポートとなり得る。

3 方法論

本稿では、社会シミュレーションのログ分析手法を援用し、ペルソナ作成過程における分析支援手法を検討する。提案手法の概念図は以下の通りである(図1)：



(図1) 提案手法の概念図

4 デモンストレーション

著者らは、実アンケートデータから生成した類型(人物属性)に基づき、老後世代の資産形成・取り崩しのシミュレーションを行なっている[8]。以下、結果の一部を再掲し、上記方法論について検討する。

4.1 特徴分析とシミュレーション

アンケートデータのクラスタリングにより、回答者を5つの人物像に分類した。当該分類に基づくパラメタ設定により、インフレスナリオ毎に将来の特定年齢における資産枯渇の可能性をシミュレートしたものが(表1)である。表1による分析は、例えば、枯渇率の低減という施策を打つ際に、注目すべき人物像がどれなのか、対象を絞ることに資する。

(表1) 人物像・インフレスナリオ別の資産枯渇率

クラスタ番号	インフレスナリオ別の枯渇率					
	(1) インフレなし		(2) 適度なインフレ		(3) 2%インフレ	
	90歳	100歳	90歳	100歳	90歳	100歳
#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%

4.2 ミクロ・ログ分析とペルソナの詳細化

追加的なミクロ・ログ分析から、各人物像が資産枯渇の可能性を低減するために取り得る対応策を纏めたものが(表2)である。表2から、資産枯渇に与える影響が強い要素・特性を明確化しうることが分かり、ペルソナの詳細化に資することが推測される。

(表2) 人物像毎の対応策・打ち手

クラスタ番号	対策・打ち手(例)
#4	適切なリスクテイク(インフレヘッジ)、退職年齢の引き上げ
#1	適切・着実な資産承継
#3	支出削減、社会保障拡充
#2	適切なリスクテイク(インフレヘッジ)
#5	過度なリスクテイクの回避

5 おわりに

本稿では、社会シミュレーションのログ分析手法を援用し、ペルソナ作成過程における分析支援手法を検討した。想定される効用としては、社会シミュレーションの各種分析手法を援用することで、1)想定する結果に影響を与える要素・特性を明確化しうること、2)注目すべきペルソナを同定しうること、などが挙げられる。今後の課題は、提案手法を具体化・実装し、実際のペルソナ作成に繋げることである。

参考文献

[1] Cooper, A.: The inmates are running the asylum: Why high-tech products drive us crazy and how to restore the sanity, MacMillan, 1999. (山形訳:「コンピュータは、むずかしすぎて使えない!」, 翔泳社, 2000)

[2] 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」, ダイアモンド社, 2007)

[3] Pruitt, J., Grudin, J.: Personas, participatory design and product development: An infrastructure for engagement, proc. PDC, pp.141-161, 2002.

[4] Goodwin, K.: Designing for the Digital Age: How to Create Human-Centered Product and Services, Wiley.

[5] 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)

[6] 山田: 旅客流シミュレーションを用いた空港ターミナルの混雑緩和, 運輸と経済, 1月号, 46/55 (2018)

[7] 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)

[8] 菊地剛正, 高橋大志: アンケートデータから生成した類型に基づく資産形成・取り崩しの施策シミュレーション, 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会予稿集, pp.365-369, 2020.

クラウドワーク市場の 情報伝達ネットワークにおける協調行動の進化的学習 Evolutionary Learning of Cooperative Behavior in Social Networks of Crowdwork Markets

新井崇夫¹ * 倉橋節也¹
Takao Arai¹ Setsuya Kurahashi¹

¹ 筑波大学ビジネス科学研究科
¹ University of Tsukuba

Abstract: In this paper, we present our concept on the analysis of the coordination of crowdworkers by multi-agent systems. The results inferred from the current analysis and the future plan of the analysis are presented.

1 はじめに

1.1 背景

日本国内において、クラウドワーカーの数は約 462 万人にもものぼると推定されており、経済における彼らの重要性は今後も高まっていくことが予想される [1]。しかし、現状において彼らの交渉力は弱く、いくつかの問題点が指摘されている。日本においては、収入の不安定さや、発注の段階で業務内容や報酬が明示されないことが多々あることが指摘されている [1]。アメリカにおいても、仕事がない失業期間が生じてしまうことや、依頼者の指示が不明確で無駄なコストがかかってしまうことがワーカーの生産性が低下させているという声が明らかになっている [2]。

本研究では、オンラインの取引における個人事業主型のクラウドワーカーと企業とのマッチングをモデル化し、クラウドワーカー間でのジョブ紹介やコスト情報の共有、そして検索方法の変化がクラウドワーカー自身の市場への適応に対してどのような影響をもつのかを考察する。このような分析を通じて、クラウドワークという新しい働き方が社会的により良い形で受け入れられるような労働市場のありかたについてモデルとしての示唆を与えることが目的である。

* 筑波大学大学院ビジネス科学研究科
東京都文京区大塚 3 丁目 2 9 - 1
E-mail: s2040051@s.tsukuba.ac.jp

1.2 本研究における用語

クラウドワークに類似する言葉としてフリーランスやギグワークのような用語が存在するが、これらに関して統一的な定義はなされていない。

本研究においては、「フリーランス」と「クラウドワーク」という言葉を区別せずに用い、その定義を「オンラインにおける、法人から個人事業主への業務委託一般」とする。特にここでは IT 系の専門知識を持つクラウドワーカーを想定して議論するが、このことはモデルの他業界の労働者に対する一般化可能性を排除するものではない。

2 クラウドワーカーの情報伝達モデル

2.1 モデルの概要

J 個のワーカーエージェントを用意する。ワーカーエージェントのパラメータは次の通りである。

- $q \in \mathbb{R}$: 作業品質パラメータ
- $C \in \mathbb{R}$: 情報共有コスト
- $N_S \in \mathbb{N}$: 検索数
- $N_A \in \mathbb{N}$: 応募数
- $\hat{\theta} \in \mathbb{R}^J$: 企業の工数パラメータの推定値

I 個の企業エージェントを用意する。企業エージェントのパラメータは次の通りである。

- $\theta \in \mathbb{R}$: 工数パラメータ

- $w \in \mathbb{R}$: 支払い賃金

二種類の無向ネットワークを用意する。公式ネットワークは、ワーカ互助コミュニティにおける情報のつながりを表現しており、ワーカの戦略によって動的に変化する。非公式ネットワークは、ワーカ互助コミュニティ外の固定的な情報のつながりを表現しており、ワーカの戦略に関係なく存在する静的なネットワークである。ただし、 V はノードの集合で、 E はエッジの集合、 f はエッジをノードに対応させる写像を表す。

- $G_o \equiv \{f_o, V_o, E_o\}$: 公式ネットワーク
- $G_u \equiv \{f_u, V_u, E_u\}$: 非公式ネットワーク

ワーカの利得は、互助コミュニティに参加している場合は $w - C - \theta$ である。互助コミュニティに参加していない場合には、 $w - \theta$ である。

2.2 ワーカの意味決定

ワーカは、戦略 { ワーカ互助コミュニティに参加する, ワーカ互助コミュニティに参加しない } を持つ。ワーカの意味決定は、この戦略を決定することである。ワーカは毎期、非公式ネットワーク上で自身と反対の戦略をとる隣接ノードのなかで利得の平均を計算し、自身の利得の大きさととの比較を行う。選択したワーカよりも自身の利得が低かった場合には、戦略を変更する。選択したワーカよりも自身の利得が大きかった場合には、戦略を維持する。ワーカ j がワーカ互助コミュニティに参加する意思決定を行った場合、ワーカ j は自身と公式ネットワーク上の全ノードとのエッジを追加される。ワーカ j がワーカ互助コミュニティに参加しない意思決定を行った場合、ワーカ j は自身と公式ネットワーク上の全エッジを切断する。

2.3 ジョブ紹介

企業の求人に応募したが採用されなかったワーカは、互助コミュニティに参加している場合、公式ネットワーク上の隣接ノードが検索したが応募しなかった企業のうち、自身がその期に検索しておらず、採用ワーカが決定していないものの中から利得の推定値が最大のものに関して、再度応募することができる。

2.4 コスト情報の共有

ワーカが互助コミュニティに参加している場合、情報共有コスト C を支払って公式ネットワーク上の隣接ノードに自身が採用された企業 i の工数パラメータ θ_i を

発信する。情報を受信したワーカは、自身の $\hat{\theta}_i$ を更新する。

2.5 取引アルゴリズム

本研究におけるワーカと企業の取引アルゴリズムは下記のようなになる。

- 企業が賃金 w を提示する
- ワーカが検索数 N_S で検索を行い、利得の推定値が最大の企業に応募を行う
- 失業エージェントは、公式ネットワーク G_o 上の隣接ノードからジョブ紹介を受ける
- 企業 i が作業品質パラメータ q が最大のワーカを採用する
- ワーカが賃金 w_i と工数パラメータ θ_i を得る
- ワーカが利得を評価する
- ワーカが戦略に基づいて行動を行う
- ワーカがゲームを行い、戦略の更新に関する意思決定を行う

3 分析結果

3.1 シミュレーションの実行

実験に用いたパラメータは下表1の通りである。ただし、 $U(a, b)$ は、整数 a から整数 b までの値をとる離散一様分布である。また、本実験で用いたスケールフリーネットワークの次数分布は、図1の通りであった。また、本校における実験ではジョブ紹介ステップについては実行しない場合について検討した。

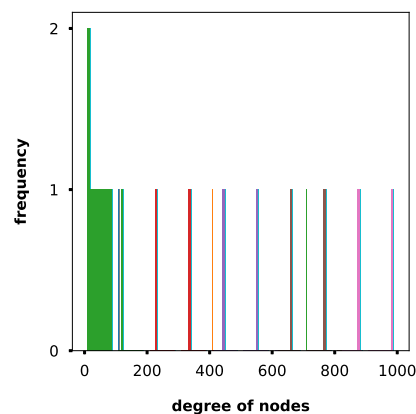


図1 スケールフリーネットワークの次数分布

表1 実験に用いたパラメータ

変数	値
N_f	100
N_w	1000
N_S	10
N_A	1
C	3
q	$x \sim U(1, 10)$
w	100
θ	$50 + \sqrt{x}, x \sim U(1, 100)$
$\hat{\theta}$	$x \sim U(50, 60)$

3.1.1 協調戦略の安定性

戦略の初期値として、今回の実験で全体の1%の人数に相当する10人のワーカがワーカ互助コミュニティに参加しない戦略を取り、他の全員がワーカ互助コミュニティに参加している状況を考える。スケールフリーネットワークを仮定した時、協調ワーカの人数比率の時系列推移は、図2の通りであった。図から、シミュレーション

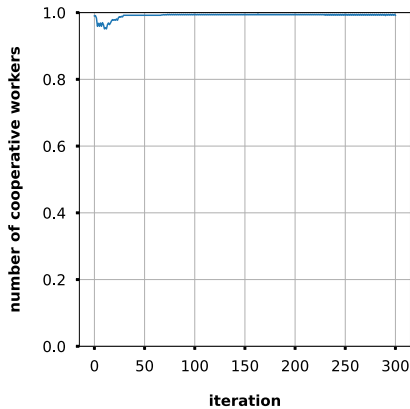


図2 協調ワーカ比率の推移

の初期において協調ワーカがいったん減少するものの、長期的には市場のほとんどが協調ワーカによって占められ、収束しているような様子が観察できる。ワーカの大半が協調ワーカによって占められている時、協調戦略は進化的に安定であることが推察される。

3.1.2 ネットワークの形状と戦略

非公式ネットワークの構造に関する仮定がどのように戦略に作用するのかについて実験を行った。

まず、スケールフリーグラフを用いた場合について考

える。このとき、期末の戦略別でのワーカの利得の分布は図3の通りであった。また、このときの各イテレーション

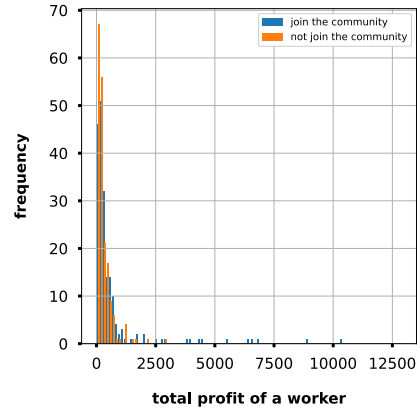


図3 戦略別ワーカ利得の分布

ョンにおいて、ワーカ互助コミュニティに参加する戦略をとったワーカの比率の時系列推移は図4の通りであった。この設定において、協調ワーカ比率に関する複雑

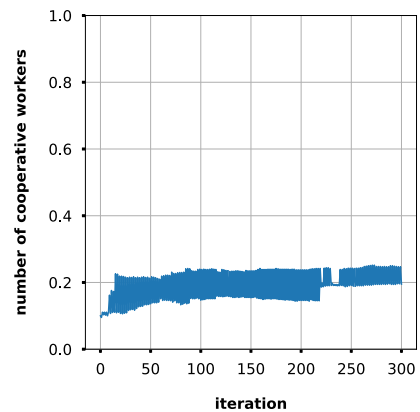


図4 協調ワーカ比率の推移

な変動が観察できる。

次に、非公式ネットワークとして完全グラフを用いた場合について考える。このとき、期末の戦略別でのワーカの利得の分布は図5の通りであった。また、このときの各イテレーションにおいて、ワーカ互助コミュニティに参加する戦略をとったワーカの比率の時系列推移は図6の通りであった。このとき、ワーカ全員がが市場全体を観察して同じ情報を参照しているため、戦略に差が生まれにくくなった結果、ワーカの戦略変更がより不安定になっていることが推察される。

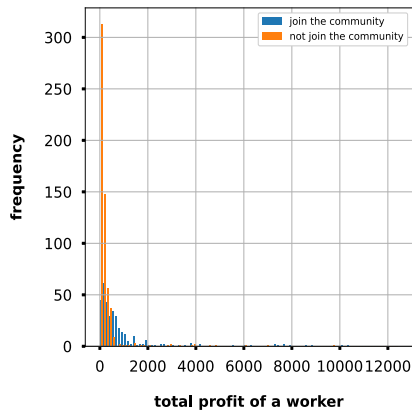


図5 戦略別ワーカ利得の分布

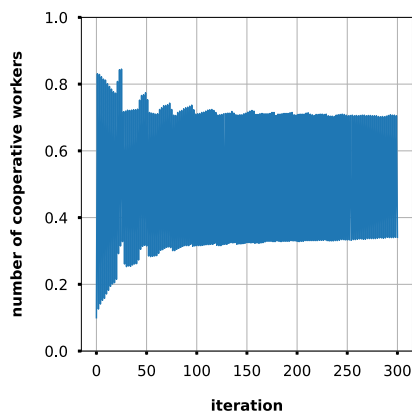


図6 協調ワーカ比率の推移

4 関連研究

マルチエージェントの探索問題という観点での先行研究として、Kephart et al.(2002) [3]において、オンラインの財の取引において Shopbot と呼ばれるエージェントが価格に与える影響が分析されている。本研究の枠組みは、この財の取引を労働力の取引に置き換え修正されたものである。また、Horton(2017) [4]では、オンラインの労働市場について推薦システムが与える影響を考察している。Rogerson et al.(2005) [5]は、エージェントベースの探索理論による労働市場研究のサーベイを行っているが、先行研究では一般的な労働市場における問題を扱っており、コスト情報に関するエージェントの協調的探索について関心をもった例はない。Carvo-Armangol et al.(2005) [6]では、労働者がネットワークを通じて求職するエージェントベースのモデルを考え、ネット

ワークの規模が大きくなるとオンサイトの交流におけるネットワークの冗長化が情報の流通速度を下げ、結果として情報が滞ってしまうという主張を行っている。Du(2019) [7]は、互いに同じ目的の労働を行う労働者の分業における協調問題を、マルチエージェントの進化ゲームによって分析している。

5 今後の取り組み

5.1 数学的詳細の検討

数学的議論についても扱い、計算機実験との整合性を確かめる。本研究で扱うモデルは、モデルを単純化することによって契約理論や進化ゲームにおける何らかの先行研究のモデルによる定式化が可能であると考えられる。さらなる先行研究のレビューを行い、数学的に取り扱うことができる議論の範囲について検討する。

5.2 検索と応募のやりかたの検討

ワーカの検索と応募の仕方が市場に与える影響についても考察する。具体的には、毎期の検索を行わず、企業と固定的な関係を築くワーカの集合を作り、毎期の検索を行って流動的に仕事の獲得を行うワーカとの比較を行う。これにより、ワーカが安定顧客をもつことによる効果について検討することが可能になる。

5.3 コミュニティの生成方法の検討

現状ではワーカ互助コミュニティのネットワークの構造として完全グラフを仮定しているが、このネットワークをを生成的に獲得することも検討する。例えば、ワーカ互助コミュニティへの参加を決めたエージェントのエッジの接続先を、全協調ワーカにするのではなく非公式ネットワーク上の隣接ノードに限定するようなことが考えられる。これにより、オンラインにおける公的な互助ではなく、オフラインにおける非公式な互助の効果を検討することが可能になる。

5.4 情報共有のインセンティブとコストの検討

情報共有のインセンティブについてモデルに組み込む。本稿の実験では、ワーカ間でのジョブ紹介に関して無視しているが、このジョブ紹介と情報共有のインセンティブについて何らかの関係があると仮定して、モデルをより具体化する。例えば、情報共有を積極的に行うワーカほどジョブ紹介を受けやすくなるようなモデルの設

計が考えられる。また、情報共有のコストについて、回数に応じてコストが変化する場合についても合わせて検討する。例えば、ワーカノードの回数が高くなるほど情報共有コストが線形に高くなるようなモデルの設計が考えられる。このようなインセンティブに関するモデル設計が本研究の新規性の核となる予定であり、既存の統計やインタビュー調査を参照して慎重に検討を行う。

参考文献

- [1] 内閣官房日本経済再生総合事務局: 「フリーランス実態調査結果」, (2020)
- [2] Berg, J.: Income Security in the on-demand economy: Findings and policy lessons from the survey of crowdworkers, *CONDITIONS OF WORK AND EMPLOYMENT SERIES*, No. 74, (2016)
- [3] Kephart, J., Greenwald, A.: Shopbot Economics, *Autonomous Agent And Multi-Agent Systems*, Vol. 5, No. 3, pp. 255-287 (2002)
- [4] Horton, J.: The Effect of Algorithmic labor Market Recommendations: Evidence From a Field Experiment, *Journal of Labor Economics*, Vol. 35, No. 2, pp. 345-385 (2017)
- [5] Rogerson, R., Shimer, R., Wright, R.: Search Theoretic Models of the Labor Market: A Survey, *Journal of Economic Literature*, Vol. 43, No. 4, pp. 959-988 (2005)
- [6] Carvo-Armangol., A., Zenou, Y.: Job matching, social network and word-of-mouth communication, *Journal of Urban Economics*, Vol. 57, pp. 500-522 (2005)
- [7] Du, J.: An Evolutionary Game Coordinated Control Approach to Division of Labor in Multi-Agent Systems, *IEEE*, Vol. 7, pp. 124295-124308 (2019)

花画像の特徴量抽出および類似度計算による 対話型フラワー推薦システム

Interactive flower recommendation system based on similarity among flowers
defined by features extracted from their images

平山 真康 杉之内 将大 水山 元

Masayasu Hirayama, Shota Suginochi, and Hajime Mizuyama

青山学院大学 理工学部 経営システム工学科

Department of Industrial and Systems Engineering, College of Science and Engineering,
Aoyama Gakuin University

Abstract: The spread of COVID-19 has changed people's lifestyle, which caused great loss in various industries including the flower industry. Under the circumstance, new online shopping services for individuals are attracting attention. However, it is not easy for those who have not purchased flowers often before to find "a right flower for them." Therefore, this study (1) defines some features of flower images and creates a hyperspace representing the similarity among flower images, and (2) proposes and evaluates an interactive evolutionary computation system for recommending a flower that reflects the user's potential taste from a large number of candidates according only to a relatively small number of intuitive flower evaluation made by a user.

1 はじめに

2020年は新型コロナウイルスの蔓延により活動の自粛が要請され、在宅勤務や学校の休校など生活スタイルが一変する年となった。花き産業においても、イベントやコンサートなどの催しの延期や中止、結婚式や葬儀などの式典の見送りや簡素化、輸出の停滞などにより、業務用花の需要は減少し、価格の低迷、取引量の大幅な減少が続いている[1]。この窮状を受けて、農林水産省は、国産農林水産物等販売促進緊急対策として“花いっぱいプロジェクト”などの支援策に取り組んでいる[2]。

このような状況の中、“お花の定期便”と称した、インターネットを利用したサブスクリプション型のサービスが登場して人気を博している。これは、自宅や職場に飾る、自分自身のための花の需要の増大を目指したものである。しかし、サブスクリプション型サービスでは、顧客は好みの花を自由に選ぶことはできない。そのため、必ずしも自身の趣味・嗜好に合った花を手に入れられるとは限らないという問題を抱えている。一方、様々な種類の花の中から顧客自身に好みの花を選択してもらおうとすると、花の知識や購入の習慣が乏しい顧客にとって、好みの花を見つけ出すこと自体が難しいという限界が生

じる。そのため、取り扱う花が豊富であるほど選択・購入に多くの時間を要することになってしまう。

そこで本研究では、顧客に花画像を提示しそれら进行评估してもらうことを繰り返し、顧客の嗜好に合う花を推薦する、対話型進化計算を用いたフラワー推薦システムを提案する。提案システムでは、対話型進化計算手法の一つである CMA-ES[3]を用いる。ただし、CMA-ESでは、候補となる花画像の集合をそのまま解空間として用いることは難しいため、解空間や目的関数に拡張を加える必要がある。また、推薦の有効性を維持したままなるべく利用者の負担を減らすことも求められる。そのため、本研究では以下の3点に取り組む。

1)人間が花を評価する際の基準を捉えるための特徴量の定義

2)利用者の嗜好を反映した花推薦のための対話型システムの構築

3)利用者の負担軽減のための対話の簡素化が、提案システムの性能に与える影響の評価

2 花画像の特徴量抽出

2.1 対象画像とその前処理

2.1.1 対象画像

Shutterstock [4]から取得した花画像 500 枚を用いる。これらは、すべて同一の撮影者による白背景かつ、花を真上から撮影したものである。計算時間の短縮の為、花の印象が変わらない程度に画像のリサイズを行った。

2.1.2 前処理

リサイズ後の花画像について、RGB の値が全て 252 以上のピクセルのアルファチャンネルの値を 0 (それ以外のピクセルは 1) とし、アルファチャンネルの値が全て 0 である行もしくは列は不要と判断しトリミングした。花画像のトリミング後のサイズを I 行 \times J 列とし、 i 行 j 列のピクセルをピクセル (j, i) と呼ぶ。また、ピクセル (j, i) の色相を 60 段階 ($\in \{0, 1, \dots, 59\}$) で表したものを H_{ij} 、彩度を 10 段階 ($\in \{0, 1, \dots, 9\}$) で表したものを S_{ij} 、明度を 10 段階 ($\in \{0, 1, \dots, 9\}$) で表したものを V_{ij} 、アルファチャンネルの値を α_{ij} で表す。

続いて、彩度と明度の平均からの偏差 ΔS_{ij} 、 ΔV_{ij} を算出し、整数値 ($\in \{-9, -8, \dots, 9\}$) に丸めた。また、ピクセル (j, i) の画像の中心からの距離 L_{ij} 、360 段階 ($\in \{0, 1, \dots, 359\}$) の角度 θ_{ij} を算出した。 L_{ij} を画像の長辺の流さで標準化し 10 段階 ($\in \{0, 1, \dots, 9\}$) に丸めたものを R_{ij} とおく。最後に、 θ 方向の L_{ij} の最大値を L_{ij}^{\max} とおき、それをフーリエ変換したものを輪郭系列 O とした。

2.2 特徴量の提案

2.2.1 考慮する特徴

人間が花の見た目の違いを知覚する際の判断基準となる特徴として、本研究では COLOR, TONE, PATTERN, SHAPE の 4 つを取りあげる。COLOR は全体的な色目の特徴であり、色相、彩度、明度の分布 (2.2.2 節参照) に基づいて数値化する。TONE は色のトーンであり、彩度、明度の分布 (2.2.2 節参照) によって評価する。PATTERN は模様や柄に関する特徴であり、花の中心からの距離とトーンの偏差の分布 (2.2.2 節参照) によって定量化する。SHAPE は、花びらの集合が形作る輪郭の形状であり、輪郭系列 O を用いて数値化する。

2.2.2 利用した分布情報

ここでは、同時分布を乗算記号 \times 、周辺分布の直積を加算記号 $+$ を用いて表す。例えば、 $Ax \times By$ は基準 A と基準 B の同時分布を意味し、 $Ax + By$ は A と B の周辺分布の直積を意味する。また、 x 、 y は粒度を表す。

COLOR に用いる分布: $H60 \times S10 + H60 \times V10$

$$f_{H60 \times S10}(h, s) = \left\{ \left((i, j) \left| \begin{array}{l} h < H_{ij} \leq h + 1 \\ \wedge s < S_{ij} \leq s + 1 \\ \wedge \alpha_{ij} = 1 \end{array} \right. \right) \right\} / |\{(i, j) | \alpha_{ij} = 1\}| \quad (2.1)$$

$$f_{H60 \times V10}(h, v) = \left\{ \left((i, j) \left| \begin{array}{l} h \leq H_{ij} \leq h + 1 \\ \wedge v \leq V_{ij} \leq v + 1 \\ \wedge \alpha_{ij} = 1 \end{array} \right. \right) \right\} / |\{(i, j) | \alpha_{ij} = 1\}| \quad (2.2)$$

TONE に用いる分布: $S10 \times V10$

$$f_{S10 \times V10}(s, v) = \left\{ \left((i, j) \left| \begin{array}{l} s \leq S_{ij} \leq s + 1 \\ \wedge v \leq V_{ij} \leq v + 1 \\ \wedge \alpha_{ij} = 1 \end{array} \right. \right) \right\} / |\{(i, j) | \alpha_{ij} = 1\}| \quad (2.3)$$

PATTERN に用いる分布: $R10 \times \Delta S10 \times \Delta V10$

$$f_{R10 \times \Delta S10 \times \Delta V10}(r, sd, vd) = \left\{ \left((i, j) \left| \begin{array}{l} r \leq R_{ij} \leq r + 1 \\ \wedge sd \leq \Delta S_{ij} \leq sd + 1 \\ \wedge vd \leq \Delta V_{ij} \leq vd + 1 \\ \wedge \alpha_{ij} = 1 \end{array} \right. \right) \right\} / |\{(i, j) | \alpha_{ij} = 1\}| \quad (2.4)$$

2.2.3 主成分分析による次元圧縮

前節の 3 つの特徴に関する分布データ、および輪郭系列 O を、主成分分析により次元圧縮し、第 3 主成分までを用いて特徴量を定義する。500 枚の対象画像から得られたデータに主成分分析を適用して得られた第 1 主成分～第 3 主成分を用いた散布図を図 1～図 4 に示す。

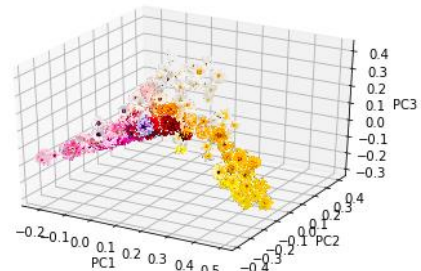


図 1: 色

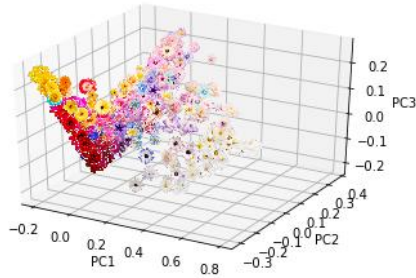


図 2: トーン

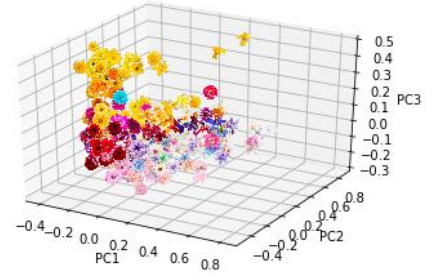


図 5: 基準空間(Base Space)

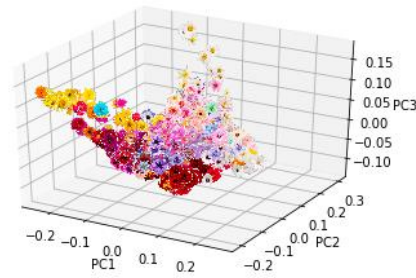


図 3: 模様

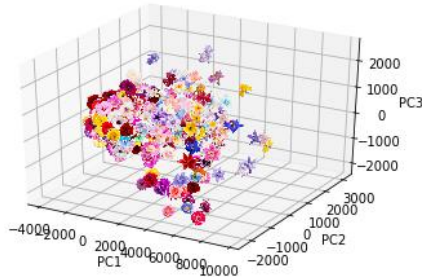


図 4: 概形

2.2.4 基準空間(Base Space)の作成

前節で定量化した4つの特徴を尺度を揃えて結合し、12次元の特徴量の超空間を作成した(図5参照)。2つの花画像の類似度は、この超空間上でのユークリッド距離で評価することができる。この超空間を、以下、基準空間(Base Space)と呼ぶ。

3 提案手法

3.1 提案手法のアルゴリズム

提案するフラワー推薦システムの実行可能解の集合は、基準空間全体ではなく、その中にプロットされた、花画像に対応する有限の点群である。そのため、CMA-ESをそのままでは適用できない。そこで、CMA-ESで生成され得る任意のサンプル x_i からなる集

合(すなわち、基準空間全体)を解空間として扱えるように目的関数を拡張する。

そのためにまず、各サンプル x_i の最近傍に位置する花画像を同定し、それらを、 x_i を実行可能化した近傍解 \hat{x}_i とする。ただし、各世代に生成される λ 個のサンプル x_1, \dots, x_λ の近傍解 $\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_\lambda$ は全て異なる花画像になるように選択する。すなわち、 x_i の近傍解 \hat{x}_i を決定する際は、全ての $i' < i$ の近傍解 $\hat{x}_{i'}$ の花画像を除いた花画像の中で最近傍の花画像を選択する。

利用者に近傍解 \hat{x}_i に対応する花画像を提示することによって \hat{x}_i の評価値を得ることができる。 $x_i = \hat{x}_i$ であれば、それをそのまま目的関数として採用すればよいが、一般には $x_i \neq \hat{x}_i$ であり、その場合の目的関数についての検討が必要である。サンプルと近傍解が離れるほど、 \hat{x}_i の評価値をそのまま x_i の評価値とみなすことは難しくなる。そこで、任意のサンプル x_i の目的関数を、 \hat{x}_i の評価値に、基準空間内での x_i から \hat{x}_i までのユークリッド距離の2乗に一定の重み k を付加したペナルティを加算したものとすることを提案する。なお、適切な k の値は4.1節の計算機実験にて定める。

今回はCyberAgentの提供するCMA-ESライブラリ[5]を使用した。

3.2 CMA-ESを用いた提案手法の流れ

- STEP 1 CMA-ESに基づいて基準空間内に λ 個のサンプル x_1, \dots, x_λ を生成する。
- STEP 2 $\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_\lambda$ を決定し、対話によってそれらの評価値を得る。そして、それらに基づいて x_1, \dots, x_λ の目的関数値を計算しCMA-ESに戻す。
- STEP 3 STEP1と2を繰り返し、あらかじめ決められた世代数が終了した後、最終世代の x_i の重心から基準空間上で一番近い花画像を利用者に推薦する。

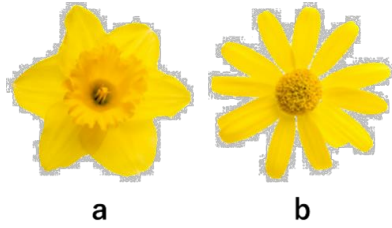


図 6: 花の一例

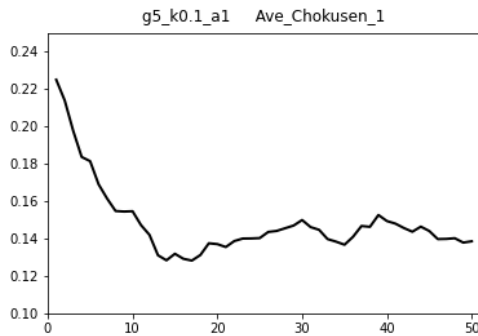


図 7: 絶対評価の場合の収束の遷移

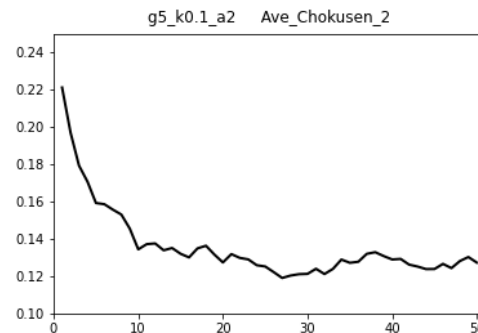


図 8: 相対評価の場合の収束の遷移

4 検証実験

4.1 計算機実験

4.1.1 コンピュータエージェント

提案手法の有効性を評価するために、利用者を模倣したコンピュータエージェントを用いて計算機実験を行う。500枚の画像の中からランダムに選んだ1枚を、そのコンピュータエージェントにとって理想の花であるとする。

現実の人間の場合、人によって花の類似性についての4つの特徴の重みは異なる。例えば、花の色目を重視する人は図6に示す2つの花を似ていると感じるが、輪郭を重視する人はこれらは似ていないと感じる。そこで、コンピュータエージェントは4つの特徴の重視度に関する情報を持つものとし、それぞれの値を総和が1になるようにランダムに設定した。

4.1.2 嗜好付加空間(Agent Space)の作成

重視度の比率に応じた倍率で尺度を変化させた新たな超空間を作成し、これを嗜好付加空間(Agent Space)とする。嗜好付加空間上での2つの花画像の距離は、コンピュータエージェントから見た2つの花画像の類似度を表す。実験では、エージェントの評価値はこの類似度に基づいて与えればよい。ただし、Agent Spaceはコンピュータエージェントが持つ非公開の情報であり、Agent Space上の各花画像の座標を提案手法は知ることができないことに注意する。

4.1.3 実験条件と目的

この実験を通して、収束速度と収束精度の関係を明らかにし、最良のパラメータを定める。また、花画像に対する評価は個人の感性によるため属人的なブラックボックスであり、同一の基準で評価をし続けることが難しいため、相対評価でも絶対評価と同等の性能を出せるかを確認したい。そのため、絶対評価でも正しく評価することができるコンピュータエージェントを利用し両者を比較する。

設定したパラメータは以下の通りである。

評価粒度： G (2, 3, 5, 10, 100)

絶対評価または相対評価

距離計算時のペナルティの重み： k (0.05, 0.1, 0.2, 0.4)

また、対話の対象が実際の被験者であった場合に、点数評価に対しての負荷が多すぎないように、今回は各世代のサンプル数 n を8に設定し、50世代の計算を行った。

4.1.4 実験結果と考察

理想の花、各特徴の重みをランダムに変え、10パターンの試行を行った。

最良なパラメータを見つけるため、粒度 G 別とペナルティの重み k 別にまとめて各世代の目的関数の平均値を比較したところ、 G が5以上であれば、絶対評価、相対評価どちらの場合も15世代ほどで収束が可能であることがわかった。これは人間にとって過度な負担なく評価することが可能な粒度であると考えられる。

図7は絶対評価、図8は相対評価、評価粒度 $G=5$ 、計算時のペナルティの重み $k=0.1$ の場合の結果であり、縦軸は目的関数の平均値、横軸は世代数である。

また、基準空間の作成に利用する花画像の枚数によって花画像の密集度が変化し、基準空間上にお

る x_i から \hat{x}_i までのユークリッド距離の 2 乗が変化するために最良な k の値が変化する可能性を考慮し、花画像の枚数が 100 枚の場合でも同様の実験を行った。この結果、500 枚の場合では、 $k = 0.1, 0.2, 0.4$ のとき収束に大きな差異はなく、100 枚の場合では、 $k=0.1$ のときに収束が見られた。よって、画像の枚数に関わらず k は 0.1 周辺の値が適切であるとみられる。

以上から、適切なパラメータの値は評価粒度 5、ペナルティの重み 10%、収束に必要な世代数は 15 世代であると判断される。よって、提案システムでは世代毎に複数枚の花画像を見比べ、相対的に 5 段階評価を行ってもらえば良いため、利用者の負荷を抑えながら適切なフラワーの推薦が可能であると期待される。また、基準空間の作成に利用する花画像の枚数が多くなった場合も、必要な世代数と最良な評価粒度は大きく変化しないと予想される。

4.2 被験者実験

4.2.1 実験目的

提案手法が、計算機実験で定めたパラメータ設定のもとで、実際の人間との対話においても有効に動作するかを確認する。

4.2.2 実験方法

20 代 30 代の男女 8 人を対象に、被験者実験を行った。ペナルティの重みを 10% とし、各世代で 8 枚の花画像を評価してもらい、世代ごとに花画像が 1 枚ずつ表示され、5 段階で評価をしてもらい、最大 15 世代の対話の後に最も好み花画像を 1 つ選んでもらう。評価値はそれぞれ次の値の 2 乗とした（とても好み…1, 好み…2, 普通…3, 好みでない…4, 全く好みでない…5）。

対話の途中に表示された花画像を最終決定候補として保存することが可能で、対話終了後に候補の一覧の中から最終候補を 1 つ選択してもらい、また、候補に保存された花の評価は、”とても好み”とした。満足な花が得られた場合、または疲労や飽きによる途中の離脱を可能とした。

4.2.3 実験結果と考察

評価のつけ方には個人差が見られ、また、操作時間も 3 分 57 秒～12 分 16 秒と開きが見られたが、いずれの場合も好み花に辿り着き、最後に決定した花に対して満足したという感想が得られた（とても満足…4 人、満足…4 人）。

一度ある解の周辺に収束すると、そこから離れた場所を探索するようになるまでには時間がかかるため、好み花が複数ある場合にそれらすべてに辿り着くことは難しい。特に、相反する特徴を持つ複数の花を同時に探索することは難しいことがわかった。

5 結論

5.1 得られた成果

本研究では、花画像の特徴量を導入し、それを用いた対話型フラワー推薦システムを提案した。そして、パラメータの設定が対話的な探索の有効性に与える影響を評価した。その結果、少数回の直感的な相対評価のみに利用者の負荷を抑えた場合でも適切なフラワーの推薦が可能であることが確認できた。

5.2 今後の課題

今後の主な課題は以下の通りである。

- 特徴量の拡張（例えば、花の大きさなど）
- 花一輪の推薦から花束の推薦への拡張
- 最近傍探索の効率化（例: Spotify annoy [6]）
- 値段や季節などの制約条件の追加

参考文献

- [1] <https://jfc.thebase.in/> (accessed 2021-03-01)
- [2] <https://www.maff.go.jp/j/seisan/kaki/flower/hana-project.html> (accessed 2021-03-01)
- [3] Nikolaus Hansen: The CMA Evolution Strategy: A Tutorial, arXiv:1604.00772v1 (2016) (accessed 2021-03-01)
- [4] <https://www.shutterstock.com/about> (accessed 2021-03-01)
- [5] <https://github.com/CyberAgent/cmaes> (accessed 2021-03-01)
- [6] <https://github.com/spotify/annoy> (accessed 2021-03-01)

Study of Factory Automated Guided Vehicles Systems by using Multi-agent System and Contract Net Protocol

加藤 大望 矢田 昇平 倉橋 節也

Daimotsu Kato, Shohei Yada and Setsuya Kurahashi

筑波大学
University of Tsukuba

Abstract: 近年、生産性の向上等を目的とし、工場の Internet of things (IoT)化、スマート化が検討されている。このような工場では、加工中の製品が一方向に流れていく、従来型のベルトコンベア等を用いた生産システムとは異なり、Automated guided vehicles (AGV)を用いて複数工程を行き来しながら生産を行うフレキシブルなジョブショップ型の生産方式となる。本生産方式の課題は、タスクの適切なスケジューリングであり、最適解を保証することが難しい Non-deterministic Polynomial time-hard (NP-hard)となることにある。加えて、本論文がモチーフとする半導体製造工程では、微細な加工を行うことから大気中のごみによる汚染や搬送時の振動が製造歩留まりに大きな影響を与えるため、工場内の AGV は決められた搬送路上を通行し、搬送車を追い越すことができない制約条件が存在する。この制約により、AGV の空間干渉が生じるため、搬送路上の AGV は渋滞が生じ、その結果、適切な時機での製造装置に加工製品の受渡しができず、納期遅れが発生する等の課題が生じる。このような課題に対し、本論文では、Multi-agent system (MAS)を用いることで、搬送車の空間干渉モデルを考慮した交通流量に関する解析モデルの検討を行った。MAS を用いることで、搬送車の空間干渉をモデリングすることが可能となる。加えて、主問題を分割し、副問題として処理を行う Contract Net Protocol (CNP)を解析モデルに適用し、加工装置をタスク管理者、AGV は契約者として扱い、動的に契約交渉を行うとした。CNP を用いることで、AGV の割当てエージェントとタスク管理者エージェントで協調し、さらに、工場内におけるドメイン知識である渋滞の時系列情報を利用することで、AGV の渋滞緩和が可能か検討を行った。検討の結果、搬送車の空間干渉モデルのみを用いた計算では、単位時間あたり $n=0.4$ 台/s で流入した場合に渋滞が生じていたが、CNP を用いること、および AGV の車間距離 L_h を適切に調節することで、渋滞を緩和させられることを見出した。

1 研究背景、および目的

近年、生産性の向上等を目的とし、工場の IoT 化、スマート化が検討されている [1, 2]。このような工場では、加工中の製品が一方向に流れていく、従来型のベルトコンベア等を用いた生産システムとは異なり、AGV を用いて複数工程を行き来しながら生産を行うフレキシブルなジョブショップ型の生産方式となる。本生産方式の課題は、タスクの適切なスケジューリングであり、これは Flexible Job Shop Scheduling Problem (FJSSP)と呼ばれ、チューリングマシンでは最適解を保証することが難しい NP-hard になることにある [3, 4]。加えて、本論文がモチーフとする半導体製造工場では、微細な加工を行うことか

ら大気中のごみによる汚染や搬送時の振動が製造歩留まりに大きな影響を与えるため、工場内の AGV は決められた搬送路上を通行し、搬送車を追い越すことができない制約条件が存在する [5, 6]。この制約により、AGV の空間干渉が生じるため、搬送路上の AGV は渋滞が生じ、適切な時機での製造装置に加工製品の受渡しができず、納期遅れが発生する等の課題が生じる。

このような課題に対し、本論文では、MAS を用いることで、搬送車の空間干渉モデルを考慮した交通流量に関する解析を行い、加えて、主問題を分割し、副問題として処理を行う Contract Net Protocol (CNP)を本解析モデルに適用し、解析を行った。

2 AGV の空間干渉を考慮した解析モデル

工場内 AGV システムでは、図 1 に示すような全長 L [m] である AGV が速度 v [m/s] で走行し、前方車との車間距離 L_h [m] を検知し、 L_h を一定に保つように v を調整しながら走行する。この AGV の交通流量を最大化し、搬送路での渋滞発生を抑えるため、本研究においては MAS を用いた解析を行った。解析では、各 AGV をエージェントとして扱い、AGV を生産ラインに単位時間あたり n [台/s] で流入した場合に流出する交通流量が AGV の車間距離 L_h に対し、どのように変化するかを解析した。解析では、図 2 のような工場の製造ラインの一部を想定し、単位時間あたり n で搬送経路から加工装置の存在するイントラベイに AGV が流入し、反時計回りに搬送路を走行しているとした[7]。

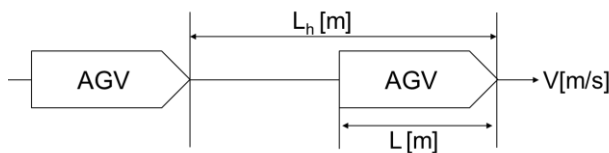


図 1 AGV 間の関係

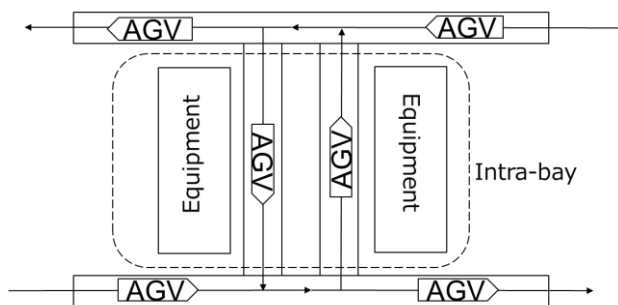


図 2 工場内レイアウト

イントラベイの搬送路の両側には、加工装置を配置し、流入した AGV が加工装置に製品の受渡しを行い、再び搬送路から流出するとした。本解析では、イントラベイから流出する際の単位時間あたりの AGV の台数を交通流量とし、 L_h と n を変化させ、交通流量の解析を行った。 $n = 0.4$ とした際の結果を図 3 に示す。ここで、 L_h を 1 ~ 9 m で変化させた場合における交通流量の時間変化を図 3(a) に、搬送路上に存在する AGV 総数の時間変化を図 3(b) に示している。

図 3 に示すように横軸が時間に対し、縦軸の交通流量は約 100 sec の時点でピークを持つことがわか

る。これは、イントラベイに流入または流出する AGV が搬送路の交差点において、車間距離 L_h を一定に保つために速度 v を調整するためであると考えられる。一方、交通流量は一度ピークを付けた後は一定の値を示すか、徐々に低下することが確認できる。図 3(a) では、時間 800 sec における交通流量の値を比較すると、車間距離 L_h に関しては、 $L_h = 3, 5$ m において約 0.35 台/s 示すが、 $L_h = 7, 9$ m では、交通流量の低下が明確に確認できる。図 3(b) に示すように $L_h = 7, 9$ m では AGV 総数が時間 200 sec を超えると低下していくことが確認できる。これは AGV が流入量 $n = 0.4$ では、搬送路から出ていく交通流量よりも高いことから搬送路上で渋滞が発生した結果、交通流量が低下したと考えられる。

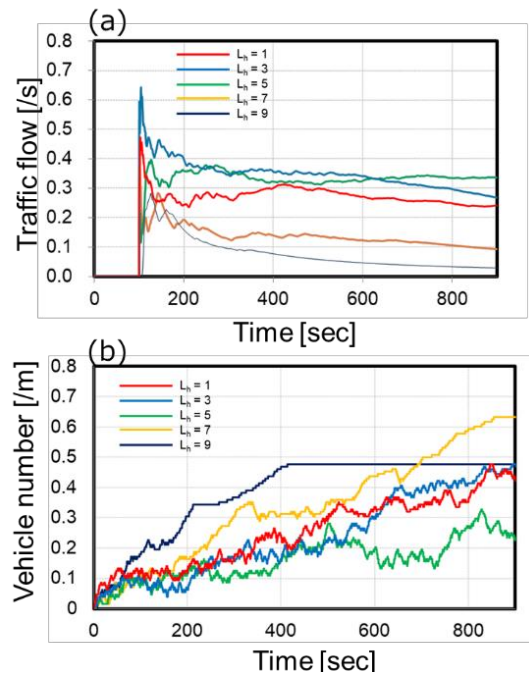


図 3 (a) 交通流量の時間変化 ($n = 0.4$)
 (b) 搬送路上に存在する AGV 総数の時間変化 ($n = 0.4$)

3 解析モデルへの CNP の適用

2 節では AGV の流量のみに着目したが、実際には FJSSP を考慮する必要がある。タスク割当においては、交渉エージェント等を用いたタスク割当システムが検討されており、このシステムでは本研究で検討した渋滞情報 (図 3 に示したような搬送路上に存在する AGV 総数の時間変化等) を各 AGV に与えることで、AGV が自律的に行動し、効率的なタスク処理を行う事が重要になると考えられる。そこで、本研究では、AGV に自律的な行動を与える検討を行い、

各 AGV に交渉エージェントの機能を与え、CNP に従い、タスクを交渉で各 AGV に割当ててことを検討した[8]。本研究の場合、契約交渉の際には、タスクを与えるエージェントを管理者、入札するエージェントを契約者とし、AGV は契約者として扱い、動的に契約交渉を行うとした。また、交渉の際には契約ネットワークに基づいたメッセージがマネージャと契約者の間でやり取りされる。タスク管理者と契約者の間の交渉の流れを図 4 に示す。

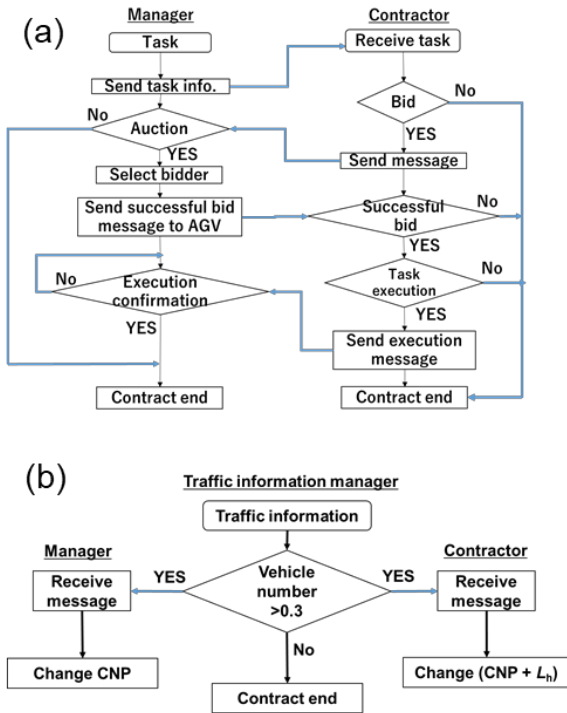


図 4 タスク管理者と契約者の間の交渉の流れ

図 4(a)に示すように、まず、タスク管理者は AGV にタスクを送信し、次に AGV はそのタスクを入札するかを判断を行い、入札が可能である場合は入札を行う。つづいて、タスク管理者は複数の入札に対し、落札者を選定する。落札者は、各 AGV の異質性(例えば、目的とする装置と AGV の距離など)を考慮し、落札者の AGV に結果を報告する。最後にタスクを落札した AGV は、自己の状況を考慮し、タスクを実行するかを判断を行う。なお、落札されたタスクが実行されなかった場合は、タスク管理者は別の契約者にタスクを割り当てるとした。加えて、図 4(b)に示すように工場内におけるドメイン知識である渋滞の時系列情報を利用し、その値に伴い L_h を変更するとした。このアルゴリズムを AGV の空間干渉を考慮した解析モデルに適用した結果を図 5 に示す。図 5 では図 3 で渋滞が生じた $n=0.4$ の場合で計算を

行っている。搬送炉内の AGV 数が増大した場合に、CNP を適用し、 L_h を変更した場合において、渋滞が生じないことが確認できる。

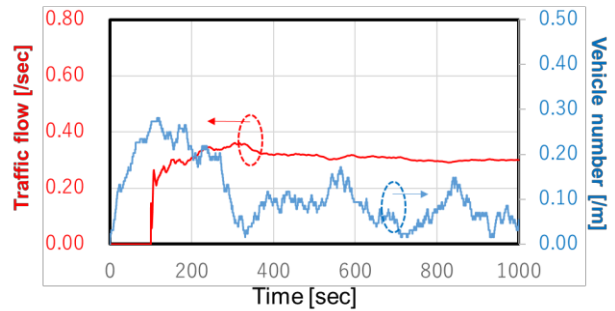


図5 交通流量の時間変化

4 結論

CNP を用いて装置をタスマネージャ、AGV を契約者として扱い、AGV の空間干渉を考慮した MAS による解析モデルを実証した。さらに契約交渉では、交通情報を用いて AGV 間の距離を動的に調整するとした。このモデルを用いることで、空間干渉モデルでは渋滞が生じる $n=0.4$ の場合においても、輸送路上の AGV 総数の増加を抑制できることを確認した。本研究で検討したモデルは、AGV の空間干渉が生じる工場等において、AGV の交通流量解析が可能となるため、非常に有益であると考えられる。

参考文献

- [1] 内閣府『第 5 期科学技術基本計画』平成 28 年 1 月 22 日
- [2] M. Hermann et al., “Design Principles for Industrie 4.0 Scenarios”49th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS), 2018
- [3] M. R. Garey and David S. Johnson, “Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness” W.H. Freeman. ISBN 0-7167-1045-5 (1979).
- [4] P. Brucker and R. Schlie, “Job-Shop Scheduling with Multi-Purpose Machines” Compu-ting, Volume: 45, p369-375 (1990).
- [5] J. Tung et al., “Optimization of AMHS design for a semiconductor foundry fab by using simulation modeling” Proceedings of the 2013 Winter Simulation Conference, 3829.
- [6] K. Kumagai et al., “Maximizing traffic flow of automated guided vehicles based on Jamology and applications” Advances in Mechanical Engineering, Volume: 10, Issue: 12, p1 (2018).
- [7] 加藤 大望他『マルチエージェントシミュレーションを用いた工場内無人搬送車システムの解析』SIG-BI #14 (2019)
- [8] R.G.Smith, “The Contract Net Protocol: High-Level Communication and Control in a Distributed Problem Solver,” IEEE Trans. on Computers, Vol.C-29, pp.1104-1113 (1980)

要約文章と機械学習による 株価変動の分類モデルの構築

Classification and Prediction of Stock Price Using Summarization and Machine Learning

野矢淳¹ 高橋大志¹

Jun Noya¹, and 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

要約: 情報技術の発達に伴い、株式市場分析においても情報の重要性が注目されてきている。本研究は、ニュース記事に着目し、情報技術を用いて投資家が判断や意思決定を支援するモデルの構築を目指す。その方法として、TOPIX Core30の構成銘柄のニュース記事の要約文章を生成し、分散表現に変換して機械学習で分析を行った。

1 はじめに

近年、あらゆるモノがインターネットに繋がるInternet of Things (IoT) が急速に広がっている。IoTによって、センサーやデバイスの量が増え、またそれらがインターネットで相互に繋がることから、生成されるデータの量が爆発的に増えている。株式市場においても同様のことが言え、どのように必要な情報を抽出するかが課題となっている。また、株式市場の株価は業績や景気の変動などといった様々な情報によって変動する。公開されている情報は投資家に平等に与えられるが、投資家はその情報を入手し、読み取り判断に要する時間は一人ひとり異なる。そして、この間にも株価が変動する可能性がある。そのため投資家は情報を素早く受け取り、膨大な量の情報から必要な情報のみを取り出して的確に判断する必要がある。

そこで機械学習や自然言語処理を用いてこの問題を解決することを試みた。近年の機械学習や自然言語処理の発達は目覚ましく、膨大な情報を扱うことが出来るようになり、処理速度や予測精度も向上している[1-3]。このように機械学習を用いてニュースと株価の関連性を分析した研究は数多く行われている[4-9]。

そのため本研究は、投資家が判断や意思決定するまでの時間を短縮化することを目指し、要約文章の生成、及びそれらを株価の説明モデルへ適用することを目的とする。また、要約文章が過去の情報を含んだ文章であるとする、新しい情報が発表されたときに、過去に発表されていない情報は株価への影響度が大きく、発表された情報は株価への影響度が

小さいと仮定することができる。これらを株価の説明モデルへ組み込むことができれば、株価の予測精度の向上の寄与する可能性がある。

2 データ

本研究では、要約文章生成のためにニュース記事と株価の結びつけに株式市場データを使用する。

分析の対象は、TOPIX Core30の構成銘柄（日本たばこ産業、セブン&アイ・ホールディングス、信越化学工業、武田薬品工業、アステラス製薬、日立製作所、パナソニック、ソニー、キーエンス、デンソー、ファナック、村田製作所、日産自動車、トヨタ自動車、ホンダ、キャノン、三井物産、三菱商事、三菱UFJフィナンシャル・グループ、三井住友フィナンシャルグループ、みずほフィナンシャルグループ、東京海上ホールディングス、三井不動産、三菱地所、JR 東日本、JR 東海、日本電信電話、KDDI、NTT ドコモ、ソフトバンク）とした。また分析の期間は2016年1月から2017年12月までの2年間とした。

2.1 ニュース記事データ

ニュース記事データは、トムソン・ロイター社が提供するロイターニュースを用いた。トムソン・ロイター社は世界最大級のマルチメディア通信社であり、日本においても幅広いニュースを提供している。特にトムソン・ロイター社の報道スピート、正確性、信頼性は高い評価を得ており、数多くの投資家が活用する情報源である。本研究では、分析対象に関連する英語のニュース記事の発信日時及び本文を使用した。

2.2 株式市場データ

株式市場データは、東京証券取引所における株式の約定価格や約定数量の推移を示した時系列の取引データであるティックデータを用いた。本研究では、分析期間における分析対象の約定時刻と約定価格を使用した。この株式市場データは、ニュース記事が公開された時刻の前後1分の価格を得るために用いた。また、1分の間に1回以上取引が記録されている場合は、その取引金額の平均値を分析に用いた。なお、取引時間外のニュース記事については分析の対象外とした。

3 分析手法

本研究の分析手法の構造を、図1に示す。まず、対象期間における対象企業のニュース記事を取得し、これをニュース記事データとした。また、ニュース記事が発表された前後1分の株価を取得し、株価の変動率を算出した後にラベル付けを行った。これを株価データとした。次に、ニュース記事データから自然言語処理モデルを用いて、要約文章を生成した。その要約文章及び、次の期に発表されたニュース記事を自然言語処理モデルを用いて、それぞれ分散表現に変換した。それら分散表現を用いて、2文章の類似度を算出した。この類似度及び分散表現、株価データを機械学習に入力することで、ニュースと株価の関連性を分析した。

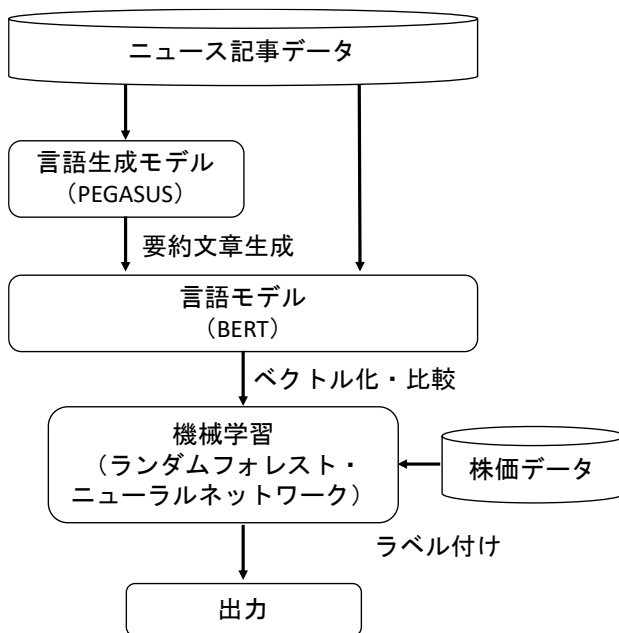


図1 分析手法の構造

3.1 PEGASUS によるニュース記事の要約

Pre-training with Extracted Gap-sentences for Abstractive Summarization (PEGASUS) [10] は、Transformer がベースの自然言語処理モデルであり、文章要約に特化している。2020年初頭に要約文章生成タスクにおいて State of the Art (SOTA) を達成した自然言語生成モデルである。

本研究では関連銘柄のニュース記事を読み込み、要約文章を生成するのに用いた。

3.2 BERT による分散表現

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) [11] は、Google が開発した自然言語処理言語モデルである。事前学習した後に転移学習によって様々なタスクを解くことができる。このモデルの最大の特徴は文章の文脈を理解することであり、文章の意味比較や、他の文章が続く可能性などを計算できる。

本研究では、対象銘柄に関連したニュース記事及び要約文章を、文章ごとに分散表現へ変換した。また、BERTを使用する際には、512単語(トークン)以下にする制約がある。そのため、513以上のトークンがある場合は、512以下のトークンになるように切り捨てた。

3.3 機械学習による分析

本分析では、Random Forest (RF) と Neural Network (NN) を用いた。RFは、複数の機械学習アルゴリズムを組み合わせたアンサンブル学習の一つであり、複数の条件分岐の集まっている、木構造のアルゴリズムである決定木を組み合わせたアルゴリズムである。NNは脳のように動作する機械学習モデルであり、複数のノード(ニューロン)が結合して構成されているアルゴリズムである。

本分析では、対象銘柄に関連したニュース記事及び分散表現を入力とし、株価データを出力として学習することで、分析モデルを構築した。

4 分析結果

4.1 要約文章の生成

PEGASUSを用いて、各社のニュース記事を1ヶ月毎に要約した。その結果の例を図2に示す。本要約文章は、2016年8月の日産の記事を要約した文章である。この月に日産は、効率の高い新しいエンジンを開発した [12]。要約文章もその内容に即していることが分かる。この結果から、可読性の高い要約文章を生成できたことを確認できる。

Nissan Motor Co Ltd ?? 7201.T> has come up with a new type of gasoline engine .<n>The new engine uses variable compression technology .<n>Could replace some of today's advanced diesel engines .

図2 生成した要約文章の例

4.2 要約文章を使った株価の分類モデル

本分析では、株式市場の価格変動を用いてニュースのラベル付けを行った。その結果は、表1のようになった。ニュース記事合計2045件のうち、ニュース記事が発表された時刻の前後1分の株価の変化率が0.05以上であるHighラベルは948件、0.05以下であるLowラベルは1097件であった。

表1 ラベル付けの結果

ラベル	ニュース数 (件)
High	948
Low	1097
合計	2045

これをもとに、要約文章と株式市場の分析を行った。本分析では、過去のニュースを要約した文章と既存の手法の比較を行った。比較対象は、BERTで分類学習を行ったModel1、要約文章との類似度を機械学習で分析したModel2、要約文章との類似度及び分散表現を機械学習で分析したModel3である。Model2とModel3はそれぞれ、NNとRFの2種類の分析を行った。

分析の結果は図3の通りである。正答率は、Model1が53.02%、Model2(RF)が58.80%、Model2(RF)が54.73%、Model3(RF)が61.17%、Model3(NN)が56.78%となった。要約文章との類似度及び分散表現を用いたModel3の正答率が一番高く、次に要約文章との類似度を用いたModel2、BERTを用いたModel1となることを確認した。

この結果より、提案した要約文章との類似度を組み込んだ手法が、株式分析の精度向上に寄与する可能性があることが分かった。さらに、要約文章との類似度と分散表現を組み合わせる手法は、要約文章との類似度のみを用いた手法より高い正答率となった。分散表現を組み合わせた方が、アーニングサブライズ以上の情報を含ませることができると、このような結果になったと考えられる。

5 まとめ

本研究は、投資家が判断や意思決定するまでの時間を短縮化することを目的とし、要約文章の生成及びそれを株価の説明モデルへの適用を行った。その方法として、自然言語処理を用いて、要約文章を生成した。さらに、要約文章が過去の情報を含んだ文章であるとして、新しい情報が発表されたときに、過去に発表されていない情報は株式市場への影響度が大きく、発表された情報は株式市場への影響度が小さいと仮定し、株式市場分析に含めて株価の説明モデルの精度の向上を試みた。

本研究の結果は、ニュース記事を要約した結果、可読性の高い文章が生成できることを示し、またそれらを株価の説明モデルに組み込むことで精度の向上の可能性を示すものである。

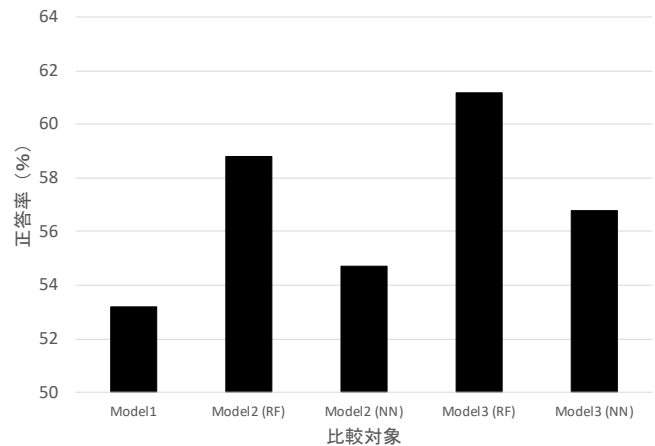


図3 分析手法の比較の結果

参考文献

- [1] Q. & M. T. Le, "Distributed representations of sentences and documents," International conference on machine learning, pp. 1188-1196, 2014.
- [2] I. V. O. & L. Q. V. Sutskever, "Sequence to sequence learning with neural networks.," neural information processing systems, pp. 3104-3112, 2014.
- [3] Radford, A., Wu, J., Child, R., Luan, D., Amodei, D., Sutskever, I, "Language models are unsupervised multitask learners.," OpenAI blog, 2019.
- [4] Kara, Yakup Acar Boyacioglu, Melek Baykan, Ömer Kaan, "Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector machines: The sample of the Istanbul Stock Exchange," Expert Systems With Applications, pp. Vol.38(5), pp.5311-5319, 2011.

- [5] Muh-Cherng Wu, Sheng-Yu Lin, Chia-Hsin Lin, “An effective application of decision tree to stock trading,” *Expert Systems with Applications*, pp. 270-274, 2006.
- [6] Luckyson Khaidem, Snehanshu Saha, Sudeepa Roy Dey, “Predicting the direction of stock market prices using random forest,” 2016.
- [7] Yoshihiro Nishi, Aiko Suge, Hiroshi Takahashi: News Articles Evaluation Analysis in Automotive Industry Using GPT-2 and Co-occurrence Network, In: Sakamoto, M., Okazaki, N., Mineshima, K., Satoh K. (eds) *New Frontiers in Artificial Intelligence, Lecture Notes in Computer Science*, pp.103-114, 2020.
- [8] Yusuke Matsumoto, Aiko Suge, Hiroshi Takahashi: Capturing Corporate Attributes in a New Perspective through Fuzzy Clustering, In: Kojima K., Sakamoto M., Mineshima K., Satoh K. (eds) *New Frontiers in Artificial Intelligence, Lecture Notes in Computer Science*, vol 11717. Springer, pp.19-33, 2019.
- [9] Shohei Fujiwara, Yusuke Matsumoto, Aiko Suge, Hiroshi Takahashi: Constructing a Valuation System Through Patent Document Analysis, In: Jezic G., Chen-Burger J., Kusek M., Šperka R., Howlett R., Jain L. (eds) *Agents and Multi-agent Systems: Technologies and Applications 2020. Smart Innovation, Systems and Technologies*, vol 186. pp.355-366, Springer, 2020.
- [1 0] Jingqing Zhang, Yao Zhao, Mohammad Saleh, Peter J. Liu, “PEGASUS: Pre-training with Extracted Gap-sentences for Abstractive Summarization,” 著: *International Conference on Machine Learning*, 2020.
- [1 1] Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K., “Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding.,” 2018.
- [1 2] webCG, “日産が世界初の量産型“可変圧縮比エンジン”「VC-T」を開発,” *webCG*, 17 8 2016. [オンライン]. Available: <https://www.webcg.net/articles/-/34941>.

顧客個人の購買行動データに基づく

バラエティ・シーキング行動予測手法の提案

Prediction of Variety-Seeking Behavior Based on Individual Customer

Purchase Data

浦 杏弥¹ 後藤 裕介¹

Amane Ura¹ and Yusuke Goto¹

¹岩手県立大学

¹Iwate Prefectural University

Abstract: In this study, we tried to predict the brand switching behavior (variety-seeking behavior) for stimulating customer's purchases at the store in real-time. We used customer purchase data from Japanese retail stores for evaluating our proposed method. Our proposed method includes some additional explanatory variables from existing studies, which considers purchasing pattern in a time series. The results showed that our proposed method increased the prediction accuracy of brand switching behavior. Our proposed method includes some additional explanatory variables from existing studies, which considers purchasing pattern in a time series. The results showed that our proposed method increased the prediction accuracy of brand switching behavior. Furthermore, our proposed method can be used for various stores and products because experimental results showed that our proposed method's effectiveness is independent of stores and products.

1 はじめに

近年、小売店ではオンラインショップが普及され、実店舗では競争が激しく、新規顧客の獲得や、既存顧客の売り上げ向上が難しい。現在行われている、顧客に購買を促す取り組みとして、店舗内において商品プロモーションやクーポンの配信等の働きかけをしている[1][2]。これらの取り組みに関する問題点として必ずしも顧客の関心のあるタイミングや好みで広告を行えておらず、顧客の買い物時に購買意欲を高められていないことが挙げられる。

現状では会計後にクーポンを発行しているが、これでは当日の購買を促すことができないことや、使用期限などと言った理由から使用できない場合もあると考えられる。そこで入店時にクーポンを発行するよう体制を変えることで、当日の購買を促すことができることや、期限を気にせず、今顧客が欲しいと思う新しい商品の購買を促すことができると考察した。

ここでより多くの人にクーポンを反応してもらうために、クーポンを配布することで購買意欲が向上する可能性が高い顧客について検討を行った。その

結果バラエティ・シーキング型の顧客である可能性が高いことが考えられた。バラエティ・シーキングとは何かものを選ぶ際に、特定のブランドだけではなく、様々なブランドを購入しようとする消費者の行動特性のことである。バラエティ・シーキング型の顧客はブランドスイッチを行う。ブランドスイッチとは顧客が今まである会社の製品を使っていたものの、あるきっかけを元に競合他社の同じ製品に乗り換えてしまうことを指す。

以上より顧客の過去の購買データからブランドスイッチを行うタイミングを予測することで入店前に各顧客にあったクーポンの配布を適切に行うことができ、顧客の購買意欲の向上につながる可能性を見出した。

先行研究[3]では、直前の購買行動は考慮されているが、各顧客の全体の購買行動、商品の違い、店舗の違いは考慮されていない。また外国での店舗を対象としており、日本の小売店舗でも同様の結論となるかどうかはわからない。

本研究では、より正確性の高いリアルタイムプロモーションを提案するために、顧客の購買行動の全体と店舗や商品の違いを考慮したバラエティ・シー

キング行動予測手法の提案を行い、その有効性を日本の小売店舗の購買データから評価する。第2章では先行研究について概説する。第3章では先行研究の比較や、商品ごとの購買の仕方についての基礎分析の結果を示す。第4章ではバラエティ・シーキング行動予測手法を示し、第5章では分析結果を示している。第6章は考察を示している。第7章はまとめである。

2 先行研究

先行研究[3]では顧客の多様性と、製品の特性がバラエティ・シーキング行動にどれだけ影響があるかが評価されている。これにより、購入頻度が高い顧客ほど、バラエティ・シーキングを行い、ブランドスイッチの頻度が増えることがわかっている。しかし結果として関連研究の予測精度はリピート購入が81%、ブランドスイッチが53%、全体として70%という結果になった。

先行研究[4]では店舗の購入データに基づいて、バラエティ・シーキング行動が起きやすい商品の分析や、実際にその商品に対する顧客のバラエティ・シーキング行動の違いを分析している。結果として、バラエティ・シーキング行動をする人はブランドの種類が多い商品で多く、商品の仕方に差が生まれることがわかった。

先行研究[5]では過去の購買データだけでなく、当日の製品との直接的な顧客のデータを考慮して購買行動の多様性を分析している。結果は女性客がリピーターになる可能性や、女性かつ若い顧客は、購買行動を変更して購買を増加させる可能性が高いことがわかった。

先行研究[6]では顧客行動の閲覧/購買した商品ジャンルの幅広さや特定のジャンルへの依存度を見ることによる、ある行動の「多様さ」を定量化した変数を用いて将来的な行動を予測分析している。結果は「多様性」を用いて分析することで精度は向上した。

しかしこれらは、日本の実店舗では考慮されておらず、日本の小売店舗でも対応するかについては記されていない。また、現在の予測方法では、ブランドスイッチの予測精度が低く、改善が必要と考えられる。精度向上のために、先行研究で考慮されていない顧客の購買行動を細かく見ることや、汎用性のために商品の違いや複数店舗からバラエティ・シーキングとの関連性を分析していく。

3 基礎分析

3.1 データの概要

本研究で使用するデータは2016年10月1日から2017年10月31日までの期間において、総合スーパー3店舗から取得された購買履歴である。購買履歴は、日、時間帯、JAN、会員ID、売単価、売上数量、商品名等の項目が記録された47,454,867行のデータである。

3.2 先行研究の比較

まず、本研究が先行研究[4]との傾向の違いについてみていく。今回、個々の顧客の購買行動について以下の累積分布関数の式で求めた。

$$Pr(K|\lambda) = e^{-\lambda} \sum_{i=0}^{\text{floor } k} \frac{\lambda^i}{i!} \cdot \dots (1)$$

上の式は顧客が*k*個以下の製品を購入した確率を示す。商品はそれぞれ「牛乳」「トイレトペーパー」「食パン」の3点から分析を行っている。また顧客は商品を3点購買した人を対象としている。*K*は商品別顧客ごとのブランド数を示す。 λ は顧客別に購買しているブランドの種類を平均を示す。顧客別かつ商品別に、累積分布関数をし、平均をとっている。これは1.0に近いほどブランドを変更して購買している。結果は図1のようになった。

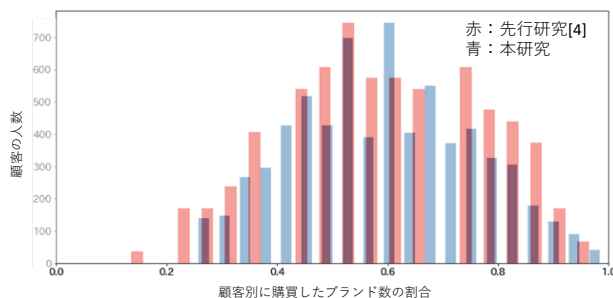


図1:顧客商品別の累積分布関数

先行研究のものは資料をもとに作成したものが、比較的購買した購買数の割合に対する顧客の人数の傾向は、本研究と似ている傾向であることがわかった。よって本研究でも先行研究のように顧客の購買行動に差がある可能性が見出された。

次はクラスタリングを行い、顧客の分類を行った。今回は3つの商品を購入した顧客のそれぞれブランドスイッチに関する平均と標準偏差(累積分布関数)の違いからクラスタリングを行った。クラスタリングはk-means法というクラスターの平均(means)を

用い、あらかじめ決められたクラスター数「k」個に分類する方法で行った。使用データは来店日数が11回以上ある顧客のブランドスイッチに関する平均と標準偏差を用いている。クラスター数はエルボー法を用いて4に設定した。以下の図2はクラスタリングを行った結果になっている。濃い青は、3商品それぞれの購買ブランド数が比較的少なく、ばらつきがあまりない顧客を示している。青は、3商品それぞれの購買ブランド数が比較的多く、ばらつきがあまりない顧客を示している。緑は、3商品それぞれの購買ブランド数が適度にあるが、3商品でばらつきがある顧客を示している。黄緑色は3商品それぞれの購買ブランド数が適度にあるが、ばらつきがあまりない顧客を示している。それぞれグラフ中のA~Dはクラスタごとに1人ずつ抜き出し、表1からA~Dのそれぞれの顧客の購買の仕方についてみていく。

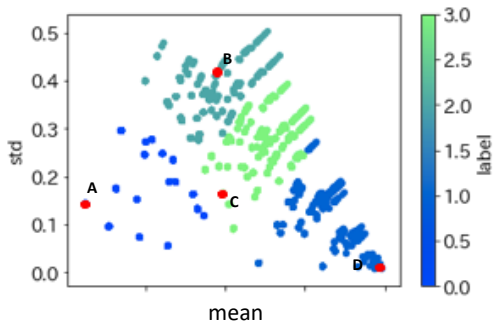


図2:累積分布関数のクラスタリング結果

まず図2よりクラスタごとのそれぞれの顧客について見ていくことで商品ごとの購買行動の違いを見ることができる。

表 1:顧客ごとの累積分布関数の比較

	全体的な累積分布関数	牛乳	トイレットペーパー	食パン
顧客A	0.24(低)	0.21(低)	0.40(中)	0.12(低)
顧客B	0.57(中)	0.92(高)	0.67(中)	0.12(低)
顧客C	0.59(中)	0.66(中)	0.40(中)	0.70(中)
顧客D	0.99(高)	0.99(高)	0.98(高)	0.99(高)

表1より顧客C, Dの行動は3商品それぞれ累積分布関数の値がかなり一貫しており、3つのカテゴリ全てで同じレベルの多様性を求めている。そして、顧客Bは牛乳が0.92、トイレットペーパーが0.67、食パンが0.12と完全に累積分布関数の値が異なり、同じ振る舞いを示す単一のカテゴリはないことがわかった。以上より先行研究と類似した結果になり、本研究においても顧客ごとや商品ごとに購買の仕方に差が生まれることが分かった。

3.3 顧客別ブランド購買数

図3は商品ごとの購買回数が5回以上の顧客における購入ブランド数を示している。

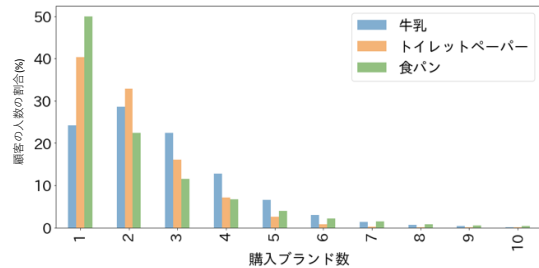


図 3:顧客別各商品の購入ブランド数

図3より牛乳に関しては1つのブランドを購入し続けている顧客は25%ほどで、約75%の顧客が購入するブランドを変更している。それに対してトイレットペーパーは顧客の60%、食パンは顧客の50%と、商品によってその購買行動には差がある可能性が見出された。

3.4 商品とブランド継続の関係

継続率は顧客別にある商品の属するブランドごとの継続購買回数を表している。図4は顧客別にブランドごとの継続購買回数の最大値を求め、関係を見ていく。今回は商品によって大きな差が見られなかったので例としての牛乳を示している。

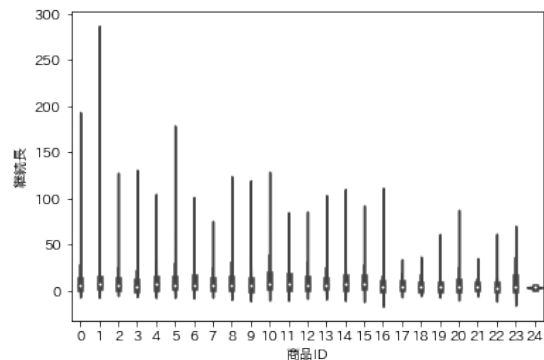


図 4:商品とブランド継続の関係

図4より、ばらつきが多い商品は人気が高い商品であることがわかった。また様々な味の違うものは気まぐれに変更して購買している顧客がいることがわかった。

3.5 ブランド変更率の商品別比較

顧客別商品ごとにブランドを変更している人を以下の式を用いてみていく。

$$s = \frac{\text{Max}(len)}{a} \cdot \dots (2)$$

上の式 s は顧客別にブランドごとの継続購買回数 len の最大値を商品ごとの累計購買回数 a で除算し、ブランド変更率を求めた。1.0に近いほど同じブランドを購入し続けている。以下のグラフはこの式を基に作成している。

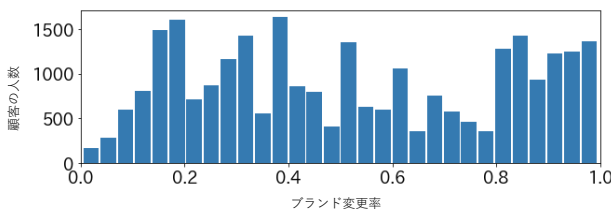


図 5:牛乳のブランド変更率の分布

図 5 より牛乳はばらつきがあるが、0.8~1.0 または約 0.2 に人数が集中していることから、お気に入りのブランドがある顧客とブランドに執着していない顧客で分かれている可能性がある。

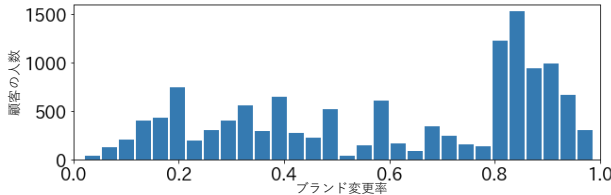


図 6:トイレットペーパーのブランド変更率の分布

図 6 よりトイレットペーパーはばらつきがあるが、約 0.8 に人数が集中していることから、お気に入りのブランドがある中でブランドを変更している顧客が多い可能性がある。

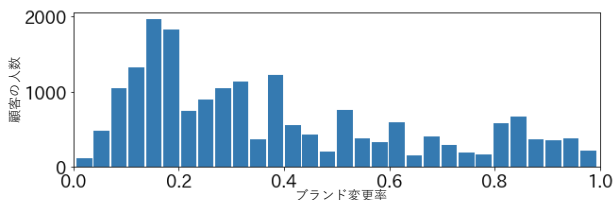


図 7:食パンのブランド変更率の分布

図 7 より食パンはばらつきがあるが、約 0.2 に顧客が集中していることやサイズの種類が豊富なことから、同じブランドでも気まぐれに味を変更するなどといったブランドスイッチが行われている可能

性がある。

以上より商品によって購買の仕方に差がある可能性が考察される。

3.6 商品別購買回数とブランド継続の関係

図 8 は購買回数とブランドを継続して購買した継続長の関係についてみていく。今回は商品によって大きな差が見られなかったので例としての牛乳を示している。

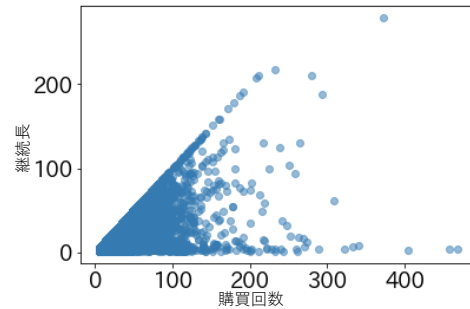


図 8:購買回数とブランド継続長の散布図

図 8 より購買回数が増加していくにつれ比較的ブランドを変更する顧客が少ない傾向にあるので、購買回数が多い人ほど自分の好みのブランドを見つけ、それを中心にブランドスイッチを行なっている可能性があると考えられる。

基礎分析の結果から、商品の違いがブランドスイッチ予測の精度に影響を与える可能性を考えた。そこで本研究では説明変数に商品を取り入れ、最終的にブランドスイッチにおける重要度を確認することとする。

4 バラエティ・シーキング行動予測 分析手法

4.1 予測分析手法の概要

4.3 の表 2 のとおり、顧客の過去の購買データを用いて、先行研究の「最終購買パターン」「購入ブランド数」「性別」に加えて、本研究の「 k 回目の購買パターン」「商品」「店舗番号」を説明変数として作成した。そしてこれらを用いて、顧客がブランドスイッチを起こす予測分析を行う。分析手法はランダムフォレスト分析を用いた。リピート購入（ある商品に対して同じブランドを購入し続けていること）を「0」、ブランドスイッチ（ある商品に対して違うブランドに変更すること）を行った場合を「1」として分類を行い、目的変数を求めた。

4.2 予測分析用のデータ加工

先行研究[3]を模倣したものでは、 $1 \sim (n-1)$ 回を説明変数として利用し、 n 回目の購買パターン(リピート購入かブランドスイッチ)を目的変数として使用している。本研究では、商品別に11回以上購買を行った顧客を対象とし、顧客ごとに $1 \sim 10$ 、 $2 \sim 11 \dots n \sim (n+9)$ といった10回組のものを作成し、説明変数とした。目的変数は $(n+10)$ 回目の購買パターンを使用している。

4.3 予測分析の説明変数

今回説明変数として使用した変数は表2の、(1)先行研究を模倣したもの、(2)本研究で追加した購買履歴の2点から分析を行った。

表2:バラエティ・シーキング説明変数

説明変数		内容
(1)	最終購買パターン	説明変数(1~n回)のうちn回目の購買行動パターン (リピート購入[0], ブランドスイッチ[1])
	購入ブランド数	顧客が商品ごとに購入したブランドの種類の数 [値域: 1~10]
	ダミー変数 性別	男, 女, 不明
(2)	k回目の購買パターン	説明変数(1~n回)のうちk回目の購買行動パターン (リピート購入[0], ブランドスイッチ[1]) $k = 2 \sim 9$
	ダミー変数 商品	牛乳, トイレットペーパー, 食パン
	ダミー変数 店舗番号	24, 49, 66

先行研究では1回分の購買パターンのみで分析しているが、本研究ではそれに加えて新しく、「 k 回目の購買パターン」で、説明変数全体の購買パターンをより細かく検討する。そうすることでパターンがより細かく分析することが可能となると考える。また、性別は総合スーパーにおいても関係があるのかを検討する。そして基礎分析より、商品によって購買行動に差がある可能性が高いことがわかった。以上より、商品や店舗間で差異があるか確かめ、本研究の予測分析が様々な場面で利用できるかを検討する。目的変数は「リピート購入」を[0], 「ブランドスイッチ」を[1]としている。

5 バラエティ・シーキング行動予測分析

5.1 予測分析の評価方法

今回は、(1)先行研究の模倣、(2)(1)と本研究で作成したものを合わせたものの2点から分析を行う。また(1), (2)は比較するため、同じ顧客を使用している。加えて、本研究では、より多くの場合に利用できる

ようにテストデータと訓練用データは顧客が重複しないように分けてある。

手法の評価に際しては、顧客のブランドスイッチするタイミングが正確にわかることでリアルタイムプロモーションが充実させることができると考えたので「recall」で各手法を比較している。また、ランダムフォレスト分析のハイパーパラメーターはグリッドサーチにより最適化を行った。

5.2 分析結果

ランダムフォレスト分析を行った結果、表3のような結果になった。

表3:それぞれの精度比較

説明変数	クラス	予測0	予測1	再現率
(1)	0	1673	605	0.73
	1	421	1100	0.72
(2)	0	1687	591	0.74
	1	301	1220	0.80

結果は(2)の本研究では(1)の先行研究を模倣したものに比べ、ブランドスイッチの再現率が高く、予測精度が向上したことを示唆した。全体の購買パターンを見ることでより細かくパターンがわかり、再現率が向上する結果になったと考察する。

ここまでで、本研究で行ったブランドスイッチの予測分析の精度が向上したことを示したが、ブランドスイッチが起きると予測される上で影響が大きかった項目を重要度として解析し、示したものが図9である。



図9:重要度比較

図9より、ブランドスイッチが起きる上で重要な項目は「購入ブランド数」と「最終購買パターン」だけでなく、各回の購買パターンもブランドスイッチに影響することがわかった。つまり最終購買パターンだけでなく、全体における購買パターンを見ることで再現率が上がるということがわかった。また、商品、店舗の項目はブランドスイッチにおいて重要度が低く、差異がないことがわかった。

また本研究の予測分析により、精度は上がったことはわかったが、どのような顧客でもブランドスイッチするかどうかを予測することができるかを検討するために、今回は各顧客の過去の履歴におけるブランドスイッチの回数と予測精度の関係について分析した。以下のグラフは顧客のそれぞれのブランドスイッチ回数に対し、その中でブランドスイッチの予測が成功している顧客の割合を示したものとなっている。

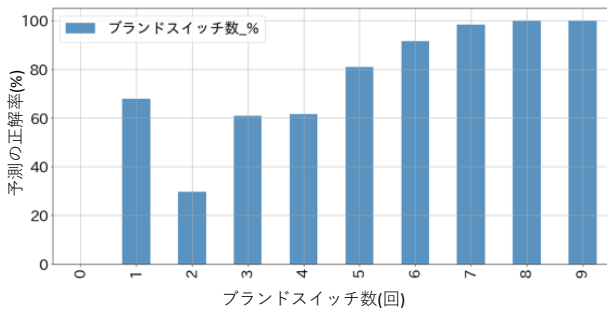


図10:ブランドスイッチ回数と予測精度の関係

図10よりどのブランドスイッチ回数の顧客でも予測はできているが、ブランドスイッチ回数が多い顧客で予測の正解率が高い傾向があった。またブランドスイッチ回数が少ない顧客では比較的ブランドスイッチの予測は難しい傾向にある。

6 考察

ここで、本研究で行った予測手法について考察する。まず精度について、以前のように最終購買パターンだけでなく、今回追加した全購買行動パターンを見ることで再現率が上がった。これはブランドスイッチを行った全パターンを網羅することにより精度が上がったと考えられる。次に汎用性について、ブランドスイッチにおいて店舗間、商品による影響がないことが重要度の検討によりわかった。この結果から、同じ系列店の多くの店舗や商品でこの予測分析が利用できる可能性が示された。

本研究で提案した予測手法によって過去の各顧客の購買データからブランドスイッチするタイミングをより正確に予測ができた。実際に店舗でこの予測

分析を用いて入店時にクーポンを発行することで顧客に対して当日の購買を促すことができると考えている。しかし、ブランドスイッチが多い顧客は全体の購買パターンで予測することはできるが、課題点としてブランドスイッチ回数が少ない顧客は予測が困難であることがわかった。また、今回は総合スーパー3店舗の購買データを使用して予測分析を作成したが、顧客の回遊データを使用した予測分析を作成したいと考える。また、予測分析に、商品の種類を増やして、汎用性の限度を知りたいと考えている。

7 まとめ

本研究では、総合スーパーの課題として、オンラインショップが普及され、既存顧客の売り上げ向上が難しいことが挙げられている。そこで顧客の当日の購買意欲を湖上させるため、ブランドスイッチを行うタイミングを予測しようと考え、顧客個人の購買行動データに基づくバラエティ・シーキング行動予測手法の提案を行った。

研究アプローチとして、データ基礎集計では顧客の購買行動の確認を行った。そして関連研究と本研究それぞれの予測分析のデータ加工と説明変数を作成し、それを用いて、バラエティ・シーキング行動予測分析の有効性の確認実験や重要度を比較した。最後にブランドスイッチ回数と予測精度の関係を見ていった。

結果は本研究で説明変数に各購買パターンを追加したことによってブランドスイッチの予測精度が上がった。また、店舗間、商品による際が生まれにくいことにより、多くの店舗や商品でこの予測分析が利用できる可能性が推察された。今後ブランドスイッチを行う顧客の特性をより詳しく分析することや、商品の種類を増やして分析を行う必要があると考えている。それによって更なるブランドスイッチの予測向上が期待でき、このような体制が構築されれば、実際に実店舗の売り上げ向上に貢献できるのではないかと考えている。

謝辞

分析データは株式会社トライアルカンパニー様よりいただいた。厚く御礼を申し上げ、感謝の意を示す。

参考文献

- [1] kinko 's お役立ちコラム
<https://www.kinkos.co.jp/wp/column/coupon-utilization/>
- [2] 【業界研究】スーパー業界の現状・課題・今後の動向・将来性 <https://mayonez.jp/topic/1106>

- [3] Esther P. Y. , Tang and Iris O. K. Chin: Analyzing Variety Seeking Behavior Using Panel Data, *Journal of International Consumer Marketing*, Vol.19, No.4, pp.7-31 (2006)
- [4] Edward Ho, Alexander Ilic : TOWARDS HIGH RESOLUTION IDENTIFICATION OF VARIETY-SEEKING BEHAVIOR, Proceedings of the European Conference on Information Systems (ECIS), pp.1-17 (2014)
- [5] Stephane Cheung, Yasuyuki Shirai, Hiroyuki Morita , Hiroyuki Takashima , Masakazu Nakamoto , Edward Hak-Sing Ip : Application of Hidden Markov Model to Analyze Enthusiasts' Dynamics of A Lifestyle Brand , 49th Hawaii International Conference on System Sciences, Vol. 1 , pp.1557-1566 (2016)
- [6] 新美潤一郎, 星野崇宏: 顧客行動の多様性変数を利用した購買行動の予測, 人工知能学会論文誌, Vol.32, No.2, pp.1-9 (2016)

エージェントベースシミュレーションによるビジネスホテルの価格戦略に関する研究

A Study on Pricing Strategies for Business Hotels based on Agent-Based Simulation

中村淳海 高橋大志

Atsumi NAKAMURA, Hiroshi TAKAHASHI

慶應義塾大学大学院 経営管理研究科
Graduate School of Business Administration, Keio University

Abstract: This study examines the effectiveness of pricing strategies in business hotels. Through the analysis, we will attempt to identify the impact on the lease period and sales of business hotels, and how it changes with the introduction of policy simulation. In this study, pricing strategy is considered as a policy. Through Agent-Based Simulation, we will match borrower and lender agents and analyze the results of the balance between supply and demand, and we will consider pricing strategy in our analysis. We will be measured the policy effects from individual strategies, using the framework created by previous studies that considered prices. A bottom-up policy evaluation will be conducted, and exploratory studies will be conducted to determine that it is an effective tool.

1. はじめに

オリンピック招致のプレゼンテーションで世界にアピールした日本の「おもてなし」は、今やわが国のサービス産業の高い品質を象徴する代名詞となった。このアピールが功を奏してか、日本は2020年の東京オリンピックの招致に成功し、これを機に外国人観光客の増大を期待してわが国のサービス産業、わけても宿泊、飲食等に代表されるホスピタリティ関連の業種に属する企業は久々に活気づいた。訪日外国人旅行者は2010年代から急増し、2018年には3,000万人を超えた（Japan National Tourism Organization [JNTO], 2019b）。しかし、2020年2月頃より発生したコロナ・ショックにより未曾有の経済低迷に直面している。2020年度の観光白書によると、日本の観光需要は28兆円ある。その内のインバウンドは4.8兆円の消費額となっている。インバウンドの旅行者数は3千万人、日本人は2千万人海外旅行へ行っており、つまり昨年度より3千万人減少、2千万人回帰するという予測になっている。観光市場においては、インバウンドがなくなった場合の需要は約7%程度であり、日本国内の需要でどの程度戻せるかということが議論されてきた。2020年4~5月で9割減収し、コロナが2~3年続けば観光業界は縮小する見立てがされている。

本研究の目的は、観光業における民泊とビジネスホテルが与える影響を比較し、政策評価を行うことである。先行研究のモデルの再現性を踏まえて、ビジネスホテルの賃貸期間と売り上げへのインパクト、地域別の課税や政策シミュレーションを導入することでどのように変化するかを検討する。本研究では、エージェントベースシミュレーションを通じ、借手エージェントと貸手エージェントのマッチングを行い、需要と供給のバランスの結果について分析したのち、価格戦略を考慮した分析を行う。先行研究で価格を考慮したフレームワークを作成したものを、個々の戦略から政策効果を測る。ボトムアップで政策評価をし、有効なツールであることを検証する。使用システムはS4（NTTデータ実装シミュレーションシステム）とする。経営学的知見としては、シミュレーションを通じて価格戦略などの仮説を考察し、(1)短期賃貸は先に埋まること、(2)価格戦略に効用があること、(3)価格のボリュームゾーンは市場の平均値に近いことを見出した。

2. 先行研究

先行研究は、シミュレーションを活用しAirbnbの成長性を分析したものである。分析の結果、(1)

短期賃貸の価格は外因的であり、期間と空室数は相互に関係している可能性があるとして仮定している。(2)賃貸市場においても、他の市場と同様に、市場のメカニズムを需要と供給でモデル化することができる。(3)Airbnb 規制の政策措置を加味したシミュレーションを実行したことが解明できた。これらの先行研究の貢献は、Airbnb のようなシェアリングエコノミーと観光地の住宅市場の発展を結びつけたことである。

Airbnb (エアビーアンドビー) は、宿泊施設・民宿を貸し出す人向けのウェブサイトである。世界 192 カ国の 33,000 の都市で 80 万以上の宿を提供している。Vinogradov et al. (2019) の研究によると、政策介入ありのシナリオと政策介入なしのシナリオを比較することで、Airbnb の成長ダイナミクスをどのように予測できるかという問題を取り上げている。この研究は、シェアリングエコノミーと観光に関連する他の現象の両方のモデリングに ABM (Agent Based Model) が適用可能であるという示唆をしている。Vinogradov et al.(2019)では、賃貸市場においても、他の市場と同様に、市場のメカニズムを需要と供給でモデル化することができる。そして、短期賃貸の価格は外因的であり、期間と空室数は相互に関係している可能性があるとして仮定している。そして期待収益率は価格に依存しており、これもまた需要過多や供給過多によって決まるため、空室率や空室期間にも影響を与える。(Gabriel & Nothhaft, 2001)しかしながら、先行研究では価格戦略を考慮していないため、本研究では価格戦略を取り込んだ分析を行う。

3. 目的

本研究の目的は、ビジネスホテルにおける価格戦略の有効性について検討を行うことである。先行研究のモデルの再現性を踏まえて、ビジネスホテルの賃貸期間と売り上げへのインパクト、地域別の課税や政策シミュレーションを導入することでどのように変化するかを検討する。仮説としては、短期賃貸市場の売り上げインパクトが大きいこと、また需要と供給のバランスによって空室率や空室期間にも影響を与えることである。

4. モデル

本研究では、不動産賃貸市場が直面する課題にエージェントベースモデリングを通じ取り組む。

図2は、コンピュータ内に構築した賃貸市場の実行画面の一部を示したものである。賃貸市場には実行主体として借手エージェントと貸手エージェントの2種類が存在する。モデル構築の際に、日本における民営の賃貸物件に先行研究の理論が当てはまるか検証するため、自社データによって構築するものとする。なお、本研究では、NTTデータ数理システム S-quattro Simulation System を用い分析を行った。

賃貸市場の期間は 360 日に設定する。借手エージェントは長期短期含め 9,000 人からスタートし、貸手エージェント数は 3600 室からスタートする。状況シナリオとしては、短期物件の割合による空室数の変化を検討する。施策シナリオとして、価格戦略の有無とする。想定する価格戦略として、1) 動的(振れ幅大)、2) 動的(振れ幅小)、3) 静的、4) 最低価格の4つである。借手エージェントと貸手エージェントとのマッチング設定は次の通りである。まず、需要(借手エージェント)が発生する。需要は属性(サラリーマンや国内旅行者など)、滞在日数(長期あるいは短期)、レベル(1~6)を持っている。

次に貸手エージェントとのマッチングを行う。借手エージェントは、空室と滞在日数がマッチする、レベルが最も近いエージェントを探す。マッチしたら、貸し手エージェントの空室を OFF にする。マッチする貸し手エージェントがない場合は機会損失としてカウントするというものである。

5. 分析結果

本分析では、シミュレーションを通じて空室数の変化とマッチングに要する日数の解明を試みた。分析の結果、(1)価格戦略無よりも価格戦略有の方が価格のレベルに均等にマッチングしたこと、(2)価格帯は市場の平均に近いこと、(3) 価格変動数は 33 日程度でマッチングを完了したなどのことを見出した。本分析は全てのエージェントがマッチングするまで挙動を行った。これらは、短期賃貸が比較的マッチングしやすいという仮説に貢献するものである。下記に本分析の過程とルールについて説明する。

ステップ1 すべてのエージェントは最も望ましい部屋に応募する。

「(1回目のマッチング)のテーブル」を参照して、自分のレベルに応じた部屋を確率的に選択

する。例えば、レベル1の人は、4000円を23%の確率、5000円を20%の確率、6000円を5%の確立で選択する。

ステップ2 供給側はエージェントを選択しない設定、部屋が空いていれば貸す。

ステップ3 ステップ1で選択した部屋が空いていなければ、「ステップ2(望ましいレベルのマッチング)」のテーブルを参照して、確率的に選択する。但し、ステップ1で選択した部屋以外を選択するようにする。

ステップ4 部屋が空いていなければ、「ステップ3(2回目のマッチング、要望に近いものにマッチング)」のテーブルを参照して、確率的に選択する。

※ステップ3で選択した部屋以外を選択するようにする。選択した部屋が空いていなければ、ステップ3に戻る。

表1 ステップ1(1回目のマッチング)

	Agent						
	Type 1	Type 2	Type 3	Type 4	Type 5	Type 6	
Price	Level 1 (Low)	23%	34%	3%	10%	15%	20%
	Level 2	20%	16%	15%	10%	15%	20%
	Level 3	5%	15%	40%	15%	20%	15%
	Level 4	11%	4%	30%	15%	20%	15%
	Level 5	18%	3%	3%	20%	10%	10%
	Level 6 (High)	23%	28%	9%	20%	10%	10%

表2 ステップ2(望ましいレベルのマッチング)

	Agent						
	Type 1	Type 2	Type 3	Type 4	Type 5	Type 6	
Price	Level 1 (Low)	20%	15%	30%	34%	10%	3%
	Level 2	20%	15%	20%	16%	10%	15%
	Level 3	15%	20%	5%	15%	15%	40%
	Level 4	15%	20%	10%	4%	15%	30%
	Level 5	10%	10%	15%	3%	20%	3%
	Level 6 (High)	10%	10%	20%	28%	20%	9%

表3 ステップ3(要望に近いものにマッチング)

	Agent						
	Type 1	Type 2	Type 3	Type 4	Type 5	Type 6	
Price	Level 1 (Low)	25%	25%	28%	19%	25%	15%
	Level 2	16%	6%	11%	8%	22%	18%
	Level 3	19%	27%	9%	24%	10%	21%
	Level 4	17%	14%	23%	16%	17%	18%
	Level 5	10%	21%	16%	24%	5%	15%
	Level 6 (High)	13%	7%	13%	9%	21%	13%

図6では上記のシミュレーションを100回実行した際の結果を示している。貸手エージェント数は3600件に設定し、1~6の価格レベルがどの程度マッチングしたかをバブルチャートで示した。レベル1~6は4000円から9000円の価格レンジである。各々の円は上から下へ空室数が減少している。円の大きさは空室数の割合を示している。

価格戦略無の場合は、4~6に空室が集中している。一方で、図7の価格戦略有では、1~3に空室が集中している結果となった。戦略有の方が全体的に均等な挙動が確認された。これは、レベル6でマッチングしなかったエージェントに対して理想に近い部屋にマッチングするよう価格を-2した結果、レベル1~3に集中したものと考えられる。

2014年から毎年実施されているAカードホテルシステムによるアンケート調査によると、東京と大阪の宿泊代のボリュームゾーンは5年連続で9,000円~1万円で、全体の25~26%で推移。次に多い価格帯が7,000円~8,000円で、同21~22%を占める。一方で東京・大阪以外では、7,000円~8,000円が25~27%で推移。地方都市での出張による宿泊代が、東京・大阪に比べ、約2,000円安くなっている。この次に多い価格帯は9,000円~1万円で同19~20%となる。

東京・大阪以外では、2018年に限って6,000円~7,000円の価格帯が、前年より3ポイント増の21%となり、2番目に多い価格帯になっている。5,000円~6,000円の価格帯も3ポイント増の11%を占める。そのため、7000円~9000円のボリュームゾーンに人が集中しやすと考えられる。

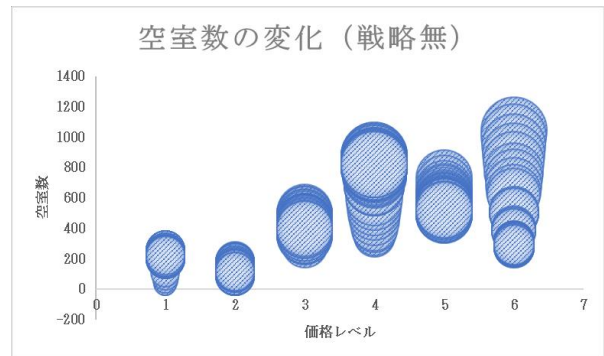


図1 空室数の変化(価格戦略無)

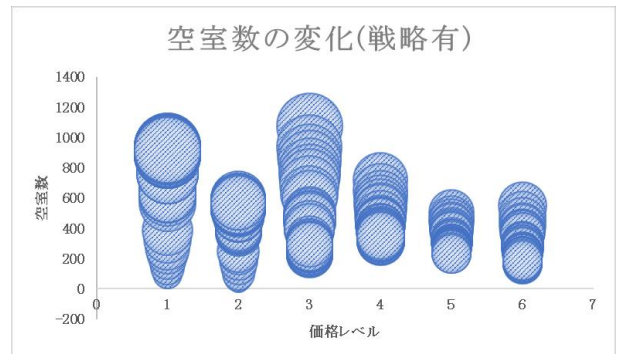


図2 空室数の変化(価格戦略有)

図3では価格変動数の推移を示した。33日程度までは3,500の価格変動数が見られたが、33日以降は停止している。これは、全エージェントがマッチングするまで33日程度要することを表している。短期の空室率が相対的に高い結果となった理由として、貸手エージェントが全てマッチングするまで挙動を行うよう変更した点が考えられる。

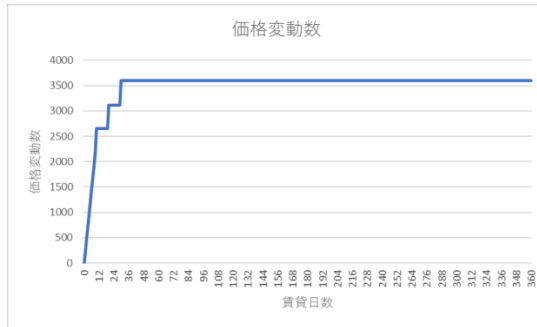


図3 価格変動数の推移

6. 価格の弾力性

価格の弾力性とは、価格の変動によって、ある製品の需要や供給が変化する割合を示す数値のことを指す。本分析ではホテルの価格変動によって需要や供給が変化するかどうかを検討した。分析結果は、価格の中間点で需要の価格弾力性を計算すると、非弾力的ということを見出した。価格帯によって需要が変化したり、最適価格を求める詳細な分析は今後の課題である。まずは比較対象の2点の中間を取る中間点の計算方法を試した。最低価格の4,000円と最高価格の9,000円の価格の中間点は6,500円である。変化量をこの中間点で割ると、変化率は $(9,000 \text{ 円} - 4,000 \text{ 円}) / 6,500 \text{ 円} \times 100 = 76.92\%$ となる。同様に需要量の変化率を求める。需要数の中間点は $(250 + 400) / 2 = 325$ となる。変化量をこの中間点の325で割ると $(400 - 250) / 325 \times 100 = 46.15\%$ となる。次に、需要の価格弾力性の計算式を $(-\text{需要の変化率}) / (\text{価格の変化率})$ とする。上記で求めた需要の変化率と価格の変化率を当てはめると、 $-46.15\% / 76.92\% = -0.59$ となる。一般的には、需要の価格弾力性は1未満の場合は非弾力的と呼ぶ。そのため、中間点の計算式で求めた結果は価格の中間点は非弾力的となった。これは、ホテルの部屋は非弾力な財であり、いくら価格が上昇しても部屋という区画を増やすことはできないため、任意に供給量を増加することができない可能性が

ある。需要を考える際に期間を長く取るほど、需要の価格弾力性は大きくなる傾向にある。それに対して、少しの期間を分析対象にすると、比較的非弾力的になる傾向がある。なお、価格帯によって需要が変化したり、最適価格を求める詳細な分析は今後の課題である。

7. まとめ

本研究では、ビジネスホテルの価格戦略に関する研究のため、エージェントベースモデルの構築を試みた。具体的には、貸手エージェントと借手エージェントの需要と供給レベルを作成し、ホテルの入居率に関する基礎的な分析を実施した。分析の結果、(1)短期賃貸は先に埋まること、(2)価格戦略に効用があること、(3)価格のボリュームゾーンは市場の平均値に近いことを見出した。これらは、先行研究に基づく仮説とモデルが有用であること、そして価格戦略を導入した独自性に貢献すると考える。また、本研究ではボトムアップで政策評価をし、モデルが有効なツールであることを探索的に検討したことも貢献と考える。今後の課題として、部屋の質などの指標を追加すること、価格弾力性の更なる検討と最適価格を求めることが挙げられる。

参考文献

- [1] Japan National Tourism Organization. (2019b). Hounichi gaikyakusuu no suii. Japan National Tourism Organization. Retrieved from (October 10, 2019).
- [2] Evgueni Vinogradov, Birgit Leick, Bjørnar Karlsen Kivedal, An agent-based modelling approach to housing market regulations and Airbnb-induced tourism, *Tourism Management*, Volume 77, 2020, 104004, (2019)
- [3] Deng, Y., Gabriel, S. A., & Nothaft, F. E.: Duration of residence in the rental housing market. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 26(2-3), 267-285. (2001)
- [4] Epstein, J.M., Axtell, R.: *Growing Artificial Societies Social Science from The Bottom Up*. MIT Press (1996)
- [5] Japan National Tourism Organization. (2019b). Hounichi gaikyakusuu no suii. Japan National
- [6] Lee, J. S., Filatova, T., Ligmann-Zielinska, A., Hassani-Mahmooui, B., Stonedahl, F., Lorscheid, I., ... & Parker, D. C. (2015). The complexities of agent-based

modeling output analysis. *The journal of artificial societies and social simulation*, 18(4).

- [7] Takahashi, H., & Terano, T. (2003). Agent-based approach to investors' behavior and asset price fluctuation in financial markets. *Journal of artificial societies and social simulation*, 6(3).

- [8] Ota A., Takahashi H., Kaneda T. (2021) Factor Analysis of Rent Using Space Syntax Measures: Comparative Analysis by Building Use around Shibuya Station. In: Asami Y., Higano Y., Fukui H. (eds) *Frontiers of Real Estate Science in Japan. New Frontiers in Regional Science: Asian Perspectives*, vol 29. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-15-8848-8_16

位置情報データから抽出する仕事の仕方と パフォーマンスの関係性

Research on the relationship between employee work styles and performance using location data

矢田 昇平 倉橋 節也

Shohei Yada Setsuya Kurahashi

筑波大学大学院 ビジネス科学研究科 経営システム科学専攻
Graduate School of Business Sciences University of Tsukuba

Abstract: In this research, for companies that have introduced the free address system, we extract features of various work styles from employee location data and explore how they relate to performance. By doing so, we considered models that increase freedom of work environment and employee performance. The method adopted to model the relationship between work styles and performance is a least-squares regression model using satisfaction data synthesized by sparse principal component analysis. From the results, we proved the initial hypothesis that the performance of employees who have face-to-face connections with many employees regardless of their departments is high in a quick meeting area. Besides, as a new finding, it is the communication that occurs in a quick meeting area, not the planned meeting held in the meeting room, that affects employees performance. In the relationship of employees who have similar work contents, it was found that the performance of employees who bridge between different groups is higher than that of employees who have a lot of face-to-face communication among employees.

1. 研究の背景

従業員の働き方の多様性とパフォーマンスを両立させることは、近年における組織経営課題の一つとも言えるが、こうした経営課題に対してオフィス空間設計の観点から、フリーアドレス制度を導入することで解決を図る企業がある。

稲水 (2013) によると、フリーアドレス施策の効果は大きく分けて2つあるという。1つは空間利用率の向上で、もう1つはコミュニケーションの活性化である。

しかし、フリーアドレス導入とその効果は、条件次第でプラスにもマイナスにも作用することが示唆されている。稲水 (2009) は、オフィス空間が狭いと従業員のコミュニケーションが困難になると明らかにしており、オフィス面積を効率的に小さくすることとコミュニケーションの活性化は必ずしも両立しないと結論づけている。このようにフリーアドレス導入に対する効果は一義的に評価しづらいのが現実である。

2. 研究の目的

本研究では、フリーアドレス制度を導入した企業を対象に、従業員の位置情報データから様々な仕事の仕方の特徴量抽出し、それがパフォーマンスとどう関連しているかを探ることで、職場環境の自由度と従業員のパフォーマンスを増大させるモデルを検討する。

「働き方改革」ということが言われて久しいが、単純に労働時間や雇用形態を柔軟にしたり、賃金や待遇を向上したりするだけの施策では、企業視点からすると持続的とは言えない。

そうした中で、従業員のパフォーマンス向上と、選択の自由度を考慮しながらも、企業側からは持続的施策として独自に実施できるフリーアドレス制を例に、仕事の仕方とパフォーマンスの関係性を分析するのが本研究のアプローチである。

本研究における仮説設定は以下2つである。

仮説 1: フリーアドレス制度をうまく利用して、他部門の従業員とのコミュニケーションが活発な従業員はパフォーマンスが高い。

仮説 2: 一般的な会議室でのコミュニケーションよりも、簡易的な打ち合わせエリアでのコミュニケ

ーションの方が、より従業員のパフォーマンスを高める。

3. 環境設定とデータの定義

本研究では、多面評価の結果を個人のパフォーマンスと置き換え、目的変数として扱う。これに対し、主な説明変数は、オフィス内の位置情報システムから特徴量抽出した執務場所データと、ネットワーク中心性データである。さらに年齢や性別や役職といった従業員の属性データや、満足度調査から得た満足度データも用いることで、従業員のステータスや働き方と、パフォーマンスの関係性を分析する。本研究で扱うデータの分類を表1でまとめる。

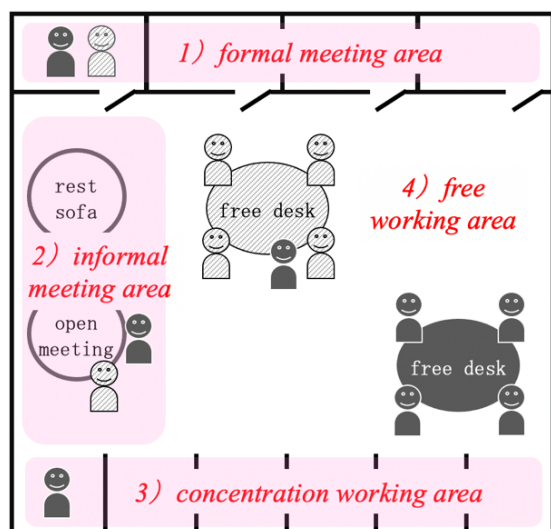
表1：研究に用いるデータの分類

classification	variable
属性データ	・ 人事登録データから取得 ex. 従業員の性別, 年齢, 役職など
満足度データ	・ ES (従業員満足度) 調査から取得 ex. 仕事, 上司, 会社に対する満足度
執務場所データ	・ 位置情報データから特徴量抽出 ・ オフィス内のエリア属性別の滞在時間比率
中心性データ	・ 位置情報データから特徴量抽出 ・ 従業員のミーティング発生を検知して算出 ・ オフィス内のエリア属性別の中心性
パフォーマンスデータ	・ 人事登録データから取得 ex. 業績評価, バリュエーション

4. 研究手法

本研究では、Wi-Fiの接続情報から取得する従業員のオフィス内位置情報データと、それを使った「仕事の仕方」を検出するが、これはオフィス内の利用状況に応じて図1のようなエリア属性を付与することで実現する。

図1：エリア属性の概念



1) formal meeting area

一般的な会議室エリアである。会議室の利用には事前予約が必要で、周囲からも閉鎖されているため、閉鎖的で予め計画的に設定された会話が行われる傾向が高いエリアである。

2) informal meeting area

簡易的な打ち合わせエリアである。このエリアは例えばミーティングソファや、靴を抜いてあがる芝生スペースなどであり、利用には予約の必要がなく、周囲からも解放されているため、オープンで突発的な会話が行われる傾向が高いエリアである。

3) concentration working area

パーテーションが設けられた集中席エリアである。基本的にこのエリアでは会話は禁止されているため、オープンなフリーアドレス環境において、時には集中して周囲の視線を遮断した業務を行いたい時に利用される傾向が高いエリアである。

4) free working area

上記3つのエリアに当てはまらないエリアである。したがって、本オフィス環境における基本的なフリーアドレス業務エリアと言える。

これらのエリア属性を付与した執務場所データに加え、従業員間のミーティング発生状況を検知することで抽出するネットワーク中心性を用いる。なお、ネットワーク中心性は次数中心性と媒介中心性を利用するが、この2つの中心性を選んだ理由は、会社組織の観点からの解釈のし易さである。

前者の次数中心性は言い換えればたくさんの人と対面でつながりがある人を高く評価し、後者の媒介中心性は言い換えれば異なるグループの間でよく橋渡しの位置関係にいる人を高く評価するといったものである。

5. 統計データの概観

今回の分析に利用した位置情報データの期間は、祝日を含まない連続する2週間の平日のデータで、2019/11/25～2019/11/29, 2019/12/2～2019/12/6の合計10日間であり、最終的に仕事の仕方とパフォーマンスのモデル分析に使用した従業員の数は2,883名である。

分析に利用する統計データを概観し、複数あるパフォーマンスデータの中からvalue_rankを目的変数と定めた。また、全ての変数は、データの大きさもばらつきも様々であるため、それぞれの変数の平均で減算し、標準偏差で除算することで標準化したデータを適宜扱うこととする。この操作により、全てのデータは平均が0で、分散が1のデータになる。

6. モデルの作成

仕事の仕方とパフォーマンスの関係性をモデル化するにあたり、まずは満足度データに多重共線性が認められたため、満足度データをスパース主成分分析により次元削減を行う。また、そこで得た合成変数を用いた最小二乗回帰モデルを採用した。

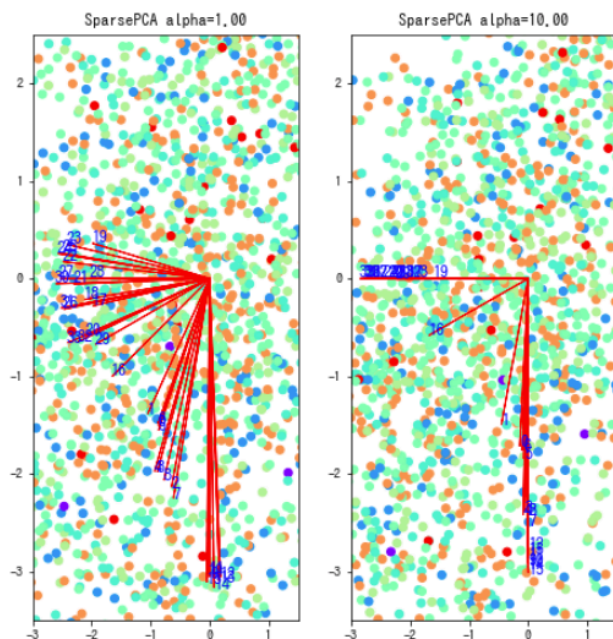
スパース主成分分析とは、スパース推定法により主成分の多くをびったりと 0 に推定する手法で、Hui Zou et al. (2006) が提案したものである。ここでは主成分の行列データである $A=(a_1, \dots, a_k)$ をまとめて推定するが、このとき A に直行制約と L1 正則化の両方を反映させると解を求める効率的なアルゴリズムの構築が困難になる。そこで、あえてもう一つのパラメータである $B=(b_1, \dots, b_k)$ を準備し、次の最適化問題を解く。

$$\min_{A,B} \|X - XBA^T\|_F^2 + \lambda \|B\|_F^2 + \sum_{k=1}^K \lambda_k \|b_k\|_1 \quad \text{subject to } A^T A = I_K$$

このときに、 A と B を同時に最適化するのではなく、交互に最小化することで、効率的なアルゴリズムを構築する手法である。

この手法を用いて、説明変数のうち 34 個の満足度データにスパース主成分分析を行い、その主成分得点と各主成分の重みである分散共分散行列の固有ベクトルをプロットしたものが以下の図 2 である。左が正則化パラメータ α を 1.0 で設定したスパース主成分分析の結果、右が α を 10.0 にした種成分分析の結果である。

図 2：主成分の分散共分散行列の固有ベクトル



正則化パラメータ α を大きくすることで正則化が強まり、0 と推定されるパラメータが多くなる。図 2 の右の図では、多くの主成分が 0 に張り付いており、スパース主成分分析の作用で、満足度データの主成分結果の解釈が容易になることが分かる。

表 2 は、スパース主成分分析によって合成された満足度データを使用した最小二乗回帰モデルの結果であり、 p 値が 0.05 を下回った変数のみを表示している。

表 2：スパース主成分分析を用いた最小二乗回帰モデル

classification	variable	coef	p-value
属性データ	age_details	-0.106	0.000
	position_type	-0.040	0.003
満足度データ	PC1	-0.029	0.043
	informal_degree_centrality	0.090	0.001
中心性データ	same_informal_degree_centrality	-0.051	0.005
	same_informal_betweenness_centrality	0.038	0.006
	other_informal_betweenness_centrality	-0.036	0.033
パフォーマンスデータ	value_point	0.762	0.000

7. 考察

表 2 の結果を見ると、中心性データからはまず、informal_degree_centrality が高いとパフォーマンスも高まること言える。これは簡易的な打ち合わせエリアにおいて、自部門他部門を問わずにたくさんの従業員と対面でつながりのある従業員のパフォーマンスが高い傾向にあると解釈できる。

この結果から、仮説 1 で設定していた「フリーアドレス制度を上手く利用して、他部門の従業員とのコミュニケーションが活発な従業員はパフォーマンスが高い」と、仮説 2 で設定していた「一般的な会議室でのコミュニケーションよりも、簡易的な打ち合わせエリアでのコミュニケーションの方が、より従業員のパフォーマンスを高める」という当初の仮説と合致する結果となった。

7.1 エリア属性のパフォーマンスへの影響

その他に p 値が 0.05 を下回った変数を見ると、全てが簡易的な打ち合わせエリアである informal のエリア属性を持つものであった。よってエリア属性の視点から、従業員のパフォーマンスに影響を与えるのは、いわゆる会議室で計画的に行われる会議ではなく、簡易的な打ち合わせエリアで発生する会話であると言える。これは本研究における発見事実の 1 つ目である。

このことは、オフィス空間マネジメントにおいても有用な発見である。要は従業員のパフォーマンス

を向上させるためには、会議室を潤沢に設備配置し、計画的な会議を奨励することだけが良いのではなく、オープンで突発的なコミュニケーションが発生し易い空間を適切に設計することが有効となる可能性がある。

7.2 中心性のパフォーマンスへの影響

従業員間のネットワークタイプの視点で中心性を見ると、まず同じ部門の従業員同士の次数中心性である `same_informal_degree centrality` がマイナスの係数であり、同じ部門の従業員同士の媒介中心性である `same_informal_betweenness centrality` がプラスの係数となる。前提として本研究においては、研究対象の組織ヒエラルキーの中から、上層の「部門」と、その下層に位置する「チーム」の2階層のみを切り出して分析をしているが、ここでは上層の部門が異なると、仕事の内容（営業や、企画や、エンジニア等）が変わることがあるが、同じ部門に属する限りはチームが異なっても基本的に仕事の内容は同じであることが通常である。

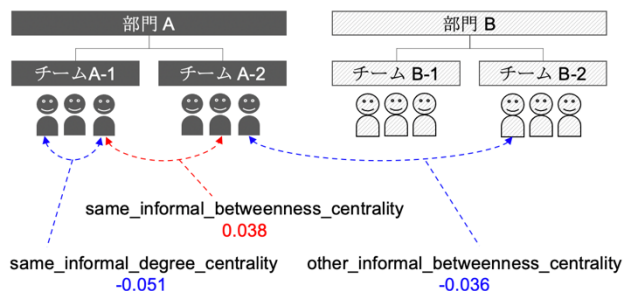
よってこの結果をより一般的に解釈すると、仕事の内容が近い従業員の間では、単なる対面コミュニケーションが多い従業員よりも、異なるグループ間を橋渡しする従業員のパフォーマンスが高い。ということになり、これは本研究における発見事実の2つ目である。

しかし一方で、この組織においては、異なる部門の従業員同士になると、媒介中心性である `other_informal_betweenness centrality` がマイナスの係数となってしまうことも分かった。これを解釈すると、仕事の内容が異なると、グループ間の橋渡しをするネットワークは従業員のパフォーマンスを向上しない。ということになる。

この事実については、本来のフリーアドレス施策の目的には沿わない結果であり、今後さらなる原因究明の必要がある。

最後に、この結果である中心性とパフォーマンスの関係を以下の図3に記す。

図3：ネットワークタイプとパフォーマンスの関係



8. 今後の展望

これまでの結果を踏まえて本研究は以下の通り発展させていく計画をしている。

8.1 エージェントベースモデルの設計

本研究で検証できたのは、あくまで個人の仕事の仕方が、本人のパフォーマンスにどう関係しているかといった個人レベルに留まるものであるが、これを発展させ個人の仕事の仕方が組織レベルのパフォーマンスをどのように高めるかを明らかにしたいと考えている。

これらが相互作用の関係にあると仮定すると、個人の仕事の仕方を「ミクロの行動パターン」として、組織のパフォーマンスを「マクロの社会現象」として階層的に捉え、今回の分析結果をパラメータとして用いることで、エージェントベースモデルによるシミュレーションが設計可能であると考えている。

そうすることで、どのような従業員の行動と、それに基づく組織のパフォーマンス向上が起こりうるかといった仮説生成型の研究を行うことが可能である。

8.2 位置情報データ分析の応用

本研究の中核は、位置情報に属性を持たせ、人の行動とパフォーマンスを計測する手法にあるが、この手法自体はオフィスマネジメントや組織パフォーマンスに留まらず、様々な分野の研究へと応用できる可能性がある。

例えば、マーケティングの分野においては、実店舗内における購買客の回遊行動や、それに伴う消費行動をシミュレーションし、そこから店舗内の棚出し配置や、ポップなどの店舗レイアウトを設計することで、売上を最大化するようなモデルの研究が可能であると考えている。

9. 参考文献

- [1] Azizah Md Ajis, Yuji Matsumoto, Ryusuke Naka : The Study of Sustainable Workplace: How Office Space Influences the Amount of Communication among Workers, The Conference on Sustainability, Energy and the Environment 2014
- [2] 出口 弘：エージェントベースモデリングによる問題解決—エージェントベース社会システム科学としての ABM 一、オペレーションズ・リサーチ, 2004 年 3 月号, p 161-167
- [3] 伏見 卓恭 他：ノード集合に対する媒介中心性の提案, DEIM 2012 Proceedings (2012)

- [4] 古川 靖洋:フリーアドレス・オフィスとオフィスワーカーの生産性:再考, 総合政策研究, 48, p 1-17 (2014)
- [5] Gabor Nagy, Kunio Funahashi, Takeshi Suzuki, Michihiro Kita, Bin Li : OFFICE LAYOUT AND WORKSPACE ENCLOSURE AS MEDIATORS TO WORKERS' PRIVACY AND COMMUNICATION AFFECTING PRODUCTIVITY, 日本建築学会, 69 巻 582 号, p 55-63 (2004 年)
- [6] Hui Zou, Trevor Hastie, Robert Tibshirani : Sparse principal component analysis, *Journal of Computational and Graphical Statistics*, Volume 15, Pages 265-286 (2006)
- [7] 稲水 伸行: ノンテリトリアル・オフィス研究の現状と課題, 赤門マネジメント・レビュー, 7 巻 8 号, p 557-586 (2008)
- [8] 稲水 伸行: ノンテリトリアル・オフィスにおける空間密度とコミュニケーション X 社のオフィス移転の事例分析, *組織科学*, Vol.42, No. 3, p 82-94 (2009)
- [9] 稲水 伸行: ワークプレイスの多様性・柔軟性・統合性: 日本マイクロソフト社の品川オフィスの事例, *組織科学*, Vol.47, No.1, p 4-14 (2013)
- [10] 和泉 潔 他: マルチエージェントのためのデータ解析, コロナ社 (2017)
- [11] Jungsoo Kim, Richard de Dear : Workspace satisfaction: The privacy-communication trade-off in open-plan offices, *Journal of Environmental Psychology*, Volume 36, Pages 18-26 (2013)
- [12] 唐沢 龍也: プロジェクト組織における広告会社の役割 —ミラノ・サローネ出展プロジェクトのネットワーク分析を中心に—, *広告科学*, 63 巻, p 1-15 (2016 年)
- [13] 川野 秀一 他: スパース推定法による統計モデリング, 共立出版 (2018)
- [14] Kim C. Brimhall, Michàlle E. Mor Barak : The Critical Role of Workplace Inclusion in Fostering Innovation, Job Satisfaction, and Quality of Care in a Diverse Human Service Organization, Volume 42 · Number 5, Pages 474-492 (2018)
- [15] Kimberly D. Elsbach, Beth A. Bechky : It's more than a desk: Working smarter through leveraged office design, *California Management Review*, Vol.49 · No.2, Pages 80-101 (2007)
- [16] 木下 巖, 比嘉 邦彦: 日本企業の例にみるオフィスワーク部門へのフリーアドレス制を適用したオフィス改革に関する研究, 日本情報経営学会, 30 巻 2 号, p 39-50 (2009)
- [17] 厚生労働省: 「働き方改革を推進するための関係法律の整備に関する法律」について (2019)
- [18] 倉橋 節也: 社会システムの研究動向 4-評価・分析手法(2)- モデル推定と逆シミュレーション手法, 計測と制御, 52 巻, p 588-594 (2013)
- [19] 牧野 由香子, 松本 裕司, 城戸崎 和佐, 仲隆介: フリーアドレスオフィスにおける周囲のワーカーとの関係性がコミュニケーションに及ぼす影響 その 2, 日本建築学会学術講演梗概集, p 337-338 (2012)
- [20] 村田 剛志: Python で学ネットワーク分析, オーム社 (2019)
- [21] Pejtersen JH, Feveile H, Christensen KB, Burr H : Sickness absence associated with shared and open-plan offices – a national cross sectional questionnaire survey, *Scandinavian Journal of Work, Environment & Health*, Volume 37(5), Pages 376-382 (2011)
- [22] Robert Tibshirani : Regression Shrinkage and Selection Via the Lasso, *Journal of the Royal Statistical Society: Series B*, Volume 58, Pages 267-288 (1996)
- [23] Sarah Zerella, Kathryn von Treuer, Simon L. Albrecht : The influence of office layout features on employee perception of organizational culture, *Journal of Environmental Psychology*, Volume 54, Pages 1-10 (2017)
- [24] Satomi Tsuji, Nobuo Sato, Kazuo Yao, Julie Broad, Fred Luthans : Employees Wearable Measure of Face-to-Face Communication Relates to Their Positive Psychological Capital Well-Being, *IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence*, October 2019, Pages 14-20 (2019)
- [25] 嶋村 仁志, 山田 哲弥, 杉山 武, 岩田 美成: 研究執務スペースのフリーアドレス化に関する研究 その 1: 折畳移動机を用いたフリーアドレス・オフィスのユーザー満足度評価による効果分析, 日本建築学会計画系論文集, 63 巻 509 号, p 129-134 (1998)
- [26] 寺野 隆雄: なぜ社会システム分析にエージェント・ベース・モデリングが必要か, *J-STAGE* 横幹, 4 巻 2 号, p 56-62 (2010)
- [27] Tonya L. Smith-Jackson, Katherine W. Kleinb : Open-plan offices: Task performance and mental workload, *Journal of Environmental Psychology*, Volume 29, Pages 279-289 (2009)
- [28] Warit Wipulanusat, Kriengsak Panuwatwanich, Rodney Anthony Stewart : Workplace Innovation: Exploratory and Confirmatory Factor Analysis for

Construct Validation, Management and Production
Engineering Review, Volume 8 • Number 2, Pages
57-68 (2017)

- [2 9] Yahoo!JAPAN Corporate Blog : 変えたいのは
働き方 ヤフーの新本社オフィス (2016)
- [3 0] Yahoo! JAPAN Tech Blog : ヤフーの社内シ
ステムを紹介します (2016)
- [3 1] 山下 達雄, 寺岡 照彦, 田口 拓明 : Wi-Fi
接続による屋内位置情報を用いた人間関係の
抽出, 人工知能学会全国大会論文集 第 34 回全
国大会 (2020)

Covid-19 前後における暗号資産の分散投資における有効性 に関する分析

Analysis of the impact of crypto assets on investment portfolios before and after the outbreak of Covid-19

刘梦垚¹ 上瀧 弘晃¹ 高橋大志¹

Mengyao Liu¹, Hiroaki Jotaki¹, 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: Following the COVID-19 outbreak, unlike the plunge in traditional mainstream assets, crypto assets have performed very well. Indices that reflect changes in the crypto assets market have also grown in recent years. However, in terms of cryptocurrency index-related studies, there are not many, and the period analyzed is mostly three years. In this study, we analyze the impact of crypto assets on portfolio construction and attempt to clarify the risk-return characteristics of portfolios that include crypto assets as investment targets. We analyze historical data from July 2014 to April 2020 based on the cryptocurrency index CRIX and six other traditional mainstream assets. By using the DCC-GARCH model, this study finds out the low dynamic correlation between the crypto assets and traditional ones. By using the mean-variance model, Cornish-fisher expansion, and T-copula CVaR approach to check the frontier line and portfolio performance, we find out that crypto assets have the potential to improve the risk-return characteristics of traditional portfolios.

はじめに

近年、暗号資産に関する議論が関心を集めている。ビットコインなどをはじめとする暗号資産の多くは、従来の資産とは異なる特徴を有しており、利点および課題を含め、数多くの議論が行われている[1]。

暗号資産に関する議論は、いくつかの視点から行われているが、投資対象としての視点も一つの主要な議論に挙げられる[2]。暗号資産は、ビットコインだけでなく、多くのデジタルマネーが開発されており、Cryptocurrency Index (CRIX)などの暗号資産の推移を示す指数も報告されている[3][4]。本研究では、暗号資産を投資対象に含めた際のポートフォリオ特性に与える影響について分析を行う。特に新型コロナウイルス感染症が発生した前と後の時期についても分析を行う。

次章において、先行研究について触れた後、分析手法、データ、分析結果について説明する。最後に、まとめおよび今後の課題を記す。

先行研究

暗号資産に関する研究は、ビットコインを投資対象とした分析が数多く報告されている。例えば、ビットコインと債券インデックスを投資対象とし、ビットコインのリスクヘッジに関する研究が報告されている[5]。

また、近年、多様な暗号資産への投資が行われるようになっており、ビットコイン以外の暗号資産を投資対象とした分析も報告されている[6]。例えば、外貨、商品、株式、ETF および暗号資産のビットコイン、リップル、ライトコインを投資対象として、投資ポートフォリオ作成する分析を行う研究もある。暗号通貨のポートフォリオが実際にポートフォリオの有効性を向上させることを示している[7]。

そして、最近では暗号資産のインデックスを投資対象とした分析を行う論文も増えている。例えば、暗号資産をポートフォリオ管理の研究対象とし、暗号資産は従来の資産と比較して流動性が低いため、ポートフォリオに追加する際には、流動性限定リスクリターン最適化 (LIBRO) アプローチを提案する研究がある[8]。また、Chuen/Guo/Wang (2018)は、2014年8月11日から2017年3月27日までの暗号

資産のインデックス (CRIX) を対象とした分析を行っており、DCCなどのモデルを利用して、CRIXおよび暗号通貨がポートフォリオのリスク分散に優れた投資資産となる可能性があることを示している[9]。

これらの研究を背景とし、本研究においては、ポートフォリオの特性に与える影響に焦点をあて分析を行う。とりわけ、本研究では、近年拡大している市場価格変動を考慮した分析についても試みる。

目的

本研究では、暗号資産を含むポートフォリオのリスク・リターン特性を明らかにすることを目的とする。分析においては、株式などの伝統的な資産に加え、暗号資産が投資対象に含まれた場合における、投資ポートフォリオについて分析を行う。これら分析を通じ、投資クラスとしての暗号資産の可能性および課題について検討する。また、先行研究には暗号資産の発展がここ最近であることから、分析対象期間が3年程度の研究が数多いが、本研究では分析対象期間を直近まで追加することで約6年とし、分析結果を先行研究と比較する。さらに、市場が急変動した場合における暗号資産の効果についても検証を行う。

データ

本研究では、資産運用における代表的な資産を対象として分析を行う。一番数多く代表的な資産を分析した Chuen/Guo/Wang (2018)の先行研究を参考にして、7種類の資産の各代表的な指数を利用する。本分析に用いた資産をテーブル1に示す。本分析では、暗号資産の動きを示す指標として Cryptocurrency index(CRIX) を用いた。本研究の分析対象期間は、2014年7月31日から2020年4月22日とし、日次データを用いた。

Table 1: 本分析に用いた指数

1	S&P500
2	Crude Oil
3	Gold
4	S&P Listed Private Equity
5	MSCI U.S. REIT Index
6	Goldman Sachs Commodity Index (GSCI)
7	Cryptocurrency index(CRIX)

分析手法

まず、各資産の利回り分布と各資産間のダイナミック相関関係 (DCC モデル) を確認する。次いで、平均分散法および有効フロンティアを通じ、伝統的な資産と暗号資産から構成されるポートフォリオを構築する。

具体的な分析方法としては、モンテカルロシミュレーションを行って、暗号資産が含まれていない場合と含まれている場合の最小分散ポートフォリオと最大シャープレシオを持つポートフォリオの各資産の投資比率を比較する。暗号資産を含むと、ポートフォリオのリスク・リターンパフォーマンスが向上するかどうかを検証する。

また、新型コロナウイルスの流行のため、2020年の市場は急変動した。本研究では、2020年の1月から4月までの分散効果も検証する。

また、各資産のリターン分布がいずれも標準正規分布ではないことを考慮すると、平均分散モデルではリスクを過小評価する可能性が高いと考えられる。そこで、本研究では、Cornish-Fisher Expansion と T-copula アプローチを利用して、信頼度 $\alpha=0.01$ における CVaR 値を算出し、前回の分析と組み合わせる。ポートフォリオのシミュレーションを行い、有効フロンティアラインを描いて結果を比較する。

分析結果

暗号資産と他のいくつかの伝統的な主流資産との間の相関関係は低い傾向にある。分析対象期間において、相関関係は時間の経過とともに変化する可能性があることを考慮して、本研究では、暗号資産インデックスと他の資産インデックス間のダイナミックな相関関係を分析するために DCC モデルを採用した。6年間のデータ期間を通じて、暗号資産と他の資産の間のダイナミックな相関係数は低い。DCCの平均値は0.07未満で、最大値は0.268 (CRIXと原油) となっており、負の相関が現れることが多い。全体的に CRIX は、期待通りのオルタナティブ投資資産クラスの選択肢として、ポートフォリオのリスクを分散し、分散度を高めるための良好な可能性を示している。

Table 2: DCC 相関係数

	S&P500	Gold	Oil	GSCI	REIT	PE
Min	-0.19	-0.13	-0.10	-0.12	-0.11	-0.18
Q25	-0.04	-0.01	0.02	0.03	-0.04	-0.01
Median	0.01	0.03	0.06	0.07	-0.01	0.03
Mean	0.00	0.03	0.06	0.07	0.00	0.03
Q75	0.04	0.08	0.10	0.10	0.02	0.07
Max	0.20	0.26	0.27	0.22	0.19	0.21

さらに、本研究では、2020年1月から4月までのCOVID-19の発生後、DCCダイナミックな相関係数平均値の変化を分析した。

Fig 1より、COVID-19の発生後に市場価格の急激に変動し、暗号資産と各資産との相関係数が変化していることを確認できる。

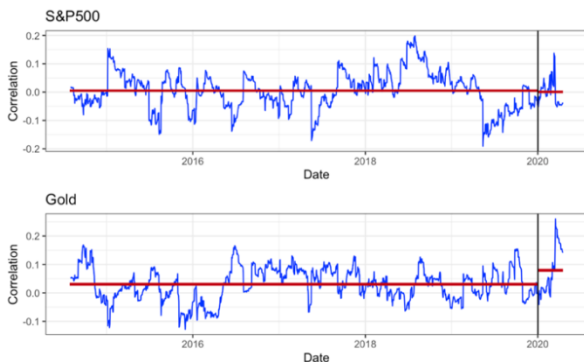


Fig. 1 CRIX と株式、金との動的相関係数の推移

暗号資産を含む場合と含まない場合の2つのシナリオにて、ポートフォリオシミュレーション分析を実施した。結果、2014年7月から2020年4月まで全体では、暗号資産を含めることでポートフォリオのリスク・リターン・パフォーマンスが向上することを確認した。COVID-19の影響を強く受けている2020年においては、暗号資産を含まない場合、シミュレーションのポートフォリオのリターンが全部マイナスである一方、暗号資産を37.2%含むポートフォリオは21%のリターンであった。2020年において暗号資産は分散投資に大きな貢献をしていることを確認できる。

次に、各資産、特に暗号資産のデータ分布が正規分布から乖離していることから、本研究では、Cornish-Fisher ExpansionによるCVaR分析を行った。分析の結果、同分析を通じて暗号資産の有効性を確認することができた。また、T-copula法を採用した分析においても、暗号資産が分散投資に貢献していることを確認した。

まとめ

本研究では、暗号資産がポートフォリオのリスク・リターン特性に与える影響に関し検討を行った。

平均分散モデルとCVaR三つのアプローチを通じ分析を行ったところ、暗号資産を投資対象に含めることで、市場の変動が激しいCOVID-19期においても、従来の主流資産ポートフォリオの有効フロンティアを拡大することが可能であることを見出した。暗号資産のボラティリティは時期により大きく変動する傾向にあることから、これら暗号資産の特性を考慮したより詳細な分析は今後の課題となる。

参考文献

- [1] Handbook of Digital Currency 1st Edition
Bitcoin, Innovation, Financial Instruments, and Big Data
David LEE Kuo Chuen, 2015.
- [2] Burniske, C., and A. White. "Bitcoin: Ringing the Bell for a New Asset Class." Research white paper, 2017.
- [3] Simon Trimborn, Wolfgang Karl Härdle. "CRIX an Index for cryptocurrencies" Journal of Empirical Finance 49 (2018) 107-122
- [4] Chen, S., C.Y.H. Chen, W.K. Härdle, T.M. Lee, and B. Ong. "A First Econometric Analysis of the CRIX Family." Working paper, (2016)
- [5] Md Akhtaruzzaman, Ahmet Sensoyc, Shaen Corbetd. "The influence of Bitcoin on portfolio diversification and design" . Finance Research Letters.2019.
- [6] Halaburda, H. "Digital Currencies: Beyond Bitcoin." DigiWorld Economic Journal, 103 (2016), pp. 77-92.
- [7] Yanuar Andrianto, Yoda Diputra. "The Effect of Cryptocurrency on Investment Portfolio Effectiveness". Journal of Finance and Accounting.2017; 5(6): 229-238
- [8] Trimborn, S., M. Li, and W.K. Härdle. "Investing with Cryptocurrencies—A Liquidity Constrained Investment Approach."2017.
- [9] David LEE Kuo Chuen, Li Guo and Yu Wang. "Cryptocurrency: A New Investment Opportunity?" The Journal of Alternative Investments Winter 2018, 20 (3) 16-40
- [10] Kawee Numpacharoen, MathWorks, CVaR Portfolio optimization.

作業順序を考慮した作業者の代表的な活動パターンの抽出方法に関する考察

A Study on Extracting Workers' Representative Activity Patterns by Considering the Work Order

宮森望^{1*} 堀田大貴¹ 上田賀一¹
Nozomi Miyamori¹ Hiroki Horita¹ Yoshikazu Ueda¹

¹ 茨城大学
¹ Ibaraki University

Abstract: Companies are now able to gather a lot of business process's execution data (called event log) by managing them with information systems. In addition, they seek to analyze their process by leveraging event log to improve their processes (e.g. reducing waiting time and costs). However, there are many cases where process management systems record work suspending, but do not record specific reason for that suspending. Hence, we propose the extracting representative workers' activity patterns method for understanding the activity of workers during work suspending. The method takes into account the order of work with Damerau - Levenshtein distance. Analysts are able to understand the cause of the work stoppage by comparing the extracted patterns with the process flow. We could find the workers' activity patterns which is along work flow of the process in the empirical evaluation.

1 はじめに

1.1 背景

企業の製品製造やサービス提供のための業務活動全体をビジネスプロセス (または単にプロセス) と呼び、また WFM, CRM, SCM などの情報システムが普及したことで情報システムを用いたプロセスの管理とプロセスの実行データの収集が行われるようになった。プロセスの実行データをイベントログと呼び、イベントログを活用したプロセスの分析手法としてプロセスマイニング [Aalst 16, Aalst 12] が注目されている。

1.2 本研究の動機

プロセスの開始から終了までの時間を削減することは迅速な製品製造やサービス提供につながるため重要であり、また、待ち時間¹はプロセスの実行時間の多くを占めるとされている [Dumas 18]。そのため待ち時間の削減はプロセスの改善に効果的であると考えられる。表 1 は、図 1 で示した作業を 4 分類し、分類した作業が占める時間の割合である。ここでは作業者の割当と作

表 1: プロセスの全時間に占める作業の割合

作業種	割合
作業者の割当	27.9 %
実務	9.6 %
作業一時停止	19.4 %
作業一時停止 (理由が不明確)	43.1 %

業一時停止の時間が待ち時間に相当する。全体の中でも作業の停止に伴う待ち時間が多くの時間を占めている。とりわけ理由の明記されていない作業の一時停止は全体の約 43 %を占めている。

作業者による作業の一時停止は待ち時間が発生する直接的な原因であるが作業停止の理由について明記されていない事例も存在する。明記されない理由として、例えば、一時停止の理由の選択肢がシステムに定義されていないこと、自由記述の場合でも理由を明記することに時間を費やすよりも実務の時間に費やすことなどが考えられる。

待ち時間の削減には待ちを発生させている活動に対して対策を取る必要がある。しかしながら一時停止の具体的な理由が不明である、もしくは一時停止を起こしている活動に対する理解が浅いと対策を打つことが

*E-mail: 19nm730f@vc.ibaraki.ac.jp

¹プロセスを進めるための実務が行われていない時間を指す

困難であると考えられる。そこで本研究ではイベントログから作業者の活動パターンを抽出することで作業停止の発生原因の分析を試みた。具体的にはイベントログから作業停止が発生している間の作業者の活動のみを抽出したデータ(サスペンドログと呼ぶ)を構成し、サスペンドログから作業順序を考慮した作業者の代表的な活動パターンを抽出する。ここでの代表的という言葉は全体の中で類似かつ頻出していることを指す。作業順序を考慮するためにダメラウ/レーベンシュタイン距離による類似度を用いる。実データを用いた実験では得られた活動パターンをプロセスモデルと比較することで作業者の活動の理解を試みた。

1.3 本論文の構成

以降の本論文の構成は次の通りである。2節では本研究の関連研究であるプロセスディスカバリとビジネスプロセスの時間に関する研究について述べる。3節では背景知識としてイベントログの定義を与え、また作業順序を考慮した作業者の活動の類似度を説明するために編集距離を導入する。4節では提案手法について説明する。5節では実プロセスのデータセットに対して行った実験について述べる。6節では本研究のまとめと今後の課題を述べる。

2 関連研究

プロセスマイニングにはプロセスディスカバリと呼ぶ手法がある[Aalst 16]。プロセスディスカバリではイベントログからプロセスを発見することを目的とし、具体的にはプロセスを未知の状態遷移機械(オートマトンやペトリネットなど)とみなし、与えられたイベントログを生成したプロセスと同値な状態遷移機械を導出する。プロセスディスカバリの著名な研究にAalstらによる α アルゴリズムがある[Aalst 16]。 α アルゴリズムでは入力にイベントログが与えられ、出力にペトリネットで表現されたプロセスを出す。アルゴリズムの内容はただ1つのプロセスの開始状態とただ1つの終了状態が存在すると仮定し、イベントログに現れた作業の並びを事前に定義されている3つの遷移規則に当てはめることで開始から終了までの区間の遷移を求めている。また α アルゴリズムが持つ問題点を解消することを目指した別のプロセスディスカバリの研究として[Weijters 11]の研究がある。[Weijters 11]では α アルゴリズムでは表現できない閉路を含んだプロセスの導出や、イベントログに現れる作業の並びの頻度を考慮することによりプロセスの主要な流れのみの抽出が行える。

プロセスディスカバリではプロセスモデルの発見が目的であることに対し、本研究ではプロセスの作業者の活動パターンの発見を目指した。またプロセスディスカバリアルゴリズムはプロセスモデルの発見を目指しておりそのまま作業者の活動パターンの発見に応用することは難しい。一方でプロセスに属する作業者同士の関連を分析する手法として[Song 08]がある。[Song 08]では作業者間の作業遷移の記述方法や、プロセスでの作業者の役割を発見する手法などが提案されている。[Song 08]と比較して作業者に着目している点は本研究と同一である一方で、本研究では作業者の活動パターンを発見することに主眼が置かれている。

ビジネスプロセスの時間に関する研究としてプロセスのタスクの完了時間やケースの完了時間の予測の研究がある[Aalst 11, Senderovich 15, Verenich 17]。[Aalst 11]ではプロセスモデル上のアクティビティにイベントログから得られる時間に関する情報を付与することでプロセスの実行時間をシミュレートしタスクやケースの完了時間の予測を行っている。[Senderovich 15]ではプロセス中の待ち作業とサービス提供の作業を定義し、それぞれを待ち行列のモデルに当てはめることによりケースの完了時間を予測している。また[Verenich 17]では作業間の遷移の仕方に4つのルールとその遷移時間の定義式を用意し、分析したいプロセスモデル中の遷移をルールにあてはめることでケースの完了時間の予測を行っている。

ビジネスプロセスの遅れの原因分析を行った研究として[Hompes 17]がある。[Hompes 17]ではイベントログの属性の時間的な変化に着目することで、最終的な遅れと相関の強い属性を抽出することで遅れの原因分析を行っている。

[Denisov 18]ではあるアクティビティから別のアクティビティへの遷移の仕方の時間的な変化を視覚化する方法を提案している。[Denisov 18]の手法ではあるアクティビティから別のアクティビティへの遷移がバッチ処理的に行われているのか、逐次行われているのかといった様子を視覚化できる。

3 背景知識

3.1 表記法について

本節では本論文で用いる数学的表記法について説明する。

集合 A から集合 B への関数 f を

$$f \in A \rightarrow B$$

と書く。

表 2: イベントログの例

Case	Activity	AID	Worker	Time
1	In Progress end	1	a	11:00
	Suspend start	2	a	11:00
	Suspend end	2	a	16:10
2	In Progress start	4	a	11:10
	In Progress end	4	a	13:00
	Suspend start	5	a	13:10
	Suspend end	5	a	14:30
	In Progress start	6	a	15:00
	In Progress end	6	a	16:00

集合 A が与えられたとき A^* を A の要素による有限列の全体集合を表す. ある有限列 $S \in A^*$ を与えたとき S の i 番目の要素を a_i と書く. 有限列 S が n 個の要素からなる場合

$$S = (a_1, a_2, \dots, a_{n-1}, a_n)$$

と書く. また有限列 S が要素 a_i を含むことを

$$a_i \in S$$

と書く.

関数 $f \in A \rightarrow B$ と関数 $f_{A^*} \in A^* \rightarrow B^*$ が与えられたとき有限列 $S \in A^*$ に関数 f_{A^*} を適用して得られる値を

$$f_{A^*}(S) = (f(a_1), f(a_2), \dots, f(a_{n-1}), f(a_n))$$

と書く代わりに表記を簡略化して

$$f(S) = (f(a_1), f(a_2), \dots, f(a_{n-1}), f(a_n))$$

と表記する.

3.2 イベントログ

イベントログは表 2 のような形式で表されることが多い. それぞれの行をイベントと呼ぶ. 列を属性と呼び, それぞれのイベントはある属性に関して属性値を持つ. 属性と属性値の例として表 2 は 2 列目の Activity が属性であり, 1 行 2 列目の値 In Progress | end が属性値である. また水平線で区切られたまとまりをケースと呼ぶ. ケースはそれぞれがプロセスの開始から終了までの 1 つの実行記録を表す. またイベントは必ず 1 つのケースにのみ属する (同じイベントが 2 つ以上のケースに存在しない).

以下ではイベント, 属性, ケースの定義をもとにイベントログの定義を与える.

定義 1. (イベント, 属性) 全体集合 \mathcal{E} が与えられ要素 $e \in \mathcal{E}$ をイベントと呼ぶ. イベントの有限集合 $E \subset \mathcal{E}$ が

ら全体集合 U の部分集合 $V \subset U$ への関数 $\alpha \in E \rightarrow V$ を属性と呼び, 集合 U の要素 $u \in U$ を属性値と呼ぶ. あるイベント e が属性 α の属性値 v を持つことを

$$\alpha(e) = v$$

と書く.

定義 2. (ケース) イベント $e \in E$ と属性 $C \in E \rightarrow V$ が与えられイベント e の属性 C の値が $C(e) = c_i$ であるというとき e はケース c_i に属するとい

$$e \in c_i$$

と書く. また, イベント e がケース c_i に属するときイベント e は c_i を除くケース x には属さない. すなわち

$$e \in c_i \iff e \notin x \wedge x \neq c_i$$

を満たす.

定義 3. (イベントログ) $L = (E, AU\{C\})$ の 2 つ組が与えられたとき L をイベントログと呼ぶ. ここで $E \subset \mathcal{E}$ はイベントの有限集合, $A = \{\alpha \mid \alpha \in E \rightarrow V\}$ は属性の有限集合, C はケース属性を表す.

以下ではイベント e_i がイベントログ E に含まれるとき

$$e_i \in E$$

と書く. 同様にケース c_i がイベントログに含まれるとき, すなわち

$$\exists e(e \in E \wedge e \in c_i)$$

を満たすとき, 表記を簡略化して

$$c_i \in E$$

と書く. 4.1 節で導入するサスペンドログとサスペンドインスタンスに関しても同様の表記を用いる.

表 2 のイベントログの例を用いてイベント, 属性, ケースを表記する. 1 行目のイベントは e_1 と表され同イベントの Activity 属性の値は $ACT(e_1) = \text{In Progress} \mid \text{end}$ となる. また 1 番目のケースを $c_1 = (e_1, e_2, e_3)$ と書く.

また提案手法で用いる属性として以下の属性がある (カッコ内は数式中での表記).

Activity (ACT): 作業名

AID (AID): 作業の開始と終了を対応づけるための作業の ID

Worker (W): 作業者名

Time (T): イベントが記録された時刻

3.3 編集距離

提案手法において作業者の活動の類似度を測るためにダメラウ/レーベンシュタイン距離 [Brill 00] を導入する. ダメラウ/レーベンシュタイン距離は4つの操作, 要素の挿入, 削除, 置換, 隣接交換で定義される. それぞれ例を用いて説明する.

1回の挿入とは有限列 $(a, b) \in A^*$ と要素 $c \in A$ が与えられたとき以下の3つの有限列

$$(c, a, b) \quad (a, c, b) \quad (a, b, c)$$

を得る操作である.

1回の削除とは有限列 (a, b) が与えられたとき以下の2つの有限列

$$(a) \quad (b)$$

を得る操作である.

1回の置換とは有限列 $(a, b) \in A^*$ と要素 $c \in A$ が与えられたとき以下の2つの有限列

$$(c, b) \quad (a, c)$$

を得る操作である.

1回の隣接交換とは有限列 (a, b) が与えられたとき以下の1つの有限列

$$(b, a)$$

を得る操作である.

以上より, 編集距離とは2つの有限列 S と T が与えられ有限列 S を上記のいずれかの操作を繰り返し適用し T を得たときの操作回数の総計を指す.

また, 2つの有限列 S と T のダメラウ/レーベンシュタイン距離にもとづく類似度は

$$\frac{d(S, T)}{\max(|S|, |T|)}$$

で与えられる. ここで $d(S, T)$ は S と T のダメラウ/レーベンシュタイン距離, $|S|$, $|T|$ はそれぞれ S と T の列の長さを表す.

4 提案手法

提案手法は大きく2つのステップから成る. まずイベントログから作業停止が発生している間の作業者の活動のみを抽出したデータであるサスペンドログを構成し, 次にサスペンドログから作業順序を考慮した作業者の代表的な活動パターンを抽出する. 以下では, まずサスペンドログについて説明し, 続いて代表的な活動パターンの抽出法について説明する.

表 3: 表 2 のイベントログから得られるサスペンドログ

SI	Activity	AID	Worker	Time
1	Suspend start	2	a	11:00
	In Progress start	4	a	11:10
	In Progress end	4	a	13:00
	Suspend start	5	a	13:10
	Suspend end	5	a	14:30
	In Progress start	7	a	15:00
	In Progress end	7	a	16:00
2	Suspend end	2	a	16:10
	Suspend start	5	a	13:10
	Suspend end	5	a	14:30

4.1 サスペンドログ

本節では待ちが発生中 (作業を一時停止中) の作業者の活動データであるサスペンドログを導入する. 表 3 は表 2 のイベントログから得られるサスペンドログの例である. サスペンドログはイベントログのケースのようにサスペンドインスタンスという属性を持つ. 表 3 における最左列 SI がサスペンドインスタンスの ID を表す.

また, すべてのサスペンドインスタンスは次の条件をみたす.

- インスタンスの最初のイベントのアクティビティの値は Suspend | start
- インスタンスの最後のイベントのアクティビティの値は Suspend | end
- インスタンスの最初のイベントのアクティビティ ID と最後のアクティビティ ID が同じ
- インスタンスに含まれるイベントの時刻は最初のイベントの時刻から最後のイベントの時刻の範囲内の値をとる
- インスタンス内の作業者はそのインスタンスの1番目の作業者と同じ値をとる

以上をもとにサスペンドログの形式的な定義を与える.

定義 4. (サスペンドログ) イベントログ L が与えられたときイベントログから得られる2つ組 $SL = (E_{SL}, A_{SL} \cup \{SI\})$ をサスペンドログと呼ぶ. ここで $E_{SL} \subset E$ はイベントの部分集合, $A_{SL} \subset A$ は属性の部分集合, SI はサスペンドインスタンス属性を表す. また全てのサスペンドインスタンスに関して次を満たす.

- $ACT(s_1) = \text{Suspend | start}$
- $ACT(s_n) = \text{Suspend | end}$
- $AID(s_1) = AID(s_n)$

- $T(s_1) < T(s_i) < T(s_n)$ ($1 < i < n$)
- $W(s_1) = W(s_i)$ ($1 \leq i \leq n$)

ここで $ACT \in ASL$ はアクティビティ属性, $AID \in ASL$ はアクティビティ ID 属性, $T \in ASL$ はタイムスタンプ属性, $W \in ASL$ は作業属性, n はサスペンドインスタンスの長さ, s_i はサスペンドインスタンスに属する i 番目のイベントを表す。

4.2 代表的な活動パターンの抽出

本節ではサスペンドログから作業属性の代表的な活動パターンの抽出方法について説明する。サスペンドインスタンス $SI_i = (e_1, e_2, \dots, e_{n-1}, e_n)$ から得られる以下のアクティビティ列

$$ACT(SI_i) = (ACT(e_1), ACT(e_2), \dots, ACT(e_{n-1}), ACT(e_n))$$

を作業属性の活動パターンと呼ぶ。以下ではサスペンドログ中の全てのサスペンドインスタンスから得られる活動パターンの集合を $ACT(SL) = \{ACT(SI_i) \mid SI_i \in SL\}$ と書く。

サスペンドログから得る作業属性の活動パターンの集合 $ACT(SL)$ は含まれる作業属性の活動の数が膨大になるためそのまま用いた待ち時間の原因の分析は現実的ではない。そこで提案手法では活動パターン $ACT(SL)$ から代表的な活動を抽出することでこの問題に対処する。

アルゴリズム 1 に代表的な活動パターンの抽出方法を示す。

アルゴリズム 1 作業属性の代表的な活動パターンの抽出

Require: $ACT(SL)$ ▷ 作業属性の活動パターンの集合
Require: M ▷ 活動の類似度行列
Require: C ▷ 活動の出現回数
Require: θ ▷ 活動の類似度の閾値

$W \leftarrow \text{MultiplyEachRows}(M, C)$
 $m \leftarrow \text{MaxEachColumns}(W)$
 $W \leftarrow \text{DivideEachColumns}(W, m)$
 $I \leftarrow \{\phi\}$
while $\text{Mean}(W) \leq \theta$ **do**
 $\mu \leftarrow \text{MeanEachRows}(W)$
 $i \leftarrow \text{argmin}(\mu)$
 $W \leftarrow W_{ii}$ ▷ i 行 i 列を除いた小行列
 $I \leftarrow I \cup \{i\}$
end while
return $ACT(SL) \setminus \{ACT(SI_i) \mid i \in I\}$

以下では例を用いてアルゴリズムを説明する。

活動の類似度行列 M において M の要素 m_{ij} は作業属性の活動パターンの要素 $s_i, s_j \in ACT(SL)$ 間の類似度を表す。例として $ACT(SL) = s_1, s_2, s_3$ が与えられ

その類似度行列 M が

$$M = \begin{pmatrix} 1 & 0.8 & 0.7 \\ 0.8 & 1 & 0.6 \\ 0.7 & 0.6 & 1 \end{pmatrix}$$

として与えられたとき類似度 $m_{12} = 0.8$ は s_1 と s_2 の類似度を表す。本論文では類似度として 3.3 節で説明したダメラウ/レーベンシュタイン距離にもとづく類似度を用いる。ダメラウ/レーベンシュタイン距離を用いることで作業順序を考慮した類似の作業属性の活動パターンを抽出できると期待できる。

続いて類似度行列 M と作業属性の活動の出現回数 C を用いて、重み付きの類似度行列 W を構成する。最終的な W の値がそれぞれの列において最大値が 1 となるように正規化する。例として作業属性の活動の出現回数 $C = (2, 2, 1)$ と先例の類似度行列 M が与えられたとき $\text{MultiplyEachRows}(M, C)$ の値は

$$\begin{aligned} \text{MultiplyEachRows}(M, C) &= \begin{pmatrix} 1 \times 2 & 0.8 \times 2 & 0.7 \times 2 \\ 0.8 \times 2 & 1 \times 2 & 0.6 \times 2 \\ 0.7 \times 1 & 0.6 \times 1 & 1 \times 1 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 2 & 1.6 & 1.4 \\ 1.6 & 2 & 1.2 \\ 0.7 & 0.6 & 1 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

となる。 $W = \text{MultiplyEachRows}(M, C)$ と与えられそのとき $m = \text{MaxEachColumns}(W)$ の値は

$$m = \begin{pmatrix} 2 & 2 & 1.4 \end{pmatrix}$$

となる。 W と m を用いて $\text{DivideEachColumns}(W, m)$ を計算すると

$$\begin{aligned} \text{DivideEachColumns}(W, m) &= \begin{pmatrix} 2/2 & 1.6/2 & 1.4/1.4 \\ 1.6/2 & 2/2 & 1.2/1.4 \\ 0.7/2 & 0.6/2 & 1/1.4 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 1 & 0.8 & 1 \\ 0.8 & 1 & 0.857 \\ 0.35 & 0.3 & 0.714 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

となる。

ループでは重み付き類似度行列 W の全体の平均 $\text{Mean}(W)$ が閾値 θ を超えるまで W から指定の行と列を取り除く。取り除く行と列は W の行毎の平均で最も小さいものを選ぶ。例えば活動の類似度の閾値を $\theta = 0.8$ とし

たときループの 1 回目では $\text{Mean}(W)$ の値が

$$\begin{aligned} \text{Mean}(W) &= \frac{1 + 0.8 + 1 + 0.8 + 1 + 0.857 + 0.35 + 0.3 + 0.714}{9} \\ &= 0.759 \end{aligned}$$

なので $\mu = \text{MeanEachRows}(W)$ の値を計算すると

$$\begin{aligned} \mu &= \begin{pmatrix} (1 + 0.8 + 1)/3 \\ (0.8 + 1 + 0.857)/3 \\ (0.35 + 0.3 + 0.714)/3 \end{pmatrix}^T \\ &= (0.933 \quad 0.886 \quad 0.455) \end{aligned}$$

となり, 削除する行と列の番号は $\text{argmin}(\mu) = 3$ なので i 行目 i 列目を取り除いた小行列は W_{ii} は

$$W_{ii} = W_{33} = \begin{pmatrix} 1 & 0.8 \\ 0.8 & 1 \end{pmatrix}$$

となる. 上記の W_{ii} の値で更新した W を用いた 2 回目のループでは $\text{Mean}(W)$ の値が

$$\begin{aligned} \text{Mean}(W) &= \frac{1 + 0.8 + 0.8 + 1}{4} \\ &= 0.9 \end{aligned}$$

なので $\text{Mean}(W) = 0.9 \leq 0.8 = \theta$ を満たさなくなりループを抜ける.

最後に重み付き類似度行列 W から取り除いた行と列に対応する作業者の活動を与えられた活動パターン $ACT(SL)$ から取り除くことで得られる集合 $ACT(SL) \setminus \{ACT(SI_i) \mid i \in I\}$ が最終的な出力の活動パターンである. 先述までの例を用いると $I = 3$ なので最終的に得られる活動パターン $ACT(SL) \setminus \{ACT(SI_i) \mid i \in I\}$ の値は

$$\begin{aligned} &ACT(SL) \setminus \{ACT(SI_i) \mid i \in I\} \\ &= \{s_1, s_2, s_3\} \setminus \{s_3\} \\ &= \{s_1, s_2\} \end{aligned}$$

となる.

5 実験

本節では実プロセスのインシデント管理プロセスを対象に実験を行った (データセットは BPI Challenge 2013 で公開されている²). 実験では対象プロセスのイベントログに提案手法を適用し得られた活動パターン

²<https://www.win.tue.nl/bpi/doku.php?id=2013:challenge>

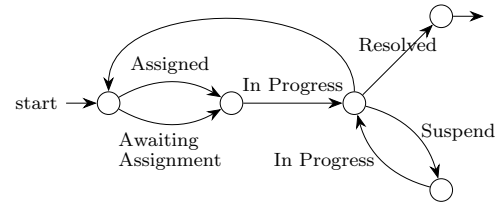


図 1: 実験対象のプロセス

と実験対象のプロセスを比較によってどのような活動が行われているか調査した. また提案手法で得られる活動パターンが占める待ち時間の割合と, 活動パターンの種類数についても調査を行った.

図 1 は実験対象のプロセスモデルである. 初めにインシデントの登録によってケースが開始する. Awaiting Assignment と Assigned は共にインシデントの作業者の割り当てを指す. 両者の違いは Assigned がインシデントを他の作業者に明示的に割り当てたのに対して, Awaiting Assignment はインシデントの割り当ては作業者自身から受け持つ (すなわち Assigned は作業者が事前に特定されているのに対し, Awaiting Assignment の場合は任意の作業者が受け持つことができる). In Progress はインシデント解決のための実務を表す. Suspend は進行中の実務の一時停止を表す³. 最終的にインシデントの対応策が承認されると Resolved が発行されケースが終了する. またラベルのない遷移はダミーの遷移でありイベントログには記録されない.

実験対象のイベントログにおいて Suspend と In Progress はそれぞれ開始と終了を区別するために start と end の接尾辞を持つ (例えば Suspend の開始は Suspend |start のように書く). また In Progress は Assigned と Awaiting Assignment のどちらから開始したかを表す accept assigned と accept queued の接尾辞を持つ.

実験対象のイベントログに含まれるイベントの数は 71307, ケース数は 6126 であり, 同イベントログから得たサスペンドログに含まれるサスペンドインスタンスの数は 2707, そのうち長さ 3 以上のサスペンドインスタンスの数は 1618 であった. 以下で用いるサスペンドログは長さ 3 以上のサスペンドインスタンスのみを含む.

図 2 はアルゴリズム 1 の活動の類似度の閾値を $\theta = 0.6$ としたときに得られた作業者の活動パターンである. 図中では S は Suspend の略であり, IP は In Progress の略である. 得られた活動パターンでは図 2a, 2b に共通する点として作業者は作業の一時停止の後, 登録されているインシデントを受理している. その後は共に共通の流れである. この活動パターンはインシデントの受理後, 開始してからある程度まで作業を続け, 進めた

³実際のデータでは Wait - User というラベルが与えられている

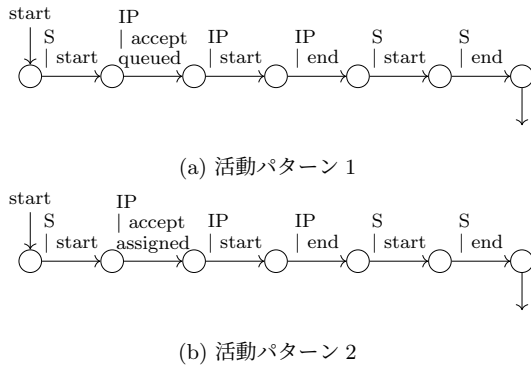


図 2: 提案手法を適用し抽出した作業者の活動パターン

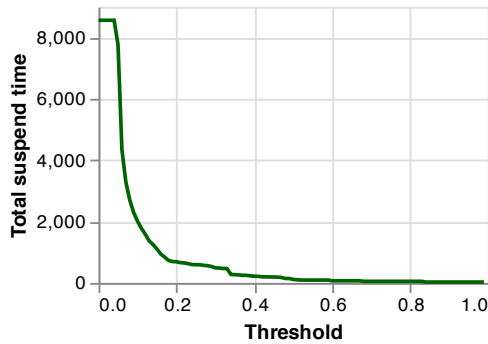


図 3: 閾値 θ に対する抽出した活動パターンの総待ち時間

作業を一旦中断し、最初に中断していた作業を再開する流れと解釈できる。また得られた活動パターンは作業の順序がプロセスの規定する作業の順序と一致していることが見て取れる。

続いてアルゴリズム 1 を適用して得られる活動パターンが全体の待ち時間をどれだけ占めるかの実験結果を示す。図 3 はアルゴリズム 1 の活動の類似度の閾値 θ を変化させたときの活動パターンが占める待ち時間である。閾値 $\theta = 0$ のとき抽出される活動パターンの数が最大となり全体の待ち時間と一致する。提案手法において活動の類似度の閾値 θ を大きくすると全体の待ち時間に対して得られる活動のパターンの待ち時間の割合も大きく減少することが結果となった。

最後にサスペンドログから得られる作業者の活動パターンの種類数についての実験結果を示す。図 4 は階層クラスタリング (WPGMA) [Aggarwal 15] を適用し得られたクラスタの数の推移である。活動間の距離はダメラウ/レーベンシュタイン距離を用いた。また表 4 は図 4 のデータの一部である。クラスタ間の距離 (クラスタ内の要素間の最大距離から 1 足したものを大きくすると急激にクラスタ数が減少することが見て取れ

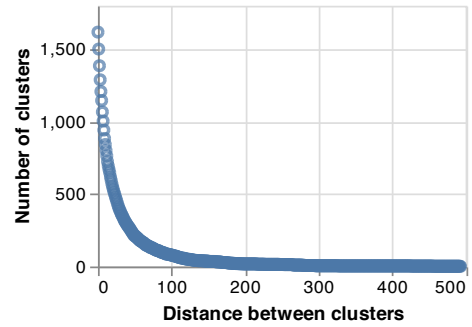


図 4: クラスタ間距離に対するクラスタ数

表 4: 図 4 に示すデータの具体的な値

クラスタ間距離	クラスタ数
1	1498
5	1148
10	841
50	212
100	79
200	18
300	5

る。しかしながらクラスタリングによって得られた活動パターンをプロセスの分析者が目視で比較する場合を考慮すると表 4 のデータからクラスタ間の距離とクラスタ数ともに十分に小さな数に収まっていないと考えられる。

6 まとめ

本研究ではイベントログから作業者の活動パターンを抽出し作業停止中の作業者の活動の理解を試みた。具体的にはイベントログから作業停止が発生している間の作業者の活動のみを抽出したサスペンドログと呼ぶデータを構成し、サスペンドログから作業順序を考慮した作業者の代表的な活動パターンを抽出する手法を提案した。ここでの代表的という言葉は全体の中で類似かつ頻出していることを指す。作業順序の考慮にはダメラウ/レーベンシュタイン距離による類似度を用いた。

実データを用いた実験では得られた活動パターンをプロセスモデルと比較することで作業者の活動の理解を試みた。得られた活動パターンは作業の順序がプロセスの規定する作業の順序と一致していることが確認できた。しかしながら提案手法によって得られる作業者の代表的な活動パターンは全体の待ち時間のうち一部のみを占める結果となった。

今後の課題として今回の手法では網羅できなかった部分の作業者の活動パターンとその部分の待ち時間の分析が必要である。またアクティビティ列と編集距離にもとづく作業者の活動パターンの抽出では活動パターン数が多くなりすぎる問題が生じた。この問題の対処にはアクティビティ列と編集距離とは異なる指標を用いた活動パターンの抽出が考えられる。

参考文献

- [Aalst 11] Aalst, van der W., Schonenberg, M., and Song, M.: Time prediction based on process mining, *Information Systems*, Vol. 36, No. 2, pp. 450–475 (2011), Special Issue: Semantic Integration of Data, Multimedia, and Services
- [Aalst 12] Aalst, van der W., et al.: Process Mining Manifesto, in *Business Process Management Workshops*, pp. 169–194, Berlin, Heidelberg (2012), Springer Berlin Heidelberg
- [Aalst 16] Aalst, van der W.: *Process Mining*, Springer (2016)
- [Aggarwal 15] Aggarwal, C.: *Data Mining*, Springer (2015)
- [Brill 00] Brill, E. and Moore, R.: An Improved Error Model for Noisy Channel Spelling Correction, in *Proceedings of the 38th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics, ACL '00*, pp. 286–293, USA (2000), Association for Computational Linguistics
- [Denisov 18] Denisov, V., Fahland, D., and Aalst, van der W.: Unbiased, Fine-Grained Description of Processes Performance from Event Data, in *Business Process Management*, pp. 139–157, Springer (2018)
- [Dumas 18] Dumas, M., La Rosa, M., Mendling, J., and Reijers, H. A.: *Fundamentals of Business Process Management*, Springer (2018)
- [Hompes 17] Hompes, B., Maaradji, A., La Rosa, M., Dumas, M., Buijs, J., and Aalst, van der W.: Discovering Causal Factors Explaining Business Process Performance Variation, in *Advanced Information Systems Engineering*, pp. 177–192, Springer (2017)
- [Senderovich 15] Senderovich, A., Weidlich, M., Gal, A., and Mandelbaum, A.: Queue mining for delay prediction in multi-class service processes, *Information Systems*, Vol. 53, pp. 278–295 (2015)
- [Song 08] Song, M. and van der Aalst, W.: Towards comprehensive support for organizational mining, *Decision Support Systems*, Vol. 46, No. 1, pp. 300–317 (2008)
- [Verenich 17] Verenich, I., Nguyen, H., La Rosa, M., and Dumas, M.: White-Box Prediction of Process Performance Indicators via Flow Analysis, in *Proceedings of the 2017 International Conference on Software and System Process*, pp. 85–94, Association for Computing Machinery (2017)
- [Weijters 11] Weijters, A. and Ribeiro, J.: Flexible Heuristics Miner (FHM), in *2011 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Data Mining (CIDM)*, pp. 310–317 (2011)

日本のガス使用量における決定要因に関する研究 —多層パーセプトロンモデルによる分析—

A Study on Determining Factors of Amount of Gas Used in Japan
— Analysis using multi-layer perceptron model —

許 慎碩¹ 村上 英治^{1,2} 高橋 大志¹

Myeongseok HEO¹ Eiji MURAKAMI^{1,2} and Hiroshi TAKAHASHI¹

¹慶應義塾大学大学院経営管理研究科 ²アズビル金門(株)

¹Graduate School of Business Administration, Keio University ²Azbil Kimmon Corporation

Abstract: Gas and electric power are one of the essential social infrastructure for social and economic activities. The purpose of this research is to construct a gas' consumption model suitable for the distribution and sales market of LP gas in Japan by utilizing temperature. As a method of predicting demand, we would like to first create a model of power consumption and then apply it to LP gas. Analysis of customers' gas consumption can infer from what standpoint they were consuming public goods. Through this, we would like to offer users' reasonable price and usage to expand their choices and contribute to the efficient use of social resources. Furthermore, analysis of LP gas usage through deep learning is possible.

1. はじめに

社会インフラエネルギーについての研究は数多く行われている。しかし、LP ガスの使用量についての研究は、使用率が低い等の理由から、相対的に十分な研究が行われてこなかった。

都市ガスが普及していない地域においては LP ガスの利用率が高く、小さなベンダーが各地域で競争している傾向にある。地域別の LP ガスの使用量についての研究を進めることで、今後ベンダーと消費者の双方にプラスのメリットをもたらすことが期待される。このような背景から、本研究では、ガス使用量の決定要因に関する研究を進める¹。

2. 関連研究

電力消費量に焦点を当てた研究は数多く報告されている。例えば、UCI(University of California Irvine) Machine Learning Repository が提供している Electricity Load Diagrams Dataset[1]を活用した電力消費量についての研究[4]では、季節ごとの電力の消費量の変化に着目している。本研究では、電力市場などにおける先行研究の成果を取り込み、日本のガス

市場に関する研究を行う[2-7]。

3. データおよび分析結果

本分析では、LP ガス消費量の季節ごとの消費量を分析した。分析対象期間は 2019 年-2020 年であり、国内における複数の都市を対象として分析を行った。

3.1 気温と使用量の関係性

Fig. 1 は、静岡市における気温と LP ガスの使用量の関連性を示したグラフである。

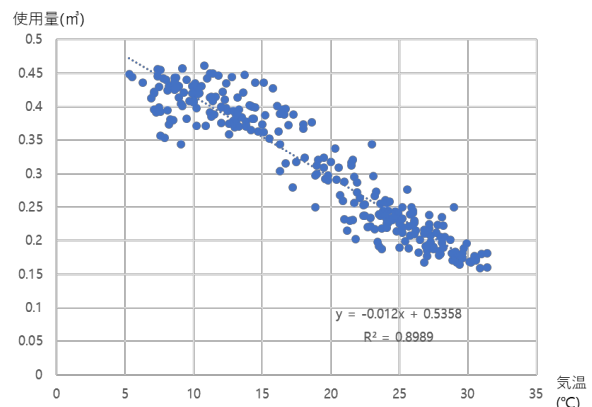


Fig.1 気温、LP ガス使用量の関連性 (静岡市)

¹ 本研究を実施するにあたりアズビル金門 (株) から研究の支援を受けた。ここに記して感謝する。

3.2 各気温におけるLP ガス使用量の推定

Table. 1 は、各温度における各利用者のガス使用量の推計値 (概略) を示したものである。推計においては、最も広く知られた教師有学習モデルの一つである K 最近傍法 (KNN : K-Nearest Neighbor Algorithm) を用い、データセットを構築した² [8-10]。

Table.1. 気温とガス消費量の関連性 (概略)

気温(°C)	ID1(m ³)	ID2(m ³)	...
:	:	:	...
5.6	0.19	:	...
5.7	0.18	:	...
5.8	0.15	:	...
5.9	0.13	:	...
:	:	:	...

3.3 利用者の分類 : K-means によるクラスタリング

構築したデータセットを対象としてクラスタリングを実施した。本稿では、クラスター数を 4 として分析を実施した。

分析の結果、(1) 使用量の変動が大きいクラスター、(2) 気温の影響が小さいクラスター、(3) 気温の上昇とともに使用量が大きく減少するクラスター、(4) 気温の上昇とともに使用量が緩やかに減少するクラスターなどを特定することができた。

Fig. 2 は、気温の上昇とともに使用量が大きく減少するクラスターに含まれるサンプルを示したものである。

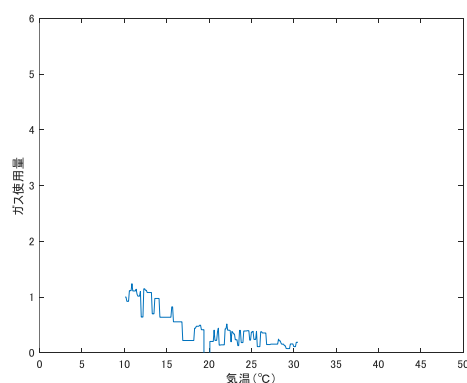


Fig.2 気温と LP ガス使用量 (サンプル)

3.4 多層パーセプトロンモデルの詳細

静岡の 2020 年 1 月から 2020 年 9 月のデータに限定し、以下の四半期別に集計した。

- (1) 2020_Q1 : 2020 年 1 月~3 月 (気温低い)
- (2) 2020_Q2 : 2020 年 4 月~6 月 (気温中間)
- (3) 2020_Q3 : 2020 年 7 月~9 月 (気温高い)

次は以下のデータ間の差分を取り、

- (1) 差分 Q2-Q1 : (2020_Q2-2020_Q1)
- (2) 差分 Q3-Q2 : (2020_Q3-2020_Q2)

差分 Q2-Q1 と差分 Q3-Q2 の符号を求める。(+、0、- の 3 種類) 正常なパターンならば差分 Q2-Q1 と差分 Q3-Q2 が全部「 - 」になり、それ以外は全部「正常ではない」となる。

本論文では、静岡のガスデータ (差分 Q2-Q1、差分 Q3-Q2、パターン (正常、正常ではない)) における多層パーセプトロンモデルによる分析を行う [11]。分析においては、入力層 (2 ノード)、隠れ層 (3 ノード)、出力層 (2 ノード) とした。また、隠れ層と出力層の活性化関数は二値分類のため、シグモイド関数を採用した。深層学習時に使用された教師データとテストデータは、それぞれ既存データの 50% を使用した。学習回数 (Epoch) を 200 回、バッチサイズは 4 に設定した。学習結果として loss は 3-4% 程度、accuracy は 98% 程度となった。

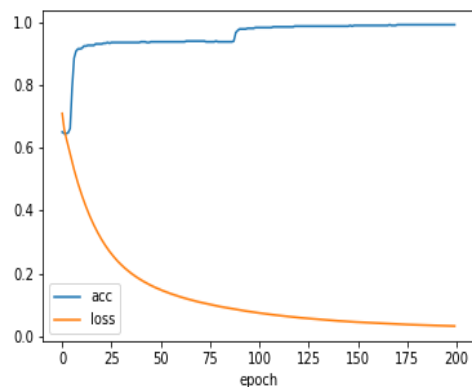


Fig.2. 多層パーセプトロンモデルの深層学習グラフ

² 本稿では K=5 とした場合の結果を示す。

Table 2 は、分析結果を示したものである。

Table.2. 実際、予測結果の分析結果

予測 \ 実際	Normal	Abnormal
Normal	279	4
Abnormal	2	157

4. まとめおよび今後の課題

本分析では、日本の LP ガス使用量と気温の関連性について分析を行った。本研究では、静岡市のデータに焦点を当て分析を行い、LP ガス使用料データから利用者をいくつかのタイプに分類できることを見出した。今後の課題としては、分析対象地域の拡大や、より詳細なユーザ属性を考慮した分析などが挙げられる。

参考文献

- [1] <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/ElectricityLoadDiagrams20112014>
- [2] 江田健二: かんたん解説!! 1時間でわかるガス自由化入門, <https://pps-net.org/taivavi-interview> (2017年6月)
- [3] 村上英治: 価値創出を指向するメーターデータプラットフォームガスミエール™, *Azbil Technical Review*, pp. 20-23, (2020年4月)
- [4] Yasirli Amri, Amanda Lailatul Fadhilah, Fatmawati, Novi Setiani, Septia Rani: Analysis Clustering of Electricity Usage Profile Using K-Means Algorithm, IOP Publishing, (2016)
- [5] <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/ElectricityLoadDiagrams20112014>
- [6] Sebastián de la Torre, José M. Arroyo, Antonio J. Conejo, and Javier Contreras: Price Maker Self-Scheduling in a Pool-Based Electricity Market: A Mixed-Integer LP Approach, *IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS*, Vol. 17, No. 4, pp. 1037-1042, (NOVEMBER 2002)
- [7] Alireza Rahimi Vahed, Teodor Gabriel Crainic, Michel Gendreau, Walter Rei: A Path Relinking Algorithm for a Multi-Depot Periodic Vehicle Routing Problem, *CIRRELT*, pp.1-33, (2013)
- [8] Altman, N. S. (1992). "An introduction to kernel and

nearest-neighbor nonparametric regression" . 《The American Statistician》46 (3): 175-185.

- [9] 元田浩, 津本周作, 山口高平, 沼尾正行: データマイニングの基礎, オーム社 (2006)
- [10] Trevor Hastie, Robert Tibshirani, Jerome Friedman: *The Elements of Statistical Learning Data Mining, Inference, and Prediction*, Springer New York (2009) (杉山将, 井手剛, 神尾敏弘, 栗田多喜夫, 前田英作(監訳) 井尻善久, 井出剛, 岩田具治, 金森敬文 他 (訳) 統計的学習の基礎 —データマイニング・推論・予測—, 共立出版 2014)
- [11] EEG signals classification using the K-means clustering and a multilayer perceptron neural network model Umut Orhan a , Mahmut Hekim a , Mahmut Ozer, *Expert Systems with Applications* 38(2011)

短期間データに基づく製パン新商品の受注量パターン予測

Bread Sales Pattern Forecast from Short-Term Data

工藤 大輝¹ 後藤 裕介¹

Daiki Kudo¹ Yusuke Goto¹

¹岩手県立大学

¹Iwate Prefectural University

In general, baking companies develop a large number of new products, but only some of them become established as standard products, and the production of new products may result in a large amount of waste loss due to unpredictable sales. Therefore, it is necessary to predict the future order volume based on the short-term order data of new products. In this paper, we propose a method for forecasting and evaluation using a combination of multiple explanatory variables and models, using shipment data from bakeries for a short period of time, such as one month after the start of sales. In the proposed method, the most accurate results were obtained by constructing a model with variables that took into account the characteristics of random forests and bread making, and explanatory variables that were modified for the low number of stores.

1. はじめに

製パン企業では生産時、人の勘(前回の発注数, 似たような商品の発注数 etc)で出荷予測を行い, 廃棄ロスが発生している. 一般に多数の新商品を展開しており, 新商品は特別な材料(クリームやパッケージ etc)を使用している. 新商品の一部しか定番商品として定着しないため, 新商品の製造にあたっては売行き予想が外れた結果として, 使用している特別な材料が廃棄となり, 多量の廃棄ロスが発生することがある. このため, 新商品の短期間の受注データに基づいて, 将来の受注量を予測することが必要である.

製パンの特徴として, 短命で季節性が高いことや商品毎に取り扱い店舗数が違う, 発注頻度が高いことが挙げられる. 短命で季節性が高い点については, 予測できるデータに限りがあるという問題, 取り扱い店舗数の違いや発注頻度が高い点については, 予測時のパラメータに関わってくる可能性が考えられる.

関連研究は, 従来の予測モデルとして, ARIMA^[1]や prophet^[2], 新商品の予測モデルとしては 3F アルゴリズム^[3]が挙げられる. 従来の予測モデルである ARIMA や prophet には, 短期間データでは予測が難しいことや製パン工場の出荷データは限られたデータしか使えないため, 季節性やイベント, 顧客情報などのデータを使えないと行った課題がある. 新商品の予測モデルである, 3F アルゴリズムには, 製パ

ンと取り扱い店舗数や発注頻度が違うという課題がある. このため, 製パンの特徴を考慮した変数などを用いた予測が必要であると考えられる.

上述の背景より, 製パン工場の出荷データを利用し, 販売開始されてから1ヶ月などの短期間のデータ使用し, 複数の説明変数とモデルの組み合わせで予測, 評価を行う手法を提案する.

2. 関連研究

これまでに商品の需要予測を行う研究は多数行われている. 本性では製パンの特徴に触れながら, 従来の手法や新商品に適応した手法と比較し課題点について述べる.

2.1 製パンの特徴

予測を行う上で, 商品の特徴を捉え, それに基づいた予測を行う必要があると考えられる. 製パンの特徴として, 短命で季節性が高い, 商品毎に取り扱い店舗数が違う, 発注頻度が高いの3つがあると考えた.

製パンの新商品は, 季節ごとの商品などレパートリーが豊富であり, 販売期間が約3ヶ月ほどと短く, 短命で季節性が高いことが共同研究先企業様からのヒアリングと基礎分析からわかった. データが3ヶ月以内のものしか使用できず, 本研究で使用する出荷データには出荷店舗やイベント情報が含まれていない. そのため, トレンドやイベントデータも使用できず, 予測に使用できるデータに限りがあるとい

った課題がある。

製パンの商品は、店舗の発注者が仕入れ商品に対し発注、発注がきてから製パン工場で商品を生産し、出荷を行う形となっている。店舗での商品の売れ行きや発注者のこの商品は売れそうであるなどの考えで発注の仕方が変化し、人気の高い商品は良く売れるため取り扱い店舗数が増加、人気の低い商品はあまり売れないため取り扱い店舗数が減少傾向になることが考えられることから、商品毎に取り扱い店舗数が違うことが言える。取り扱い店舗数が違うことから、店舗数の増減が商品の人気を表し、出荷数の増減と関係、受注量パターン予測時の一種のパラメータとして効果的な可能性が考えられる。

製パンの賞味期限が短く、出荷されてから約3日となっており、他の商品と比べ発注間隔が短い。そのため3日以内のサイクルで生産されていることから発注頻度が高いと言える。パンによって、生産サイクルが違い、人気が高い商品ほど生産サイクルが短いことが考えられる。発注頻度を変数の中に考慮することで製パンの売れ行きの違いが表現できるのではないかと考える。

2.2 従来の予測手法

従来の予測モデルとして、ARIMA^[1]や prophet^[2]が挙げられる。ARIMA^[1]は、自己回帰(AR)に、移動平均(MA)と差分過程(Integral)を組み合わせたモデルである。prophet^[2]は、ドメイン知識(季節性やイベント etc)を持つ人が統計知識がなくても簡単に予測できるように設計されたモデルである。これらの従来の予測手法の課題として、短期間データでは予測が難しいことや製パン工場の出荷データは限られたデータしか使えないため、季節性やイベント、顧客情報などのデータを使えないと行った点が挙げられる。

2.3 新商品の予測手法

新商品の予測モデルとしては3Fアルゴリズム^[3]が挙げられる。3Fアルゴリズム^[3]は、ファストファッションの短命で季節性の高く、リードタイムが短いといった問題に着目し、短期間のデータを使用し、短時間で予測を行う、グレイ法(GM)と拡張極端学習マシン(EELM)を組み合わせたモデルである。新商品の予測モデルの課題として、取り扱い店舗数や発注頻度が違いが考慮されていないという点が挙げられる。製パンは、規模の大きい店舗から小さい店舗までさまざまな店舗から発注を受け出荷されている。人気のある商品はさまざまな店舗が発注し、取扱店舗数の増加や発注頻度が高くなる。取扱店舗数や発注頻度が売れる売れないに関係し、予測時の変数として効果的なのではないかと考える。

3. 基礎集計

基礎集計より、新商品は販売期間が短いものが多い、初週の出荷数割合出荷数割合のパターン(伸び方)に違いがありそうという2つの特徴がわかった。

図1は商品の販売期間による生存曲線である。生存曲線は、商品毎に販売開始から販売日数が経過するにつれ、対象商品のうちどれだけ商品が残るかの割合で作成した。生存曲線より、半数の商品が90日以内で販売終了、8割の商品が221日以内で販売終了になり、1年以上販売が続く商品は約1割と販売1年以内での死亡率が高いことが見て取れる。このことから新商品は販売期間が短いことがわかった。

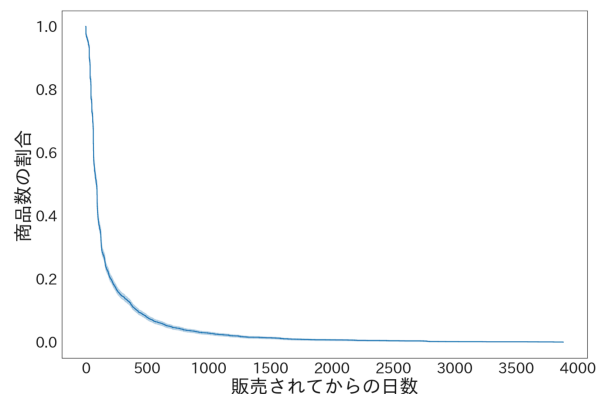


図1：商品の販売期間による生存曲線

図2は出荷数割合をクラスタリングしたセントロイドである。予測に際し、製パンの出荷数の推移での特徴理解や特徴量、基準とするため、クラスタリングを行った。クラスタリング手法としては、非階層型クラスタリング分析手法であるK-means法を使用する。クラスタ数は、エルボー法とシルエット分析を用いて推定し、クラスタ数3が適切であると判断し、クラスタリングを行った。クラスタ結果より、出荷数割合がどの日数で100%に近づくかで分類が行われ、初週の出荷数割合より出荷数割合のパターン(伸び方)に違いがありそうということがわかった。

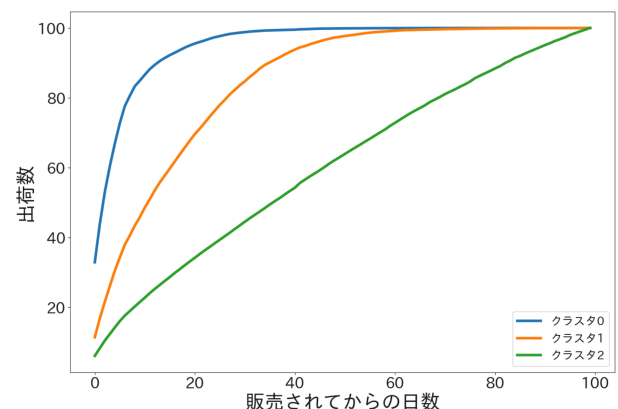


図2：出荷数割合でのクラスタリング

4. 提案する予測手法

4.1 対象データ

本研究で使用するデータは、製パン工場の出荷データである。データの概要は、(1)カテゴリー：菓子パン類、(2)期間：2012年1月～2019年12月、(3)レコード数：532,371件、(4)商品件数：1,027件、(5)店舗数：5,027件、(6)内容：商品ID、商品名、店舗ID、店舗名、出荷数、販売日である。

製パンの新商品の販売期間が約3ヶ月と言われていた点から、商品の販売開始から約3ヶ月(100日)のデータを使用して予測を行う。

4.2 受注量パターンの定義

基礎集計2)より、出荷数割合の伸び方のピークまでの期間の違いが大きく分けて3つ見られた。違いが見られた3つのパターンを受注量パターンとして定義する。

- ① 1ヶ月で出荷数割合が100%に到達
- ② 2ヶ月で出荷数割合が100%に到達
- ③ 3ヶ月以上出荷が続く

4.3 提案手法の概要

図3は提案手法の概要となっており、製パンの特徴を考慮したものや工夫していないものなど各説明変数を作成し、それらを複数の分類予測モデルでそれぞれ学習させ、一番精度の良好な組み合わせを探す。

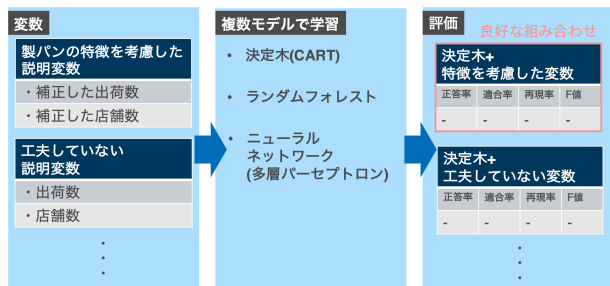


図3：提案手法の概要

5. データ作成

データ作成にあたり、製パンの商品によって出荷数の規模が違うことを考慮するため、商品毎に約3ヶ月(100)日目の出荷数を最大出荷数とし、出荷数割合と累積出荷数割合を求め、分析に使用する。

5.1 目的変数の作成

定義した受注量パターンで分類し、作成した目的変数を表1に示す。

表1：出荷数割合の伸び方によるパターン分類

Class	基準	件数
0	1ヶ月で100%	322件
1	2ヶ月で100%	378件
2	3ヶ月続く	327件

5.2 説明変数の作成

5.2.1 補正をかけた出荷数割合の作成

商品によって出荷数の規模が違うなか、出荷数のみで予測を行なった場合、似た推移の同じ受注量パターンに分類される商品が、ルール作成時に別のものと識別され、うまく学習できないことが考えられる。そこで出荷数の割合にすることで同じパターンとして、うまく学習させる。

しかし、そのまま割合にすると利用できる最終タイミングを100%として比率に変換するが、予測期間以上売れ続ける商品が考慮されず、受注量パターンの違いとしてうまく学習できないことが考えられる。そこで出荷数の傾きを変化量として考慮することで、売れ続ける商品とそうでない商品の違いを表現することで学習しやすくする。

出荷数の傾きを変化量として考慮する際に、1)基礎集計より、初週の出荷数の大きさにより、パターンの分類が地学なりそうなこと、2)発注頻度が高く、3日以内のサイクルで生産されているという2つの考えを変化量として使用する。

実際に決定木分析で予測を行い、どの日数を変化量とすることで効果的なのか比較を行った結果を表2に示す。

表2：変化量に使用する日数の比較

使用日数	正答率	適合率	再現率	F値
2日	0.80	0.80	0.80	0.80
3日	0.77	0.77	0.77	0.76
5日	0.78	0.78	0.79	0.78
7日	0.81	0.81	0.81	0.81

表2の結果より、変化量として考慮する日数として7日が最適であることがわかった。

これらのことより、補正をかけた出荷数割合の作成方法として、まず商品*i*の販売開始から7日までの出荷数の推移で伸びた場合の累積出荷数の最大値 P_i^{Max7} を7日目の累積出荷数 P_{i7} を用いて計算する。

$$P_i^{Max7} = \frac{P_{i7}}{7} \times 100 \dots \text{式1}$$

7日目の累積出荷数の傾きで推移した場合の補正した出荷数割合 PF_{in} を式1で求めた P_i^{Max7} と n 日目の商品の累積出荷数 P_{in} を用いて計算する。

$$PF_{in} = \frac{P_{in}}{P_i^{Max7}} \times 100 \dots \text{式2}$$

5.2.2 店舗数の推移の作成

取り扱い店舗数の変動が商品の人気度に関係し、出荷が続くのか、終了するかという、受注量パターンの判断ができるのではないかとこの考えから、店舗数を説明変数として使用する。

店舗数の推移をそのまま使ってしまうと、取り扱い店舗数の規模によって、同じような推移でも、違うものと認識されうまく学習できないことが考えられるため、商品*i*毎の*n*日目のユニーク店舗数の推移 S_{in} を初日のユニーク店舗数 S_{i1} で正規化したデータ SN_{in} を作成する。

$$SN_{in} = \frac{S_{in}}{S_{i1}} \dots \text{式 3}$$

5.2.3 店舗数での補正

図4はモデル構築時に見られた、予測が外れた商品の一部ランダムに抽出し、店舗数の推移をグラフとして作成したものである。図4のように、モデル構築時の外れている商品の原因分析の際に、外れている商品の中に多数、店舗数が低いまま停滞しているような推移の商品が多く存在していることがわかった。

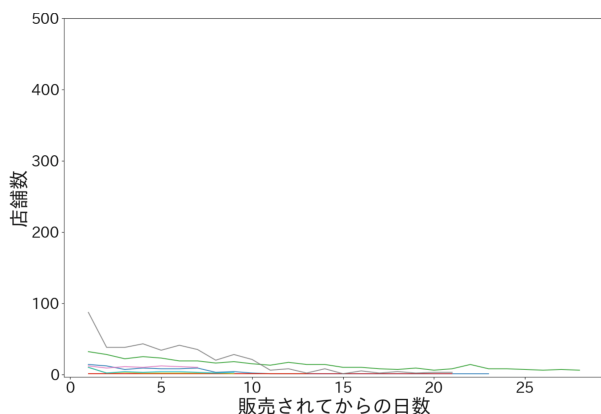


図4：一部外れた商品の店舗数の推移

そこで精度向上のため、店舗数の分布によって、どれほどユニーク店舗数を抱えている商品の中に、外れている商品が多いのか詳しく調査を行った。図5は、モデル構築時に、予測が当たった商品と外れた商品のユニーク店舗数のカウントを積み上げヒストグラムとして作成したものである。図5より、店舗数が10以下のものに外れている商品が多く存在していることがわかった。そこで、予測時の精度を向上させるため、ユニーク店舗数が10以下の商品を除外し補正を行ったものを説明変数として追加し、補正したものと比較を行う。

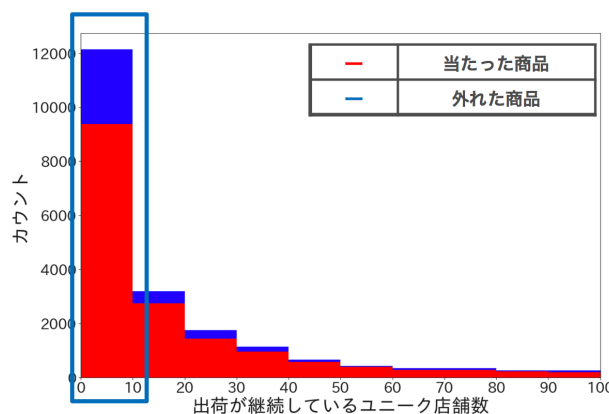


図5：店舗数の分布

6. 提案手法の評価

製パンの特徴を考慮したものや工夫していないものなどの複数の変数を、複数モデルで構築・予測、精度の比較を行い、一番精度の高いモデルの組み合わせを見つける。

6.1 使用する変数

分類予測モデルに用いる変数として、目的変数は定義した受注量パターン、説明変数は、① 製パンの特徴を考慮した説明変数と② 工夫していない説明変数、③ ①に取り扱い店舗数が低いものを補正したもの、④ ②に取り扱い店舗数が低いものを補正したものの4つの変数を使用する。

6.2 モデルの構築

今回予測を行うにあたり、分類の予測に使われるモデルを複数構築し、評価を行う。

データが少ないため、全てのデータにCV(K=3)とF値でGridSearchを行い、最適なパラメータで学習を行った。

分類の予測に使用するモデルは以下の3つを使用した。

- (1) 決定木(CART)
 段階的にデータを分割し、木のような分析結果を出力する。
- (2) ランダムフォレスト
 決定木により、複数の学習器を作成・統合し、汎化能力を向上させたモデル。
- (3) ニューラルネットワーク (多層パーセプトロン)
 人間の脳の神経細胞とのつながりを人工ニューロンという数式的なモデルで表現したもの。

表 3 : 各説明変数とモデルの組み合わせの評価

モデル	説明変数	正答率	適合率	再現率	F 値
決定木	①	0.81	0.81	0.81	0.81
	②	0.77	0.77	0.77	0.77
	③	0.83	0.86	0.85	0.85
	④	0.82	0.83	0.85	0.84
ランダムフォレスト	①	0.85	0.85	0.85	0.85
	②	0.93	0.93	0.93	0.93
	③	0.96	0.96	0.97	0.97
	④	0.94	0.94	0.95	0.95
多層パーセプトロン	①	0.79	0.79	0.79	0.79
	②	0.86	0.87	0.86	0.86
	③	0.74	0.83	0.79	0.77
	④	0.81	0.86	0.83	0.83

表 4 : 予測に使用する日数を短くし、各モデルで予測を行った評価

モデル	使用日数	正答率	適合率	再現率	F 値
決定木	14 日	0.66	0.63	0.61	0.62
	21 日	0.79	0.80	0.75	0.77
ランダムフォレスト	14 日	0.69	0.68	0.65	0.66
	21 日	0.66	0.66	0.61	0.60
多層パーセプトロン	14 日	0.68	0.71	0.64	0.66
	21 日	0.65	0.63	0.63	0.63

6.3 精度の評価

精度の評価にあたり、正解率・適合率・再現率・F 値の 4 つを評価指標として用いる。

6.4 予測結果

各説明変数で作成したモデルについて、各性能で比較を行った結果、表 3 のようになった。

表 3 よりランダムフォレストに③の製パンの特徴を考慮した変数と店舗数が低いものに補正をかけたモデルの構築が 4 つの指標で 0.96 以上と、一番精度が高い結果となった。

決定木やランダムフォレスト構築時に予測の分類に効果的なルールとして以下の 2 つの特徴が見られた。

1. はじめに 29～31 日目の出荷数や店舗数に関連した変数の変化量で、Class2 に属するものか、そうでないものかに分類
2. Class2 に分類されなかったものの中で、6～12 日目の出荷数や店舗数に関連した変数の

変化量で、Class0 に属するものか、Class1 に属するものか分類

効果的なルールと見られた 2 つの特徴より、製パン新商品の 1 ヶ月続くものと 2 ヶ月続くものかの分類は、6～12 日目の出荷数や店舗数、3 ヶ月以上販売されるものは、29～31 日目の出荷数や店舗数を見ることで判断できそうなことがわかった。

7. さらに短い期間での予測

製パンの予測を行う上で、1 ヶ月に販売終了してしまうような商品に対して、1 ヶ月のデータで予測を行うのでは遅く、更に短い期間(2, 3 週間)のデータで予測を行うことができると経営的判断によりいかせそうだということが、共同研究企業様からいただいたアドバイスよりわかった。

そこで、更に短い期間(2, 3 週間)のデータを使用し、予測モデルの構築・性能の評価を行う。提案手法の評価で、1 ヶ月の予測で精度が一番よかった③の説明変数を使用し、各モデルで予測を行った。

予測に使用する日数を変更し、作成したモデルについて、各性能で比較を行った結果、表 4 のようになった。表 4 より、決定木に説明変数③の使用日数

を 21 日に変更したものが 4 つの指標の中で一番精度が良い結果となった。

8. 考察

ランダムフォレストと説明変数③の組み合わせが各性能において高くなった結果について考察を行う。

ランダムフォレストと説明変数③の組み合わせ時の混同行列の結果が表 5 である。

表 5: ランダムフォレストと説明変数③で構築したモデルの混同行列

	Class	予測されたクラス		
		0	1	2
実際の クラス	0	115	1	0
	1	1	240	10
	2	1	10	215

表 5 の混同行列より、Class0 の分類精度がかなりいいことがわかった。また、他の予測手法では Class1 と Class2 の分類精度が悪く、どちらか判別できていないものが多かったが、ランダムフォレストと説明変数③の組み合わせでは、それぞれ誤差が 10 ほどと少なく分類精度がいいことがわかった。このことから、全体的に分類がうまく行っているため、各性能が高いモデルができていることがわかった。

更に短い期間での予測より、決定木に説明変数③の使用日数を 21 日に変更したものが 4 つの指標の中で一番精度が良い結果となったことについて考察を行う。モデルの精度で考えるとランダムフォレストが一番精度の向上が見込まれそうだが、決定木が一番高い結果となった。

表 6: 説明変数③(使用日数: 21 日)を用いて、決定木とランダムフォレストで構築したモデルの混同行列

実際の クラス	Class	予測されたクラス		
		0	1	2
決定木	0	66	43	7
	1	9	221	21
	2	8	35	183
ランダム フォレスト	0	37	69	10
	1	14	189	48
	2	7	51	168

表 6 の混同行列により、Class 分類を比較してみたところ、ランダムフォレストでは Class0 の 1 ヶ月続く商品の分類がうまくいっていないことがわかった。また、ランダムフォレストでは予測に効果的なルールとして、18~21 日の出荷数や店舗数が多く使用されていることが明らかになった。決定木では、Class0 の分類や他の分類もうまくいっていることがわかった。また効果的なルールとして、13 日や 4 日

などの出荷数や店舗数が使用されており、使用される日数の幅が大きく、受注量パターンの違いをうまく学習されているのではないかと考えられる。

9. 終わりに

本研究では、製パン工場の出荷データを利用し、販売開始されてから 1 ヶ月などの短期間のデータ使用し、予測の際に一番精度の高い説明変数とモデルの組み合わせを探す予測手法を提案した。

その結果、ランダムフォレストと説明変数③の製パンの特徴を考慮した変数と店舗数が低いものに補正をかけたモデルの構築が 4 つの指標で一番精度が高い結果となった。また、混同行列により高精度の考察を行った結果、Class0 の分類精度がかなり良く、他のモデルの組み合わせでは精度の悪い Class1 と Class2 の分類精度もよく、全体的に分類がうまく行っているため、各性能が高いモデルの構築ができていることがわかった。

また、更に短い期間(2, 3 週間)のデータで予測を行うことができると経営的判断によりいかせそうだという考えから、更に短い期間での予測を行った結果、決定木に説明変数③の使用日数を 21 日に変更したものが 4 つの指標の中で一番精度が良い結果となった。4 日や 13 日など幅広い期間での出荷数や店舗数で分類が行われ、受注量パターンの違いをうまく学習できたため精度が高いのではないかと考えられる。

今後の課題として、他の分類予測モデルでのさらなる実装・比較、更に短い期間での予測について精度の改善、出荷数や店舗数以外の新たな変数の検討などが挙げられる。

謝辞

分析データは、白石食品工業株式会社様より提供いただきました。心より感謝申し上げます。

参考文献

- [1] Downs G. W., Rocke D. M.: "Municipal budget forecasting with multivariate ARMA model", Journal of Forecasting, Vol. 2, pp. 377-387, 2017
- [2] Sean J.Taylor, Benjamin Letham: "Forecasting at Scale", PeerJ Preprints, 2017
- [3] Tsan-Ming Choi, Chi-Leung Hui, Na Liu, Sau-Fun Ng, Yong-Yu: "Fast Fashion Sales Forecasting with Limited Data and Time," Decision Support System, Vol. 59, pp. 84-92, 2014.

一般化加法モデルと勾配ブースティング木による インバランス料金単価の推定

Analyzing and Forecasting Imbalance Unit Price using Generalized Additive Models (GAM) and Gradient Boosting Trees (GBT)

堀井博夫¹ 小畑崇弘¹ 瀬之口潤輔² 倉橋節也¹

Hiroo Horii¹, Takahiro Obata¹, Junsuke Senoguchi² and Setsuya Kurahashi¹

¹筑波大学ビジネス科学研究群

¹University of Tsukuba

²東京工科大学コンピュータサイエンス学部

²Tokyo University of Technology

Abstract: Since the Japanese electricity retail market's liberalization started in 2016, the numbers of power generation companies and retailers joining the market are increasing. Power generation companies and retailers must pay imbalance charges, which depend on the amount of error between planned supply and demand volume and real supply and demand volume. Imbalance unit prices are calculated from spot prices and day-ahead market prices in Japan and volatile because imbalance unit prices are influenced by many parameters like the imbalance between supply and demand, climate changes, etc. Forecasting imbalance unit prices are essential for risk management. Analyzing and forecasting imbalance unit prices using generalized additive models (GAM) and future work to improve the price forecasting estimation are shown in this study.

1 研究の背景と目的

2016年の電力小売りの全面自由化以降、電力取引市場に参画する発電事業者や小売り事業者が増加している。電力システムの安定的な運用を目的として、電力需要量と供給量を一致させるために、30分計画値の同時同量制度が導入されているが、発電事業者や小売り事業者は、それぞれ30分単位の発電計画および需要計画と実供給量および実需要量が一致しなかった場合には、図1に示すように、送電事業者との間で、需要と供給の誤差量にインバランス料金単価を乗じたインバランス料金支払いや受取りが発生する。

現在の日本におけるインバランス料金単価は、

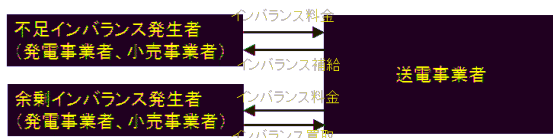


図1 インバランス料金の支払いと受取り

2021年度の需給調整市場の開設までの過渡的措置として、スポット市場価格と時間前市場価格の30分毎の加重平均値に需給一致を促すインセンティブ定数を加味し算出されている[1]。スポット市場、時間前市場及び需給調整市場の関係を図2に示す。

インバランス精算単価は、系統全体の需給状況等に応じて変動するため予測が困難であるが、インバランス料金単価の推定は、発電事業者や小売り事業者の事業運営上のリスク管理や、将来開設が予定されている需給調整市場における取引を行っていく上で有用であると考えられる。そこで、本稿では、線形モデルや一般化加法モデル (GAM) を活用したインバランス料金単価の推定手法について検討し、今後の検討課題を示す。

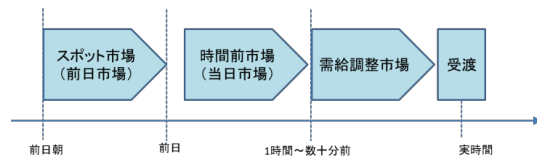


図2 日本の電力取引市場の構造[2]

2 関連研究

日本卸電力取引所 (JEPX) で取引されている時間帯ごとのスポット価格データに GAM を当てはめ、スポット価格の周期性と曜日・休日特性を抽出後、GAM の残差の多変量系列に対して VAR モデルを適用し、条件付き期待値を用いた将来価格予測について分析がなされている [3].

日本の電力取引市場を対象とした既存研究ではスポット価格データの予測が主であるが、インバランス料金単価の予測は数が多くない。

欧州では、balancing市場における電力価格について、機械学習の手法を用いた予測がされている [4].

3 分析手法と結果

本稿では研究の端緒として、インバランス料金単価の推定を、線形モデルおよび GAM により行う。推定にあたり、インバランス料金単価は東京電力パワーグリッド株式会社より公開されている 2016 年 4 月～2020 年 12 月の確報値を使用した。

インバランス料金単価および JEPX より公開されているシステムプライスは、それぞれ図 3 および図 4 に示される。まず同日同時刻におけるインバランス料金単価とシステムプライスとの関係を見るため、目的変数をインバランス料金単価、説明変数をスポット市場価格とする単回帰を行った (式(1))。その結果、決定係数は 0.69 と高い数値を示し、同日同時刻のデータについては、インバランス料金単価はシステムプライスにより説明される部分が多い事が示された。

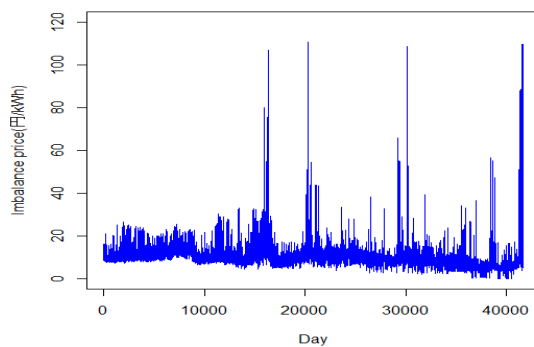


図 3 インバランス料金単価
(2016 年 4 月～2020 年 12 月)

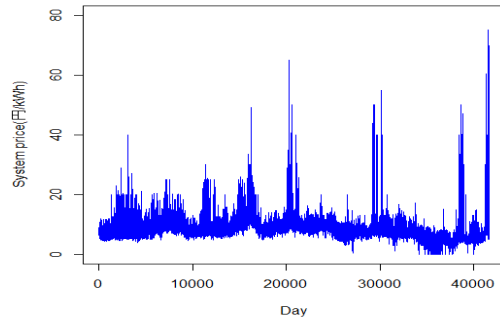


図 4 システムプライス
(2016 年 4 月～2020 年 12 月)

$$P_{t_imbalance} = \beta_{hp} P_{t_system} + c_p + \varepsilon_{p,t} \quad (1)$$

$P_{t_imbalance}$: インバランス料金単価 (毎時)

P_{t_system} : システムプライス (毎時)

ただし、 β_{hp} は回帰係数、 c_p は定数項、 $\varepsilon_{p,t}$ は残差項である。

系統全体の需給状況に応じてインバランス料金単価は変動すると推定されるが、需給のインバランスが発生しやすいのは、電力の負荷が比較的小さく、かつ変動の小さい夜間の時間帯よりは、電力の負荷変動が大きい昼間の時間帯であると考えられる。インバランス精算単価の夜間および昼間の時間帯別の具体例を図 5、図 6 に示す。実際に、図 7 に示す時間帯別のインバランス料金の標準偏差を見ると、昼間の方が夜間よりインバランス料金の変動が比較的大きくなっている事が観察される。

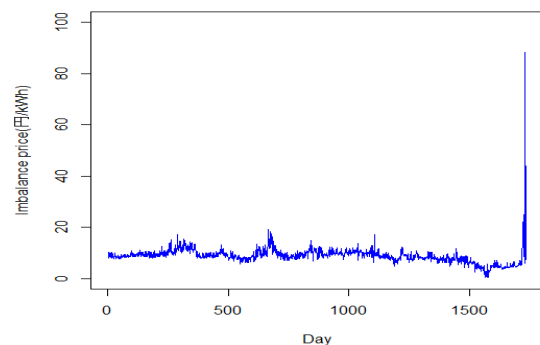


図 5 インバランス料金単価
(2016 年 4 月～2020 年 12 月の毎日 0 時)

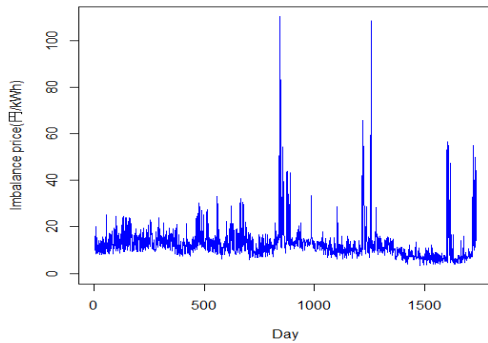


図6 インバランス料金単価
 (2016年4月～2020年12月の毎日16時)

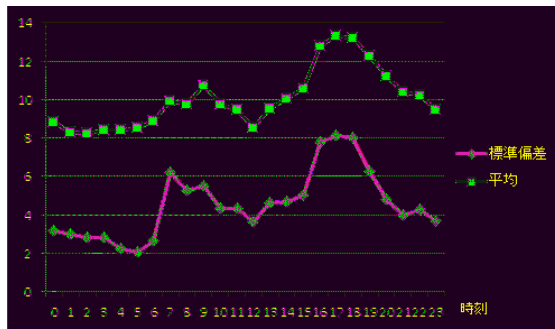


図7 インバランス料金単価の平均値と標準誤差

このように、インバランス料金単価は時間帯別でその変動幅が大きく異なる事が観測される。そのため、時間帯別にインバランス価格の推定モデルを構築する事が必要であると考えられる。

次に、インバランス料金単価を推定するためのモデルを式(2)および式(3)に示す。インバランス料金単価を目的変数とし、説明変数として、インバランス料金単価と同日同時刻のシステムプライス、買入札総量、売り入札総量および、気象庁が公開している24時間前の気温を用い、(1)式の線形モデルの分析モデルと(2)式のGAMの分析モデルを構築し、比較を行った。

$$P_{t_imbalance} = \beta_{hp}\bar{V}_{B,t} + \beta_{kp}\bar{V}_{S,t} + \beta_{up}T_{t-24} + \beta_{vp}P_{t_system} + c_p + \varepsilon_{p,t} \quad (2)$$

$$P_{t_imbalance} = h_p(\bar{V}_{B,t}) + k_p(\bar{V}_{S,t}) + u_p(T_{t-24}) + v_p(P_{t_system}) + \varepsilon_{p,t} \quad (3)$$

$\bar{V}_{B,t}$: 買入札総量

$\bar{V}_{S,t}$: 売り入札総量

T_t : 時間帯ごとの東京における気温

ただし、 h_p, k_p, u_p, v_p は平滑化スプライン関数、

$\beta_{hp}, \beta_{kp}, \beta_{up}, \beta_{vp}$ は回帰係数である。

式(2)および式(3)に従って推定した結果の決定係数を図8に示す。すべての時間帯について、非線形な平滑化スプライン関数を用いることにより、線形回帰の推定結果より推定精度が改善されている。また、時間帯別には、夜間の方が比較的変動が小さい事もあり、昼間に比べて推定精度が高くなる傾向が見られた。

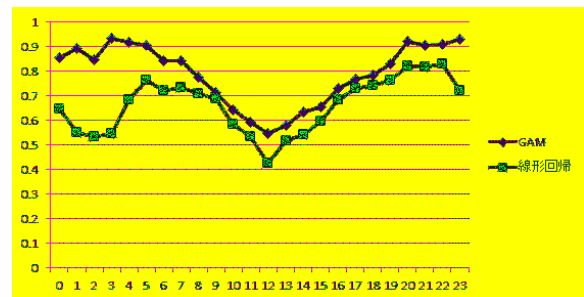


図8 推定結果の決定係数(線形回帰とGAM)

4 今後の検討課題

線形モデルおよびGAMを用いてインバランス料金単価の推定を行ったが、本稿で使用した説明変数やモデルでは説明しきれない残差項が存在する。インバランス料金単価に影響を及ぼす項目は様々な変数があると想定されるが、今後は、インバランス料金単価の推定に有用と想定される予備率やLNG価格等の各種説明変数を追加し、また、株価の予測等に有効と考えられるXGBoost等の勾配ブースティング木の各種のモデルを用いる事で[5]、本稿のモデルで算出されたインバランス料金単価の推定結果の残差項目の推定を行い、インバランス料金単価の推定精度の向上を図る。

5 参考文献

- [1] 長山:再生可能エネルギー主力電源化と電力システム改革の政治経済学 (2020)
- [2] 安田:世界の再生可能エネルギーと電力システム [電力市場編] (2020)
- [3] 山田, 牧本, 高嶋: 一般化加法モデルを用いた JEPX 時間帯価格予測と入札量-価格関数の推定, ジャフイージャーナル: 金融工学と市場計量分析, Vol.14, pp. 8-39, (2015)

- [4] Alexandre Lucas, Konstantinos Pegios, Evangelos Kotsakis and Dan Clarke: Price Forecasting for the Balancing Energy Market Using Machine-Learning Regression, *Energies* 2020, Vol. 13, pp. 5420, (2020)
- [5] 瀬之口潤輔, 小畑崇弘, 酒本隆太, 倉橋節也: 多重解像度解析を用いた株式市場の将来予想と構造解明, *現代ファイナンス*, No.42, pp.71-89