営業日報における「お客様の声」分析と抽出

Customer Voice Extractions from Business Daily Reports

島田 敦子1

Atsuko Shimada¹

¹株式会社リコー ¹ Ricoh COMPANY, LTD.

Abstract: 日々の営業活動報告はテキストデータで登録され、表現、内容、スタイルが既存の NLP システムの学習データセットに含まれていないため、解析して AI で活用したくてもできていない。本研究では、先行指標が記載されているため、ビジネス上価値があると認識している「お客様の声」文の解析をもとに定義を明確にし、学習データを作成した。最初に、お困りごとと課題の特徴をお客様の「事象」と「心象」を軸に定義した。「お困りごと」とは、現在の状態と理想の状態とにギャップがあり(事象)、そのギャップに対して困っている(心象)。「課題」とは、お困りごとを解消するための行動(事象)であり、行動に前向き(心象)。事象と心象の条件をクリアした文のみ学習データとして分類器を開発、営業日報からお客様の声文の抽出を試みた。テキストデータの AI 活用に手ごたえを感じる結果を得ることができた。

1. はじめに

日々の営業活動報告はテキストデータで登録され、表現、内容、スタイルが既存の NLP システムの学習 データセットに含まれていないため、解析して AI で活用したくてもできていない。本研究では、テキストデータとして蓄積されている営業日報から、先行指標が記載されているため、ビジネス上価値があると認識している「お客様の声」の自動抽出を目的としている。

テキストデータは構造化データと異なり、書き手によって様々である。特に忙しいセールス・エージェント(以下 SA)が書く営業日報は短く、多くの当たり前の情報は省略された文としては不完全な表現がほとんどである。本研究では SA 自身の営業活動報告の中で、お客様より伺うことができた「お客様の声」を言語的に解析し、その特徴をもとに、お客様の困りごと文・課題文の伝える情報を明確に定義し、その定義をもとに、商材やソリューションの導入事例集のテキストにラベル付けを行った。

近年発表された汎用言語モデルにラベル付けしたデータを使って「お客様の声」文の文分類モデルを開発した。営業日報データでの結果は公開できないが、開発したモデルで livedoor ニュースコーパスの文を分類した結果を本稿で紹介する。

2. 関連研究

テキストデータからある特徴を有する文を抽出する研究は、NLP領域で出が行われている。ニュースの記事より「意見文」抽出をする研究 [1]、ブログの記事より「意見文」の抽出・検索をする研究 [2]、Web 文書より「トラブル文」を抽出する研究 [3] などがあるが、多くは機械学習を用いた分類問題として特徴を有する文文抽出を行った。本研究では汎用言語モデル BERT を使って単文の多値分類を行った。

「課題」抽出の研究では、特許明細から「従来技術課題」の抽出 [4]、「技術課題情報」の抽出 [5] があり、営業日報からは杉原らの「課題記述文」を抽出する研究 [6] がある。課題記述文の定義は各研究で異なっている。[6] において、従来研究における課題及び課題文の定義に関しては丁寧にまとめられている。本研究と従来研究の違いは、課題及び、課題文をお客様の心象に応じて、「お困りごと」と「課題」の二つに分割している点である。

3. 「お客様の声」の分析

SA が直接取得したお客様の声、特にビジネス上有益な先行指標が含まれている「お困りごと」と「課題」文を、お客様の事象と心象の2点を軸に定義する。最初に「事象」と「心象」について、本研究での意味を明記する。事象とは、「ある Event とその結

果」を指す。すべてのビジネス活動が Event であり、 過去のあらゆる Event の結果の集合が現在の状態で あるとする。心象とは、「心や意識の中に浮かぶ感覚 やイメージ」を指す。

お客様の「お困りごと」と「課題」

ビジネスにおけるお客様の課題を定義するには、 その前の段階である「問題」を明確にする必要があ る

本研究において、ビジネス上の「問題」とは「ある Event の結果とお客様が想定されていた結果のギャップ」を指す。問題という表現がネガティブなイメージを付与しがちだが、想定外の結果などのポジティブなギャップもここでは含まれる。理想的な結果と現実の結果の間にギャップがあるという事象に対して、お客様が困っている・不満足であるという心象が表現されたとき、その文を「お困りごと」文と判定する。

またお困りごととなっている問題(理想と現実のギャップ)がある状態を、何とかしたい・解消したいというお客様の心象が明確に表現された文をお客様の「課題」文と本研究では定義する。

お客様の理想は先行指標であり、ビジネスチャンスと直結する。日々蓄積される営業日報から上記の定義をもとにお客様のお困りごと文と課題文の自動抽出方法に関して次に述べる。

4. お困りごと文・課題文の自動抽出

本研究では、近年発表された汎用言語モデル BERT [7] を用い、お客様のお困りごと文と課題文を 営業日報から言語的特徴を基に判定し、抽出する。

抽出方法

本研究では京都大学が発表している汎用言語モデル BERT の PreTrain モデルに、独自のお客様のお困りごと文・課題文をマニュアルでラベリングしたデータで Fine Tuning を行い、多値分類器(お困りごと文・課題文・その他の文を分類する分類器)を開発した。

データ

手作業でラベル付けしたデータは、弊社の商材・サービスの導入事例集を用いた。また Fine Tuning に使用したラベル付けしたデータの数は以下の通りである。

文分類カテゴリ	ラベルデータ数
お客様のお困りごと文	384 文
お客様の課題文	311 文
その他(SA 活動報告)	1, 619 文

文分類モデルの実験と結果

本来は営業日報から、お困りごと文・課題文を分類・抽出を行っているが、本研究会では実際の営業日報データを分類した結果を公開できないため、テストデータとして livedoor ニュースコーパスの以下のテキストを使用した。

No.	livedoor ニュースコーパス (家電チャンネル: http://news.livedoor.com/category/vender/kadench/)
1	あなたは「正しい歯磨きの方法」を知っているだろうか。
2	おそらく多くの人が小学生の時に歯の磨き方を習うのだが、時代 によって「正しい方法」が変わっている。
3	歯磨きの仕方が悪いとせっかく磨いても歯垢が取れない。
4	歯垢は虫歯だけでなく、糖尿病の悪化や動脈硬化、心筋梗塞など、 全身疾患の原因にもなるという。
5	大人になってからも最新の正しい歯磨き方法を是非習得したいものだ。
6	ブラウン(P & G)は2012年2月10日より、電動歯ブラシ 「ブラウンオーラルB」からプレミアムモデル『デンタプライド 5000』『デンタプライド4000』を新発売する。

以下に開発した分類モデルによって、上記のデー タを分類した結果を提示する。1及び2の文には。 明確な書き手の心象はない。よって分類モデルはお 困り文でも課題文でもないと判定している(それぞ れの確信度を参照)。3、4の文には事象及び心象の 言語的特徴を有すため、分類モデルは「お困りごと」 と判定している。 文3の事象は「歯垢が取れない」、 心象は「せっかく磨いても歯垢が取れない」ので、 困るとなる。文4の事象は様々な「全身疾病の原因」 になる、そして心象は「虫歯だけでなく」の「だけ」、 及び「全身疾病の原因にも」の「にも」からネガテ ィブな感覚を読み取ることができる。文6からは正 しくない歯磨きの方法(現実)ではなく、「正しい歯 磨きの方法を習得する」(理想)という、理想と現実 のギャップを解消するための対策を前向きにおこな いたいという事象と心象が読み取れるため、分類モ デルは「課題文」と判定している。最後の文6は「電 動歯ブラシを新発売する」という情報のみで書き手 の心象は読み取れないので、モデルはお困りごとと も課題とも判定していない。

(2012)

[7] Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K. and Toutanova, K.: BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding, NAACL, Vol. 1, pp. 4171-4186, (2019).

Text	確信度			
No.	お困りごと文 課題文			
1	0.3436632	0.60872		
2	0.9062867	0.003379103		
3	0.99576277	0.000890648		
4	0.99131435	0.001663661		
5	0.001380988	0.9935121		
6	0.3436632	0.60872		

5. まとめ

日々テキストデータで蓄積される営業日報から、 その言語的な特徴をもとに、本研究ではお客様のお 困りごとや課題を報告している文を自動抽出するモ デルの開発を行った。今後はお客様の課題を更に分 析し、事業所移転や基盤システムの変更などビジネ ス上大きな案件につながる課題を営業日報から抽出 するためのラベルリングデータの作成とモデルの改 良を行いたい。

参考文献

- [1] YU, H.: Towards Answering Opinion Questions: Separating Facts from Opinions and Identifying the Polarity of Opinion Sentences, In Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pp. 129-136, (2003)
- [2] FURUSE, O.: Opinion sentence search engine on open-domain blog, Proceedings of the 20th international joint conference on Artificial intelligence, pp. 2760-2765, (2007)
- [3] 丹治広樹:トラブルを表す文の Web からの抽出, 言語 処理学会第 15 回年次大会発表論文集, pp. 140-143, (2009)
- [4] 西山莉紗: 特許公報を対象とした従来技術課題の抽出, 言語処理学会第 16 回年次大会発表論文集, pp. 82-85, (2010)
- [5] 坂井浩之:特許明細書からの技術課題情報の抽出, 人工知能学会論文誌,pp. 531-540,(2009)
- [6] 杉原大悟, 大熊智子, 佐竹功次, 三浦康秀, 服部圭悟: 営業支援システム内に蓄積されたテキストデータからの課題記述文抽出, 情報通信学会技術研究報告言 語理解とコミュニケーション 112(196), pp.7-12,

日本の上場企業における労働分配率の決定要因の検討 --機械学習を用いた労働分配率および平均給与に関する分析---

Analyzing the factors that determine the labor share of listed companies in Japan

松本 章宏¹ 菅 愛子¹ 高橋 大志 Akihiro MATSUMOTO ¹, Aiko SUGE ¹, and Hiroshi TAKAHASHI ¹

¹ 慶應義塾大学大学院 経営管理研究科 ¹ Graduate School of Business Administration, Keio University

Abstract: In recent years, the labor share has been declining in Japan, causing a hollowing out of the real economy. The purpose of this study is to clarify the relationship between labor shares and payout ratios. We plan to examine whether the relationship between the labor share and payout ratio can be demonstrated by using nonlinear analysis such as machine learning methods.

Keyword: Labor share, Payout ratio, Average salary, Industry differences, Machine learning

はじめに

1989年に端を発したバブル崩壊以降、日本は失われた 25年を歩むこととなったが、2013年の内閣によって実行された一連の経済政策である「アベノミクス」の効果により、景気は回復の兆しを見せ始めた。2013年の段階で約8000円台だった株価は、2018年では一時期24000円台まで回復し、企業の業績は改善され、企業の内部留保の金額は過去最高に至るまでとなっている。一方で、日本の労働分配率は戦後最低の値を示しており、鈴木(2018)や田中・菊地・上野(2018)においても指摘されているように、労働分配率の低下は大きな社会的課題として捉えられている。労働分配率とは、付加価値に占める人件費の割合を示す経営指標であり、下記の式にてその値が求められる。

労働分配率 (%) = 人件費 ÷ 付加価値 × 100

先行研究と課題

日本は約84%が雇用者である。よって、企業からの 労働分配率の低下は、実体経済の弱体化を招き、人々 の購買力そのものが低下し、マーケットが縮小する 可能性が問題視されている。労働分配率の低下が問 題視される一方で、日本の金利は引き下げられ続け、 2016年1月に「マイナス金利付き量的・質的金融緩和」として更に強化された。金融市場に資金が大量に流れ、企業体は投資に踏み切りやすいタイミングになったにもかかわらず、労働市場に支払われる対価は創造した付加価値に対して以前ほど配分されないという構図が明らかになりつつある。更に、国際柄基金(2018)の調査では、近年IT技術の進歩により資源配分を、労働者の雇用ではなく、AI技術などのオートメーションを目的としたソフトウェアおよびハードウェアへの投資に企業が切り替えることを報告し、所得の2極化が進んでいることを指摘している。労働分派率は近年のIT技術の進歩に対して重要な指標となっている。

西崎・須合(2001)の研究では、労働分配率は景気循環とほぼ同時に、かつ逆方向に動くという傾向が述べられており、これは景気が好転することにより企業の売上は上昇するが、企業における労働対価は恒常的な数値傾向を示している。また、逆に景気が悪くなると売上の下落分ほどには人件費が削減されないことを示されており、近年の労働分配率の低下は好景気を反映したものであるとの指摘もある。

独立行政法人 労働政策研究・研修機構の調査 (2018)によると、OECD の加盟国の中において特に日本の労働市場に支払われる対価が低いことが示されている。日本における法人税は下がり続けており、企業は内部留保の割合を高めている。従来は労働者

に分配されていた企業の利益は 2002 年以降、株主に還元される傾向が強まってきた。鈴木(2018)によると、近年外国株主の増加により配当性向が上昇し、特に大企業においてその傾向が顕著となっていることが指摘されている。2000 年代前半までの配当性向は 5~10%で推移していたが、2019 年現在、30%を中央地として配当性向は高まり続けている。

これらを鑑みると、法人税は低下し余剰利益を創出しやすい環境になったにも関わらず、企業が生み出した付加価値が人件費として還元されず、配当として株主の手に渡っている可能性が高い。また、一部の資本家が潤い、日本の約9割を占める労働者に還元されないため、日本の実体経済が弱体化するという懸念が考えられる。よって、本研究では再度日本の上場企業にのみ着目し、労働分配率と配当性向の関係について検討する。

目的

上記の課題について検討するために、上場企業の財務データを分析対象とし、機械学習による労働分配率の説明を目的とした分類を行う。その際、従業員配分が特有に高い企業を選定し、その因果を計測・推定することにより、いかにして高い労働分配率を維持しながら企業が成長可能であるかという要因分析を行う。高い労働分配率と成長性を維持している企業の特徴を分析することで、株主構成や資本構成といった観点から特徴を分析する上場企業の財務無データは、各企業の有価証券報告書のデータを集計している日経 NEES より取得したものを利用した。

分析手法

近年、機械学習アルゴリズムによる分類手法が普及したことにより、数値解析における利用の範囲が広がっている。従来行われてきた Support Vector Machine や、クラスタリング分析などを用いる事により、従来人間の判断では判別が難しかったビックデータを用いた解析が可能となっている。本研究では、そうした機械学習アルゴリズムを用いて、上場企業の財務データを分類し、産業の形態を特定すると共に、その業界の中において特有の高い労働の配率を維持している企業を選出する。労働分配率の説明は複雑性が高いため、多数の数値分析を可能とする機械学習による分析と相性がよく、また新規性が高いと考える。また、企業における成長性の代理で数として、配当性向を分析指標とする。配当性向とは、その期の純利益(税引後利益)の中から、配当

金として支払っている割合を示すものである。

分析対象

研究手法とデータセット

上場企業約 3600 社の 2018 年度の開示決算情報を分析対象とする。労働分配率の分析に関しては、売上による変動の影響を受けるため、安定かつ持続的な企業経営が行えていることを前提とし、東証一部および二部上場企業を対象とした。また、株主構成との関係性を見るため、配当性向が 0%の企業は分析対象から除外し、株主還元と労働分配率の関係性を株主構成の観点から検討した。

分析

労働分配率と配当性向の関連性

労働分配率および配当性向の関係性を示すため、 Fig 1 に散布図を示した。

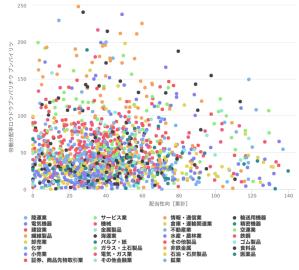


Fig 1. 労働分配率と配当性向の関係性 (縦軸:労働分配率、横軸:配当性向)

また、上記データを元に Pearson の積率相関係数を求めたところ、r=0.02 となり相関関係は示されなかった。

業種ごとにおける労働分配率の差異

東証の指定する 33 の業種によって労働分配率に 差異があるか分散分析を用いて検討したところ、F (30,1576)=16.60,p<.01 となり、有意な差が示された。 続いて、Tukey の多重比較検定を行ったところ、その他の産業と比較して「輸送用機器」「陸運業」「情報・通信業」「空運業」「倉庫・運輸関連業」といった産業において労働分配率が高いことが示された (Fig 2)。

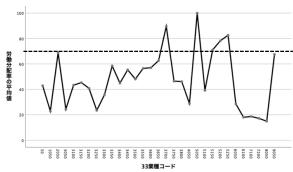


Fig 2. 東証指定 33 業種における労働分配率の平均値

(縦軸:労働分配率の平均、横軸:業種コード)

労働分配率と平均年収の関連性

実際に労働者に支払われている給与と働分配率の 関係性を示した(Fig 3)。なお、給与は有価証券報告書 に記載されている単独の平均給与額を分析対象とし て扱った。

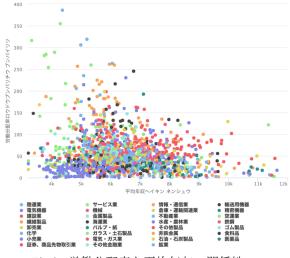


Fig 3. 労働分配率と平均年収の関係性 (縦軸:労働分配率、横軸:平均年収)

また、上記データを元に Pearson の積率相関係数を求めたところ、r=-0.14となり相関関係は示されな

かった。

業種ごとにおける平均年収の差異

東証の指定する 33 の業種によって労働分配率に 差異があるか分散分析を用いて検討したところ、F (30,1576)=13.04,p<.01 となり、有意な差が示された。 続いて、Tukey の多重比較検定を行ったところ、その他の産業と比較して「小売業」の平均年収が低く、「海運業」「医薬品」「鉱業」「証券、商品先物取引業」の平均年収が高いことが示された(Fig 4)。

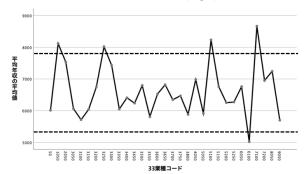


Fig 4. 東証指定 33 業種における平均年収の 平均値

(縦軸:平均年収、横軸:業種コード)

業種ごとにおける労働分配率の差異

続いて業界ごとに配当性向に差異があるか分散分析を用いて検討したところ、F(30, 2559)=0.83, ns. となり、有意な差はなかった。 (Fig5)。

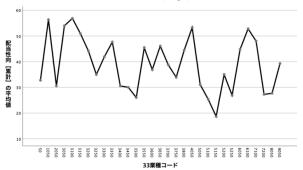


Fig5. 東証指定 33 業種における配当性向の 平均値

(縦軸:配当性向、横軸:業種コード)

財務データを用いた労働分配率の説明

重回帰分析による説明

各社の有価証券報告書に記載されている財務データおよび日経 NEES の公開している株主構成のデータをもとに、労働分配率を独立変数に設定し重回帰分析を行った。入力した説明変数を Tab1 に示した。

Tab1. 各種財務データと株主構成

売上高	営業利益	経常利益	純利益
一株当り純利益	純資産又は株主資本	総資産	一株当り純資産
平均年収	期末従業員数	平均臨時従業員数	人件費・福利厚生費
純資産合計/資本合計	株主資本	売上高・営業収益	営業費用
配当性向	期末発行済株式総数	上位十大株主持株数	役員持株数
大株主・役員以外	従業員持株会持株数	外国法人等所有株式数	個人・その他所有
上位十大株主持株数	役員持株数割合	大株主・役員以外	従業員持株会持株数割
外国法人等所有割合	個人・その他所有割合		

ステップワイズ法を用いて説明変数の選択を行ったところ、「従業員持株会持株数割合」「平均年収」「期末従業員数」「粗利」「経常利益」の変数が採択された(Tab2)。また、これらの説明変数を用いたモデルの調整済み R^2 は R=0.1.126 となり、説明力が高い結果を得ることはできなかった。

Tab2. ステップワイズ法により選択された説明変数

	非標準	化係数	標準化係数		
	В	標準誤差	ベータ	t 値	有意水準
(定数)	60. 533	4. 474		13. 531	**
従業員持株会持株数割合	54714. 489	5169.742	0. 235	10.584	**
平均年収	-0.003	0.001	-0.097	-4. 267	**
期末従業員数	0.006	0	0.619	15. 931	**
粗利	-4. 14E-10	0	-0.918	-14. 547	**
経常利益	2. 50E-10	0	0.385	7. 921	**

機械学習による分類

上記データをもとに、Random Forest による機械学習を用いた労働分配率に関する説明を試みた。労働分配率の説明性を向上させるため、企業規模をベースに、下記3つの群に分けた。なお、群分けにおける主要分析項目の平均値をTab3に示した。なお、各群における詳細な分割基準は下記の通りである。

UP群:2013年~2018年の東証上場企業の平均である企業価値上昇率 60%を上回る企業

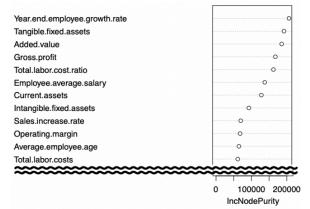
STAY 群: 2013 年~2018 年の東証上場企業の平均である企業価値上昇率 60%を下回る企業

DOWN 群: 2013 年~2018 年における企業価値上昇率 が 0%以下に下落した企業

Tab3. 群分けにおける主要分析項目の平均値

	企業数	企業価値変化(%)	労働分配率変化(%)	年収変化(%)	有形資本装備率変化(%)	無形資本装備(%)
UP群	605	180.48	-13.18	8.85	0.29	0.18
STAY群	709	27.8	-3.56	6.06	1.53	1.53
DOWN群	618	-21.4	8.92	4.42	1.57	1.57

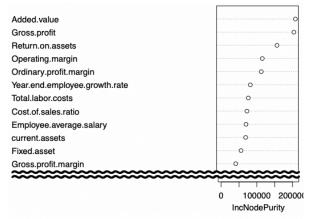
UP 群における労働分配率の特徴重要度を Fig6 に示した。



二乗残差の平均:2658.21/分散説明度:26.37% Fig6. UP 群の労働分配率における特徴重要度

UP 群における労働分配率においては、「従業員増加率」・「有形固定資本装備率」「付加価値」・「粗利益」・「総人件費」の特徴重要度が高いことが示された。

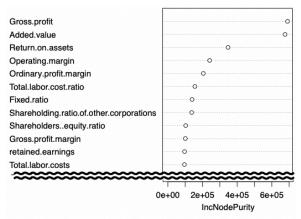
続いて、STAY 群における労働分配率の特徴重要度を Fig7 に示した。



二乗残差の平均:2479.62 / 分散説明度:4.16% Fig7. STAY 軍の労働分配率における特徴重要度

STAY 群における労働分配率においては、「付加価値」・「粗利益」・「ROA」の特徴重要度が高いことが示された。

続いて、DOWN 群における労働分配率の特徴重要度をFig8に示した。



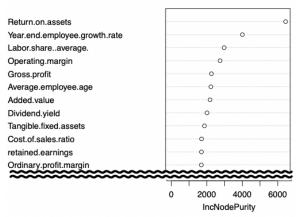
二乗残差の平均:5656.78/分散説明度:31.11% Fig8. DOWN 群の労働分配率における特徴重要度

DOWN 群における労働分配率においては、「粗利益」・「付加価値」・「ROA」の特徴重要度が高いことが示された。

財務データを用いた平均年収の説明

上記データをもとに、Random Forest による機械 学習を用いた平均年収についての説明を試みた。平 均給与の説明性を向上させるため、企業規模をベー スに、前述の3つの群を踏襲した。

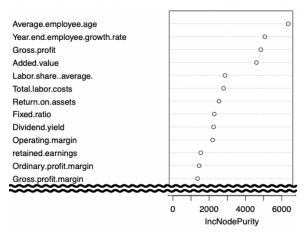
UP群における平均給与の特徴重要度をFig9に示した。



二乗残差の平均:108.56/分散説明度:18.35% Fig9. UP 群の平均給与における特徴重要度

UP 群における平均給与においては、「ROA」・「従業員増加率」の特徴重要度が高いことが示された。

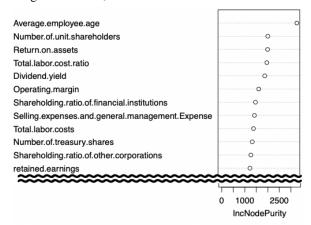
続いて、STAY 群における平均給与の特徴重要度をFig10 に示した。



二乗残差の平均:62.05/分散説明度:23.56% Fig10. STAY 群の平均給与における特徴重要度

STAY 群における平均給与においては、「従業員平均年齢」・「従業員増加率」・「粗利益」・「付加価値」の特徴重要度が高いことが示された。

続いて、DOWN 群における平均給与の特徴重要度を Fig11 に示した。



二乗残差の平均:78.46 / 分散説明度:12.48% Fig11. DOWN 群の平均給与における特徴重要度

DOWN 群における平均給与においては、「従業員平均年齢」・「単元株主数」・「ROA」・「総人件費」・「総人件費率」の特徴重要度が高いことが示された。

考察

労働分配率における説明について、従来型の分析 手法であった重回帰分析を行ったところ、説明力は 高くなかったが、一方で、決定木を複数回行う RandomForest による機械学習を用いたところ、いく つかの典型的なパターンを見つけることができた。 特に、UP 群においては、平均年収の上昇は軽微であ り、労働分配率は低下傾向である。また、各種資本への投資が少ないことから、従業員を増加させて労働集約型産業のような形態を取り、付加価値を労働者に分配していなかった企業価値が向上している可能性が示された。また、DOWN群においては、企業業績が悪化するも平均年収は一貫して上昇していた。また、従業員の平均年齢が最も特徴重要度が高く、日本における低労働分配率の説明として終身雇用制度の影響を示した橋本(2017)を裏付ける結果となった。

従来、典型的な統計手法を用いて労働分配率の説明を行ってきた場合が多いが、本研究はそれらの手法より高い精度にて日本における労働分配率低下の要因を明らかにできる可能性を示唆した。近年、経団連の要望するような企業体一律のベアではなく、IT産業のような低アセットにて運用可能な企業において、労働分配率を一定にした状態で、賞与による従業員関連を促すような通達を行うことにより、日本の実体経済への金融緩和の効果還元が行われる可能性が高いと言える。

参考文献

- 1) 独立行政法人 労働政策研究・研修機構: データブック 国際労働比較,pp.45 (2018)
- 2) Mai Chi Dao, Mitali Das, Zsoka Koczan, Weicheng Lian: IMF Working Paper -Why Is Labor Receiving a Smaller Share of Global Income? Theory and Empirical Evidence, pp39-41.(2018)
- 3) 西崎健司,須合智広: わが国における労働分配率についての一考察, 日本銀行調査統計局 Working Paper 01-8, (2001)
- 4) 鈴木明彦: 三菱 UFJ リサーチ&コンサルティング 調査 レポート 今月のグラフ(2018 年 1 月)歴史的な水準まで 低下した労働分配率, (2018)
- 5) 高田潔: 日本経済 —平成 26 年度法人企業統計年次別 調査より—」『ファイナンス』平成 27 年 12 月 号.(2015)
- 6) 田中吾朗, 菊地康之, 上野有子: 近年の労働分配率低下 の要因分析, 内閣府 経済財政分析ディスカッション・ ペーパー, (2018)
- 7) 橋本由紀,企業業績からみた労働分配率,財務省財務総合 政策研究所「フィナンシャル・レビュー」 通巻第 130 号,(2017).

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

Analysis of Factory Automated Guided Vehicles Systems

using Multi-Agent Simulation

加藤 大望 倉橋 節也

Daimotsu Kato and Setsuya Kurahashi

筑波大学 University of Tsukuba

Abstract: 近年、工場では原材料、部品、完成品等の輸送に関し、無人搬送車 (AGV) を用いた自動搬送システムが利用されている。ジョブショップ型の工場では、搬送車の渋滞が生じた場合や適切なタイミングで製品を製造装置に供給ができない場合は、納期遅延等を引き起こす可能性がある。本研究においては、ジョブショップ型の工場である半導体製造工場を想定し、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における交通流量の解析を行ったので報告を行う。

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]。スマート工場で は原材料、部品、完成品等の輸送において、無人搬 送車 (AGV) を用いた自動搬送システムが検討され ている[3,4]。工場の生産方式は、大別すると製造装 置を工程順に従って同順序で処理するフローショッ プ型、また同種の製造装置を複数配置し、処理順序 が可変であるジョブショップ型の搬送システムに分 かれる。ジョブショップ型の生産方式は同じ製造装 置を共有して製品を生産する工場でよく用いられる 生産方式であり、生産工程間における加工中の製品 搬送において、AGV を用いた自動搬送システムの導 入が進められている。使用される AGV は自動制御 され、加工中の製品を運搬するが、この際、AGVの 渋滞や加工前後での適切な時機での製品の受渡しが できず、納期遅れが発生する等の課題が存在する。 このため、搬送車の交通量を最適化し、渋滞発生を 抑えることが、ジョブショップ型工場の生産性向上 に重要となる。

半導体製造工場では基板洗浄やフォトリソグラフィ工程などを同じ装置を用いて、複数回繰り返して、製品の製造を行うことから典型的なジョブショップ型の工場である。特に12インチの半導体ウェハを用いた工場では、AGVの自動搬送システムが適用され、

その搬送効率が工場の生産性に大きな影響を与えることから多くの研究が行われている[5-7]。

本研究では、マルチエージェントシミュレーションを用いた工場内 AGV システムにおける交通流量の解析を行ったので報告を行う。

2. 研究方法

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、本研究においてはマルチエージェントシミュレーションを用いた解析を行った。マルチエージェントシミュレーションにおいては、各 AGV をエージェントとして扱い、エージェントを生産ラインに単位時間あたり n [d/s] で流入した場合に流出する交化するかを解析した。なお、マルチエージェントシミュレーションでは、エージェント型プログラミング言語 NetLogo を用いて解析を行った[8]。

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。

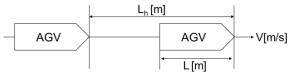


図1AGV 間の関係

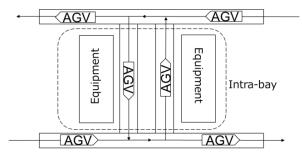


図2 工場内レイアウト

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、イントラベイから退出する際の単位時間あたりのAGV の台数を交通流量[台/s]とし、Lhと n を変化させ、交通流量の解析を行った。

3. 解析結果

車間距離 Lh 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に示す。ここで、単位時 間あたりに流入する AGV 台数 n を図 3(a) n = 0.2 台 /s、図 3(b) n = 0.3 台/s、図 3(c) n = 0.4 台/s としてい る。図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 Lhを一 定に保つために、速度 v を変化させるためであると 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)~(b)に関し、時間 800 sec における交 通流量の値を比較すると、図 3(a)では、L_h=3 m にお いて交通流量は約 0.2 台/sec、同様に図 3(b)では L_h= 5 m で約 0.3 台/sec、図 3(c)では L_h=5 m で約 0.35 台 /sec となり、単位時間あたりに流入する AGV 台数 n の増加に伴い、交通流量も増加することが分かった。 車間距離 L_h に関しては、 $L_h = 1$ m より $L_h = 3,5$ m に おいて高い値を示すことが分かった。加えて図 3(b) と(c)のような n=0.3 、0.4 台/s と高い場合には、L_h = 7、9 m では交通流量が明確に低下する傾向にあ

ることも確認できる。この原因を確認するため、n=0.3 台s における搬送路上に存在する AGV 総数の時間変化を図 4 に示す。図に示すように $L_h=7,9$ mでは AGV 総数が時間 500 sec を超えると 0.5 台s sec を飽和しているが確認できる。この値は AGV が流入する n=0.3 台s よりも高い値となり、車間距離のマージンを広くとりすぎてしまい、搬送路上で渋滞が発生してしまった結果、交通流量が低下したと考えられる。一方で、 $L_h=1$ m の場合は車間距離が短く、渋滞は生じないものの、AGV の速度 v の調整が頻繁に生じることから AGV 全体の群速度が低下してしまい、 $L_h=3$ 、5 m と比較し、交通流量が低下したと考えられる。

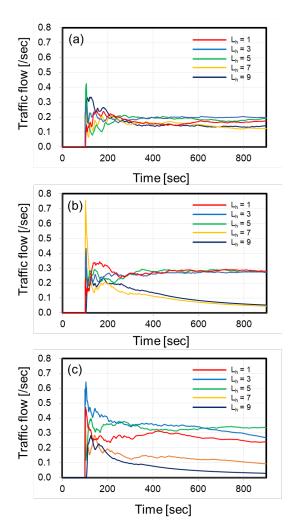


図 3 交通流量の時間変化 ((a) n = 0.2、(b) n = 0.3、(c) n = 0.4)

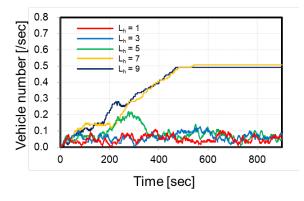


図 4 搬送路上に存在する AGV 総数の時間変化 (n = 0.3)

以上の結果から単位時間あたりに流入する AGV 台数 n を増加させることで交通流量を増加させることが可能であるが、車間距離には最適値が存在し、車間距離 L_hを広く設定しすぎると渋滞が発生し、交通流量が低下する可能性があることが分かった。このような渋滞発生の条件は、装置の配置や加工処理時間に変化すると考えられるがイントラベイに流入または流出する AGV がイントラベイ外に存在する搬送路が交差する点において、車間距離 L_hを一定に保つために、速度 v を変化させるために生じている点は同様であると考えられる。

4. 今後の検討

本研究で検討した工場のレイアウトは、工場の製造ラインの一部であるが、実際の工場では図2に示したようなイントラベイがマトリックス状に配置され、構成されている[5]。このような製造ラインにおいては、上記で示したような渋滞が搬送路の交差点で生じる可能性が常に存在すると考えられる。加えて、製造装置の故障等による一部のイントラベイの使用中止等も想定される。

上記のようなイントラベイがマトリックス状に配置され工場においては、自動車の交通渋滞で検討されているような間接的な共有情報(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AGVに与えることで、自律的に経路探索を行い、効率的な経路発見する方法に対しても検討を行うことが必要になると考えられる。加えて、交差点の形状等と検討することで、より効率的な搬送を行うことができると考えられる。また、過去の工場内の渋滞情報、加工装置の故障予測情報、各AGVから位置情報を収集し、イントラベイに流入する見込み量を基に経路探索を行う方法も考えられ、より効率的な

工場内無人搬送車システムの開発を行うことができると考えられ、今後、検討を進めていく。

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] S. Wang et al., "Implementing Smart Factory of Industrie
 4.0: An Outlook" International Journal of Distributed
 Sensor Networks, 12, 1 (2016).
- [4] A. Kusiak et al., "Smart manufacturing" International Journal of Production Research, **56:1-2**, 508 (2018).
- [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] Rank S, Hammel C, Schmidt T, et al., "Reducing simulation model complexity by using an adjustable base model for path-based automated material handling systems case study in the semiconductor industry" Proceedings of the winter simulation conference, Huntington Beach, CA, 6–9 December 2015.
- [7] K. Kumagai et al., "Maximizing traffic flow of automated guided vehicles based on Jamology and applications" Advances in Mechanical Engineering, 10 (12), 1 (2018)
- [8] Netlogo Homepage: https://ccl.northwestern.edu/netlogo/
- [9] R. Kanamori et al., "Evaluation of Traffic Management Strategies with Anticipatory Stigmergy" Journal of Information Processing, Vol.22, No.2 (2014).

ニュースおよび高頻度データを用いたディープラーニング による株式変動の分析—BERT によるニュース評価—

Analysis of Stock Price Fluctuations by Deep Learning Using News and High-Frequency Data: BERT News Evaluation

西良浩1* 菅愛子1 高橋大志1

Yoshihiro Nishi¹, Aiko Suge¹, and Hiroshi Takahashi¹

¹ 慶應義塾大学大学院経営管理研究科 ¹ Graduate School of Business Administration, Keio University

Abstract: ニュースは金融市場の資産価格に大きな影響を与える. ニュースと株価変動の関係性を分析し,ニュースを評価する取り組みはこれまでに多く行われており,ニュースと株価変動の間には関連性があると報告されている. しかしながら,ニュースは非構造化データであり,定型的に精度高く処理し,分析に用いることは難しい. 本研究では,多くの自然言語読解タスクでSOTA(State of the Art)を達成している BERT を用いて株式変動を説明するニュース評価モデルを構築し,実証分析を行い,従来の分類モデルよりも高い正答率を得られるか検証を行った.本研究における分析の結果,BERT を用いたニュース評価モデルの精度が最も高かった.

1 はじめに

文書のような非構造化データを対象とし、資産価格の分析に用いる取り組みが模索されている。ニュースが株価に与える影響に関して、これまでに多くの取り組みが報告されており、金融市場の資産価格に大きな影響を与えることが示唆されている[1][3][4]. しかしながら、非構造化データは定型的に扱うことが困難なため、構造化データに比べると扱いが難しい。

近年は情報技術の進展に伴い、マシーンラーニングやディープラーニングを用い、非構造化データを自然言語処理により分析する手法が多く存在している。金融市場において発信されたニュースを用いた株式変動に関する分析をマシーンラーニングやディープラーニングを介して行うことで、より精度の高いモデルが構築できることが期待されている。

2019 年時点で時価総額が最も高い上位 3 社(トヨタ自動車株式会社,日産自動車株式会社,本田技研工業株式会社)を主要な自動車企業とし、分析対象とした.自動車産業は日本における重要な産業であり、経済全体に与える影響は大きい.自動車産業の出荷額は約52兆円で、主要製造業の出荷額の20%

を占める. 輸出額は約15兆円で,日本の総輸出額の20%を占めている. 関連する製造人口は約550万人で,これは労働人口の10%を占めている[6].

これらを背景とし、本研究ではトヨタ自動車株式会社、日産自動車株式会社や本田技研工業株式会社を分析の対象とし、Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) [2]や、Long Short-Term Memory(LSTM)[5]といったディープラーニングを用いたニュース評価モデルの構築を行った。

2 関連研究

金融市場において配信されたニュースが株価の変動に与える影響に関して分析を行った取り組みは数多くある。例えば、ニュース記事のテキストマイニングにより株価変動を分析した研究では、ニュース記事に含まれるファンダメンタルおよびセンチメントに関する情報が株価に反映されている可能性が報告されている。ニューステキストをナイーブ・ベイズ分類器によって分類し、株価との関係について分析した取り組み[4]。ニューステキストを SVM により分析した取り組み[8]、生成したニュース記事を分

〒223 - 8526 神奈川県 横浜市 港北区 日吉 4-1-1

E-mail: nishi yoshihiro@keio.jp

^{*} 連絡先: 慶應義塾大学大学院 経営管理研究科 経営管理専攻

析用のデータとして追加し、LSTM により分析した 取り組み[9]などがこれまでに報告されている.以上 の取り組みにより、金融市場において配信されたニュースが株価変動にポジティブもしくはネガティブ な影響を与えていると考えられる.

近年では、情報技術の発展に伴い、主として高精度化を目的とし、LSTM のようなディープラーニングを用いて金融市場の分析を行う取り組みが行われている[13].

3 データ

本研究では、分析の対象期間を 2014 年から 2016 年までとし、ニュースデータとマーケットデータを 用いて分析を行った. 2019 年時点で時価総額が最も 高い上位 3 社(トヨタ自動車株式会社、日産自動車 株式会社、本田技研工業株式会社)を主要な自動車 企業とし、分析対象とした.

3.1 マーケットデータ

マーケットデータとして、トムソン・ロイター社より高頻度データを取得した。マーケットデータには、取引成立価格や取引量などの株式取引に関する情報が含まれており、各行にマイクロ秒単位のタイムスタンプが付されている。2014年から2016年までのトヨタ自動車株式会社、日産自動車株式会社、本田技研工業株式会社に関するマーケットデータ14億990万1961件を取得した。

3.2 ニュースデータ

ニュースデータとして、トムソン・ロイター社が配信を行ったニュースを取得した。日本企業に関するニュースは主として英語もしくは日本語により配信されている。配信されたニュースのテキスト情報には、ヘッドラインと本文があり、ヘッドラインは本文内の重要な内容を要約したテキストデータである。ニュースには配信された日時のタイムスタンプが付されている。

本研究ではニュース配信の前後 1 分間に取引があった英語のヘッドラインを用いて分析を行う. 2014 年から 2016 年までのトヨタ自動車株式会社,日産自動車株式会社,本田技研工業株式会社に関するニュース 2,259 件を取得した.表 1 は取得したニュースの内訳を各社ごとに示したものである.取得した2014 年から 2016 年までにトムソン・ロイター社が配信を行ったトヨタ自動車株式会社に関するニュースは 1,065 件,日産自動車株式会社に関するニュースは 587 件,本田技研工業株式会社に関するニュースは 607 件であった.

表 1: 取得したニュースの件数

	A I WIND COLO TO THE
	件数
トヨタ自動 株式会社	車 1,065
日産自動車 株式会社	587
本田技研工 株式会社	業 607
合計	2,259

4 分析手法

図 1 に構築した 3 つのニュース評価モデルに用いた分析の主な手順を示す。本研究において構築したニュース評価モデルは Labeling, Vectorization, Classification Layer の 3 つを通じて、ニュース評価を行っている.

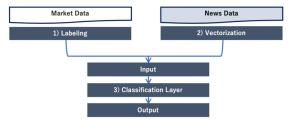


図 1: 分析の主な手順

4.1 株価変動率を元にしたラベル付け

Labeling では、ニュース分類分析を行うために、取得したニュースにラベル付けを行う[11]. ニュース配信前後のマーケットデータを取得し、(1)の定義式により、株価変動率を求め、2014年から 2016年までのトヨタ自動車株式会社、日産自動車株式会社、本田技研工業株式会社に関するニュース 2,259 件にラベル付けを行った。ラベルは Positive と Negative の二値とし、 α >0% の場合は Positive、 α <0% の場合は Negative とし、ラベル付けを行う.

株式変動率(%) =
$$\frac{(-2-\sqrt{R}ll + 2)$$
 分後の平均株績) $-(-2-\sqrt{R}ll + 2)$ $+(2-\sqrt{R}ll + 2)$ $+(2$

(1)

4.2 ニュースのベクトル化

Vectorization では、取得したニュースのベクトル化を行う. ニュースのベクトル化には BERT, Keras の tokenizer, word2vec を用いる.

4.3 ニュース分類分析

Classification Layer では、取得したニュースと付与したラベルを元に、ディープラーニングを用いてニュース分類分析を行う。ニュース分類分析に用いたディープラーニングのモデルは BERT もしくは LSTM である。

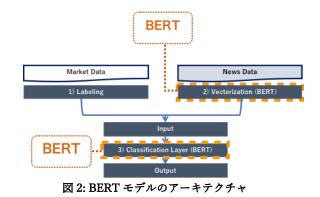
5 比較評価方法

本研究では、3つのモデルを構築し、クロスバリデーションスコア(正解率)を用いて、比較評価を行った。本章の以降の節において、構築した各モデルについて述べる。

5.1 BERT モデル

BERT を用いてニュースデータをベクトル化し, ニュース分類分析を行ったモデルを BERT モデルと し, 比較評価を行う.

BERT とは 2018 年に Google が発表した自然言語 処理モデルのことである[2]. 自然言語処理の読解のベンチマークタスクにおいて SotA を達成している. BERT はファイン・チューニングを用いたアプローチである. 双方向の Transformer を用いており, Attention によるニューラル翻訳を行うモデルである. 近年は Attention を用いた自然言語処理モデルが注目されており, 多くのタスクにおいて高い性能を示している[12]. 図 2 に BERT モデルのアーキテクチャを示す.



^{*} https://github.com/keras-team/keras

5.2 Keras の tokenizer + LSTM モデル

Keras*の tokenizer を用いてニュースをベクトル化し、LSTM を介してニュース分類を行ったモデルを tokenizer + LSTM モデルとし、比較評価を行う.

Keras の tokenizer とは Keras ライブラリに含まれる文章のベクトル化のためのクラスである. Keras とは Python で記述されたニューラルネットワーク API であり、ディープラーニングライブラリを使用する際に用いられている. Keras の tokenizer に含まれる keras.preprocessing.text は単語のカウントや tf-idf などに基づき、各トークンの係数がバイナリになるベクトルに変換を行う.

LSTM (Long Short-Term Memory) は、時系列データを学習する RNN の一種である. LSTM は RNN を拡張しており、長期的な依存関係の学習を可能としている[5]. 分類分析に LSTM モデルを使用し、精度検証にはクロスバリデーションスコア(正解率)を用いた. Compile を loss='binary_crossentropy'、optimizer='rmsprop'、metrics=['accuracy']とし、分析を行う. 図 3 に tokenizer + LSTM モデルのアーキテクチャを示す.

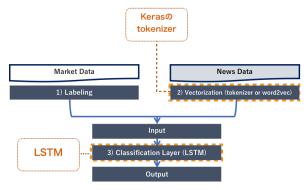


図 3: tokenizer + LSTM モデルのアーキテクチャ

5.3 word2vec + LSTM モデル

word2vec を用いてニュースをベクトル化し, LSTM を介してニュース分類を行ったモデルを word2vec + LSTM モデルとし, 比較評価を行う.

ニュースのベクトル化には、最も広く用いられている word2vec の Skip-gram を用いた[7]. 文書中の中心の単語から周辺の単語を予測するモデルを Skip-gram という. Skip-gram は、 $W_1, W_2, ..., W_t$ の順で単語が現れる場合に、(2) の定義式を用いて確率変数の

対数の項を最大化するベクトルを学習により探索する.

$$\frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} \sum_{-c \le j \le c, j \ne 0} \log p(W_{t+j}|W_t)$$
 (2)

 $p(W_{t+j}|W_t)$ は、Hierarchical Softmax を用いて計算を行なっている。Hierarchical Softmax は、頻度の高い単語の順にハフマン木を作成し、階層ごとにロジスティック回帰を用いて全結合ソフトマックスに近似させる手法である[10].

分類分析には、tokenizer + LSTM モデルと同様に、LSTM を 使 用 し た . Compile を loss='binary_crossentropy', optimizer='rmsprop', metrics=['accuracy']とし、分析を行う. 図 4 に word2vec + LSTM モデルのアーキテクチャを示す.

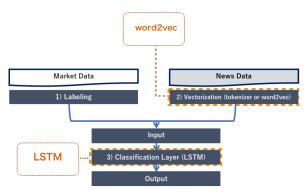


図 4: BERT モデルのアーキテクチャ

6 分析結果

6.1 ニュースのラベル付け

表 2 はラベル付けの結果を示したものである. 2014 年から 2016 年までのトヨタ自動車株式会社, 日産自動車株式会社,本田技研工業株式会社に関する 2,259 件のニュースは, Positive なニュースが 1,137 件, Negative なニュース 1,122 件となった.

ラベル付けの結果の例として、トヨタ自動車株式 会社の Positive なニュースと Negative なニュースを 表 2 に示している。米国における新製品の販売に関 するニュースである"TOYOTA TO START SELLING NX COMPACT CROSSOVER SUV IN U.S. IN NOV, AIMS TO SELL 42,000 NX SUVS ANNUALLY IN U.S. -EXEC"が株価に Positive な影響を与えているのに 対し、トヨタ自動車株式会社と本田技研工業株式会 社のタイアップに関するニュースは事実ではないことを伝えたニュースである"TOYOTA MOTOR SAYS NO TRUTH TO REPORT ABOUT TIE-UP TALKS WITH SUZUKI MOTOR" は株価に Negative な影響を与えていることが分かる.

表 2: ラベル付けの結果

2 - 7 - 13 - 2 - MAZIC				
	ニュース数	例		
		TOYOTA TO START		
		SELLING NX		
		COMPACT		
		CROSSOVER SUV		
Positive	1,137	IN U.S. IN NOV,		
		AIMS TO SELL		
		42,000 NX SUVS		
		ANNUALLY IN U.S.		
		-EXEC		
		TOYOTA MOTOR		
		SAYS NO TRUTH		
NI 4 !	1 100	TO REPORT		
Negative	1,122	ABOUT TIE-UP		
		TALKS WITH		
		SUZUKI MOTOR		

表 3 は、全てのモデルの教師データ数とテストデータ数を示したものである。 ラベル付けを行ったニュースデータ 2,259 件を、教師データ 2,033 件、テストデータ 226 件に分割し、分析用のデータセットに格納した。

表 3: 分析用データセット

	データ数
教師データ	2,033
テストデータ	226
合計	2,259

6.2 ニュース分類分析の精度比較

評価尺度にクロスバリデーションスコア(正解率)を用い、BERTを介したニュース評価モデルとLSTMを介したニュース評価モデルの比較評価を行った. 比較評価にあたり、各モデルの分析に用いるデータセットは全て同一のものを使用している.

表 4 は、分類分析の結果を示したものである. BERT モデルの正解率が、構築した 3 つのモデルの 中で最も高かった. BERT モデルは、Tokenizer + LSTM モデルよりも正解率が 10.6 ポイント高く, word2vec + LSTM モデルよりも正解率は 0.9 ポイント高かった.

表 4: ニュース分類分析の結果

	BERT モデル	Tokenizer + LSTM モデル	word2vec + LSTM モデル
正解率	0.624	0.518	0.615

7 まとめと今後の課題

本研究において、自然言語処理読解のベンチマークタスクにおいて SotA を達成した BERT を用いたニュース評価モデルの構築をし、比較評価を行った.評価実験の結果、BERTモデルのクロスバリデーションスコア(正解率)が最も高かった.

テキストマイニングによるラベルごとのニュース の分析や,分類分析の正誤傾向の分析は今後の課題 としている.

参考文献

- [1] David, M. C., James, M. P., Lawrence, H. S.: What Moves Stock Prices? The Journal of Portfolio Management Spring, 15 (3), pp.4-12, (1989)
- [2] Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., Toutanova, K. Bert.: Pretraining of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805, (2018)
- [3] Fung G. P. C., Yu J. X., Lam W.: Stock Prediction: Integrating Text Mining Approach using Real-time News, In Proceedings of the IEEE International Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering, pp. 395-402, (2003)
- [4] Gidófalvi G.: Using News Articles to Predict Stock Price Movements, Department of Computer Science and Engineering, Technical Report University of California, (2001)
- [5] Hochreiter S., Schmidhuber J.: Long Short-Term Memory, Neural Computation, Vol. 9, No. 8, pp. 1735-1780, (1997)
- [6] Ibuki, H.: Zidousya sangyou wo meguru kouzou henka to sono taiou ni tui te [Structural Changes and Responses in the Automobile Industry]. Monthly Report Japan Foreign Trade Council, 745, pp. 7-11, (2016) (in Japanese)
- [7] Mikolov T., Sutskever I., Chen K., Corrado G., and Dean

- J.: Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality, In Proceedings of the NeurIPS, (2013)
- [8] Mittermayer M. A.: Forecasting Intraday Stock Price Trends with Text Mining Techniques, In Proceedings of the 37th Hawaii International Conference on System Sciences, (2004)
- [9] Nishi Y., Suge A., Takahashi H.: Text Analysis on the Stock Market thorough "Fake" News Generated by GPT-2, In Proceedings of the INFORMS Annual Meeting, (2019) (to appear)
- [10] Rong, X.: word2vec parameter learning explained. arXiv preprint arXiv:1411.2738, (2014)
- [11] Takayama, L., Suge, A., Takahashi, H.: LSTM Model for Explaining the Association between News Data and Stock Price Fluctuations. In Proceedings of the 11th JSAI Special Interest Group on Business Informatics, (2018)
- [12] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A.N., Kaiser, L., Polosukhin, I.: Attention is all you need. In Proceedings of the Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS), (2017)
- [13] Wang, J.H., Liu, T.W., Luo, X., Wang, L.: An LSTM Approach to Short Text Sentiment Classification with Word Embeddings. In Proceedings of the 30th Conference on Computational Linguistics and Speech Processing, (2018)

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

Relationship between tweet information and news articles

片山慎也 1 西良浩 1 菅愛子 1 高橋大志 1

Shinya Katayama¹, Yoshihiro Nishi¹, Aiko Suge¹, and Hiroshi Takahashi¹

¹ 慶應義塾大学大学院経営管理研究科 ¹ Graduate School of Business Administration, Keio University

Abstract: SNS が世の中に与える影響が拡大しており、特にインフルエンサーが人々に与える影響が増してきている。本研究では、株のインフルエンサーを特定した上で、Google Cloud Natural Language API を用いた感情分析を行い、ツイートとニュース及び株価の関係を明らかにすることを試みる。

1. はじめに

インターネットが発達し SNS が発展する以前、情報の発信源として重要な役割を果たしていたのは、新聞やテレビに代表されるマスメディアであった。

しかし今では、レストランを探すときに食べログの 星の数を参考にしたり[1]、ホテルを予約する際にト リップアドバイザーを参考にしたりする人が多い。 口コミを参考にする際には、誰のどの書き込みでも いいというわけではなく、評価の高いインフルエン サーの書き込みを参考にする人が多いことが推定さ れる。

モバイルで簡単に投資ができる環境が整い[2]、金融市場においても、SNSの役割が強くなっていることが推定される。Twitterのテキストデータから、ダウ平均の予測をする研究があるが[3]、本研究では従来の研究では限定的であったインフルエンサーのツイート情報とニュースのテキスト情報との関連性について分析を行う。

2. 関連研究

Zhang ら[4]では、twitter の特定の感情が高まる時株価(ダウ)は次の日に下がり、反対に人々が特定の感情を減らすとき、株価(ダウ)は上がるとしている。したがって、あらゆる種類の感情的な爆発をTwitterでチェックするだけで、翌日の株価の変動を予測することができるとしている。

五島・高橋・寺野 2015[5]では、機械学習によるニュース記事の評価を通して、将来の株価予測ができ

る可能性を見出している。また、ニュースのテキスト情報の極性(ポジティブ・ネガティブ)の推測について、SVR と同様に、Deep Learning が有効であることを示した。

佐藤・大原・豊田[6]では 日経平均株価の騰落予測を対象とした評価実験において無作為に抽出したユーザーのツイートを用いるよりも、経済関連ニュースに対する興味度が高いと推定したユーザーのツイートを用いる方が、正答率が向上することを確認したとしている。佐藤らは、投稿されたツイートに対する感情極性値を利用した株価騰落予測モデルを構築する際に、対象ツイートを無作為に選定するのではなく、経済関連ニュースに興味をもっていると推測されるユーザーが投稿したものに限定している。ユーザーの経済関連ニュースに対する興味度は、経済関連ニュースから事前に特徴語を抽出し、その特徴語を含むツイートの投稿頻度により定義している。

3. データ

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

ニュースに関しては、ロイターニュース 11 月分の 全件を分析対象とした。ロイターニュースは、トム ソンロイター社が提供するニュースであり、日本証 券市場に関する日本語のニュース記事のみを分析対象とする。データ数は14,164件である。マーケットデータに関しては株式価格ティックデータを使用する。

4. 分析手法

本研究では、2018 年 11 月のツイート、ニュース及び株価を用いて分析を行った。まず株のインフルエンサーの特定を行った上で[7]、インフルエンサーランキングの上位 10 人の 2018 年 11 月のツイートを抽出した。ニュースに関しては、ロイターニュース 11 月分の全件を取得した。

上記のデータについて Google Cloud Natural Language API を用いた分析を行った。Google Cloud Natural Language API とは、事前トレーニングされた何千もの分類を使用し、テキストの構造と意味をすばやく明らかにできる API である。本研究では API を用いて感情分析を行う。

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

Google Cloud Natural Language API の感情分析では、ドキュメント内のポジティブな感情とネガティブな感情の違いを示す。ドキュメントの感情分析のscore は、ドキュメントの全体的な感情を示す。Score は -1.0 (ネガティブ) ~1.0 (ポジティブ) のスコアで感情が表される。ドキュメントの感情分析のmagnitude は、そのドキュメントに感情的な内容がどのくらい含まれているかを示す。指定したテキストの全体的な感情の強度(ポジティブとネガティブの両方)が 0.0~+inf の値で示される。score と違ってmagnitude は正規化されていないため、テキスト内で感情が表現されるたびにテキストの magnitude の値が増加する[8]。

総合magnitude: 1.1 総合score: -0.2

好決算の影響で株価が大幅上昇しそう。

magnitude: 0.2, score: 0.2

米国の雇用統計の悪化により明日の相場は荒れそう。 magnitude: 0.8, score: -0.8

図 1:Google Cloud Natural Language API を用いた スコア算出の例

Google Cloud Natural Language API の感情分析機能を Python で呼び出し、出力したものが図 1 である。 入力したテキスト全体の総合 magnitude と

score、一文ごとの magnitude と score が算出されるが、本研究では一文ごとの score を用いる。その日に発信された全ツイート、全ニュース記事に対して各文章の score を足し合わせた平均をそれぞれ算出し、その日のツイート指数、ニュース指数とする。

Google Cloud Natural Language API を用いた研究はいくつかある。江島、熊谷、村上 (2019) では、Twitter の投稿履歴から Google Cloud Natural Language API の感情分析を用いて、ユーザーの過去の感情の数値化を行うことで自己理解を支援するシステムを開発したとしている[9]。

田原、池田、松本、帆足(2018)では、ユーザーの発話と SNS 上の投稿を用いたシステムの応答の内容の極性(Positive・Negative・Neutral)を考慮したシステムを提案し、既存手法と比較をして、より共感度の会話が実現できることを確認したとしている[10]。

5. 分析結果



図 2: Google Cloud Natural Language API によるスコアと日経平均の時系列チャート

図2のチャートを見ると、11月前半はTwitterと日経平均が近い動きをしていることが分かるが全体としては、異なった動きをしていることが見て取れる。またTwitterとニュースの動きを見ると、Twitterの方が大きな動きをしており、ニュースに関しては動きが少ない。これは当然ではあるが、Twitterの方が感情的な文章が多く、ニュースは感情を多く含まない客観的な情報が多いことが要因であるといえる。

日経平均株価と Google Cloud Natural Language API による Twitter とニュースのスコアの相関は、それぞれ 0.070, 0.193 であった。11 月前半と後半に分け短期間で相関を見ると、11 月前半の日経平均と

Twitter の相関係数が 0.807 と強い相関が得られたが、全体として有意な結果は得られなかった。

5. まとめ

本研究では、株のインフルエンサーを特定した上で Google Cloud Natural Language API を用いた感情分析 にて、Twitter とニュースのスコアを算出し株価との関係 性について分析を行った。

今回算出した指数では、ツイッター、ニュース及び株価の明確な関係は見られず、同じ動きをしている訳ではないことが分かった。

今後の課題として、日経平均と Twitter、ニュースのスコアに相関は見られなかったが、個別銘柄に絞って感情分析を行うことで新たな示唆が得られる可能性があると考えている。またスコア算出にディープラーニングを用いる等の方法を試みる。

参考文献

- [1] 広田 すみれ,高橋 聖奈:レストランクチコミサイト における評価の数や質と意思決定の関係, 東京都市 大学横浜キャンパス情報メディアジャーナル, Vol.15, PP32-36, (2014)
- [2] 淵田 康之: フィンテックの意義と日本の課題, 資本市場, No.367, pp. 4-13, (2016)
- [3] Johan Bollen, Huina Mao, Xiao Jun Zeng: Twitter mood predicts the stock market, Journal of Computational Science, Vol.2, No.1, pp.1-8, (2011)
- [4] Zhang, X., Fuehres, H., and Gloor, P: Predicting Stock Market Indicators Through Twitter "I hope it is not as bad as I fear", Procedia-Social and Behavioral Sciences, Vol.26, pp.55-62,(2011)
- [5] 五島 圭一、高橋 大志、寺野 隆雄: ニュースのテキスト情報から株価を予測する,人工知能学会全国大会論文集,Vol.29, pp.1-3, (2015)
- [6] 佐藤 大吾, 大原 剛三, 豊田 哲也: 経済情報に関心をもつ SNS ユーザーの投稿内容に基づく株価騰落 予測モデルの構築, SIG-KBS, Vol. B5, No.01, pp. 1-5, (2016)
- [7] 片山 慎也,菅 愛子,高橋大志: Twitter における株式の インフルエンサーの特定, 人工知能学会 第 13 回 経 営課題に AI を! ビジネス・インフォマティクス研究 会, (2019)

- [8] Google Cloud ホームページ「Natural Language API の基本」[https://cloud.google.com/naturallanguage/docs/basics?hl=ja#sentiment-analysis-values] (最終検索日:2020/1/1)
- [9] 江島 直也・熊谷 直人・村上 晴美: Twitter を用いた自己理解支援システムの開発,第81回全国大会講演論文集,2019,Vol.1,pp397-398, (2019)
- [10] 田原 俊一・池田 和史・松本 一則・帆足 啓一郎: ウェブニュース関連ツイートの極性に着目した共感 対話システムの提案と評価,第80回全国大会講演論 文集,2018,Vol1, pp29-30,(2018)

Fraud Detection without Label

Masato Nakai*1

*1School of Industrial Technology, Advanced Institute of Industrial Technology

At present, a compliance problem tends to be a company crisis, and the unrecognized fraud tends to result in huge losses. On the other hand, it is difficult for large companies to detect frauds on the contracts because they are contracted by various person and in various place. Therefore companies need early to introduce a fraud detection system from the transaction history of contracts. We developed the fraud detection model without supervised label based on the anomaly detection and succeeded in detecting certified fraud contracts in the top rank.

1. Introduction

Although companies which continue the deficit settlement can avoid bankruptcies by lone or selling assets, there are many examples of faced with the bankruptcy crisis if compliance problems occur even if they continue good financial settlement. Therefore, the introduction of the fraud detection system in advance is urgent for many companies. Intentional fraudulent contracts are excessive contracts in cases where a part of the deposit is deceived and a part of the delivery is cashed. Such fraudulent contracts are made from a small scale so as not to be detected at first, but are often large at the time of detection. In large corporations, it is difficult to monitor every contract because of making contract between the various person and various business partners. Therefore, a model for detecting fraud early from a huge amount of transaction history data is required. When there are very few certified detected frauds, these are insufficient as supervised labels, and an anomaly detection model which does not rely on supervised labels is generally used. In general, anomaly detection uses a deviation from the average. However, in the case of fraudulent transactions, it is necessary to detect an anomaly value on the side showing fraud, and the anomaly detection model cannot be applied as it is. We developed the fraud detection model without labels based on the modified anomaly model using the transaction history of contracts, and we succeeded in ranking certified frauds in the top. In this paper, the detection criteria cannot be disclosed in detail due to the role of fraud detection, therefore we present only the adopted methods and results.

2. Fraud Detection Model

Generally there are two type of fraud detection model.

- type I Frauds that can be detected almost by claims due to unauthorized use. (Example) Unauthorized use of another person's credit card
- type II Frauds that can hardly be detected even if they occur. (Examle) Insurance fraud

Contact: Masato Nakai, School of Industrial Technology, b1617mn@aiit.ac.jp In the case of type I, frauds can be almost detected, so a supervised learning model can be applied and the detection model is easier than type II. On the other hand, since it is difficult to detect frauds in the case of type II, there is no choice but to discriminate with an abnormal data pattern that shows signs of a fraud. For example, an insurance fraud may have a pattern in which an insurance is contracted with some premium that is excessive compared to general contracts, and a large amount of insurance is claimed immediately after the contract. In general, in the case of type II fraud, extraction rules for the fraud has been applied in the past, but in the case of enormous and diverse data, it is not practical to apply these rules. Now a practical way is to apply the extraction rule after narrowing down the target by the anomaly detection model. The problem is that an anomaly model detects both an under side and an over side. Therefore, it is necessary to determine the illegal side in the anomaly detection based on business knowledge.

2.1 Fraud Detection for Contract

This paper is aimed at detecting very few frauds for contracts in the distribution industry with thousands of people. Anomaly detection models may be applied because there are wide variety contracts. The company tends to trade to the limits of organizational rules to accept customer needs. Therefore, there are many cases where splits, changes, and cancellations occur in negotiations with the business partner. It is not easy to recognize whether the contract is valid. Also, because of getting the large contracts, some contracts may not be profitable and it may be difficult to determine the validity of the contract. Such fraudulent transactions tend to repeat differently from general transactions, and may be detected as abnormal transaction.

3. Method for Anomaly Detection

The book [Ide 15] shows lists the anomaly detection methods in Table 1 below. Since the fraud detection model we seek cannot expect supervised label, models using supervised label are excluded, and time series models are also excluded. And there is no guarantee that the data will be a gaussian distribution. As a result the methods that can be applied to this case are shown in the apply column in Table 1.

apply	method	label	time	gauss
Δ	Mahalanobis dist.	×	×	0
	Naive bayes	0	×	×
0	K neighbor no label	×	×	×
	K neighbor labeled	0	×	×
Δ	Mixture distribution	×	×	0
0	One Class SVM	×	×	×
	Gaussian process	×	0	0
	Partial space	×	0	×
	Graphical model	0	×	0
	Density rate	0	×	×
Δ	VAE	×	×	0

The Mahalanobis distance is a model which detects peripheral points in the distribution in which difference with various scale of each data are corrected. The K-neighbor nolabeled method detects an anomaly points as sparse group which the zone of the radius space contains K points. However the setting of K and radius is difficult to use because of dependence on experience. A mixed distribution is shown in Fig. 1 below. The Mixed distribution sequential estimation method are detected peripheral points on each distributions. VAE is Variation Auto Encoder[Kingma 14] which can detect peripheral points in space spanned by latent variables. This method is mainly applied for image anomaly detection. Even in mixed distribution the Mahalanobis distance can be applied shown in the Fig. 2. This result indicates that the surrounding outliers can be sufficiently detected except for mixing zone. One Class SVM [Bishop 06] is a model that maps the space in high dimension by the kernel function [Plat 99] so that the peripheral points are as discrete as possible. In the Fig. 3. One Class SVM anomaly detection recognizes two mixed distributions, and it can be seen that the peripheral points in mixed zone of two distributions can also be recognized and have high accuracy. In both figures 2 and 3, the Z-axis indicates the degree of abnormality, and the points in both figures indicate 10% high peripheral points.

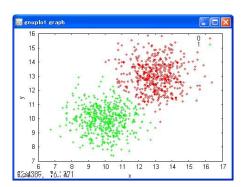


Figure 1: Mixed Gaussian distribution

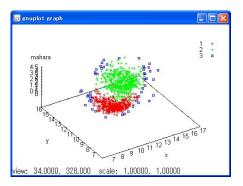


Figure 2: Mahalanobis distance on mixed distribution

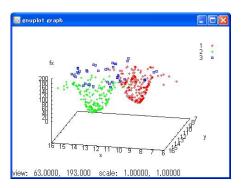


Figure 3: One class SVM on mixed distribution

From the above, one Class SVM is the most appropriate. But if the number of data is 1000 or more, it is practically impossible to resolve and can only be calculated with an approximate solution for large data[Mochihashi 15]. There are thousands of data in this our mission. As a result, even if the data has complex multimodal distribution as shown Fig. 2, the Mahalanobis distance can roughly detect peripheral points, so we finally adopted the Mahalanobis distance as an abnormal value detection model.

4. Fraud Detection Method

There are both wholesale and retail sales in the distribute business. The former is a large-scale transaction with a large partner, and this transaction of contract is systematized, so there is few opportunity for frauds. On the other hand, in the latter counter parties are small companies or individuals, so there are some opportunity for frauds in the negotiation process. In general, fraudulent contracts are occurred by the complex trade in retail and are done inconspicuously. Here, it is required using statical models to detect frauds that cannot be detected by humans.

4.1 Preprocessing and Selection features signing Frauds

Contract and transaction history data are distributed in RDB of the huge business system. Preprocessing is required to collect data showing signs for frauds from RDB and edit to appropriate data that can be easily analyzed for data consistency and abnormality.

As a result 4 items were selected for feature values signing frauds in the preprocessing. Since there was no supervised label, such a selection was based on inconsistencies and abnormality recognized by business knowledge, The selected criterion are not disclosed in detail due to the role of the fraud detection. We only show the selected features in about as follows

- Inconsistency between shipped items and contract amount
- Abnormal volume in similar contract
- Inconsistency between volume and partner size
- Abnormal trade span in similar contract

5. Resutl of Fraud Detection

We calculated above 4 feature values of all contracts and the following two methods were applied as shown below and Fig. 4.

- Mahalanobis method: Ranking according to Mahalanobis distance using 4-dimensional data composed by 4 features indicating signs of fraud. However, since Mahalanobis distance is evaluated equally for both under and over distance, we selected only contract which has larger amount than the average in each organization. The result is shown in Table 2
- Overall ranking method: Mahalanobis distance is applied to each of the 4 feature values, and ranking is applied according to each distance. But we ignored the detected lower side because of safe side. And these 4 rankings were totaled to make the overall ranking as shown in rightmost column in Table 3. We sorted descending overall ranking and ranked contracts as shown in leftmost column.

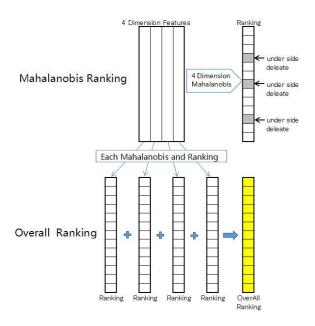


Figure 4: Method of Fraud Detection by Mahalanobis distance

In these tables higher rank shows that the possibility of fraud is higher. As indicated by \bigotimes , there are two fraud cases that are currently certified within the company. We evaluated whether these methods are ranked higher.

Table 2: ranking by mahalanobis distance

este 2. Familia se manaranosis anste							
ran	k	contract	mahalanobis				
	1	08263	22.234				
	2	40882	20.037				
	3	31153	17.098				
1	5	77728🚫	8.217				
8	3	50364🚫	3.557				
105	4	78000	0.320				
105	4	55520	0.329				

Table 3: overall ranking of each mahalanobis rank

Table 9. Overall raining of oden managements							
rank	contract	sd	wc	qph	mis	all	
1	77728🚫	2780	2765	2761	2341	10603	
2	50364🚫	2779	2514	2696	2307	10296	
3	02359	2766	2727	2466	2270	10229	
4	37759	2740	2777	2697	1811	10095	
5	52233	2758	2514	2471	2337	9909	
6	26155	2576	2765	2647	1921	9884	
2788	68865	2	12	3	0	17	
2789	91703	2	12	0	0	14	

Overall ranking method showed that two certified fraud was ranked top.

6. Consideration

Fraud detection at Mahalanobis distance using 4 dimension shows lower ranking of certified fraud contracts. The peripheral value of Mahalanobis distance is calculated as a deviation from the average, and over and under are treated equally. On the other hand, the overall ranking method applies the Mahalanobis distance for each variable and ranks by the sign of fraud ignoring lower side, and the sum is thought to make the sign of fraud more prominent. For overall evaluation of multiple rankings, it is appropriate to weight each feature amount. However, since there are very few fraudulent cases at present, it is considered difficult to estimate an appropriate weight.

7. Conclusion

If the number of fraudulent transactions is extremely few, modeling based on supervised label is impossible, so we selected features sining frauds by business knowledge, and ranked each feature by using unsupervised anomaly model, and totaled these rank as overall rank. As a result we could rank certified fraud cases at the top. On the other hand the detection of anomalies such as Mahalanobis distance alone evaluated the overs and unders equally, so it did not become a significant model.

The remaining issues are as follows.

- Applying one Class SVM for large-scale data
- wholesale has large transaction volumes, so if there is an illegal contract, the damage will be great. It is a future subject whether abnormality detection model can be applied also in this field.
- It has been found that most of contract are legitimate contracts even if they are ranked high in our fraud detection model. It is necessary to consider the legitimate reason and reflect this reason in our model to eliminate legitimate contracts and to make higher accuracy of fraud detection.

References

- [Mochihashi 15] Mochihasi.D,Base of Gaussian Process and Unsupervised Lerning,2015
- [Ide 15] Ide T,Anormaly Detection and Change Detection,Kodunsha,2015
- [Bishop 06] Bishop C.M, Pattern Recognition and Machine Learning 7.1.3, Springer, 2006
- [Plat 99] Platt, J. C. Fast Training of Support Vector Machines using Sequential Minimal Optimization, 1999
- [Kingma 14] Kingma D. P, Welling M. Auto-Encoding Variational Bayes, arXiv:1312.6114,2014
- [Ishigima 18] Ishigima T. Method of data analysis corresponding to cases of accounting fraud at overseas subsidiaries, 2018

エージェントベースモデルを用いた飲食業界における 最適な人材雇用戦略の提案

Proposal of human resources employment strategy of labor market in food service based on agent-based model

徐晃生1 菅愛子1 高橋大志1

Hwangsaeng Seo¹, Aiko Suge¹, and Hiroshi Takahashi¹

¹ 慶應義塾大学大学院経営管理研究科 ¹ Graduate School of Business Administration, Keio University

Abstract: Japan is suffering from a serious labor shortage due to the economic expansion and demographic change in the non-regular employment of the labor market. In particular, non-regular employees account for 80% of employees in the food-service industry is a critical issue. The purpose of the present study is to analyze a mechanism of job matching focusing on non-regular employment through agent-based modeling.

1. はじめに

1.1.背景と目的

昨今、日本で人手不足が叫ばれるなか、企業経営に おいて労働力の確保は主要な関心事の一つに挙げら れる。実際に人手不足が原因で倒産する企業は増加 傾向にあり、東京商工リサーチによると 2018 年度 の人手不足関連倒産は前年度比 28.6% 増の 400 件 で過去最多を記録した。最新の人手不足関連倒産状 況(2019年上半期)の内訳は、代表者や幹部役員 の死亡、病気入院、引退などによる「後継者難」型 が109件(前年同期146件)、人手確保が困難で事 業継続に支障が生じた「求人難」型が47件(同19 件)、中核社員の独立、転職などで事業継続に支障が 生じた「従業員退職」型が20件(同10件)、賃金 等の人件費アップから収益が悪化した「人件費高騰」 型が 15 件 (同 10 件) であり、「求人難」型が 2.4 倍増と増加率が最大だった。このように、国内の人 口動態の変化などを背景とした人手不足が企業に与 える影響は深刻化しており、とりわけ飲食企業にと っては恒常化しつつある課題の一つとなっている。 筆者の一人は飲食企業の経営に従事し、この危機を 直に感じており、一刻も早い解決を求め本研究に取 り組むこととした。

本研究では、飲食企業に焦点をあて、飲食企業と非正規労働者の労働市場におけるマッチングプロセス

の観点から分析を行う。これらの分析を通じ、飲食企業の労働市場全体の特徴を整理し、現状の問題点とその改善点を示すことを目的とする。飲食店に焦点を当てた分析はいくつか報告されているが[1]、本分析ではエージェントベースモデルを用いた分析を試みる。

1.2. 労働市場の現状

数多くの業種が存在する中で飲食企業が深刻な人 手不足に陥る根本的な原因として、日本の人口動態 (少子高齢化、労働者の構造変化)と利益構造が挙 げられる。

労働市場を概観する際に、生産年齢人口および年齢構成は主要な指標の一つに挙げられる。総務省が発表している「労働力調査(詳細集計・長期時系列データ)」によると、日本独自の生産年齢人口の変化と労働人口の年齢構成が人手不足に大きく影響していること確認できる。生産年齢人口が2000年の約8,600万人から2017年までに約1,000万人以上も減っており、さらに労働人口の年齢構成では、飲食企業にとって最も必要な44歳以下の労働人口(若者や中堅社員)は減少傾向となっている。一方で、55歳以上の労働人口(中でも60歳以上)は増加傾向にあるが、飲食企業での業務は肉体労働が多く、

高齢者は体力的に厳しい状況にある。

政府は労働者不足の対応策の一つとして、外国人労働者の受け入れを推進しており、外された。介護、飲食、建設、飲食料品製造等の人材不足が深刻な14業種で就労を認める「特定技能」と呼ばれる在留資格を導入し、5年間で最大約35万人の受け入れが見込まれている。

日本で働く外国人労働者の数は 5 年で倍増している。日本の労働力人口に占める割合も増えており、2018 年には全産業で 2%を超え、飲食産業では 1 割近くを外国人が占めている [4]。

非正規雇用に関する統計指標も報告されている。例えば、総務省が発表している平成29年就業構造基本調査によると、飲食産業の非正規雇用者比率は75%と最も高く、飲食企業が非正規雇用者に強く依存していることを確認できる。

さらに企業の反応として、帝国バンクは「人手不足 に対する企業の動向調査」で、非正規雇用者が不足 していると回答した企業は、全体が31.8%であるの に対し、飲食企業は78.6%と最も高いとの報告を行 っている (表 1-1)。飲食企業の主要な従業者である 非正規雇用者を確保するためには、賃金を上げる(高 い賃金で募集をかける)ことが最も有効な手段の一 つに挙げられるが、利益率が低い飲食企業ではすで に利益構造に余裕がない状況にある。東洋経済「会 社四季報(2018年)」によると、飲食業界の労働者 の平均年収は40歳時点で年収481万円と、63ある 全業界の中で下から5番目である。このように給与 水準が低いことは、人手不足の大きな要因のひとつ である。給与水準が他の業界と比べて低い理由は、 飲食店はあらかじめ客数を想定することが難しいこ とが挙げられる。さらに、複数のメニューをいつで も提供できるようにしておくため、客数に関わらず、 ホールやキッチンにいる従業員は常に一定数確保す る必要がある。このように人件費が多くかかりやす いにも関わらず、食材費やテナント料などかかる費 用が多く、利益率が低い傾向にあるので、給与水準 が低めの企業が多いといえる。

その結果、飲食産業の有効求人倍率は約3.6倍となっており、全業種の有効求人倍率が約1.5倍であることを考えると、他業種と比較して人手不足がより深刻な課題となっている[7]。

1.3. 研究方法

本研究では、飲食業界の労働市場内部のジョブマッチングプロセスを観察するために、エージェントベースモデルを構築する。S4 Simulation System (エスクワトロシミュレーションシステム)を利用し、

コンピュータ上に現状の飲食業界の労働市場を模した仮想空間を作り、非正規雇用者と飲食企業の求人・求職・応募・採用・離職などの行動をシミュレーションにより表現する。

労働市場モデル内には労働者エージェントと企業エージェントの2種類が存在し、労働者エージェントと企業エージェントはそれぞれレベルを持っている。労働者のレベルは企業にとっての魅力度(企業から見た能力や個性など)であり、企業のレベルは労働者にとっての魅力度(賃金)である。したがって、労働者エージェントのレベルは飲食店舗責任者によるアンケート結果を用いて設定し、企業エージェントのレベルは賃金別飲食店舗数の分布を用いて設定した。

2. 先行研究

2.1. 労働市場に関する研究

非正規雇用の労働市場に関する研究は、これまで多くの研究者によって行われており、特に労働市場における労働者の能力に関する情報の非対称性の存在により、非正規雇用での就労が安定定期な職への移行可能性を高めるという、ステッピングストーン効果の検証が進められており、仮説を支持する実証結果が現れている。

Reilly と Bothfeld (2005)によると、パートタイム 労働者は配偶者の所得や税制、家事・育児といった 家計内生産を前提とした労働供給を行なっており、フルタイム労働を好まない傾向にあることが明らかにした。

2.2.エージェントベースモデルに関する研究

エージェントベースモデルは、1990年代に登場した、コンピュータシミュレーションを用いて、エージェント同士の相互作用から現われる、複雑な社会現象を分析・予測する手法である。エージェントとは一定のルールに従い自律的に行動する仮想的な実行主体であり、例えば、個人や団体などをエージェントとして表現することが可能である。エージェントベースモデルには、統計的アプローチや数理モデルなどの従来の方法とは異なる特徴がある。その特徴を活用した事例として、エージェントベースモデルを労働市場の分析に利用した研究を紹介する。

Neugart(2004)は、情報の非対称性が高く、抽象度が高い労働市場モデルを構築し、求人枠と求職者を結びつけるジョブマッチングの動きについてエージェントベースモデルを使って説明している。Neugart はこのようなエージェントの相互作用(interaction)により市場に生み出される動きを内生的アプローチと表現しており、従来からある統計的アプローチや数理モデルを使った分析を外部性アプローチと表現した。エージェントベースモデルを使った内生的アプローチでは、係数を前もって外部から与える必要がなく、シミュレーション行うことにより、外生的アプローチのパラメータと同じ値を得ることができると主張している。

3. モデル

本研究では、飲食企業の労働市場が直面する課題にエージェントベースモデルを通じ取り組む。図 3.1 は、コンピュータ内に構築した労働市場の実行画面の一部を示したものである。労働市場には実行主体として労働者エージェントと企業エージェントの2種類が存在する。モデル構築の際に、日本の飲食業界という特定の労働市場を表現するため、エージェントの内部状態とモデルの環境は収集した外部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。

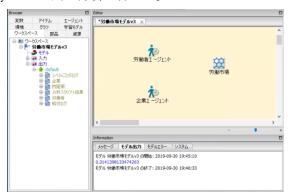


図 3.1 分析実行画面

3.1. 労働者エージェント

飲食企業へ非正規雇用の形態で求職・就労する人を 労働者エージェントと置く。フリーター、学生、主 婦、外国人の4種類の労働者エージェントを設定さ れる。エージェント数は3,600(360日×10人)と し、労働者エージェントの1/360が1日ごとに労働 市場に投入され、求職活動を開始する。表 1 は、各 労働者エージェントの割合とレベル、応募、離職率 を示したものである。

各労働者エージェントの割合は、総務省「就業構造基本調査」と厚生労働省「外国人雇用状況」のデータを元に作成し、各労働者エージェントの離職率は、ディップ総合研究所「アルバイト・パートスタッフの離職事情」、株式会社ジェネックスソリューションズ「外国人離職率」のデータを元に作成した。

労働者は自身の能力を表す値として1~6のレベルを有する。各労働者(フリーター、学生、主婦、外国人)によってレベルの幅が異なるが、各レベルの人数は正規分布によって割り当てる。各労働者のレベルの幅は飲食店舗責任者 30 人を対象に実施したアンケートを元に設定した。

表 3-1 労働者エージェントの種類

	フリーター	学生	主婦	外国人
割合	3割 (30%)	4割 (37%)	2割 (24%)	1割 (9%)
レベル	2~6	3~5	2~5	1~3
応募	1/360	1/360	1/360	1/360
離職率	1ヶ月:5%	1ヶ月:13%	1ヶ月:3%	1ヶ月:10%
	2ヶ月:4%	2ヶ月:6%	2ヶ月:2%	2ヶ月:5%
	3ヶ月:4%	3ヶ月:5%	3ヶ月:2%	3ヶ月:5%
	4ヶ月:3%	4ヶ月:5%	4ヶ月:2%	4ヶ月:4%
	5ヶ月:2%	5ヶ月:5%	5ヶ月:2%	5ヶ月:3%
	6ヶ月:2%	6ヶ月:5%	6ヶ月:2%	6ヶ月:3%
	7ヶ月:3%	7ヶ月:5%	7ヶ月:2%	7ヶ月:2%
	8ヶ月:3%	8ヶ月:4%	8ヶ月:2%	8ヶ月:2%
	9ヶ月:3%	9ヶ月:4%	9ヶ月:2%	9ヶ月:1%
	10ヶ月:3%	10ヶ月:4%	10ヶ月:2%	10ヶ月:1%
	11ヶ月:3%	11ヶ月:4%	11ヶ月:2%	11ヶ月:1%
	12ヶ月:3%	12ヶ月:4%	12ヶ月:2%	12ヶ月:1%

労働者エージェントのレベルは企業にとっての魅力度であり、客観的な数値であるため労働者自身は正確に把握できない。したがって労働者は、自身のレベルよりも一つレベルを落としたレベルと同等か、あるいはそれ以上のレベルを持つ企業に魅力を感じて応募する。応募する企業は、条件にあった企業の中から1つを乱数選択により選び出される。

応募した企業に就労した労働者の中から、定められた割合で離職者を選定し、再び労働市場内で求職活動を開始する。

労働市場に投入された労働者と離職した労働者は、 応募する企業を探し情報収集を行うため、1 日が経 過してから企業に応募するものとした。

3.2.企業エージェント

非正規雇用者の求人を募集している飲食企業を企業エージェントと置く。企業エージェントの種類はレベルによってのみ分類され、すべての企業の採用枠数は 1~4人分という設定にした。採用枠数の合計は、飲食業の有効求人倍率(3.6 倍)をもとにした12,960とし、企業数は9,237とした。企業エージェントの各レベルごとの割合は、飲食店.COM「飲食店経営に関するレポート」を参考にし、表3-2 は各企業エージェントの割合とレベルを示したものである。

表 3-2 企業のレベル別求人枠数

レベル	1	2	3	4	5	6	合計
割合	20%	30%	20%	15%	10%	5%	100%
求人枠数	2,592	3,888	2,592	1,944	1,296	648	1,2960

企業エージェントは企業の魅力を示す値として労働者エージェントと同様1~6のレベルを持ち、各レベルの企業数は飲食企業が求人に募集する賃金ごとの募集数を想定し割り当てた。モデルの設定として、非正規雇用の労働市場において、企業は労働者を関立を早急に確保することを望み、企業は労働者を簡単に除外することができるため、質の高い労働者を求めるよりも質の低すぎる労働者以外を採用する傾向にある。したがって、企業が採用したいと考える労働者のレベルは、その企業のレベルより一つレベルを落としたレベルと同等かそれ以上という設定にした。

採否判定をするまでの日数は、労働者が企業に応募してから、企業が学生に採否の結果を通知するまでの日数である。この値は、正規分布 $N(\mu=4, a=1)$ による乱数値が設定され、応募のたびに変化するものとした。

各企業の求人枠数は、生活衛生関係営業経営実態調査の従業者規模別施設数の構成割合を参考にした。 表 3-3 は、日本の飲食店に雇用されている従業者の内訳を示したものである[8]。

表 3-3 従業者規模別の飲食店舗数

従業者規模	割合
1人	7.1%
2人	20.8%
3 人	11.5%
4人	9.6%
5~9 人	30.3%
10~19 人	11.5%
20 人以上	7.1%
不詳	2.1%
合計	100%

本分析では、上記をもとに企業の求人枠数と求人枠ごとの企業数を設定した。従業者規模が大きい企業ほど求人枠数が多いと仮定し、従業者規模 1~4 人の企業の求人枠数は1、従業者規模 5~9 人の企業の求人枠数は2、従業者規模 10~19 人の企業の求人枠数は3、従業者規模 20 人以上の企業の求人枠数は4とし、それぞれの企業の割合を表 3-4 のように設定した。求人枠数1人分の企業は3,685 社、求人枠数2人分の企業は2,273 社、求人枠数3人分の企業は861 社、求人枠数4人分の企業は537 社の割合で存在し、全ての企業はそのどれかにランダムで振り分けられる。

表 3-4 従業者規模別企業数

規模	1~4 人	5~9 人	10~19 人	20 人以上	合計
割合	50.1%	30.9%	11.7%	7.3%	100%
求人枠	1	2	3	4	(平均1.76人)
-P= 1 4-h.	00.40/	05.10/	10.00/	1.0.00/	1,000/
求人枠	28.4%	35.1%	19.9%	16.6%	100%
数割合					
求人枠					12,960
数	3,685	4,546	2,582	2,148	
企業数					
	3,685	2,273	861	537	7,355

労働市場全体の最適化と企業の収益性を把握するために、企業エージェントごとに利益構造(売上とコスト)の概念を設ける。具体的には企業エージェントごとに客席数と客単価の内部データを設定する。各企業エージェントの売上を決定する情報は客席数と客単価であり、1日あたりの売上を以下の式で表す。

1日あたり売上=客席数×満席率×稼働回数×客 単価

飲食企業の客席数は従業者規模が大きいほど多いと仮定し、客席数のよって必要人数と初期人数と初期充足率を決定する。満席率は顧客からの評価を表しており、0.5, 0.6, 0.7, 0.8 の中からランダムに振り分けられる。稼働回数は店舗の回転率の変動により変化し限界稼働回数に充足率を乗じた値である。客単価はランダムに振り分けられ、それが高い店舗ほど限界稼働数が低くなると仮定する。充足率は労働者数を必要人数で割った値である。これをまとめたものを表 3-5 と表 3-6 に示す。

表 3-5 従業者規模別客席数

規模	1~4 人	5~9 人	10~19 人	20 人以上
客席数	20席	50席	100席	150席
必要人数	2人	6人	12人	20人
初期人数	1人	4人	9人	16人
初期充足率	1/2	2/3	3/4	4/5

表 3-6 客単価対限界稼働回数

客単価	1000円	2000円	3000円	4000円	5000円
限界稼働回数	12	8	6	4.8	4

各企業エージェントのコストは、企業レベルによる 賃金と労働者数の増減によって定められる。1日あ たりのコストを以下の式で表す。

1 日あたりコスト=客席数×満席率×稼働回数× 食材費+労働者数×賃金×時間(6h)+求人コス ト

各企業の食材費は客単価に比例するものと仮定し、客単価の30%とする。時給は飲食店.COM「飲食店経営に関するレポート」の賃金割合構成を参考にし、表3-7の通りである。

表 3-7 レベル別時給

レベル	1	2	3	4	5	6
時給	980	1080	1180	1280	1380	1480
	円	円	円	円	円	円

求人コストは、実際の求人広告の相場が一週間あた

り2万円であるため、1日に求人枠1枠につき求人 コスト3000円がかかるものとする。エージェント ベースモデルによって挙動の変化を分析するため、 家賃や水道光熱費などの固定費はコストに含まない ものとする。

4. 分析結果

本分析では、各シナリオごとにモデルを構築し、シ ミュレーションを行う。比較対象となるシナリオは 4つである。シナリオ1は飲食業界の労働市場の現 状を表したもので、求人倍率を 3.6 倍にした。シナ リオ2は外部からの影響がないまま人手不足が解消 した場合を表現しており、全労働者エージェントを 増やし、有効求人倍率を 1.1 倍に設定した。シナリ オ3は外国人労働者の増加により人手不足が緩和さ れた状態を表しており、外国人労働者エージェント を増やし、有効求人倍率を 2.4 倍に設定した。シナ リオ4は外国人労働者がさらに増加した状態であり、 全体に占める外国人労働者の割合が相対的に大きい (72%) と、外国人労働者の魅力度は全体の相対的 魅力度に類似するため、外国人労働者のレベルの幅 を (1~4) に修正し、有効求人倍率を 1.1 倍に設 定した。実行結果は以下の表 4-1 の通りである。

まず、現在の飲食業界の労働市場(シナリオ 1)の 状態を確認する。求人倍率を 3.6 倍に設定している ため、労働者エージェントの就労率はほぼ 97.4% と 高い。一方で求人充足率は 27.2%と低く、企業の殆 どが労働者を確保できていない結果となった。

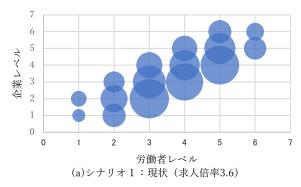
シナリオ1とシナリオ2を比較すると、求人倍率の調整により企業の求人充足率は上がったが、労働者の就労率は大きく下がる結果となった。求人倍率の調整を行なった同倍率のシナリオ2とシナリオ4を比較しても、就労率・求人充足率ともシナリオ4が優れている。これは飲食企業のレベル(賃金)別割合が低い方へ偏っているため、この労働市場ではレベルが低い企業への就労を望む労働者の割合が多い方が、全体最適化しやすいということを表している。したがって、労働者側と企業側の二つの視点から見ても、シナリオ4が最も全体最適化されたモデルといえる。

耒	4-1	シナ	川才	・の実行結果	
100	-T	~ /	ソイ	ツ大川加木	٠

シナリオ	シナリオ	シナリオ	シナリオ	シナリオ
	1	2	3	4
労働者数	3,600 人	11,780	5,460 人	11,780
		人		人
企業数	7,355	7,355	7,355	7,355
求人枠数	12,960	12,960	12,960	12,960
	人分	人分	人分	人分
求人倍率	3.6 倍	1.1 倍	2.4 倍	1.1 倍
外国人割合	9%	9%	40%	72%
		結果		
就労数	3,505 人	10,026	5,251 人	11,125
		人		人
就労率	97.40%	85.10%	96.20%	94.40%
求人充足率	27.20%	78.00%	40.80%	86.50%

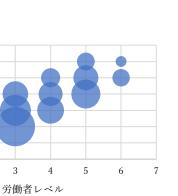
次に、シナリオ毎の特徴を明らかにするために、労働者がどの企業に就労したかを労働者のレベル別、企業のレベル別に集計した。図4.2は、各労働者のレベル別企業への就労数を表したものである。縦軸、横軸はそれぞれ企業のレベルと労働者のレベルを1~6まで示し、円の大きさは就労数の割合を表している。

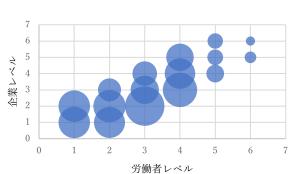
シナリオ2を見ると、特にレベル3以上の労働者が自身よりもレベルが低い企業に就労している割合が多い。逆に言えば、レベル2~4の企業は自身のレベルよりもレベルが高く。外国人労働者が増加する過程をシナリオ1、3、4の順に仮定すると、外国人労働者の割合が増えるほど、レベルが高い企業の方が就労数の割合が下がる傾向にある。



(c)シナリオ3:外国人増加(求人倍率2.4)

企業レベル





労働者レベル

(b)シナリオ2:現状(求人倍率1.1)

ガ側看レベル (d)シナリオ4:外国人増加(求人倍率1.1)

図 4.1 労働者と企業のレベル別マッチング状況

分業アベル

労働者側と企業側の具体的なシミュレーション結果を見ていく。まず、労働者の種類別就労状況の結果が図 4.3と図 4.4である。シナリオ2を見ると、現在の労働者種類別割合のまま求人倍率が落ち着くと、外国人以外の労働者の非就労比率が上がることがわかる。現在の労働者種類別割合のまま求人倍率が落ち着くということは、日本の現在の人口動態から各労働者が全体的に増加するということは考えにくいため、人手不足倒産により企業が淘汰され、人手不足が解消される場合が予想される。つまり、今の人手不足の状態が続き、企業が淘汰されれば、飲食業界において日本人側の失業率の方が高くなるという結果になった。

一方、外国人労働者の割合が増加し、求人倍率が落ち着く場合は、外国人労働者の就労数が大きくなるだけで、外国人以外の労働者の就労数はほぼ変わらない。これは外国人労働者の投入により、企業の倒産を防ぐことで、日本人側の雇用も守られることが示唆される。

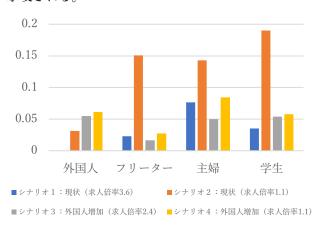


図 4.2 労働者種類別非就労率

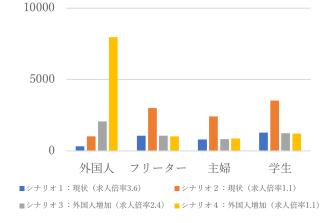


図 4.3 労働者種類別就労数

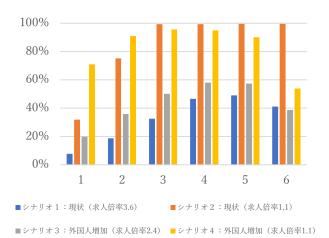


図 4.4 企業レベル別求人充足率

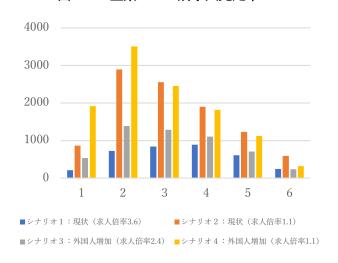


図 4.5 企業レベル別就労数

企業のレベル別就労状況から、将来の環境変化に対応した戦略提案を行う。

シナリオ1からシナリオ2へ変化する場合(労働者種類別割合不変):これが考えられるのは、人手不足に耐えられず、多くの飲食企業が淘汰され、求人倍率が落ち着いた時である。シナリオ2の企業レベル別求人充足率から、労働者確保のためには企業レベルを相対的に高く設定することが有効である。したがって、企業がとるべき戦略は他社よりも相対的に高い賃金を設定することである。

シナリオ1からシナリオ4へ変化する場合(外国人 労働者割合増加):これには政府の協力も必要であり、 飲食企業の労働者の多くの割合を占めることになる。 シナリオ4の企業レベル別求人充足率から、労働者 確保のためには企業レベルを高く設定することが必 要はない。したがって企業がとるべき戦略は外国人 労働者が働く環境を整え、教育により企業内部で彼らのレベルを上げることである。

5. まとめ

飲食企業の労働市場は、非正規雇用者によって支えられているという点で他産業とは異なる特徴を有しており、現在最も問題を抱えている労働市場の一つである。本研究では、この課題を解決するために、飲食企業の労働市場のモデル化を行い、シナリオ分析を通じ、その特徴を示すことができた。今後の課題としては、他業種を含む全業種でのジョブマッチング、地理的要素を含むモデル化、利益構造(売上とコスト)の概念を設けたモデルの構築などがあげられる。

参考文献

- [1] 総務省:労働力調査 長期時系列データ, (2019), https://www.stat.go.jp/data/roudou/longtime/03roudou.html
- [2] 総務省:平成29年就業構造基本調査, (2017), https://www.stat.go.jp/data/shugyou/2017/index.html
- [3] 厚生労働省:外国人雇用状況, (2019), https://www.mhlw.go.jp/stf/newpage_03337.html
- [4] 森敬子・倉橋節也:エージェントベースシミュレーションによる新規学卒者採用市場における学生行動分析,経営情報学会誌,(2013)
- [5] 倉橋節也,企業活動のモデル化とシミュレーション, 計測と制御 第55巻 第1号 2016年1月号,計測自 動制御学会,(2016f)
- [6] 帝国データバンク: 人手不足に対する企業の動向調査, (2019),
 - https://www.tdb.co.jp/report/watching/press/p190506.html
- [7] 厚生労働省:一般職業紹介状況, (2019), https://www.mhlw.go.jp/toukei/list/114-1.html
- [8] 厚生労働省:生活衛生関係営業経営実態調査,(2014), https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/kenkou_iryou/ kenkou/seikatsu-eisei/seikatsu-eisei22/index.html

規範モデルに基づく談合維持メカニズムの研究

Analisys of collusion model in application of norm game model

諸藤秀幸 ¹ 倉橋節也 ¹ Hideyuki MOROFUJII¹,Setsuya KURAHASHI¹

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

Abstract: 公共調達における談合が、社会的に問題とされている. Axelrod は、規範を「所与の社会的背景において、個人が一般的にある種の方法で行動し、そのような方法での行動を怠るのを目撃されたときには処罰される、その程度に依存して存在するもの」と定義して、規範の維持には「メタ規範」が必要であることを示した. このモデルを援用して談合モデルを構築し、シミュレーションを実行して、談合の成立にはメタ規範までは必要ではなく、比較的容易に維持し得ることを示した.

1 はじめに

公共調達における談合が、社会的に問題とされている.談合を防止するためには、それが維持されるメカニズムを分析する必要がある.本研究では、談合の維持には、強制力(規範)が必要であるとの仮説を立て、規範が談合の維持に果たす役割を分析する.

2 関連研究

談合は、非公式組織であり、個々のエージェントの行動が談合を成立させるものと考えると、公式組織を組織するときに必要なトップダウン型のアプローチではなく、ボトムアップ型のアプローチが必要となる。ボトムアップ型のアプローチには ABM(AgentBasedModeling) があるが、これにより規範を研究したものとして、Axelrod[3] の研究がある。

また,入札は一種のオークションであるが,オークションにおける談合を研究したものとして,McAfee,R.P. and McMillan, J. [2] がある.

2.1 規範モデル

Axelrod[3] は、モデル化とシミュレーション(100 回試行)の結果から、規範の維持には「メタ規範」が必要であることを示した.

Axelrodのモデルを図で示すと、図1のとおりである. Axelrodのモデルとシミュレーションの結果に対し、 規範の数理モデルを展開するとともにシミュレーション を再試行して、試行回数を増やすことによりメタ規範 を以てしても必ずしも規範が維持されないことを示し

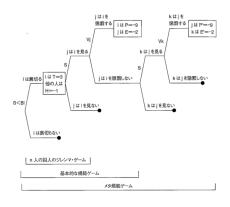


図 1: Axelrod の規範モデル [3]

たのが、Jose Manuel Galan and Luis R. Izquierdo[1] である.

2.2 オークション理論

McAfee, R.P. and McMillan, J. [2] は,談合を Strong-Cartels と Weak Cartels に分けて分析を行っている. Strong-Cartels では,談合サークル内での利得の分配が行われる. 一方で,Weak Cartels では,利得の分配は行われず,落札者を順番に決定したり,決められた価格で入札して,落札者の決定は発注者側のルール(くじ引き等)に任せたりするするものとされる.

また、この分析では、談合を維持するためには何らかの強制力が必要とされているが、そのあり方については、先行研究を引用して立ち入らないこととしている。そして、分析の主題は、談合の維持と入札者の持つ将来割引率の間の関係と談合に対する売り手(発注者)側の対策となっている。

なお、McAfee、R.P. and McMillan, J. [2] が先行研究としてあげている文献は、一般的な複数生産者と複数消費者の一般的市場を対象とした分析となっている.

3 談合の数理モデル

規範の数理モデルを、談合の数理モデルに改変して、強制力(懲罰)が談合(規範)の維持に果たす役割を分析する。ここでの主題は、一般市場ではなく、1の発注者(buyer)と複数の入札者(seller)の限られた環境の中で、seller間の談合(規範)の維持に強制力(懲罰)が果たす役割である。

談合での強制力(懲罰)が何かが問題であるが,例えば,公共事業では多重下請け構造があることが指摘されている。StrongCartelsでの利得の分配の一形態として下請けに入ることによる利益分配が考えられ,強制力(懲罰)の一形態としてその下請けから外されることによる被害が考えられる。WeakCartelsについては,例えば建設業における業界団体があることによる相互扶助関係があり,従わないことによる被害が考えられる。

談合モデルへの改変にあたり、3つの点を変更する。第一に、談合(協調)による利得 R(Reward) の導入である。Axelrod の規範モデルにおいては、R は 0 とされている。入札においては、入札により勝利者になると契約が成立して利益を確保する前提をおいて、R>0 とする。第二に、裏切りによる周囲のエージェントに与える H を外す。Axelrod の規範モデルは、社会における公共財としての規範の分析が主題であり、公共財の搾取による周囲への被害が想定されているが、本研究においては、裏切り(談合破り)による他のエージェントに対する直接被害が想定しにくいことによる。第三に、入札においては、入札結果が公表されることから、裏切り(談合破り)は基本的に発見されるものと考えられることから、発見率 S の要素を外す。

モデルの概要を図示すると、図2のとおりである.

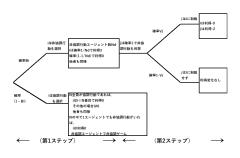


図 2: 談合モデル

これにより, まず談合の数理モデルを構築して進化

的安定条件 (ESS:Evolutionary Stable State) を算定する. これにより,談合システムの安定条件を分析する. ここでは、Strong Cartels について分析する.

談合モデルでの Payoff-equation は、以下のとおりに 定式化される.

$$Payof f_{i} = De f_{i1} * T + De f_{i2} * \frac{R}{n}$$

$$+ \sum_{\substack{j=1\\i\neq i}}^{n} Pun_{ij} * E + \sum_{\substack{j=1\\i\neq i}}^{n} Pun_{ji} * P$$

$$(1)$$

R を n で除しているのは、談合参加者で R を分配するためである。ここで、Axelrod の規範モデルの設定を踏襲して、T: 裏切り利得 (Temptation)、E: 懲罰コスト (Enforcement)、P: 懲罰被害 (Punishment) とし、Axelrod の規範モデルと同じく、T=3, E=-2, P=-9, n=20 とする。

$$Def_{i1} = \begin{cases} 1 & If \ agent \ i \ defects \\ & Prob(Def_{i1} \equiv 1) = \frac{b_i}{\sum_{i=1}^{n} b_i} \\ 0 & If \ agent \ i \ cooperates \\ & Prob(Def_{i1} \equiv 0) = 1 - \frac{b_i}{\sum_{i=1}^{n} b_i} \end{cases}$$

 $\sum\limits_{i=1}^{n}b_{i}$ は, \det は, \det する入札参加者の人数の期待値であり,競争入札者(談合破りをする者)からランダムに落札者が選択されるためである.

$$Def_{i2} = \left\{egin{array}{l} 1 & \textit{If agent i cooperates} \ Prob(Def_{i2} \equiv 1) = \prod\limits_{i=1}^{n} (1-b_i) \ 0 & \textit{If agent i defects} \ Prob(Def_{i2} \equiv 0) = 1 - \prod\limits_{i=1}^{n} (1-b_i) \ \end{array}
ight.$$

 $\prod_{i=1}^{n}(1-b_i)$ となっているのは,入札参加者が全員談合に参加する必要があるためである.

$$Pun_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{If agent i punishes agent j} \\ & Prob(Def_{ij} \equiv 1) = b_j * v_i \\ 0 & \text{If agent i does not punish agent j} \\ & Prob(Def_{ij} \equiv 0) = 1 - b_j * v_i \end{cases}$$

発見率を表す $(b_j/2)$ を外している。これは、発見率 S が一様分布であることから、0 から b_j までの間である期待値を計算しているものであるが、発見率に関わらず懲罰を行うこととするので、当該期待値を外す。

したがって, エージェントiの1ラウンドでの期待 利得は, 次で表される.

 $Exp(payof f_{i}) = T * \frac{b_{i}}{\sum_{i=1}^{n} b_{i}} + \frac{R}{n} * \prod_{i=1}^{n} (1 - b_{i}) + E$ $* \mathbf{v}_{i} * \sum_{\substack{j=1 \ j \neq i}}^{n} \mathbf{b}_{j} + P * \mathbf{b}_{i} * \sum_{\substack{j=1 \ j \neq i}}^{n} \mathbf{v}_{j}$ (2)

ここにおいて、エージェントの b_i を「大胆さ」、 v_i を「復讐度」として、それぞれ連続的であるとする。m を所与の集団 Θ における任意の (戦略を変える mutant) エージェントとして、その戦略をそれぞれ b_m, v_m とする。I を集団 Θ でのエージェントm を除いたエージェントの集合とする。

このことから、eq(3) 及び eq(4) が ESS 状態にいるエージェントの必要条件となる.

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial Exp(payoff_m)}{\partial b_m} = \frac{\partial Exp(payoff_i)}{\partial b_m} \quad \forall i \in I \\ OR\left(b_m = 1 \ AND \ \frac{\partial Exp(payoff_m)}{\partial b_m} \geq \frac{\partial Exp(payoff_i)}{\partial b_m} \quad \forall i \in I \right) \\ OR\left(b_m = 0 \ AND \ \frac{\partial Exp(payoff_m)}{\partial b_m} \leq \frac{\partial Exp(payoff_i)}{\partial b_m} \quad \forall i \in I \right) \end{array} \right\} \forall m \in \Theta$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial Exp(payoff_m)}{\partial v_m} = \frac{\partial Exp(payoff_i)}{\partial v_m} \quad \forall i \in I \\ OR \left(v_m = 1 \; AND \; \frac{\partial Exp(payoff_m)}{\partial v_m} \; \geq \; \frac{\partial Exp(payoff_i)}{\partial v_m} \; \forall i \in I \\ OR \left(v_m = 0 \; AND \; \frac{\partial Exp(payoff_m)}{\partial v_m} \; \leq \; \frac{\partial Exp(payoff_i)}{\partial v_m} \; \; \forall i \in I \\ \end{array} \right) \; \forall m \in \Theta$$

なお、 b_i がナッシュ均衡であるための必要条件は、以下のとおりとなる.

$$\begin{cases}
\frac{\partial Exp(payoff_m)}{\partial b_m} = 0 \\
OR\left(b_m = 1 \text{ AND } \frac{\partial Exp(payoff_m)}{\partial b_m} \ge 0\right) \\
OR\left(b_m = 0 \text{ AND } \frac{\partial Exp(payoff_m)}{\partial b_m} \le 0\right)
\end{cases}$$

Appendix において、eq(3) 及びeq(3) から、ESS の必要条件が全てのエージェントが同じ戦略を持つことであり、

$$\begin{cases} b_i = 0, v_i \neq 0 \ \forall i \\ b_i = 1, v_i = 0 \ \forall i \end{cases}$$

が ESS の必要条件であることが証明される.

4 シミュレーション

談合の数理モデルの分析結果として、談合が成立する $b_i=0$ $\forall i$ と談合が崩壊する $b_i=1$ $\forall i$ の相反する二つの状態が ESS であることが導出された.

ここでは、シミュレーションを実行して、どちらの ESS がどのように出現するのか、あるいは出現しない のか、実際の挙動を検証する.

4.1 シミュレーション環境とソースコード

シミュレーション環境は、 $NetLogo^1$ を利用した.

まず、ゲームの基本的な流れは、game(モデルの実行)、calcStandardDeviation(標準偏差計算)、evolution(利得による淘汰と戦略の進化)である.

そして, game は, detect_cooperate をエージェント数繰り返すものとなっており, detect_cooperate のソースコードは, ソースコード1のとおりである.

ソースコード 1: game

```
:裏切るか協調するか
   to defect cooperate
3
     ask turtles
4
5
        ;確率B_rate により協調する(協調しなければ裏
6
7
        ifelse random_float 1 \ge B_rate
         ;____協調ゲ_ム____
;協調タートルのラベル付け
8
9
           set label "cooperate"
10
11
12
                 _裏切りゲ_ム_
         :裏切りタートルのラベル付け
13
           set label "detect"
14
15
              _利得計算_
16
     ;変数'cooperate_turtles'に(談合)協力エー
17
         ジェントを代入
     let cooperate_turtles turtles with [label = "
18
         cooperate"
19
     ;変数'defect_turtles'に裏切り(談合破り)
          エージェントを代入
     let detect_turtles turtles with [label = "detect"]
20
21
     if any? cooperate_turtles [
     ;全員が(談合)協力かをチェック
22
      if count cooperate_turtles = number [
23
      ;全員(談合)協力であれば,談合利得
24
           R をエージェントで分け合う.
      ask parents [ set utility utility + (R / number
25
           ) ]
26
     if any? detect_turtles [
27
28
   ;裏切りエージェントの中から,落札者 (勝利者)エージェントをランダムに決定して落札者は利益
29
      ask one_of detect_turtles [ set utility utility +
30
31
32
     ask turtles[
          __規範ゲ_ム__
33
       if label = "detect"
34
         let group_j other parents
35
         :自分をturtle_i に代入
36
         let turtle_i turtle who
37
        ;裏切り規範ゲ_ム
norm_game_defection turtle_i group_j
38
```

 $^{^{1} \}rm https://ccl.northwestern.edu/netlogo/$

```
40
41
42
    end
43
   to norm_game_defection [turtle_i group_j];_____裏切り規範ゲ_ム____
44
45
      ask group_j J
46
47
         ;発見者の懲罰確率V により懲罰を行う
         ifelse V_rate > random_float 1 [
48
           ask turtle_i [set utility utility + P]
;発見者'j'は懲罰コストEを負う
49
50
           set utility utility + E
51
52
53
54
    end
```

4.2 シミュレーション結果

StrongCartels

100 回試行と 10000 回試行の結果を示す. 結果としては, $b_i = 0, v_i \neq 0 \ \forall i$ の結果のみが出現する.

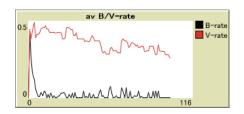


図 3: StrongCartels での 100 回試行の結果

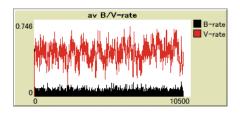


図 4: StrongCartels での 10000 回試行の結果

5 考察

数理モデルによる分析では、二つの ESS の必要条件 が導出された.一方で、同じモデルをシミュレーションで検証すると、 $b_i=0, v_i\neq 0 \ \forall i$ のみが出現する.

この原因は,ESS の第 2 必要条件がナッシュ均衡 の必要条件を満たさないためである. $v_i=0\ \forall i$ の場合に eq(5) において $b_i=1\ \forall i$ が成立するための R を算定すると,Appendix の eq(B.4) より, $R\leq 0=\frac{T*(n-1)}{n*b_i*(1-b_i)^{n-1}}\ s.t.\ bi=1\ \forall i$ となり,モデルの前

提条件として R > 0 であるので, $b_i = 1, v_i = 0 \forall i$ は,ナッシュ均衡にならない.

したがって、談合モデルのうち Strong Cartels においては、メタ規範を必要とすることなく、談合規範が維持されることとなる

6 まとめ

規範モデルを援用して談合モデルを提示するとともに シミュレーションを実行して、Strong Cartels では、懲 罰の存在により談合が容易に維持されることを示した。 今後は、Weakcartels の場合の分析が必要とされる。

Appendix A: 証明 A

すべてのエージェントが同じ戦略をとることが ESS の必要条件であることを証明する.

$$\begin{split} Exp(Payoff_i) &= Exp(Payoff_j) \\ \forall i,j \in I(m \notin I); \forall m \in \Theta; \forall b_m, v_m \\ F &= Exp(Payoff_i) - Exp(Payoff_j) = 0 \\ \forall i,j \in I; \forall m \in \Theta; \forall b_m, v_m \\ F &= T * \frac{b_i - b_j}{b_m + \sum\limits_{\substack{k=1 \\ k \neq i,m}}^n b_k} \\ + E\left(v_i \left(b_m + \sum\limits_{\substack{k=1 \\ k \neq i,m}}^n b_k\right) - v_j \left(b_m + \sum\limits_{\substack{k=1 \\ k \neq j,m}}^n b_k\right) \\ + P\left(b_i \left(v_m + \sum\limits_{\substack{k=1 \\ k \neq i,m}}^n v_k\right) - b_j \left(v_m + \sum\limits_{\substack{k=1 \\ k \neq j,m}}^n v_k\right) \right) \\ &= 0 \quad \forall i,j \in I; \forall m \in \Theta; \forall b_m, v_m \end{split}$$

ここで, R に関する項が消えるのは, 談合(協調)利得は, 全員が協調する必要があるためである.

$$\frac{\partial F}{\partial v_m} = 0 \quad \forall i, j \in I; \forall m \in \Theta; \forall b_m \in (0, 1)$$

$$\frac{P}{2} * (b_i - bj) = 0 \quad \forall i, j \in I; \forall m \in \Theta; \forall b_m \in (0, 1)$$

$$b_i = b_j \quad \forall i, j \in I; \forall m \in \Theta \Rightarrow b_i = b_j \quad \forall i, j \in \Theta$$

$$\frac{\partial F}{\partial b_m} = 0 \quad \forall i, j \in I; \forall m \in \Theta; \forall b_m \in (0, 1)$$

$$-T * \frac{b_i - b_j}{n} + E * b_m * (v_i - vj) = 0$$

$$(b_m + \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq m}} b_k)^2$$

$$\forall i, j \in I; \forall m \in \Theta; \forall b_m \in (0, 1)$$

$$b_i = b_j \Rightarrow$$

$$E * b_m * (v_i - vj) = 0 \quad \forall i, j \in I; \forall m \in \Theta; \forall b_m \in (0, 1)$$

$$v_i = v_j \quad \forall i, j \in I; \forall m \in \Theta \Rightarrow v_i = v_j \quad \forall i, j \in \Theta$$

したがって,全てのエージェントが同じ戦略を持つ ことが ESS の必要条件であることが証明された.

Appendix B: 証明B

エージェントの ESS の必要条件である戦略を導出す る.

以下では、 $b_i = B \ v_i = V \ \forall i \in \Theta$ とおく。

$$\frac{\partial Exp(payoff_m)}{\partial b_m} = \frac{T * (n-1) * B}{(n*B)^2}$$

$$-\frac{R}{n} * (1-B)^{n-1} + (n-1) * V * P \quad i \neq m$$

$$\frac{\partial Exp(payoff_i)}{\partial b_m} = -\frac{T * B}{(n*B)^2}$$

$$-\frac{R}{n} * (1-B)^{n-1} + E * V \quad i \neq m$$

$$\frac{\partial Exp(payoff_m)}{\partial v_m} = E * (n-1) * B \qquad i \neq m$$

$$\frac{\partial Exp(payoff_i)}{\partial v_m} = P * B \qquad i \neq m$$
(B.1)

$$\frac{\partial Exp(payoff_m)}{\partial b_m} \bigg|_{B=0} = -\frac{R}{n} + (n-1) * V * P$$

$$\leq -\frac{R}{n} + E * V = \frac{\partial Exp(payoff_i)}{\partial b_m} \bigg|_{B=0} \quad (B.2)$$

$$\Rightarrow \{eq(3)\} \Rightarrow B = 0$$

$$\frac{\partial Exp(payoff_m)}{\partial v_m} \bigg|_{B=0} = 0 = 0 = \frac{\partial Exp(payoff_i)}{\partial v_m} \bigg|_{B=0}$$

$$\Rightarrow \{eq(4)\} \Rightarrow V = \forall x(0 \leq x \leq 1) \Rightarrow \{eq(B.4)\} \Rightarrow V \neq 0$$

$$\frac{\partial Exp(payoff_m)}{\partial v_m} \bigg|_{B\neq 0} \leq \frac{\partial Exp(payoff_i)}{\partial v_m} \bigg|_{B\neq 0}$$

$$\Rightarrow \{eq(4)\} \Rightarrow V = 0$$
(B.3)

$$\frac{\partial Exp(payoff_m)}{\partial b_m}\bigg|_{V=0} = \frac{T*(n-1)*B}{(n*B)^2} - \frac{R}{n}*(1-B)^{n-1}$$

$$\geq -\frac{T*B}{(n*B)^2} - \frac{R}{n}*(1-B)^{n-1}$$

$$= \frac{\partial Exp(payoff_i)}{\partial b_m}\bigg|_{V=0}$$

$$\Rightarrow \{eq(3)\} \Rightarrow B = 1$$
(B.4)

したがって,

$$\begin{cases} b_i = 0, v_i \neq 0 \ \forall i \\ b_i = 1, v_i = 0 \ \forall i \end{cases}$$

が ESS の必要条件であることが証明された.

- http://jasss.soc.surrev.ac.uk/8/3/2.html, 2005.
- [2] McAfee P. and J. McMillan. Bidding Rings. American Economic Review, Vol. 82, pp. 579–599, 1992.
- [3] RobertAxelrod(寺野隆雄(監訳)). 規範の促進. 「協調と対立の科学」(The Complexity of Cooperation. Princeton University Press.(1997)). ダイア モンド社, 2003.

特許文書ベクトルを用いた企業価値算定による IPO 公開価格の評価

Evaluation of IPO offering price using patent document vectors

藤原匠平1 松本祐介1 菅愛子1 高橋大志1

Shohei FUJIWARA¹, Yusuke MATSUMOTO¹, Aiko SUGE¹ 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

Abstract: There are many previous studies on IPO open prices. In particular, underpricing, where the public price is lower than the initial price, is an important issue from the management's point of view, as it causes loss of opportunity for issuers. Various hypotheses about the cause of underpricing have been made by previous research. In this research, we focus on the calculation of corporate value when determining the open price. Specifically, SCDV was created based on patent documents owned by the company. Next, a similar company comparison method was performed by selecting similar companies based on the created document vectors, and the validity of the open price was attempted.

1. 背景

近年, GAFA を中心としたコングロマリット化し た企業が増加している. その中で, 日経企業分類や 東証業種分類等の主要な業種分類は一企業一産業コ ードのみが割り当てられており、とりわけ多角化企 業におけるこれらの業種分類は企業の実態を正確に 表しているとは言い難い (木村 (2009), Matsumoto (2018)). 業種分類が的確ではないことから、様々な 課題生じる. 例えば IPO の公開価格がある. IPO の 公開価格はブックビルディング方式によって決定さ れるが、その企業価値算定の初期段階のフェアバリ ューの算出では類似企業を基準とした株価算出法が 用いられる(岩井(2010)). ただ、多くの先行研究で 指摘されているように、IPO の公開価格はアンダー プライシングという問題を抱えている. アンダープ ライシング現象とは,公開価格が初値を下回る現象 のこと指し, この現象が発生することで新規公開企 業に資金調達の機会損失が発生する等の問題が生じ る. このアンダープライシング現象が発生する原因 仮説は、主幹事証券会社を原因とするモラルハザー ド仮説 ((Baron (1982), Loughran and Ritter (2002, 2004), Liu and Ritter (2009)) や新規公開企業を原 因とするシグナリング仮説 ((Allen and Faulhaber (1989), Welch (1989), Grinblatt and Hwang (1989), Courteau (1995)) などが挙げられている.

中でも Kim and Ritter (1999)が行なった実証分析では、一般的に使われている類似企業比較法を用いて企業価値を算出した際に、公開銘柄の初値を説明できないことを指摘していることを報告している。また、Kutsuna et al (2009)は、新規公開企業の価格決定において、ブックビルディングが需要動向を十分に織り込めていないことを指摘している。これらの背景から、本研究では、IPO の企業価値算定自体に改善の余地があると考え着目する。ひいては、当該企業価値算定内における類似企業の選定に業種以外のインデックスとして、IPO の公開価格や初値を再現する理論株価の算出を試みる。

2. 先行研究

本研究では、特許データを活用して、類似企業選定を行う。特許には、特許データは企業の研究成果であり財務的な結果より企業活動の実態を反映していたり、第三者取得であったりという利点も挙げられる。ここでは、特許を用いた企業間の技術類似度を計測した先行研究を3点挙げる。第一に、Jaffe (1986)企業が保有する技術分野におけるシェアをベクトル化することで技術間距離を行なった。第二に、Stuart・Podolny (1996)特許の引用状況を基に企業間の技術類似度を測定した。第三に、Hall・Jaffe・Trajtenberg(2005)は特許の引用数を基に企業間の技術類似度を測定した。

経営課題にAIを!ビジネスインフォマティクス研究会 (第14回) JSAI Special Interest Group on Business Informatics (SIG-BI #14)

一方で、近年のファイナンス領域における研究として、あるオルタナティブデータを活用した研究が増加している。例えば、Hoberg・Phillips (2010)はForm 10-Kから企業が保有する製品の類似度を算出し、M&A との関連性の分析を行なった。また、Loughran・Mcdonald (2011)はForm 10-Kで使用されている単語をもとに金融辞書を作成し、異常リターンを通して株価との関連性を分析している。これらの数字以外の情報を財務分析に用いて、データ量を増やすことで、分析の精度向上や切り口の転換を行う研究事例から、本研究では特許文書データをベクトル化することで類似企業の選定に活用する。

3. データ

Thomson Reuter 社から取得した特許データ内の2001~2015 年 DWPI(Derwent World Patents Index)を使用する. 言語は全て英語である. 分析対象としたデータ DWPI のうちは各特許に記載された発明の新規性,詳細な説明,用途,優位性をまとめたテキストである.

4. 分析手法

特許をベクトル化する手法には、Sparse Composite Document Vector を活用した。まず、当該データに Skip-Gram model (200 次元)を用いることで、d次元の単語ベクトルを取得した。次に混合分布モデル(60 クラスター、スパース域値 3%)にて、得られた単語ベクトルに確率を付与することでウェイトを持たせた($w\overline{cv}_{ik}$)。得られた $w\overline{cv}_{ik}$ をクラスター

数(K)の数だけ結合($\bigoplus_{(1\sim k)}$)し、逆文書頻度 $\mathrm{IDF}(N)$ が

全文書を、 df_t がある単語tの出現数を表す)でウェイトを付与することで $w\overline{t}v_i$ を取得する. SCDV による式は以下の式(1)、(2)、(3)に示す.

$$w\overrightarrow{cv}_{ik} = wv_i \times P(C_k|w_i) \tag{1}$$

$$IDF_t = \log \frac{N}{df_t} + 1 \tag{2}$$

$$\overrightarrow{wtv_i} = IDF_t \times \bigoplus_{(1 \sim k)} \overrightarrow{wcv_{ik}}$$
 (3)

次元数等の値設定は、Dheeraj・Vivek・Bhargavi・Harish(2017)が提唱した SCDV を用いて、松本・菅・高橋(2019)の分析に倣い行なった。Figure 1 は、企業の特許文書ベクトルの例として、12000 次元の SCDV を t-SNE 手法を用いて 2 次元で可視化したものである。それぞれの点は、SONY が保有する各特許を表している。凡例(Year)は、東日本旅客鉄道が保有する各特許の公報発行年を示す。

次に得られた各企業の12000次元の特許文書ベクトルを平均することで各企業の重心 (cv) を算出する. 各企業における12000次元空間内での位置関係を把握する. 単語ベクトル (p) をn特許数保有している企業iの重心は以下の(4) 式で表す.

最後に、得られた各企業の重心間をベクトルの距離を算出することと同様に計測した。式(5)に重心間距離の計算式を記す。

$$cv_{i} = \begin{bmatrix} \left(\frac{p_{1} + p_{2} + \dots + p_{n}}{n}\right)_{1}, \left(\frac{p_{1} + p_{2} + \dots + p_{n}}{n}\right)_{2}, \\ \dots, \left(\frac{p_{1} + p_{2} + \dots + p_{n}}{n}\right)_{12000} \end{bmatrix}$$
(4)

企業_i・企業_{i+1}間距離 =
$$\sqrt{(p_{i1} - p_{i1+1})^2 + (p_{i2} - p_{i2+1})^2 \atop \cdots + (p_{i12000} - p_{i12000+1})^2}$$
(5)

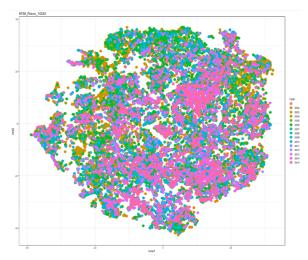


Figure 1.SONY の特許文書ベクトルの可視化

5. 分析結果

当該手法を用いた企業価値算定によって示された 理論株価と IPO 公開価格を比較した結果を図表 4 に 示す. 理論株価と公開価格等の比較は以下式 (9) に より行った.

$$Model_{test_i} = \left| \frac{ \text{公開価格等の検証値}_i }{ 理論株価_i} \times 100 - 100 \right|$$
 (6)

式(6)のModel_test値が0に近いほど公開価格等の値に近いことを表す。その結果、同業種の中

で距離が近い企業上位5社を類似企業として選択 したモデルが最も IPO 時の公開価格や初値を説 明していることが明らかとなった.

6. 結論

本研究では、第一に、企業が保有する特許データを用いて SCDV により文書をベクトル化することで、企業の技術的特徴を示すベクトルを獲得した.次いで、得られたベクトル表現を用いることで、企業間の距離を算出した。同指標を用いた企業価値算定の結果、業界平均マルチプルを使用した場合に比べて、一定の精度で初値や公開価格が説明できる理論株価算出の可能性が見出された。詳細な分析が今後の課題である.

参考文献

- [1] Allen F., and Faulhaber G R.: Signaling by Underpricing in the IPO Market, Journal of Financial Economics, Vol.23, pp. 303-323, (1989)
- [2] Baron D.: A Model of the Demand of Investment Banking Advising and Distribution Services for New Issues, The Journal of Finance, Vol.37, No.4, pp. 955-976, (1982)
- [3] Courteau L.: Under-Diversification and Retention Commitments in IPOs, The Journal of Financial and Quantitative Analysis, Vol.30, No.4, pp. 487-517, (1995)
- [4] Dheeraj Mekala., Vivek Gupta., Bhargavi Paranjape., Harish Karnick.: SCDV Sparse Composite Document Vectors using soft clustering over distributional representations, Association for Computational Linguistics, Vol. Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pp. 659–669, (2017)
- [5] Grinblatt M., and Hwang C Y.: Signaling and the Pricing of New Issues, The Journal of Finance, Vol.44, No.2, pp. 393-420, (1989)
- [6] Hall., B H., Jaffe A., and Trajtenberg M.: Market value and patent, RAND Journal of economics, Vol. 36, No. 1 pp. 16-38, (2005)
- [7] Hoberg G., and Phillips G.: Product Market Synergies and competition in mergers and acquisitions: A Text-based analysis, The Review of Financial Studies, Vol. 23, No. 10, pp. 3773-3811, (2010)
- [8] Jaffe A.B.: Technological opportunity and spillovers of R&D: evidence from firms' patents, profits and market value, American Economic Review, Vol. 76, No. 5, pp. 984-999, (1986)

- [9] Kim M., and Ritter R J.: Valuing IPOs, Journal of Financial Economics, Vol. 53, No. 3, pp. 409-437, (1999)
- [10] Kutsuna.K., Smith.K.J., and Smith.L.R.: Public Information, IPO Price Formation, and Long-Run Returns: Japanese Evidence, The Journal of Finance, V0ol. 64, No. 1, pp. 505-546, (2009)
- [11] Loughran T., and J Ritter.: Why Don't Issuers Get Upset About Leaving Money on the Table in IPOs, Review of Financial Studies, Vol. 15, pp. 413-443, (2002)
- [12] Loughran T., and J Ritter.: Why has IPO Underpricing Changed Over Time?, Financial Management, Vol. 33, No. 3, pp. 5-37, (2004)
- [13] Loughran T., and McDonald B.: When is a liability not a liability? Textual analysis, dictionaries, and 10-ks, The Journal of Finance, Vol. 66, No. 1, pp. 35-65, (2011)
- [1] Liu X., and Ritter R J.: The Economic Consequences of IPO Spinning, forthcoming in Review of Financial Studies.
- [14] Matsumoto Y., Suge A., & Takahashi H.: Construction of new industrial classification through fuzzy clustering, JSAI International Symposia on AI workshops, (2018)
- [15] Stuart T E., and Podolny J M.: Local search and the evolution of technological capabilities. Strategic management journal, Vol. 17(S1), pp. 21-38, (1996)
- [16] Welch I.: Seasoned Offerings, Imitation Costs, and the Underpricing of Initial Public Offerings, The Journal of Finance, Vol. 44, No. 2, pp. 421-449, (1989)
- [17] 岩井浩一: 新興市場と新規株式公開を巡る論点整理-内外既存研究のレビューと制度設計への示唆・, Financial Services Agency research review, Vol. 6, pp. 39-112, (2010)
- [18] 木村史彦: 業種分類の信頼性比較-日経企業分類, 東 証業種分類, および GICS 業種分類の比較-, 現代デ ィスクロージャー研究, No. 9, pp. 33-42, (2009)
- [19] 松本裕介, 菅愛子, 高橋大志: 企業の多角化とシナジー効果の関連性・特許データを用いた分析・, 日本ファイナンス学会第27回大会, (2019)

都市公園の動態モデル開発に関する研究

A Study on Dynamics Model Development of Urban Park

菅原規之¹ 高橋雅和¹

Noriyuki Sugahara¹, Masakazu Takahashi¹

1山口大学

¹Yamaguchi University

Abstract: Urban parks are public spaces indispensable for realizing a sustainable society. On the other hand, urban parks are also annoying spaces that make people uneasy. Urban parks are attractive and revitalizing the city must be a space that can accommodate diverse people. But the reality is an exclusive and crippled space. That is because diverse people have not been in harmony for a long time. In this study, we aim to develop a dynamic model for urban parks to become truly open public spaces, and to examine the state transition of urban parks. This study is in progress.

はじめに

都市公園は都市を持続可能にする様々な機能を備 え都市化が進む現代において様々な都市問題を軽減 してくれる重要な都市インフラである。一方で都市 公園は人々の不安の原因ともなる厄介な空間である。 本来、誰もが自由に使えるはずの都市公園は注意書 きだらけの不自由で魅力の無い空間となり多様化が 進む街から取り残されている。魅力の無い都市公園 は放置され荒廃が進み周辺住民の不安を生み、治安 の悪化を招く。従来から利用者を巻き込んだ多様性 のある管理や利用が求められているが多様であるが ゆえに利害が複雑に絡み合い解決策を見いだせずに いる。そこで本研究では都市公園の動態モデル構築 に向けた都市公園の状態遷移について考察を行う。 背景で都市公園の需要や現状、これまでの取り組み などから状態遷移の基礎を導く。続けて都市公園の 状態遷移について考察を行い、最後にまとめと今後 の方針について述べる。

背景

都市公園は都市開発により失われた自然や緑を街にもたらし市民に憩いの場を提供する空間である。 都市公園は災害時には避難場所になり火災の延焼を防止する機能があり都市の安全性を高める機能も持つ。また、緑豊かな空間は過密する都市に開放的で快適な空間を作り出し街の賑わいを演出する。都市公園の持つこれらの機能は都市が抱える様々な問題

を軽減し持続可能な社会を実現するために必要であ る[1][2]。しかし、都市公園は市民の不安や不満の発 生源にもなる[3]。都市公園が誕生して以来、都市公 園の破壊や荒廃は常に社会問題となっている。快適 で多目的に自由に利用できる空間は魅力的であり多 くの人々が集まる。しかし、過度に人が集まるとゴ ミが散乱し落書きなどが目立つようになり、芝生も 踏み荒らされ土埃が舞うようになる。こうして都市 公園の快適性が徐々に損なわれていく。また、過激 なパフォーマーや酔っ払いが都市公園を占拠すると 人々は不安を感じ寄り付かなくなる。そして、これ らの迷惑行為を禁止する注意書きが都市公園に設置 されることになる。ボール遊びや犬の散歩も同様に して禁止されることが多く都市公園は不自由で魅力 ない空間になり人々は利用しなくなる。利用者の減 少により寂れた都市公園は荒廃が進み周辺地域の治 安にも悪影響を与える。ごみの散乱や落書きが放置 された街並みは住民の秩序に対する無関心の象徴と なり反社会的行動者を引き寄せると「割れ窓理論」 [4]で述べられており、イギリス政府が安全なまちづ くりの指針として発表した「より安全な場所」[5]の 中でも汚れた街並みは犯罪を招くとして街の清掃や 破れて放置されたポスターの撤去など街並みの改善 が必要と述べている。

一方で都市公園は利用者の多様性をうまく融合させることで近隣に恵みを与える場所になり利用者が公園を活気づけ支援するとジェーン・ジェイコブスは著書「アメリカ大都市の死と生」の中で述べている[6]。この著書は半世紀以上前 1961 年に出版され

経営課題にAIを!ビジネスインフォマティクス研究会 (第14回) JSAI Special Interest Group on Business Informatics (SIG-BI #14)

たが現在も利用者参加型の都市公園維持管理手法は 有効と考えられており模索が続いている。たとえば、 住宅・都市整備公団がニュータウン開発で整備され た都市公園の管理について「ちゃんと小公園のある まちづくり」[7]の中で地域の中で小公園を楽しむ方 法として様々な利用方法について提言している。ま た、馬場は著書「RePUBLIC 公共空間のリノベーシ ョン」[8]の中で指定管理者制度を軸に都市公園の新 しい管理の在り方から地域のつながりや新しい発想 や価値が生まれる場づくりを提案している。国土交 通省も2016年に「新たなステージに向けた緑とオー プンスペース政策の展開について」[9]の中で一部の 苦情に左右されず柔軟に地域全体で管理に取り組む 必要性を報告している。しかし、人々の多様性をう まく共存させることは容易ではない。住民参加型の 維持管理の多くは住民に都市公園の維持管理を委託 する形式であるが、この方法は利用者の多様性を阻 害する可能性が強い。板橋区では都市公園を住民に 愛着を持って管理してもらおうと「里親制度」[3]を 設けた。しかし、制度が導入されると導入前に比べ 制度が導入された都市公園に対する苦情が増加した。 苦情増加の原因は「里親制度」により都市公園に対 する関心の高まりと考えられる一方で管理者側の意 向に沿わないものを排除する意識が強まったとも考 えられる。人々の多様性の共存による都市公園の利 用価値を高めるためには、管理者、利用者、周辺住 民の相互理解と多様な人々が利用できる環境づくり が必要である。

しかし、人々の多様性を全て汲取り維持管理に反映させることは、その複雑さから非現実的である。 そこで、都市公園の動態を都市公園の状態遷移を表すモデルを用いて解明する方法を探索した。半世紀以上に渡り人々の多様性を取り入れる必要性を理解しながら実現できない理由を動態モデルを用いて明らかにしていく。本研究では、都市公園の動態モデル構築に向け都市公園の状態遷移について考察する。

都市公園の状態遷移について

前章の内容を基に都市の構造を簡単に図示した。 作図したものを図1に示す。図の上部の住区と CBD (中心街)は CBD から住区の距離を段階的に表して いる。各地区の緑被率や人口は色の濃淡で表した。 都市公園の需要は緑被率と反比例の関係にあるとし 緑の少ない都心程需要が高く自然が残る郊外や田園 地帯では需要が低くなるとした。緑の量は街の基本 的な快適性を表すと考え、人は中心街から少し離れ た緑のある郊外に多く住むとした。また、中心街は 住宅費が高いことと自然が少ないことで人口が少

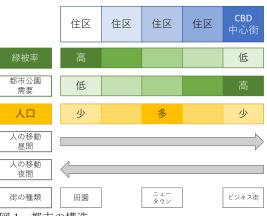


図1 都市の構造

なくなり中心街から離れると利便性が低下し人口が 減少すると考えた。人々の移動は、昼間は郊外から 中心街に移動し、夜間は中心街から郊外へ移動する ものとした。

続いて、都市公園の状態遷移を図2に示す。都市 公園の状態は良好と不良の2つとした。都市公園の 状態を悪化させる要因は、老朽化、利用行動、街の 変化とし、状態を良好に回復させる要因は、維持管 理、利用行動、街の変化とした。良好な状態を保つ ためには利用者の多様化と受容的な管理が必要であ り、不良な状態に陥るのは占有的な利用と排他的な 管理から生じると考えた。この図から人の移動と占 有化の関係を考える。人々は昼間に中心街、夜間は 郊外に移動するため、昼間の郊外と夜間の中心街で 人々の多様性が少なくなると考えられる。小説の題 材にもなった池袋西口公園や福岡の警固公園[11]な ど夜間に不良がたむろして問題になったが、中心街 の夜間は人々の多様性が少なく特定の者により都市 公園が占有されやすくなることで説明が可能になる と考える。逆に昼間の都市公園で起きる苦情につい ても多様性から説明ができると考える。

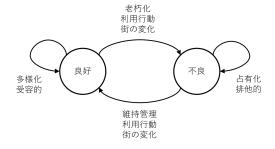


図2 都市公園の状態遷移図

経営課題にAIを!ビジネスインフォマティクス研究会 (第14回) JSAI Special Interest Group on Business Informatics (SIG-BI #14)

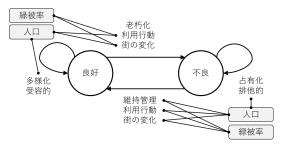


図3 都市公園の状態遷移図と人口と緑被率の関係

また、都市への人の流出入による影響もある。都市の人口増加は多様性が増すことになり利用行動も多様化する。多様化する利用行動をうまく融合させなければ対立が起き都市公園の状態は悪化する。多様化した人々の融合度についてはトーマス・シェリングのセグレゲーションモデル[10]を応用することで説明ができると考える。都市公園の管理方針が排他的であれば棲み分けが起きやすくなり管理方針が受容的であれば棲み分けが起きにくくなるためである。人口は都市の税収に影響を与えるため維持管理費は都市公園の需要が高く人口が多い地区ほど多くなると考えた。

次に都市の緑被率が人々の行動に与える影響を考えた。緑被率を基本的な都市の快適性、都市公園の需要を表す指標として考えると緑被率の低い地区で都市公園需要が高まり利用率が高くなると考えられる。逆に郊外では都市公園以外にも十分な緑があるため都市公園の利用率は低くなる。ここに人口を掛け合わせることで単位公園あたりの利用人数が定められる。利用人数は都市公園の維持管理コストに影響を与え利用人数が一定数を超過すると超過した分だけ維持管理コストが増えると考えられる。ここまでをまとめ、人口と緑被率の影響を加えた状態遷移図を図3に示す。

ここからは、都市の構造と都市公園の状態遷移図から都市公園の動態モデル構築に対する考え方を述べる。都市公園の動態モデルは、できるだけ簡略したモデルを開発したいと考えている。都市公園に対するニーズは無限にあり全てに対応することは不可能であるため、緑被率や人口などの簡単な指標で動態を表現できる方法を探索していく。関係性を整理するために図3の状態遷移図の都市、都市公園、人と緑被率、人口の関係性を表1にまとめる。

これに、利用行動による影響を加えていく。都市公園の利用行動に関しては我々がインターネット上の発意情報をテキストマイニングで分析した結果[12]を用いる。テキストマイニングは都市公園の不満や不安に着目した利用行動推定のために行った。

表1 都市、都市公園、人と緑被率、人口の関係性

	都市・地区	都市公園	人
緑被率	快適性	需要	利用率
人口	税収	コスト	多様性

分析の結果、都市公園に関する不満や不安は投稿内容に関係が無く誰もが不満や不安に感じる共通点があることが判明したので、その共通点を都市公園の状態を悪化させる利用行動として利用する。

まとめと今後の方針

本研究では都市公園の動態モデル構築に向けた都市公園の状態遷移について考察した。都市公園は多目的空間であり不特定多数の人々が利用するため、利用行動に合わせたモデルを構築することは非現実的である。しかし、都市公園が誕生した要因の一つである緑被率や人口や人の移動に着目することで、モデルを構築できる可能性が高いことが分かった。今後は、1)テキストマイニングを用いた不満や不安の原因となる都市公園の利用行動の定量化、2)都市の状態のモデル化、3)都市公園の状態遷移のモデル化を行い都市公園の動態モデルを構築していく。

謝辞

本研究の一部は、国立情報学研究所の IDR データセット提供サービスによりヤフー株式会社から提供を受けた「Yahoo! 知恵袋データ(第 3 版)」を利用した。データ使用を許諾頂き研究が行えたことに感謝の意を表す。

参考文献

- [1] 環境省:平成29年度版環境・循環型社会・生物多 様性白書(2017)
 - http://www.env.go.jp/policy/hakusyo/h29/pdf.html (Accessed on 2019/12/29)
- [2] 国土交通省:公園とみどり http://www.mlit.go.jp/toshi/park/ (Accessed on 2020/1/10)
- [3] 樋野公宏, 樋野綾美, 小出治: 都市公園における犯罪 不安要因に関する一考察, 日本都市計画学会, 都市 計画報集, No.2 pp.132-135, (2004)
- [4] James Q. Wilson and George L. Kelling "Broken Windows: The police and neighborhood safety", The Atlantic Monthly; March Broken Windows; Volume 249, No. 3, pages 29-38(1982)

- [5] Office of the Deputy Prime Minister: Safer Places: The Planning System and Crime Prevention, (2004)
- [6] Jane Jacobs, The death and life of great American cites, Vintage, (1961)
- [7] 住宅・都市整備公団編:ちゃんと小公園のあるまちづくり、大蔵省印刷局、(1996)
- [8] 馬場正尊: RePUBLIC, 学芸出版社, (2013)
- [9] 国土交通省: 新たなステージに向けた緑とオープン スペース政策の展開について,(2016)
- [1 0] Thomas C. Schelling, Dynamic models of segregation, Journal of Mathematical Sociology, Vol.1, PP 143-186, (1971)
- [11] 福岡大学 景観まちづくり研究室:警固公園再整備事業プロジェクト・レポート http://www.tec.fukuokau.ac.jp/tc/labo/keikan/works/project/2011_kego/project_kego.htm (Accessed on 2019/9/23)
- [12] 菅原規之・高橋雅和:「匿名化情報を用いた都 市公園の利用動機分類に関する研究」電気学会 情報 システム研究会, IS-18-055, pp.27-30 (2018)

大規模ニューステキストを用いたナレッジグラフの構築

Knowledge Graph construction using large-scale news text

張迎! 菅愛子! 高橋 大志!

Ying Zhang¹, Aiko Suge¹, 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: Investors refer to a variety of information when making investment decisions: The amount of available information is increasing day by day due to the spread of the Internet, and it is difficult to grasp all information such as causality. In this study, we attempt to construct an understanding support model that can visualize news through Attention-Based Bi-LSTM model using Reuters News as an analysis target.

1. はじめに

投資家は投資判断を行う際、様々な情報を参考にしている、インターネットの普及等により、利用可能な情報量は日々増加しており、因果関係等すべての情報を把握することは困難である。本研究では、ニュースに記載される事象を可視化する理解支援モデルの構築方法を検討し、モデルによる結果を使って資産運用分野における利用の効果を検証した。

2. 先行研究

因果関係を構築するには、ニューステキストにおけるエンティティ(地名、国家、人名など)の抽出及びエンティティ間のリレーションの抽出という二つの手法を必要とする。エンティティ抽出とリレーション抽出の手法は2種類ある。従来は予め辞書を用意して用いていたが、近年は多く自然言語処理技術を使う手法が多く用いられる。本研究では後者に基づき、研究を行う。

エンティティ抽出に関し、本研究で利用する Bi-LSTM-CRF モデルは Lample[1]らにより構築され、エンティティ抽出において LSTM モデル、Bi-LSTM モデル[4]と比較して、より高い精度を示している.

一方, リレーション抽出に関して, 本研究では Zhou[3]らが構築した Attention-Based Bi-LSTM モデルを利用する. 当モデルは Bi-LSTM(双方向 LSTM) の上 Attention 層を追加することで, 文章を使ったリレーション抽出にて高い精度を示すことが報告されている.

3. 目的

本研究では、ニュース記事の理解に役立つような 背景知識を取得し、可視化する手法を提案する.背 景知識の取得には、百科事典記事に記載される構造 化データを使わず、非構造データであるニューステ キストを用いる.

4. データ

単語ベクトルについては、単語のベクトル表現を 取得するための教師なし学習アルゴリズム Glove で Wikipedia を訓練さした単語ベクトルを利用する.

ニュースデータについては、2010年1月から2019年3月までの英語のロイターニュースの発信日時とニュースのタイトルを用いる. なお、ニュースデータは予めエンティティやリレーションをつけていないため、エンティティ抽出に使う教師データとしてCoNLL-2003を利用し、リレーション抽出に使う教師データとしてWiki80を用いる. 検証モデルの構築には、トヨタ自動車(株)の2015年1月から2017年12月の株式価格を使用する.

5. 分析手法

本研究では、先行研究に提示されたモデルを利用し、エンティティ抽出とリレーション抽出を行い、抽出結果を Neo4j により可視化した(Figure 1).

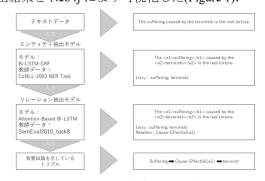


Figure 1. ナレッジグラフの構築手順

資産運用分野における利用効果の検証方法として, リレーション抽出モデルで予測できたトリプルで, 菅[5]らが使用した手法のもと,ニュース配信による 株式市場の変動の分析を1日ごとに分析する.

まず,エンティティ抽出用の Bi-LSTM-CRF モデルとリレーション抽出用の Attention-Based Bi-LSTM モデルにそれぞれ conll2003_en と Wiki80 を用い,モデルの訓練を行う.

訓練されたエンティティ抽出モデルに対し、ニュースデータを入れて事象抽出する. さらに事象の抽出が完了したデータを訓練されたリレーション抽出モデルに入力し、事象と事象の間にリレーションを予測する. 結果となる主語、述語、目的語の3つの組(トリプル: Triple)を Neo4j でネットワーク図を構成する.

トリプルの検証は、LSTM (Long short-term memory)でニュース記事分析モデルを構築する.モデル化は、トヨタ自動車(株)を例に検証モデルを構築する.具体的に、「トヨタ」というワードが含まれるニュース、及びリレーション抽出の結果により関連性を持つと予測した会社名、人名などが含まれるエンティティのニュースの発信日をトヨタ自動車(株)の株式収益率(閾値 0.1%)により3分類(Positive、Neutral、Negative)して教師データとして与える.なお、Neutralのサンプル数が少ないため、本研究では除外した.教師データを1)業名が含まれるニュース.2)企業に関連しているエンティティのニュース.3)企業名と関連するエンティティ両方のニュース.の三種類とする.

6. 分析結果

Figure 2 はトヨタ自動車(株)を例にニュースにより作成したトリプルの一部を Neo4j で示したものである. Table 1 は,トヨタに関連を持つエンティティを表に整理したものである.



Figure 2. トヨタに関連を持つエンティティ

Table 1. トヨタに関連を持つエンティティ(表)

nissan	bmw	toyoda	sony	avalon
kenya	nhtsa	toyota motor corp	ford	edmunds
honda	takata	honda motor co	aichi prefecture	karnataka
softbank	autodata	panasonic corp	prius	

リレーション予測モデルを構築する際に使用した 訓練データ Wiki80 はビジネスニュースでの適用性 がないため、エンティティの間に関係があるかどう かを予測できるが、リレーションの種類はうまく予 測できなくて、結果の可読性が低い.

ただし、種類と関係なく、リレーションの自体には有意性があるため、本研究では資産運用分野における利用効果について検証モデルを構築した.

Table 1 に基づいて作成した教師データの中身は Table 2 で表す. Table 3 は 3 つのデータでそれぞれ構築した検証モデルの予測精度である.

Table 2. 検証モデル構築で使用した教師データ

	Positive	Negative	合計
TOYOTA	1,750	1,794	3,544
関連ニュース	23,541	23,030	46,571
TOYOTA・関連ニュース	24,437	23,955	48,392

Table 3. 検証モデルの予測精度

	訓練データ	検証データ
TOYOTA	0.7812	0.6938
関連ニュース	0.8281	0.6543
TOYOTA・関連ニュース	0.7969	0.6545

検証結果により、トリプルに通じて繋いだエンティティが含まれるニュースは実際に企業の株式価格と関係を持つことを示し、ナレッジグラフは資産運用での有用性を示した.

7. まとめと今後の課題

本研究は、ニュース記事の理解に役立つよう、ニュースの背景知識を取得して可視化する手法にいて検討を行った。可視化した結果から特定の企業実体を選出し、それに関連する実体のニュースを当該企業の株式価格の関連性についてモデルを構築して検証した。結果では関連する実体のニュースは企業の株式価格への影響が存在すると示し、本研究の研究手法の有用性を示した。今後の課題は、精度向上のための教師データの選択とモデルのパラメータの調整である。

参考文献

[1] Guillaume Lample, Miguel Ballesteros, Sandeep

- Subramanian, Kazuya Kawakami, Chris Dyer: Neural Architectures for Named Entity Recognition, (2016)
- [2] J. Lafferty, A. McCallum, and F.C. Pereira: "Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data," Proc. 18th International Conference on Machine Learning 2001 (ICML 2001), pp.282–289, (2001)
- [3] Peng Zhou, Wei Shi, Jun Tian, Zhenyu Qi, Bingchen Li, Hongwei Hao, Bo Xu: Attention-Based Bidirectional Long Short-Term Memory Networks for Relation Classification, the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pages 207– 212, (2016)
- [4] Thireou, T.; Reczko, M.: Bidirectional Long Short-Term Memory Networks for Predicting the Subcellular Localization of Eukaryotic Proteins, IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics 4 (3): 441–446, (2007)
- [5] 菅 愛子, 高橋 大志:高頻度データを通じたニュースと株式市場の関連性の分析, 日本証券アナリスト協会, 証券アナリストジャーナル(2018)

人工社会シミュレーションを用いた 生産性向上のための組織形成モデルの研究

Research on Organization Formation Model for Productivity Improvement Using Artificial Society Simulation

矢田 昇平1 倉橋 節也1

Shohei Yada ¹ Setsuya Kurahashi ¹

¹ 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 ¹ University of Tsukuba

Abstract: In Japan which faces population decline and labor shortage, it is obvious that low productivity is an essential social issue that cannot be avoided.

On the other hand, it is also true that Japanese technology is highly evaluated from a micro perspective. Based on these, low productivity in Japan can be said to be an organizational management issue.

From the above, in this study, we identify an organization formation model that maximizes the productivity of organization by analysing how individual productivity and behavior patterns affect the productivity of organization.

In addition, these productivity of organization is generated by complex social systems such as individual interactions, so we try to demonstrate the macro social order generatively using Agent-based model (ABM).

1. 研究の背景

日本にとって少子化や人口減少に伴う労働力不足 が深刻な社会課題であることは自明であろう。[1]加 えて、就業時間あたりの労働生産性も著しく低く、 OECD の発表によると日本は主要先進7カ国の中で 1970年以降常に最下位となっており、このことから 日本の経済は「量」「質」共に危機的状況にある。[2] このような課題は実際の企業においても同様だと いえるであろう。私が所属する企業においては従業 員の約半数程度がエンジニアであり、その中には高 い技術力を持った様々な分野のプロフェッショナル が多く在籍している。しかしそのような従業員の全 てが主体性をもって本来の技術力を存分に発揮でき ているかというと、そうではないのである。そして その理由が、本来個人が持っている技術力以外の、 例えばコミュニケーション上の課題や、評価制度、 組織マネジメント等といった組織的要因があるので あれば、日本の生産性の低さは組織的な経営課題で あるとも言えるであろう。

こうしたことから本研究では、組織の生産性を最大化するような組織形成モデルをエージェントベースモデル(以降、ABM)によって生成的に実証する

ことで、企業の組織マネジメント上の課題を解決する一助となることを期待する。

2. 研究の目的

本研究の目的は、「個人の行動特性がいかに個人と 組織の生産性高めるかを特定し、再現性のあるモデルを検証し、示唆を得ること」である。そこでは、 ミクロな観点からは個人の自律的な行動を前提とし、 マクロな観点からは、それら個人の行動がシステム としての組織の特性を創発する可能性を検証する。 そのための手法として、ABMを用いることで、ミクロ・マクロリンクの形成と互いに影響を及ぼしあ うシステムの状態変化をシミュレーションする。[3] この過程で特に考慮したい点は以下の2点である。

2.1. 従業員間の物理的な位置関係

近年、働き方改革によりフリーアドレス制やリモートワークといった新しいワークスタイルが注目されているが、冒頭の通り労働力が不足する日本においてこれらの働き方改革は、単なる従業員満足のた

めだけではなく、労働資源の最適配分の観点からも 重要になっていくであろう。

そこで本研究では、従業員がオフィス空間の中の どこで執務しているか、またはオフィスを離れて遠 隔で執務しているかを考慮する(執務場所という)。

従業員間の物理的な位置関係については「上司と部下」、「同じ部門内の同僚間」、「異なる部門の従業員間」の3パターンを考慮し、その従業員間の物理的距離が、すぐに対面で会話できる距離にあるのか否かを考慮する。

これは、フリーアドレス制やリモートワークにより同じ部門の従業員や上司部下が必ずしも近くの固定席で執務をしなければいけないという前提が崩れてきていることを想定しており、それぞれの物理的位置関係が、組織の生産性の総和に及ぼす影響を検証する。

2.2. 従業員の心理的な組織帰属意識

フリーアドレスにおいて「上司と部下」「同じ部門 内の同僚」が物理的に近い位置関係で執務をしない 理由には、ポジティブなものとネガティブなものが 考えられる。

ポジティブな理由は、例えば異なる部門の従業員 との有機的な位置関係で執務している場合や、本当 はオンサイトで執務をしたいが、様々な環境・理由 によりリモートワークを余儀なくしている場合等で ある。

一方のネガティブな理由は、例えば上司や自組織 に対する帰属意識が低い、または確執があったりで 意図的に離れた位置で執務をしている場合等である。

こういった状況も考慮するために、物理的な位置 関係だけではなく、上司や自組織への心理的な組織 帰属意識も考慮することで、個人の物理的・心理的 といった両側面から組織の生産性の関係を検証する。

3. 先行研究

個人の物理的・心理的な要因が、組織の生産性に与える影響についての実証的な先行研究として「Satomi Tsuji, Nobuo Sato, Kazuo Yaho, et al. (2019)」がある。[4]

この研究では、職場での対面コミュニケーションを首から下げた名刺型のウェアラブルセンサーデバイスを用いて相互の位置情報をもとに検出し、それらのコミュニケーションが、従業員の幸福度とどのように関連しているかを調査しているが、この先行研究で重視している点は2つあると考える。

3.1. 対面コミュニケーションを重視

コミュニケーションの特性を「合計時間」「多様性」 「頻度」「対話制」に分類している点である。

3.2. 幸福度 (Psychological Capital) を重視

Psychological Capital (以降、PsyCap) という幸福度を表すインデックスとして採用しており、自らの知覚を表す「Personal PsyCap」と、自分自身を含むチームの知覚を表す「Collective PsuyCap」の2つに分類し、それぞれに、Hope(希望)、Efficacy(有効性)、Resilience(回復力)、Optimism(楽観主義)の項目を持っている。[5]

4. 本研究の特徴

前途の通り、先行研究において統計的なアプローチからの実証研究が進んでいるが、本研究においては、異なる角度からそれを発展させることを目的としており、その特徴は以下の通り3点ある。

4.1. 執務場所の相対的な位置関係

先行研究においては、センサーデバイスが3メートルの距離で向かい合っているときに赤外線通信することで対面コミュニケーションを検出しており、対面していない時間や、オフライン通信時の効果についてはfuture work としている。

一方で、本研究では 2.1 で述べた通り「従業員間の物理的な位置関係」を考慮しており、オフィス内における個人の自由な執務場所や、リモートワークのようにオフィス空間外での執務と生産性の関係についても考慮する。

4.2. 行動特性と生産性の関係

先行研究においては、PsyCap が従業員のパフォーマンスと幸福度の向上に関連しているこという別の研究結果を引用[5]し「職場での対面コミュニケーションが従業員の幸福度にどのように関連しているか」を調査の目的としている。

一方で、本研究では「幸福度」という因子を挟まずに、執務場所の位置関係と組織への帰属意識を中心とした行動特性が、個人と組織の生産性にどのよう関係するかを、直接的に調査する。

4.3. ABM によるシミュレーション

先行研究においては、センサーデバイスによって 取得したデータの統計的分析を行っている。

一方で、本研究では物理的な位置情報データから得る「執務場所」と、自組織に対する「帰属意識」といった実際の取得データを、ABMにおいてエージェントが個々に持つ自律的なパラメータとして利用し、それらエージェントの相互作用として生成される組織の生産性を仮想空間にシミュレーションする。その創発された生産性もまた実際に取得した「生産性」と照らし合わせて検証する。

5. 研究の進め方

本研究は以下の通り3つの段階的な進め方をとる。

5.1. 仮説の設計

従業員同士の関係性を以下3つのパターンに分類し、それぞれ関係性の強弱により「執務場所(物理的)」と「帰属意識(心理的)」と「生産性(結果的)」にプラスやマイナスの影響を与えることを仮定する。

- ① 縦の関係:上司と部下の関係である。上司との 関係性が強い部下は指示系統や意思疎通の影響から「生産性が上がる」また、フリーアドレスにおいても「孤立した執務場所を選ばない」 傾向にあると仮定する。
- ② 横の関係:同じ部門内の同僚間の関係である。 同僚間の関係性が強い従業員は「孤立した執 務場所を選ばない」傾向にあるが、一方でこれ が強いが上司との関係性が弱い部下は、反発 心から同僚を誘き入れてチーム全体の「生産 性を下げる」と仮定する。
- ③ 斜めの関係:異なる部門の従業員との関係である。異なる部門の従業員と関係性が強い従業員は、組織横断的で円滑な情報交流により「生産性が上がる」一方で上司や同じ部門の従業員との「距離は広がる」と仮定する。

5.2. 仮説の検証

上記仮説を検証するために、実データの取得とシミュレーションモデルによる検証を行うが、進め方は以下の通りである。

- i. 実データの取得:「執務場所データ」「帰属意識データ」「生産性データ」を取得する。
- ii. モデル作成:取得した実データからネットワ

- ークモデル (ネットワーク図) を作成する。
- iii. パラメーター作成:ネットワークモデルの主要な変数を回帰分析・因子分析してパラメータを作成する。
- iv. シミュレーション: ABM にパラメータを組み 込み、シミュレーションを実行する。
- v. 仮説の検証:シミュレーションにより創発されたシステム(組織)の特性や生産性への影響が、設計した仮説を説明できるか検証する。

5.3. ABM による発展

上記 5.2 で見た通り、本研究は一義的には「仮説 検証型」の研究である。しかし ABM を利用するこ とで「仮説生成型」にも「仮説探索型」にも発展す ることが可能であり、それぞれの発展について以下 に記す。

<仮説生成型研究への発展>

シミュレーションの実行により、当初設計していた仮説とは異なる組織の特徴を創発的に発見する。例えば、リモートワークを実施する従業員が多い部門は、物理的に近くで固まって執務する部門よりも個人の自由裁量度が高いため、結果的に生産性の総和が高い傾向が見える等の新たな発見である。

<仮説探索型研究への発展>

シミュレーションの条件変更により、より良い組織ネットワークが創発するパターンを発見する。例えば、オフィスのレイアウトの中に軽食を提供する休憩スペースを作ることで、異なる部門の従業員の関係(斜めの関係)が有機的に発生し、結果的に生産性を高めたり、二つの部門の上司の執務場所を近くに固定することで、異なる部門間の関係性が高まり生産性を高めたりというような新たな発見である。

6. ABM のモデル設計

本研究では、ABM というエージェントシミュレーションを用いるが、これは「寺野 (2010)」を引用すると、エージェントと呼ぶ内部状態と意思決定・問題解決能力を備えた複数の主体によるボトムアップなモデル化を試みるものであり、このエージェントのインタラクションに基づく創発的な現象やシナリオを分析しようとする手法である。そこでは、ミクロ的な観点においてエージェントが個別の内部状態を保ち、自律的に行動・適応し、情報交換と問題解決に携わる。その結果として対象システムのマクロ的な性質が創発するとしている。[3]

5.1 の仮説設計で述べたように、本研究における

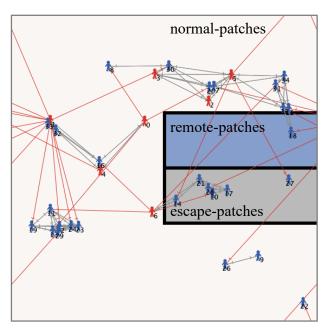
ABMでは、オフィス内外の物理的な従業員の位置関係や、従業員間での関係性のモデリングが必要である。そのため、以下3つの執務場所(patch)を自由に行き来できるモデルを実装する。

- ・normal-patches;; オフィス内の通常執務エリア
- remote-patches ;; オフィス外の遠隔執務エリア
- ・escape-patches ;; オフィス内の孤立執務エリア これにより、通常執務エリアにおいては対面で会 話が可能な半径範囲 (radius) を設定して生産性への 影響を加味したり、リモートワークや、オフィスに はいるが上司や同僚との執務場所の距離が遠かった りという実態に起こり得る執務状況も表現が可能に なる。

加えて、従業員間の関係を分析するため、以下の3つの関係性(link)を実装し、これらは5.1の仮説にある3つの関係性に対応する。

- ・vertical-link; 上司と部下のエージェント間における関係性を考慮した有向リンク。①の縦の関係に対応
- ・horizontal-link;; 同じ部門内の同僚エージェントとの関係性を考慮した無向リンク。②の横の関係に対応
- ・diagonal-link ;; 異なる部門の従業員との関係性を 考慮した無向リンク。③の斜めの関係に対応

これらを反映させたシミュレーションモデルを Netlogo を使って以下のような仮想空間に表現する。



なお、この Netlogo のシミュレーションモデルは、 Ivan, Smarzhevskiy (2019, July 31)によるモデル[6]を ベースとして拡張している。

7. 期待される成果

働き方の多様性を受け入れながらも、組織レベルでの生産性を高めていかなければならない現代において、組織マネジメントのアプローチはまだ経験・ 勘・慣習によって強引に設計されることがある。

そうした中で OR のような数理最適化のアプローチとはまた異なり、ABM では個々人の物理的・心理的な相対位置関係と生産性といった、より複雑性の高い組織経営としての課題にシステム的なアプローチをすることになるだろう。

そしてこれは、一企業の課題に留まらず日本の社会課題でもあることから、日本の労働生産性や、国際的な競争力にも寄与する小さな一歩となることを望んでいる。

8. 参考文献

- [1] 内閣府: 平成 30 年版 高齢社会白書, 第1章 第1節 生産年齢人口の将来推計
- [2] 公益財団法人 日本生産性本部: 労働生産性の国際比較 2019
- [3] 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 年)
- [4] Satomi Tsuji, Nobuo Sato, Kazuo Yaho, et al.; Employees' Wearable Measure of Face-to-Face Communication Relates to Their Positive Psychological Capital, Well-Being
- [5] F. Luthans, C. M. Yousef-Morgan and B. J. Avolio (2015).
 "Psychological Capital and Beyond", Oxford University
 Press., ACM international confalence on Web Intelligence,
 October 2019, p14-20 (2019)
- [6] Ivan, Smarzhevskiy (2019, July 31). "Organizational behavior in the hierarchy model" (Version 1.1.0). Wilensky, U. (1997). NetLogo Party model. http://ccl.northwestern.edu/netlogo/models/Party. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University, Evanston, IL.