

企業間人材 P2P 型シェアリング・プラットフォームの マルチエージェント・シミュレーションによる評価

Evaluating a P2P human-resource sharing platform by multi-agent simulation

齋藤 美紀^{1*} 中藤 愛子¹ 小峰 賢太¹ 佐々木 一晋¹ 林 久志¹

Miki Saito^{1*}, Aiko Nakato¹, Kenta Komine¹, Isshin Sasaki¹, and Hisashi Hayashi¹

¹ 産業技術大学院大学

¹ Advanced Institute of Industrial Technology

Abstract: Because in many SMEs (Small and Medium-sized Enterprises), the amount of work largely fluctuates, it is difficult to secure human resources in keeping with the changing environment. While in busy periods, workers may not finish all the work, in idle periods, they may not have enough work to do. In order to adjust to the fluctuating workload, there are various employment methods such as temporary staff services and outsourcing workforce and services. However, it is very important to make effective use of regular employees. The aim of this paper is to level out the working hours of workers and introduce a new inter-company P2P (Peer to Peer) human-resource sharing platform where companies during their idle periods can offer their employees to companies in their busy periods using an automated negotiation technology. The effectiveness of this new platform will be evaluated and verified using multi-agent simulation.

1 はじめに

外国人労働者の受け入れ拡大に向けた入管難民法改正案の審議が2018年12月に参院法務委で可決し、翌年4月に新制度が導入される。[1]

移民受け入れ問題、短期間で可決した政府与党の体制等、様々な問題を抱え世論も賛否両論分かれてはいるが[2]、法案の必要性自体は肯定的ととれる。これは日本企業における深刻化な労働人材確保の困難さの現れと言える。

この日本における全企業社数の中の99%以上を占めているのが中小企業と呼ばれ[3]、中小企業基本法では、例えばサービス業の場合、資本金5,000万円以下 または 従業者数100人以下の企業を中小企業と定められている[4]。この少ない従業員数をやりくりしている多くの中小企業は、仕事量の変動が激しく、繁忙期は社員が全ての仕事をこなせないことがあり、閑散期は仕事のない社員が発生することがある為、いかに企業の状況に合わせた人材の確保が出来るかが課題となる。

その様な仕事量の変動に対する調整方法として、人材派遣やアウトソーシング等のサービスを使った間接的な雇用や業務委託が存在する。しかしながら企業にとって命綱と言える直接雇用である既存の社員の有効活用は大変重要である。

その一方で、次代の潮流と思われていた Uber, Airbnb 等のシェアリングエコノミー（共有型経済）によるビジネス展開は、中国には及ばないまでも、日本においても想像以上に急速に広まっている。モノ（車）や場所（民泊）のシェアリング以外でも様々なモノやコトがサービスとしてシェアされており、既に人材の分野においても新しい価値観をもたらしていると言っても過言ではない。

2018年6月に閣議決定された未来投資戦略2018[5]で、“生産性を最大限に発揮できる働き方の実現”とした働き方改革とともに、シェアリングエコノミーの促進について“経済構造革新への基盤づくり”の中に「シェアリングエコノミーについて、消費者等の安全を守りつつ、イノベーションと新ビジネス創出を促進する観点から、その普及促進を図る。」として“新たな技術・ビジネスへの対応”に盛り込まれ、今後の新しい展開への後押しも期待できる。

本研究では、このような背景から、日本の大多数を占める仕事量の変動が激しい中小企業の働き手の中核である社員の労働時間の平準化をすることで、結果的に効率的な労働人材確保に繋げることを目的とし、自動交渉技術を用いて閑散期の企業が繁忙期の企業に人材を融通するシェアリングエコノミーのP2P (Peer to Peer) 型企業間人材シェアリング・プラットフォームを提案する。その効果は、マルチエージェント・シミュレーションで評価・検証する。

* 連絡先：産業技術大学院大学 産業技術研究科 創造技術専攻
〒140-0011 東京都品川区東大井 1-10-40
E-mail: b17z6ms@aait.ac.jp

2 関連研究・サービス

2.1 シェアリングエコノミー

2020年の東京オリンピックに向け、住宅宿泊事業法(民泊新法)[6]の施行に至った大きな要因の一つとも言える世界最大の民泊サイト Airbnb の設立は2008年[7]であり、2017年5月時点で世界の乗車サービス累計50億回のライドシェアリングのUberの設立はAirbnb設立の翌2009年[8]である。世界的にも日本国内においても、大きな衝撃を与え続けているこの二つのサービスが誕生してから、わずか10年程度しか経っていないことになる。

シェアリングのタイプとしては大きく分けると表1の様に、レンタル型とP2P型2つある[9]。文献や関連研究によってその分類はまちまちであり、場合によってはP2P型のみをシェアリングエコノミーによるビジネスとしている場合もある[10]。

表1: レンタル型とP2P型の比較

シェアリングのタイプ	サービスの運用者・形態	サービス内容	サービス対象の所有・所属
レンタル型	各種レンタルサービス	様々なモノのレンタル(シェア)	サービスの運用者
P2P型	UberやAirbnb	車や施設のシェアの仲介	運転手やホスト(ユーザ)

前者のレンタル型は文字どおりレンタル業の発展型とも言えるものである。従来のモノづくりビジネスでは、造られたモノは必ずユーザに販売されていたが、コピー機などのリース業(従量課金モデル)が誕生し、その後チェスブロウによってBusiness as a Service (BaaS)が定められ、「所有と使用の分離」[11]という考え方に至った。サーキュラー・エコノミー(循環型経済)では、ビジネスモデルの一つのProduct as a Service (PaaS)として定められ、製品の回転率やリサイクル代なども考慮した持続可能なサービスの分野として発展している[12]。

後者は、サービスの利用者同士が共に個人間で繋がる分散型モデルであり、P2P (Peer to Peer) システムとの類似性から、P2P型シェアリングと呼ばれ[10]、モノ、コト、お金、労働力など、ユーザが持つ様々な遊休資産の貸し借りの仲介をしている。これにより、ユーザによってリソースを「独占・所有」していた従来の仕組みから、ユーザ自身がそれを「解放・シェア」できる様に進化した[13]。

この二つのシェアリング・タイプの大きな違いは、サービス対象の所有者が誰かである[10]。レンタル型は、レンタルサービス提供者であるサービス運用者がその品物を所有している。レンタサイクルであ

れば、その自転車はレンタサイクル業者が所有している。それに比べ、P2P型ではサービス運用者がユーザ同士の貸し借りの仲介である為、基本的にサービス運用者が貸し借りをする品物は所有していない。P2P型の自転車シェアリングサービスであれば、当然自転車の所有者はそれを貸し出すユーザである。

前述したAirbnbやUberは、このP2P型に分類されている。事前に面識のないユーザ同士が自身の持ち物の貸し借りを可能にするこれらのサービスの発展には、インターネットとSNSの存在が深く関わっていたと言える。現在、世界最大級のQR決済Alipay[14]などで採用されている「信用スコア」というものがあり、ビッグデータを使い、利用履歴を含む属性情報からユーザの信用評価を割り出すもので、このスコアが高いユーザは、ローン等の金融業・レンタル業・宿泊業など様々なシェアリングやその他の生活サービスでの優遇の特典があり、新しい形の身分証明としてユーザ数が増えている。日本においても、Yahoo! JAPANが自社IDに紐付けする信用スコア事業への参入を2018年10月に発表した[15]。

2.2 P2P型企業間人材シェアサービス

本研究では、表2の様に人材シェアリングをレンタル型(人材派遣サービス)とP2P型の二つに分類し、P2P型企業間人材シェアリングに的を絞る。レンタル型と違い、P2P型の人材雇用は企業で、企業同士の社員の貸し借りの仲介が使命である。

表2: 人材シェアサービスの分類比較

シェアリングのタイプ	サービスの運用者・形態	サービス内容	人材の雇用
レンタル型	人材派遣サービス	人材の派遣(シェア)	サービス運用者(人材派遣業者)
P2P型	企業間人材シェアリング	人材のシェアの仲介	企業(ユーザ)

既存P2P型企業間人材シェアサービスで確認しているのが表3の助太刀[16]とLoanDEAL[17]である。

本研究とこれら二つのサービスとのポジショニングとしては、建設業特化型の助太刀は、建設職人(個人事業主)に対する業務委託に分類される。LoanDEALと本研究は、共にユーザである企業に雇用されている社員を他社に出向(シェア)させている。その違いは、LoanDEALでは、一定期間のプロジェクトごとに大手・中堅企業からベンチャーへの一方向のシェアリングに対し、本研究では、大手・中小・ベンチャーなど様々な企業が日単位でお互いの状況に合わせ社員を双方向にシェアリングする。P2P型シェアリング・プラットフォームを提案する。それを可能にするのがAIによる自動交渉である。

表 3: 既存 P2P 型企業間人材シェアサービスと本研究との比較

サービス名	サービス形態	サービス内容
	建設業特化型 職人シェアリング	建設職人と現場を繋ぐアプリ提供。 助太刀 Pay による素早い支払い
LoanDEAL	企業間人材 シェアリング	大手・中堅企業のベテラン人材を ベンチャーのプロジェクトに向向。 イノベティブな現場での社員研修
本研究の スコープ	企業間人材 シェアリング・ プラットフォーム	大手・中小・ベンチャーなど 様々な企業が毎日の状況に 合わせて社員を双方向に出向。

2.3 自動交渉による人材リソース割当

自動交渉とは、競合する AI 群が互いの合理性に従い合意形成を行うことである[18]。

Fatima らは、文献[19]の中でマルチエージェント・システムによる自動交渉によって、企業間でリソース(資源)である社員をオークションで取引する、企業組織の再編成について述べている。繁忙期の企業(買い手)のニーズに合わせた価格によって閑散期の企業(売り手)の社員の価格が決まる。また、社員全てを取引対象とするのではなく、従業員のうち取引可能な社員と、固定の社員を分類している。

関連研究[19]では、繁忙期と閑散期の企業が一括で参加する多対多のオークション形式を採用しているので、取引される人材の価格変動がおこる。リソースニーズが高ければ高いほどその価格が高騰する。また、予算を投入すれば従来の人材派遣と同様に一方的に人材を雇用できる。

一方、本研究では、繁忙期と閑散期のエージェントが一回転のシェアサイクル時に必ず一回の交渉権が与えられ(交渉の順番はランダムで決定。もしもステータスが平常であればサイクルから外れる)、一対一(P2P)で交渉するので、もしも当番エージェントにとって都合の良い相手がネットワーク上にいれば、取引可能になる。

対価は、交換する社員の価格をいつも一定(1人あたり 1P)にした仮想通貨(シェアリング P)にし、現金に交換不可なため、一方的に人材を派遣しても、貯まったシェアリング P を使わないと損をする。従って、企業が一方的に人材を送る(受ける)ことはなく、相互に助け合うことが期待できる。また、為替など貨幣価値の変動にも影響がない。つまり、シェア交渉時のエージェントごとの優位性は、取引する社員の時価の高さではなく、お互いのシェアしたい人数や取引に必要な人数分の対価であるシェアリング P を持ち合わせているか否かである。

3 問題・課題設定

3.1 研究の目的

各企業の生産量・売上をキープしながら、一従業員に割り当てる労働時間を平準化させ、中小企業における社員数の維持・向上に繋げる事を目的とする。その手法として図 1 に表した自動交渉を用いて閑散期の企業が繁忙期の企業に人材を融通する企業間人材 P2P 型シェアリング・プラットフォームを提案し、その効果を NetLogo6.0.4 で実装したマルチエージェント・シミュレータで評価・検証する。

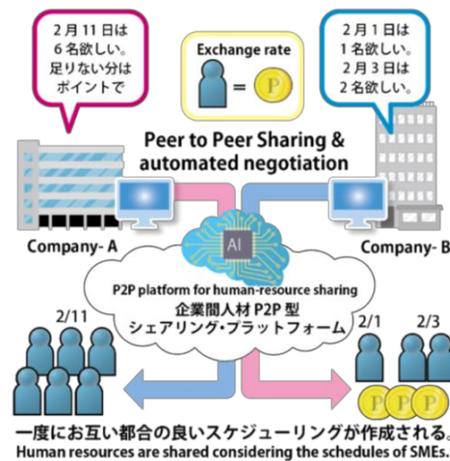


図 1: 自動交渉を適用した企業間人材 P2P 型シェアリング・プラットフォームによる交渉図

3.2 研究の課題

日本は全体的に深刻化な労働人材不足であり、多くの中小企業は仕事量の変動が大きく、社員数の維持・向上が難しい。アウトソーシングや人材派遣を活用するのも仕事量の一つ調整方法であるが、それに偏りすぎると、社員の維持が出来なくなる。長期的な視点から考えて、チームワークの強さ、モチベーションの高さ、プロジェクト毎に習得した技術の再活用・向上など、多方面から考えても、直接雇用する社員は企業の人材としてとても重要である。

そこで、変動する仕事量のもう一つの調整方法として、社員を他社とシェアする。閑散期の場合の社員は企業にとって遊休資源で、それを活用出来なければ負債である。繁忙期の場合は労働人材が足りていない状態なので、その社員数だけでは、受注した仕事をこなせない危険性がある。それらを解消する必要がある。

4 概念モデル

4.1 エージェント

エージェントの種類は、企業エージェント一種類であり、その目的は、受注した仕事を完了する為に割り出した必要労働時間分をリソースである社員に労働させる。その時に生じる過不足時間数を相殺し合う為に他社と企業間で社員をシェアし合う。

4.2 エージェントを取り巻く要因

企業エージェントに影響を与える外部要因(環境)は、日によって変わる受注した仕事量の変動である。これによってそれをこなすために必要な全社員の必要総労働時間 (α_t) が変動する。それについては、4.4.4 α_t と変動率について で解説する。

エージェント間の影響関係は、毎日変動する必要労働時間に応じて生じる過不足労働時間 (β_t) から status が決まる。

status = 状態

$\beta_t \geq \gamma \rightarrow$ busy 繁忙期

$\beta_t \leq -\gamma \rightarrow$ idle 閑散期

$|\beta_t| < \gamma \rightarrow$ normal 平常期

γ = 所定労働時間 (1人あたり8時間・固定)

お互い都合の良い繁忙期と閑散期の企業エージェント間で交渉し、社員とシェアリング P の交換することで、その日の β_t を相殺し合う。

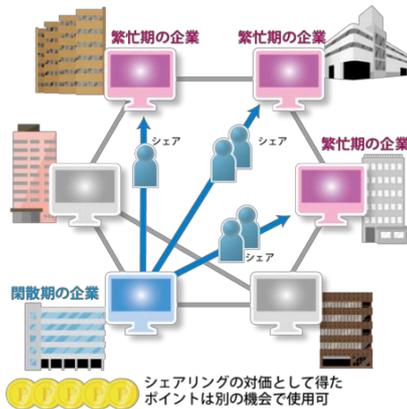


図 2: 企業間人材 P2P 型
シェアリング・プラットフォーム概念図

4.3 行動モデル

とりうる行動は、次の①~④を毎日繰り返す。

① その日の α_t を割り出す。

- ② β_t やシェアリング P の量など考慮し、シェアサイクルで当番になり、status が normal (平常期) ではなかったら、逆の status (idle 閑散期 \leftrightarrow busy 繁忙期) で交換に都合の良い相手と P2P でシェア交渉、社員のシェアリングをする。(交渉される場合もある)
- ③ 必要労働時間を消化、足りなければ残業。
- ④ 労働不足時間は翌日に繰越。(1tick 増える)

4.4 内部モデル

全企業数は入力 csv データの行数に依存する。
脚注) ** csv によるエージェント変数初期入力値

4.4.1 β_t について

β_t = 過不足労働時間 (初期値 0)

β_t を導き出すためには、以下の数式で求める。

$$\beta_t = (\alpha_t + \max(0, \beta_{t-1})) - [n(\gamma + \delta_t) + \theta_t \gamma]$$

この式の内容は、 α_t と繰越不足労働時間から、全社員の所定労働時間数・全社員の残業時間・シェア労働時間を引いたものである。

α_t = 必要総労働時間 (変動)

β_{t-1} = 前日の不足労働時間 (変動・初期値 0)

n = 従業員者数** (固定)

δ_t = 残業時間 (1人最大30分・

シェア交渉後に算出・初期値 0)

θ_t = シェア人数 (シェア交渉時に算出・初期値 0

他社から社員を借りる時はプラスになり

他社に社員を貸し出す時はマイナスになる)

γ = 所定労働時間 (1人あたり8時間・固定)

4.4.2 θ_t について

θ_t を求めるのは、シェアサイクル中に行われるシェア交渉時である。

当番企業エージェントとその交渉相手におけるそれぞれの仮の β_t (仮に $\theta_t = 0$, $\delta_t = 0$ として、 α_t と繰越不足労働時間時間から、全社員の所定労働時間数を引いたもの) の絶対値を γ で割ったものと、どちらか status が busy (繁忙期) である企業エージェントのシェアリング P 数 (1人あたり 1P) を見比べ、3つの数値のいずれか最小のものを、両企業エージェントの θ_t とする (繁忙期 \rightarrow プラス, 閑散期 \rightarrow マイナス).
point-of-Sharing = シェアリング P 数**

4.4.3 δ_t について

δ_t を求めるのは、シェアサイクル後の繁忙期や一部の平常期における企業エージェントの残業処理中である。閑散期の場合は残業処理自体が発生しないので、 $\delta_t = 0$ となる。

仮の β_t (仮に $\delta_t = 0$ として、 α_t と繰越不足労働時間から、全社員の所定労働時間数とシェア労働時間を引いたもの)を n で割った正の値が、30分以上であれば30分、30分より小さければその値が δ_t である。30分より超過した分は、翌日 β_{t+1} 算出時に不足労働時間として処理する。

4.4.4 α_t と変動率について

annual- α = 必要総労働時間** (年・固定)

$n \times \gamma \times 240$ から算出

monthly- α = 必要総労働時間 (月・変動)

weekly- α = 必要総労働時間 (週・変動)

α_t = 必要総労働時間 (日・変動)

degree-of-variability = 変動率の三乗根 (固定)

必要な総労働時間を degree-of-variability によって変動させる。degree-of-variability を月・週・日それぞれにかけることで、年間の連続的な仕事量の変動を表している。ただし、以下の random(x)は、NetLogoで、0からxまでの乱数を表す関数である。

- monthly- $\alpha = \text{annual-}\alpha / 12 + \text{random}((\text{degree-of-variability} - 1.00) \times \text{annual-}\alpha / 6) - (\text{degree-of-variability} - 1.00) \times \text{annual-}\alpha / 12)$
- weekly- $\alpha = \text{monthly-}\alpha / 4 + \text{random}((\text{degree-of-variability} - 1.00) \times \text{monthly-}\alpha / 2) - (\text{degree-of-variability} - 1.00) \times \text{monthly-}\alpha / 4)$
- $\alpha_t = \text{weekly-}\alpha / 5 + \text{random}((\text{degree-of-variability} - 1.00) \times \text{weekly-}\alpha / 2.5) - (\text{degree-of-variability} - 1.00) \times \text{weekly-}\alpha / 5)$

4.4.5 t について

t = 日数 (年間 240 ticks・初期値 0)

1週間が5日(月曜～金曜)、一ヶ月が4週間、一年が12ヶ月という設定である。(休日なし)

4.5 評価指標

本研究では、提案しているシェアリング手法によって、社員の労働時間の平準化をすることを目的とし、全企業・全社員の年間過不足労働時間を評価指標としている。

$$\text{全社員の年間過不足労働時間数} = \sum_{t=0}^{240} |\beta_t|$$

※ 数値が小さいほど良い

5 評価シナリオ

シナリオ分析を用いて、人工中小企業群の企業間人材シェアリングの振る舞いの傾向を提示する。状況シナリオ3種類 × 施策シナリオ5種類

5.1 状況シナリオについて

変動率は、インターフェイス上で選択できる3つの degree-of-variability の値を三乗した値であり、状況シナリオは、この3つの変動率によって成り立っている。なお、図3～5のグラフの凡例の数字は、サンプルの企業エージェントのID番号である。Zeroは絶対値0の意。この場ではランダムシードの値を200と定めた。X軸はticks数であり、Y軸は α_t (1日の必要総労働時間)である。

5.1.1 状況①／変動率 1.00

必要総労働時間に対して全く変動をかけない。受注している仕事量に対して1日に必要な労働時間が年中一定で、就業している社員数で過不足なく仕事をこなせる(図3)。

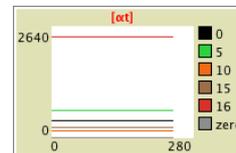


図3：状況①の必要総労働時間

5.1.2 状況②／変動率 1.25

必要総労働時間に対して変動率を1.25としている。受注している仕事量に対して必要な労働時間に変動がある。場合によっては就業している社員数で過不足が出て仕事に支障が出てくる(図4)。

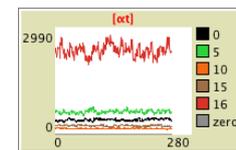


図4：状況②の必要総労働時間

5.1.3 状況③／変動率 1.50

必要総労働時間に対して変動率を1.50としている。受注している仕事量に対して必要な労働時間に変動がある。状況②以上に就業している社員数だけでは過不足時間が出て業務に支障が多数出てくる(図5)。

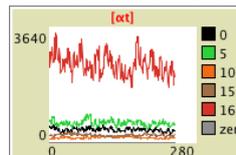


図5：状況③の必要総労働時間

5.2 施策シナリオ

シェアリングをしない施策⑩以外に、提案するシェアリングによる解決手法である施策①～④を挙げている。施策⑩を含めた全ての施策において、1人当たり30分までは残業可能。1日に1回シェアサイクルイベントが発生し、他企業とシェア交渉可能になる交渉当番は、1シェアサイクルに1企業エージェントにつき1回のみで順番はランダムで決定される。

5.2.0 施策⑩ シェアリングなし（デフォルト）

何も処理しない。社員が処理出来る時間数だけ必要総労働時間をこなす。

5.2.1 施策① ランダム選択の1社と交渉

シェアサイクル時に交渉当番となった企業エージェントのステータス(繁忙期 or 閑散期)の逆ステータスである企業エージェント群の中から1社をランダムで選択・交渉、 θ_t 人の社員と θ_t 分のシェアリングPと交換する。

5.2.2 施策② ランダム選択の1社と交渉×s回

シェアサイクル時に交渉当番となった企業エージェントのステータス(繁忙期 or 閑散期)の逆ステータスである企業エージェント群の中から1社をランダムで選択・交渉、 θ_t 人の社員と θ_t 分のシェアリングPと交換、s回繰り返す。(今回はs=3)

5.2.3 施策③ 最大値の1社と交渉

シェアサイクル時に交渉当番となった企業エージェントのステータス(繁忙期 or 閑散期)の逆ステータスである企業エージェント群の中から β_t (過不足労働時間)が最大値の1社を選択・交渉、 θ_t 人の社員と θ_t 分のシェアリングPと交換。

5.2.4 施策④ 最大値の1社と交渉×s回

シェアサイクル時に交渉当番となった企業エージェントのステータス(繁忙期 or 閑散期)の逆ステータスである企業エージェント群の中から β_t (過不足労働時間)が最大値の1社を選択・交渉、 θ_t 人の社員と θ_t 分のシェアリングPと交換、s回繰り返す。(今回はs=3)

6 評価

状況シナリオ3種類 × 施策シナリオ5種類
計15種類のシナリオを各100回(random seed 1-100)シミュレートする。評価指標は、全企業・全社員の年間過不足労働時間である。

グラフは、状況シナリオ毎に3種作成し、5種の施策シナリオ毎の評価指標の分布を表した。

6.1 状況①／変動率 1.00

必要総労働時間に対して全く変動をかけないので、受注している仕事量を就業している社員が全て仕事をこなせる。図6



図6：状況①における全企業・全社員の年間過不足労働時間の分布図

6.2 状況②／変動率 1.25

日によって必要労働時間に変動があるため、 β_t の絶対値から求めた評価指標にばらつきが出た。各施策共に、最大値と最小値の差が3,000程度である。シェアリングしていない施策⑩よりも、何かしらのシェアリングをした施策①～④の方が、全体的に評価指標の平均値がおおよそ1/3下がっている。図7・表4

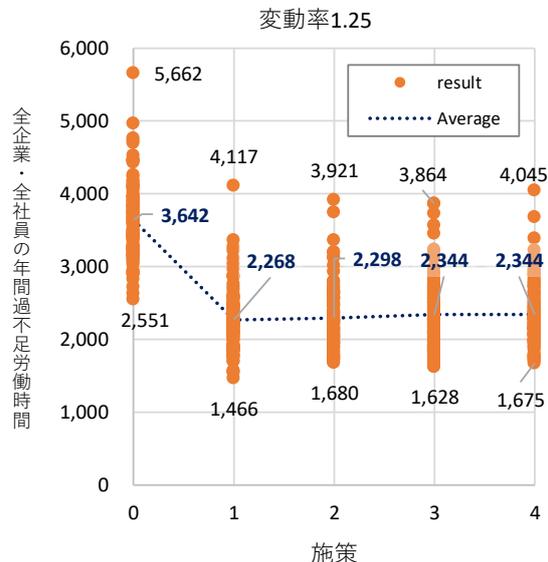


図7：状況②における全企業・全社員の年間過不足労働時間の分布図

表 4：状況②における全企業・全社員の年間過不足時間数の平均・中央・最大・最小値

施策	0	1	2	3	4
平均値	3642.00	2268.38	2298.33	2344.30	2343.83
中央値	3596.50	2219.50	2236.50	2266.00	2278.00
最大値	5662.00	4117.00	3921.00	3864.00	4045.00
最小値	2551.00	1466.00	1680.00	1628.00	1675.00

6.3 状況③／変動率 1.50

状況②よりも日によって必要労働時間に変動があるため、 β_i の絶対値から求めた評価指標によりばらつきが出た。各施策共に、最大値と最小値の差が20,000程度である。状況②と同様、シェアリングしていない施策①よりも、何かしらのシェアリングをした施策①～④の方が、全体的に評価指標の平均値がおよそ1/3下がっている。図9・表5

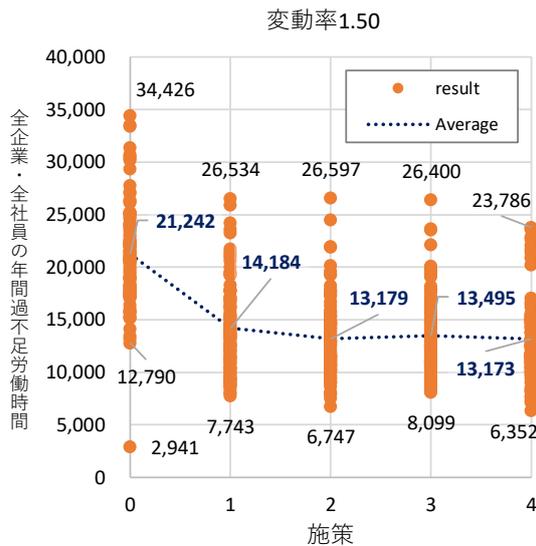


図 9：状況③における全企業・全社員の年間過不足労働時間の分布図

表 5：状況③における全企業・全社員の年間過不足時間数の平均・中央・最大・最小値

施策	0	1	2	3	4
平均値	21242.47	14184.34	13179.35	13495.38	13173.44
中央値	20874.50	13427.00	12568.00	12649.00	12471.50
最大値	34426.00	26534.00	26597.00	26400.00	23786.00
最小値	2941.00	7743.00	6747.00	8099.00	6352.00

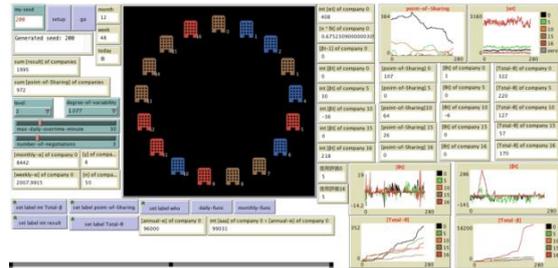


図 8：NetLogo にて実装したシミュレーション

7 考察

今回のシミュレーション結果により、シェアリングしていない施策①よりも、何かしらのシェアリングをした施策①～④の方が、全体的に評価指標である全企業・全社員の年間過不足時間数の平均値が下がっていることがわかった。しかし、施策①～④の数値の平均値の差がほとんどないことから、今回の検証では、それぞれの施策で提案したシェアリングの種類や回数によって差があまり出ない可能性が高いと言える。

理由として、どの施策でも、1回あたりのシェアサイクルの間に必ず一度は繁忙期と閑散期にあたる企業エージェントにそれぞれ交渉当番が回っているため、ある程度シェアリングによる効果が出ており、交渉相手の選択方法や、複数回交渉などの差別化が、人工企業群全体の平均値の数値として出なかった事が考えられる。(人工企業群全体の総社員数およびそのシェアリングP数は、シミュレーション中一定で変化しない)

8 まとめ

本研究では、人工社会の中小企業群を形成するネットワーク全体の集中的な効率化を検証した。各シェアリングの状況とアルゴリズムの組み合わせを合計15通り×100回ずつ検証し、シェアリングしていないよりも、何かしらのシェアリングをした方が、全体的に評価指標である全企業・全社員の年間過不足時間数の平均値が共通しておよそ1/3下がっていることがわかった。

本研究での評価指標は、人工企業群全体の数値を比較するものであるため、分散的な効果を詳細に分析するには、1企業エージェント毎の数値を解析する必要がある。これは次の研究課題とする。

なお、本研究は、ビジネスプラン版としてビジコンなかの2018[20]にて発表済みであり、そこで提案した2サイドプラットフォームのプレミアムモデ

ル(無料会員の他にプレミアム会員という複数の種類のユーザ会員を設ける)でのユーザの差別化の実装を考えている(プレミアム会員のみシェアサイクルにおける交渉当番が多く回ってくる等)。

今後は、人工企業群の中の企業ごとに最適なシェアリングを強化学習等で導き出した上で、企業ごとの信用スコアや社員のスキル別・シェアリング時のスイッチングコスト、過去にシェアした相手かどうか等のパラメータを加味したよりリアルな人材シェアリングを想定したシミュレーションを行い、各種施策を評価する。

参考文献

- [1] 首相官邸, “政府与党連絡会議,” https://www.kantei.go.jp/jp/98_abe/actions/201812/11sei_yoto.html, 2018. (visited on 2019)
- [2] The Sankei News, “労働者数, 受け入れ体制…入管法改正案, 懸念払拭されず,” <https://www.sankei.com/politics/news/181208/pl1812080016-n1.html>, 2018. (visited on 2019)
- [3] 中小企業庁, “最近の中小企業の景況について,” <http://www.chusho.meti.go.jp/koukai/chousa/chushoKigyozentai9wari.pdf>, (visited on 2019)
- [4] 中小企業庁, “中小企業・小規模企業者の定義,” <http://www.chusho.meti.go.jp/soshiki/teigi.html>, (visited on 2019)
- [5] 首相官邸, “アベノミクス 成長戦略で明るい日本に!,” https://www.kantei.go.jp/jp/headline/seicho_senryaku2013.html, 2018. (visited on 2019)
- [6] 国土交通省 観光庁, “住宅宿泊事業法,” <http://www.mlit.go.jp/kankocho/shisaku/sangyou/juutaku-shukuhaku.html>, 2018. (visited on 2019)
- [7] Airbnb Inc., “Airbnb について,” <https://press.airbnb.com/ja/about-us/> (visited on 2019)
- [8] Uber Technologies Inc., “世界で広がるライドシェア,” <https://www.uber.com/ja-JP/newsroom/5billion/> (visited on 2019)
- [9] 宮崎康二, “シェアリング・エコノミー —Uber, Airbnb が変えた世界,” pp.161, 日本経済新聞出版社, 東京, 2015.
- [10] 奥和田久美, 牧野司, “シェアリングエコノミーの本質と社会受容性に関する考察,” 研究・イノベーション学会年次大会講演要旨集, vol.30, pp.533-538, 2015.
- [11] ヘンリー・チェスブロウ, “オープン・サービス・イノベーション-生活者視点から, 成長と競争力のあるビジネスを創造する,” pp.55-63, 阪急コミュニケーションズ, 東京, 2012.
- [12] ピーター・レイシー, ヤコブ・ルトクヴィスト, “サーキュラー・エコノミー デジタル時代の成長戦略,” pp.223, 日本経済新聞出版社, 東京, 2016.
- [13] 松島聡, “UXの時代 — IoTとシェアリングは産業をどう変えるのか,” pp.72, 英治出版, 東京, 2016.
- [14] アリババ株式会社, “Alipay (アリペイ) サービス” <https://www.alibaba.co.jp/service/alipay/>, (visited on 2019)
- [15] SankeiBiz, “ヤフー, 信用スコアに年内参入 購買データなど分析 I D情報を点数化” <https://www.sankeibiz.jp/business/news/181011/bsj1810110500003-n1.htm>, 2018. (visited on 2019)
- [16] 株式会社 助太刀, <https://suke-dachi.jp/>, (visited on 2019)
- [17] 株式会社ローンディール <https://loanddeal.jp/>, (visited on 2019)
- [18] 伊藤 孝行, “マルチエージェントの自動交渉モデルとその応用,” 日本知能情報ファジィ学会誌 情報処理, vol.55, pp.563-571, 2014.
- [19] S. Shaheen Fatima and Michael Wooldridge: “Adaptive Task and Resource Allocation in Multi-Agent Systems,” AGENTS '01 Proceedings of the fifth international conference on Autonomous agents pp.537-544, 2001.
- [20] 齋藤 美紀, 産業技術大学院大学 林 PBL2018 チーム, “シャイリング~企業間人材シェアサービス~, ” 平成 30 年度中野区ビジネスプランコンテスト ファイナルイベント, 2018. <http://bizcon-nakano.tokyo/2018/12/06/%E5%B9%B3%E6%88%9030%E5%B9%B4%E5%BA%A6%E4%B8%AD%E9%87%8E%E5%8C%BA%E3%83%93%E3%82%B8%E3%83%8D%E3%82%B9%E3%83%97%E3%83%A9%E3%83%B3%E3%82%B3%E3%83%B3%E3%83%86%E3%82%B9%E3%83%88%E3%80%80%E5%8F%97%E8%B3%9E/>, 2018 (visited on 2019)

店舗賃料とエージェントシミュレーションによる足跡数との関係に関する研究

—下北沢を対象として—

Rental price analysis with an agent-based simulation

— A case study of Shimokitazawa —

張 震坤¹ 太田 明¹ 菅 愛子¹ 兼田 敏之² 高橋 大志¹

Zhenkun ZHANG¹, Akira OTA¹, Aiko SUGE¹ Toshiyuki KANEDA² and Hiroshi TAKAHASHI¹

¹慶應義塾大学大学院

¹Keio University

²名古屋工業大学大学院

²Nagoya Institute of Technology

Abstract: Pedestrian traffic is reported to be a component of rental price. However, rental price analysis with an agent-based simulation has not been conducted. In this article, shop rental around Shimokitazawa station is analyzed by conducting an agent-based simulation. The result shows that there is a positive correlation between shop rental and the number of footprint, which is the output of the agent-based simulation.

1 背景・目的

不動産の賃料単価を構成する要因の一つに歩行者通行量が後述のように報告されている。歩行者通行量は人間が実際に観測した数値であり、ある地域の歩行者の回遊行動と各場所の歩行者通行量を把握するためには、数多くの場所で歩行者通行量を測る必要があり、実用的ではない。ソフトウェアを用いてエージェントシミュレーションを行うことによって、足跡数の分布を作成し、それを歩行者通行量マップとして使い、賃料単価との関係を捉えることは解決策のひとつだと考えられる。

過去には、歩行者通行量、認知度と賃料および地価に関する研究があり、場所によって歩行者通行量は1%有意差で賃料要因に採択されることが確認されている[1]。また、EVAS (Exosomatic Visual Architecture System) によるエージェントシミュレーションによって計算された足跡数の分布は実際に観測された滞留者と強い相関をもつことも確認されている[2]。

そこで、本研究では、下北沢駅から800m以内の店舗を対象とし、エージェントシミュレーションを行うことによって計算された足跡数と賃料単価の関係を探る。

2 データ

本研究の賃料単価には、Real Estate Information Network Systems (不動産流通標準情報システム、以下、REINS)における2011年6月から2016年5月までに成約した下北沢駅から800m以内の75件の店舗賃料の取引データを用いた。

下北沢駅の3つの改札口の歩行者通行量を測定し、エージェントの発生比率として用いる。平日の午前と午後、休日の午前と午後4つの時間帯において、各改札口から出た人数を10分間測定した。測定の結果を表1に示す。次に、各時間帯の歩行者通行量比率を計算し、その加重平均をエージェントシミュレーションにおけるエージェントの発生比率とした(表1)。

表1 下北沢駅の各改札口で測定した歩行者通行量

人数	平日		休日	
	午前	午後	午前	午後
南西口	241	254	282	291
西口	66	71	83	69
北口	205	199	324	253
合計	512	524	689	613

表2 各出口の歩行者通行量比率

比率	平日		休日		加重平均
	午前	午後	午前	午後	
南西口	47%	48%	41%	47%	46%
西口	13%	14%	12%	11%	12%
北口	40%	38%	47%	41%	42%
合計	100%	100%	100%	100%	100%

3 方法

下北沢駅から 800m の地域を対象とし、1. エージェントをランダムに発生させた場合、2. エージェントの発生場所を下北沢駅と指定した場合、3. エージェントの発生場所を下北沢駅、発生比率を実際下北沢の各出口で観測した歩行者通行量比率と指定した場合の3パターンでエージェントシミュレーションを行い、足跡数による分布図を作成した(図1, 2, 3)。それを用い、店舗の賃料単価と足跡数の相関分析を行った。

エージェントシミュレーションを行うために、ロンドン大学が開発した depthmapX を用いた。エージェントシミュレーションを行った際の設定は下記の通り：

- (1) エージェントシミュレーションのタイムステップ数: 2,000
- (2) エージェントの最大移動ステップ数: 2,000
- (3) 1タイムステップに発生するエージェントの数: 0.75375

4 結果

表3は3パターンのエージェントシミュレーションによって計算された足跡数と賃料単価の相関係数のまとめである。エージェントをランダムに発生させた場合、足跡数と賃料単価の相関係数は 0.209 という低い水準だったが、発生場所を駅に指定した場合、足跡数と賃料単価の相関係数は 0.313 まで上昇した。更に、発生場所を駅に指定し、発生比率を実際に観測した歩行者通行量比率に指定した場合、足跡数と賃料単価の相関係数は 0.491 になった。足跡数は賃料相関とやや強い相関を持つことが確認された。

表3 3パターンのエージェントシミュレーションによって計算された足跡数と賃料単価の相関係数

エージェントの発生方法	賃料単価
ランダムで発生	0.209
場所のみを指定	0.313
場所と発生比率を指定	0.491

5 結論

研究の結果、エージェントシミュレーションにおいて、エージェントの発生場所を駅の各出口に指定し、発生比率を実際に観測した歩行者通行量比率に指定した場合、足跡数は賃料単価とやや強い正の相関があることが確認された。

参考文献

- [1] 石井健太郎, 吉川徹, 讃岐亮: 歩行者通行量との相関を踏まえた通りの名称の認知度と賃料および地価の相関分析, 都市計画報告集, No.14, pp27-32, (2015)
- [2] 小林洵也: 賑わい調査に基づく地区賑わい分布の推計と予測に関する研究, (2017)

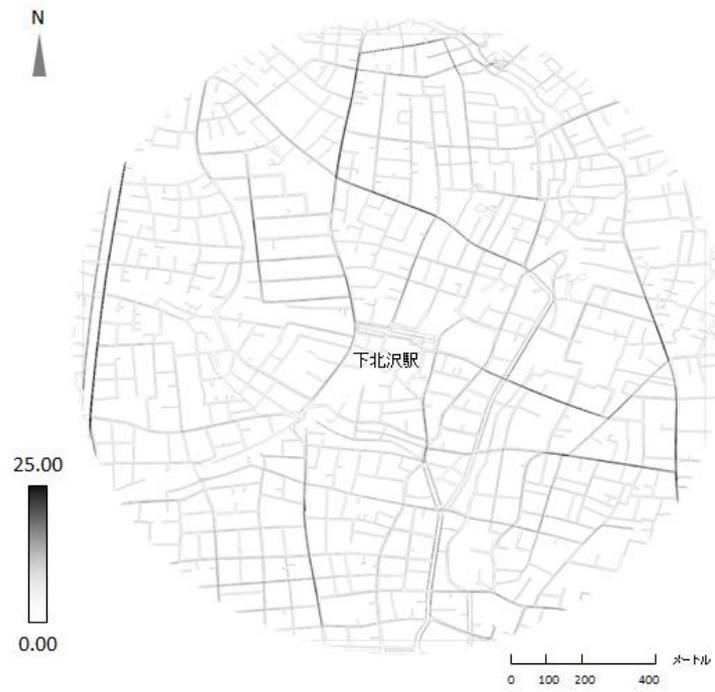


図1 ランダムに発生させた場合

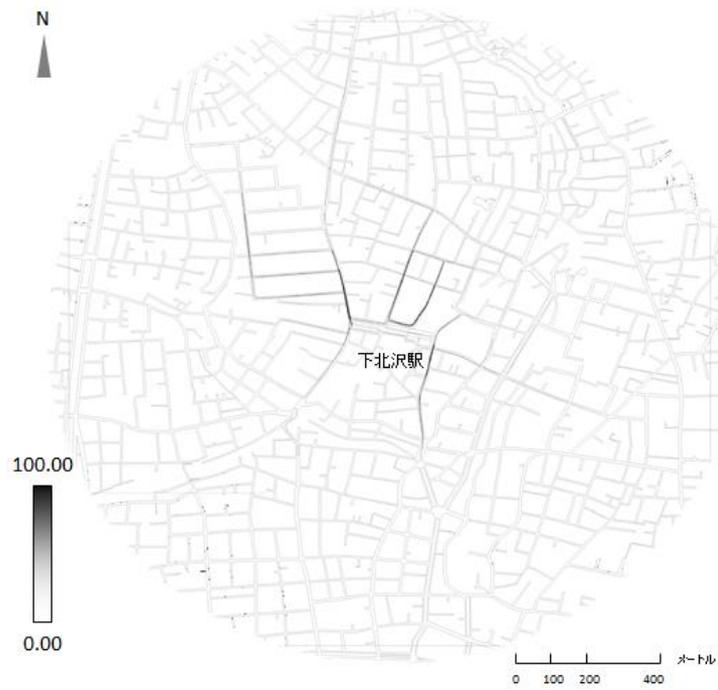


図2 発生場所を指定した場合

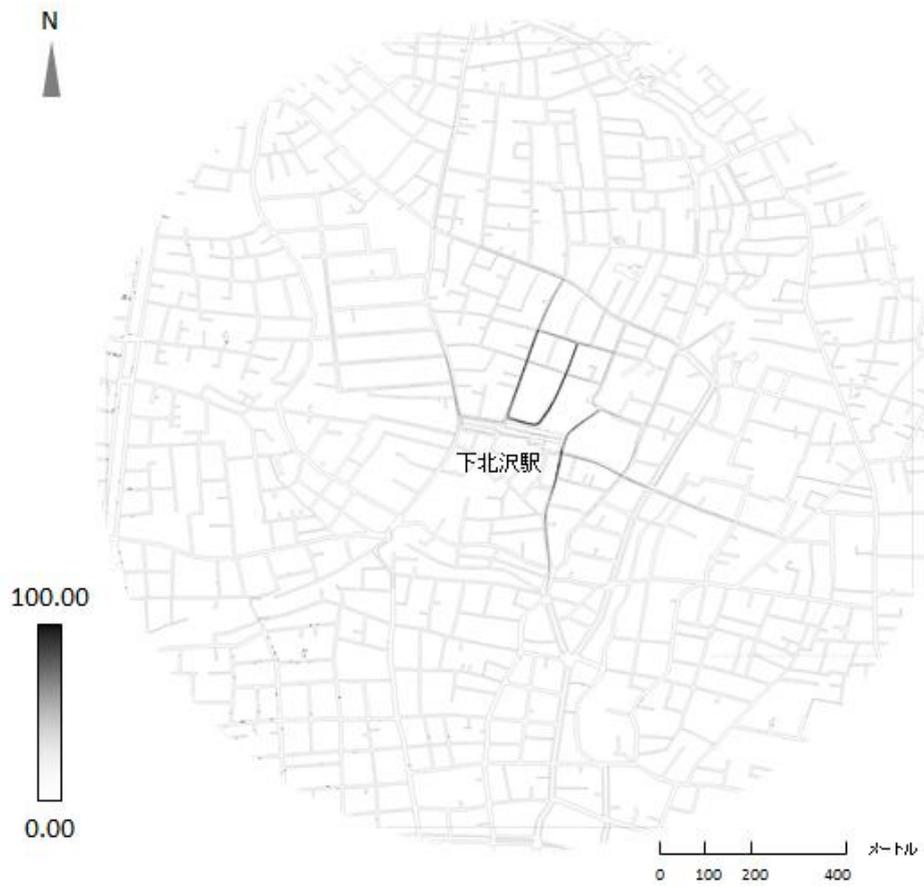


図3 発場所と発生比率を指定した場合

マルチエージェントシミュレーションによるシェアサイクル運用システムの検証 Modeling of Bicycle Sharing operation system by multi agent simulation

矢嶋 耕平¹ 倉橋 節也¹

Kohei YASHIMA¹, Setsuya KURAHASHI¹

¹筑波大学

¹University of Tsukuba

Abstract: 駐輪ステーション間を自由に往来できるシェアサイクル事業の運営では、自転車の偏在による機会損失を解消するため、トラックによる再配車を行っている。本研究では、変動型インセンティブを提示することにより、自転車の偏在を解消し、従来のシェアサイクル事業の運営とは抜本的に異なる運営方法の検証を目的とする。検証には、オフィス街利用・観光地利用の2つのシナリオを想定し、利用者と駐輪ステーションをエージェントとするマルチエージェント・シミュレーションを用いる。各シナリオにおいては異なるエージェントモデルを作成し、駐輪ステーションエージェントには、自律的な学習による有効な方策を確認するため、強化学習を利用する。

1. 研究の背景

シェアサイクルは指定されたエリア内であれば、点在するステーションで自由に自転車の貸出・返却を行うことができるサービスであり、タクシーやバスの代わりとなる公共交通の一つとしても注目を浴びている。シェアサイクルの導入はヨーロッパや中国を中心とする海外をはじめ、国内でも複数の企業が参入してきており、GPSデータの解析によるリアルタイムなマーケティングデータとしての活用だけでなく、CO2排出量の削減や市街地における渋滞緩和などの効果も期待されている。

1990年代後半頃からシェアサイクル導入が進んでいるフランスでは、地方自治体から街中での広告パネルの設置権を与えられた企業が、広告料収入を元に利用者にサービスを提供する仕組みとなっており、広告料収入が得られないシェアサイクル事業単独では、実質的にビジネスが成立していないと考えられる。また、国内においてもシェアサイクルの維持管理を利用料収入で賄うことは困難であり、自治体からの支援を受けているケース

も多い。[1]

2. 研究の目的

シェアサイクルは利用者の需要の変化に伴い、特定のステーションに自転車が偏在してしまう。そのため、シェアサイクル事業の運営で大きな負担となっているのが、1箇所のステーションに自転車が偏在しないよう、運送トラックが巡回して自転車を回収・再配車する人件費や配送費などの販管費である。[2] 利用者の需要はオフィス街や観光地といった状況で変わり、また、利用者個々の特徴によって利用行動も変わるため、適切な再配車を行うことが困難である。そこで、本研究では利用者にインセンティブを提示することで、特定のステーションへの返却行動を促し、従来のトラックによる再配車を主体とする運営とは、抜本的に異なる事業運営モデルの検証を目的とする。検証には利用者個々の行動と環境との複雑な相互作用が起るため、マルチエージェント・シミュ

レーションを用いることで、効果の測定・検証への効果が期待される。

3. 関連研究

「Miaojia Lu & Shu-Chien Hsu & Pi-Cheng Chen & Wan-Yu Lee (2018)」では、エージェントベースのモデリングを使用し、台北市における自転車共有サービスと他の交通手段の利用をシミュレートし、自転車共有による統合輸送システムの持続可能性 (CO₂・温室効果ガス排出量など) を改善するための空間マルチエージェントシミュレーションを行っている。モデルには自転車を利用する旅行者ユーザーをエージェントとし、時間・価格・利便性を重要な交通手段選択プロセスにおける旅行者の主な関心事であるとし、寒さ・豪雨・高湿度・暴風などの悪天候はバイクシェアの活動を減少させ、地域固有の快適な気温が自転車シェアを増加させると定義している。全体のモデル概念図は以下の図1に示す。

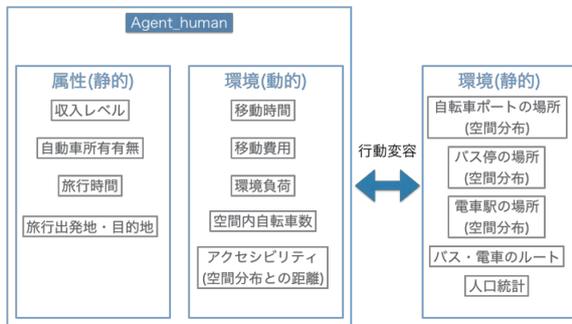


図1 MASモデル全体概念図

シミュレーション結果より、自転車インフラの拡張と自転車共有へのインセンティブの2点に関して考察を行っており、自転車インフラの拡張に関しては、安全で広範な自転車のインフラストラクチャを維持し、継続的に改善することが、高い自転車利用率を達成することができることを示している。また、自転車共有のインセンティブに関しては、自転車共有を無料で利用させることで

他の交通機関の選択割合が減り、全体的に環境負荷が少なくなることを示している。[3]

「清水、赤井、西野(2014)」[4]では、丘(高低差)タイプ・通勤タイプ・循環タイプ・観光タイプ・ランダムタイプの6種類のシナリオを作成し、シナリオ毎にシミュレーションを行っている。丘の上下でステーションが点在する丘タイプのシナリオでは、高低差による労力を踏まえ、丘の下のステーションから丘の上のステーションへは自転車が返却されない、コストを踏まえた現実に近い事象が起こる結果がシミュレーションで再現されている。貸出と返却ステーションの対応関係を表したグラフを以下の図2に示す。

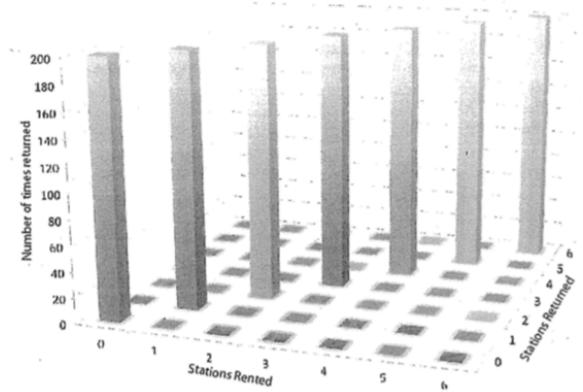


図2 貸出と返却ステーションの対応関係

しかし、全ての利用者は借りたステーションにそのまま返却する結果となっており、丘の上のステーションで自転車が枯渇するような状況を再現できていない。また、この再現されたシミュレーション上で、どれほどのインセンティブを付与すると、自転車が一箇所に留まらずに利用者全体の利得が向上するかを考察した結果を図3に示しているが、そもそもの利用者エージェントの振る舞いが現実に即しておらず、インセンティブの具体的な金額・金額に対する感応度についても記載されていないため、本研究内容からはインセンティブと行動変容の関係を明らかにするまでは至っていないと考えられる。

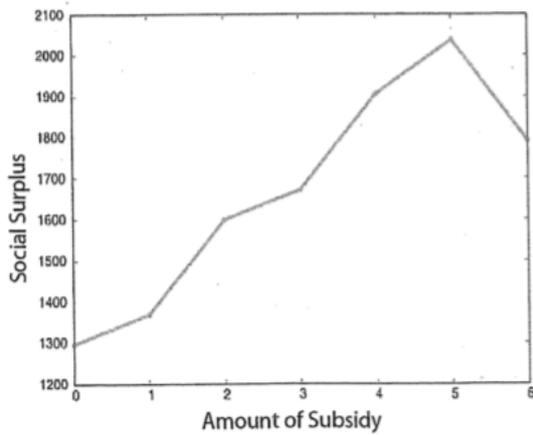


図3 インセンティブと利得の推移

4. 研究の手順・手法

■STEP①シナリオの検討

- ・シナリオA_オフィス街(図4)

オフィス街シナリオでは、駅に1つのステーションがあり、その駅を中心に取り囲むようにステーションが6つ点在している。時間毎に駅の利用者数は変動するため、自転車の需要も変動する。

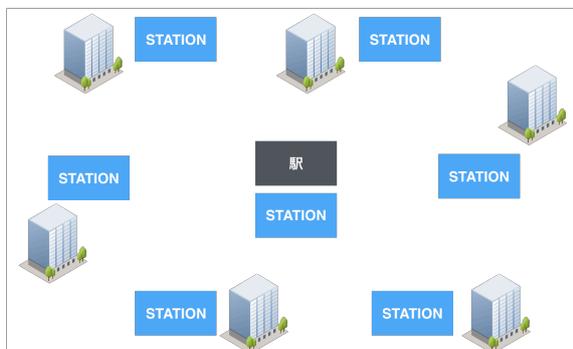


図4 シナリオA_オフィス街の配置図

- ・シナリオB_観光地(図5)

観光地シナリオでは、駅に1つのステーションがあり、3箇所ある観光地のそれぞれに2つのステーションが存在する。ただし、1箇所の観光地は山の上であり、山の上から下る自転車需要は高いが、山の下から上る自転車需要は少なくなる。

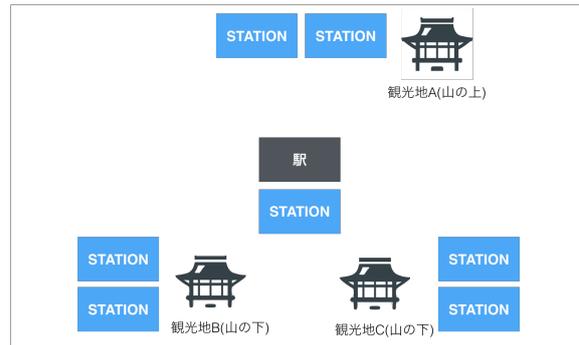


図5 シナリオB_観光地の配置図

■STEP②利用者エージェントモデルの検討

エージェントは目的地が明確な利用者、目的地は無くインセンティブのみを目的とする利用者、各ステーションとなる。各エージェントのモデルはシナリオ毎に異なるため、オフィス街シナリオで使用する項目や行動をTable1に、観光地シナリオで使用する項目や行動をTable2に示す。

シナリオ	A_オフィス街	
エージェント種類	利用者(目的有)	利用者(目的無)
変数	目的地	コスト関数 ($\gamma \times \text{距離} + \delta \times \text{天候}$)
行動	<ul style="list-style-type: none"> ■天候/晴れ ステーションに自転車があれば目的地まで乗る ■天候/雨 ステーションに自転車があれば10%の確率で目的地まで乗る 	インセンティブ額>コストとなれば、ステーションに自転車があれば指定のステーションまで乗る ※コスト：距離と天候

Table1 オフィス街のエージェントモデル

シナリオ	B_観光地	
エージェント種類	利用者(目的有)	利用者(目的無)
変数	目的地 ※高所の目的地設定は20%の確率	コスト関数 ($\gamma \times \text{距離} + \delta \times \text{天候} + \epsilon \times \text{高低差}$)
行動	<ul style="list-style-type: none"> ■天候/晴れ ステーションに自転車があれば目的地まで乗る ■天候/雨 ステーションに自転車があれば30%の確率で目的地まで乗る 	インセンティブ額>コストとなれば、ステーションに自転車があれば指定のステーションまで乗る ※コスト：距離と天候と高低差

Table2 観光地のエージェントモデル

■STEP③ステーションエージェントモデルの検討

各ステーションは自らのステーション毎の売上総額からステーション毎のインセンティブ総額を差し引いた値を利益として計算し、自らの利益が大きくなるようインセンティブ提示額を変動させ

る。利益の最大化には強化学習を用い、図6のように状態を天候・需要変動・自転車台数、行動を変動インセンティブ額の提示、報酬を利益としてインセンティブ提示額の変動幅を学習させるものとする。

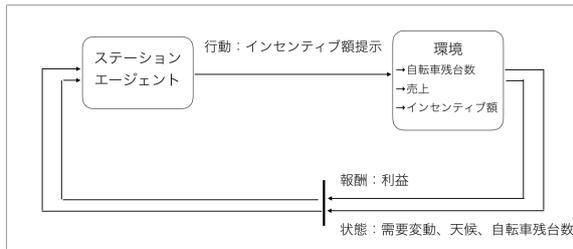


図6 ステーションの強化学習モデル枠組み

■STEP④シミュレーション結果からの考察

従来のトラック運用モデルとインセンティブ行動変容モデルを比較し、どの程度の経済メリットが生じるか検証を行うものとする。また、トラックによる運用を行わないことが可能となるインセンティブ額の分岐点についても同時に検証を行う。

5. 今後の課題

今後は本研究構想に沿って、フリーソフトウェアであるNetLogoを用いたシミュレーションを作成し、現実に即した挙動となるか確認する。また、ステーションエージェントモデルには強化学習を用いる予定だが、異なるモデルや変数の検討も同時に行う予定である。

6. 期待される成果

近年国内外で事業継続を断念せざるを得ないケースが増えているシェアサイクル事業において、事業継続の課題の一つである再配車の問題を改善することで事業拡大を促し、CO2削減など環境へ配慮したシェアサイクル事業の推進が想定される。

7. 参考文献

- [1] 一般財団法人 自治体国際化協会(2016)「自治体国際化フォーラム Vol. 324(各国のシェアバイク事情)」,
[http://www.clair.or.jp/j/forum/forum/pdf_324/04_sp.pdf(参照 2019-1-14)]
- [2] 三浦 清洋 公益社団法人日本交通計画協会 (2017)「国内外の事例から見る最近の動向」, [<http://www.mlit.go.jp/common/001181103.pdf>(参照 2019-1-14)]
- [3] Miaojia Lu & Shu-Chien Hsu & Pi-Cheng Chen & Wan-Yu Lee (2018) *Improving the sustainability of integrated transportation system with bike-sharing: A spatial agent-based approach*. Sustainable Cities and Society Volume 41 Pages 44-51
- [4] 清水、赤井、西野(2014) *Modeling and Multi-agent Simulation of Bicycle Sharing Serviceology for Services* Pages 39-46

中国株式市場を対象とした金融極性辞書の構築と検証

Building a Financial Polarity Dictionary Using Stock Price Information:

Analysis and Verification in Chinese Stock Markets

瞿雪吟¹ 菅愛子¹ 高橋大志¹

Xueyin Qu¹, 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: This paper proposes a method of building a polarity dictionary using news articles and stock prices in the Chinese market by textual analysis in finance. In order to measure the degree of polarity, we associated the news articles' sparse composite document vectors to a score. The score is calculated by the method of event study with the abnormal change rate of stock prices on the publication date. We conducted support vector regression (SVR) and built a polarity dictionary with polarity data from learners. Furthermore, we made a comparison on accuracy to traditional ways of calculating word polarity in which news articles are represented by a one-hot wordlist. The comparison of the existed polarity is made.

1. はじめに

近年、テキストを定量化し、記事内容と株価収益率の関連性を明らかにする試みが行われている。例えば、Tetlock [1] は、文章の評価に心理学をベースとした辞書を用い、内容分析を行っている。また、Loughran/McDonald [2] は、金融分野のテキスト分析のための辞書の提案を行っている。

中国株式市場の株式価格変動とニュースの関係を説明する多くの実証研究がなされているが、株式価格情報を用いた中国語の金融分野の単語極性辞書の研究は限定的である。また、既存の単語極性辞書で使われたテキストを定量化手法の多くは、テキスト分析の基礎的な手法である bag-of-words を用いたものであり、単語の前後の文脈が考量されていないなどの問題点が存在する。本分析では、文章のベクトル化手法として、近年、新たに提案されている Sparse composite document vector (SCDV)法 (Mekala et al.[5]) を用い、テキスト分類モデルの構築、単語の極性辞書の構築を試みる。

2. 関連研究

極性辞書に関する分析は数多い。例えば、金融分野に特化した報告として、五島/高橋 [3] が挙げられる。当研究では、ニュースと株式価格のデータから、キーワードリストの作成を行っており、作成した金融辞書により、将来のニュース記事や、異なるメディアのニュース記事の分類を行っている。また、

関/柴本 [4] は、個別銘柄の株価など対象とする金融指標によって異なる可能性があるため、金融指標の短期変動に関する語を収録した辞書を作成している。本研究では、Google 社が提供している Sparse composite document vector (SCDV)を採用し金融極性辞書の構築を試みる¹。

3. データ

本研究においてワードリストを作成するため、ニュースは、中国金融情報サイト「和讯首页」²で掲載している2013年1月から2017年12月までのニュース(合計 80,325 個)を使用した。図1が示す通り、記事で言及された銘柄は、後ろに証券コードが付与されている。つまり、ニュースと関連する主要銘柄の情報はニュースに含まれている。

这部分个股中，涨幅最多前1只股票均为重组股或借壳股，其中多只个股因停牌早于上证综指攀升至6124高点，意味着这些股票或多或少的缺席了2007年的大牛市，重组后麻雀变凤凰，加之正常补涨，涨幅惊人，如三安光电(600703, 股吧) (600703)、广弘控股(000529, 股吧) (000529)、中福实业(000592, 股吧) (000592)、棱光实业(600629, 股吧) (600629)等。

図1 「和讯首页」掲載新聞の一例

ワードの極性評価を行うために、各銘柄の株式リターンとリスクファクター・リターンのデータを用

¹ SCDV の特徴の一つとして、テキスト分類精度が高い点が挙げられる。Dheeraj Mekala [5] は、単語の embedding にクラスタリング分析を用いることで、より複雑な文章を表現するベクトルを獲得できるとの主張を行っている。

² 和讯首页: <http://stock.hexun.com/stocknews/index.html>

いた。ファイナンシャル データオンラインサービスシステム「同花順」から、株式価格に関する日々データを取得した。また、リスクファクター・リターンのデータは、中国中央财经大学³が提供しているデータを用いた。

4. 作成方法

本研究における学習用データセットの作成は、大きく二つの部分に分かれる。作成過程の概略を、図2に示す。

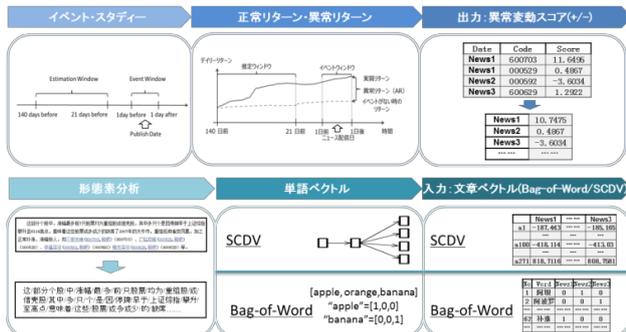


図2 学習用データセットの作成過程

4.1 教師スコアの算出

はじめに、ニュース配信時間の調整を行った。本分析では、中国証券取引場の営業時間に合わせて、15時以降に配信されたニュースをその翌日に調整し、また週末に配信したニュースはその次の月曜日に調整した。

次に、ニュースと関連する主要銘柄の情報を取得し、イベント・スタディにより各銘柄のリスク調整後のリターンを算出した[5]。ここで、イベント・スタディとは、企業の活動に関する情報の発表が、その企業の資産価格に与える影響を分析する手法である。株式価格変動の概念図を、図3に示す。

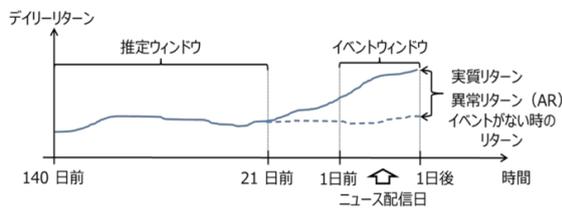


図3 株式価格変動の概念図

³ 中国中央财经大学;
<http://sf.cufe.edu.cn/kxyj/kyjz/gzcgzljyzz/xlzzq/98178.htm>

イベント・スタディにおいては、ニュースごとに推定ウィンドウとイベントウィンドウを設定する。本分析では、推定ウィンドウはニュース配信日の140日前から21日前までの120日間、イベントウィンドウはニュース配信日一日前から、その翌日までとした。推定ウィンドウにおいて、Fama-Frenchの3ファクターモデルにより、パラメータを推定した[6]。

4.2 ワードリストの作成

次に、2013年1月から2017年12月のニュースからワードリストを作成する。

本研究では、ニュース記事内容を Bag-of-words、Sparse composite document vector (SCDV) 二つの手法によりベクトル表現を獲得し、分類モデルを構築し、それら精度の比較を行った。

4.2.1 Bag-of-Word

Bag-of-Word 手法を用いたニュースのワードリストを作成過程を、図3に示す。

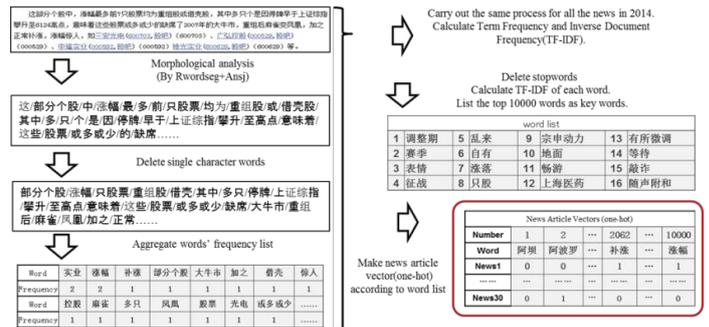


図3 Bag-of-Word 手法を用いたニュースのワードリストを作成過程

本分析では、RのRwordsegパッケージ、形態素解析ツールAnsjを用いた。金融経済分野のワードを分析するため、証券、経済、金融分野のセル辞書を導入した。セル辞書は中国で有名な中国語入力システム(IME)であるSogou⁴が提供しているものである。本分析では、1年分のワードリスト47,378語のTF-IDF値を算出し、それらのうち、上位10,000語を対象として分析を行った。

4.2.2 Sparse composite document vector (SCDV)

Sparse composite document vector は、Googleが提供している文章ベクトル化手法の一つであり、高い分類精度が特徴として挙げられる(Mekala et al.[5])。

⁴ Sogou <https://pinyin.sogou.com/?r=shouji>

本研究においては、Skip-gram モデルを用い、200次元の word vector の学習を行った。GMM モデルのクラスタリング数は 60、sparsity threshold parameter は 0.33 と設定した。

4.3 分類モデル

本研究においては、ポジティブ・ネガティブニュースの分類モデルは、SVR(Support Vector Regression)によって作成する。前節の方法で算出した教師スコアをニュース記事ベクトルに紐付け、入力をニュースの文章ベクトル、出力を、株式売買回転率により加重平均した、各関連銘柄の標準化された累積異常リターン(SCAR)として、SVR によって学習機を作成する。

5. 分析結果

分析結果について、分類モデル精度、極性、既存極性辞書との比較を記述する。

5.1 分類モデル精度

本研究は、Bag-of-words と SCDV に基づいたモデルの分類精度を比較するため、2014 年度「和訊首页」のニュース記事(サンプリング調整後 9,053 個)を対象とし、ニュースの分類モデルを作った。

本分析においては、文章の極性を基に、モデル精度の検証を行った。具体的には、文章ベクトルを学習済みの分類モデルに入力し、モデルにより推定された分類と、実際の分類が一致しているかどうかについて検証を行った。

表 1 に分析結果を示す。表の真ん中の列は SCDV を用いた分析結果であり、左の列は Bag-of-words を用いた分析結果である。モデル精度は、表 1 が示すように、SCDV を用いたニュースの分類モデルの精度が、Bag-of-words を用いたモデルより高いことを確認できる。

表 1 Bag-of-words と SCDV のモデル正解率

Sector	support vector regression models (SCDV)	support vector regression models (Bag-of-words)
In sample test (8,148 news)	72.10%	50.8%
Validation test (905 news)	70.60%	52.2%

5.2 単語の極性

SCDV 法の極性計算について記述する。本分析では、一つの単語である word topic vector (\overline{wv}_1) を、一つ文章ベクトルとして見なし、構築した分類モデルを基に単語の極性を獲得した。

5.3 既存極性辞書との比較

本節では、本研究にて構築した辞書と既存極性辞書との比較を行った。本分析では、既存辞書として Loughran McDonald Sentiment Word Lists を採用し、比較分析を行った (Loughran et al.[2])。

比較においては、Loughran McDonald Sentiment Word Lists のポジティブおよびネガティブの単語リストを中国語に翻訳し、中国語の同義語辞書を参照し、既存辞書の単語と同じ意味を持つ単語を組み入れることで比較用の単語リストの構築を行った⁵。なお、比較分析用の Loughran McDonald Sentiment Word Lists のポジティブパートの単語数は 353 個、ネガティブパートの単語数は 374 個であった。

比較においては Bag-of-words および SCDV を採用した方法と既存辞書の比較を行った。比較においては、既存辞書に含まれる単語とそれぞれの手法によって作成された極性辞書と共通する単語、いわゆる単語の検出率 (Detected Rate) の算出を行った。また、Loughran McDonald Sentiment Word Lists の単語の極性記号が、本研究で作成された極性辞書での極性記号が一致している単語の割合 (Accuracy) についても算出を行った。これら二つの指標を使って、既存辞書との一致性を測定した。

表 2 は、Bag-of-Word 法により作成された極性辞書と既存辞書との比較結果、表 3 は SCDV 法により作成された極性辞書と既存辞書との比較結果を示したものである。

表 2、表 3 より、SCDV により作成された極性辞書が、Bag-of-words により作成された極性辞書と比較して、相対的に既存辞書の共通性が高いことを確認できる。

⁵ 本分析の翻訳においては Google 翻訳を用いた。

表2 Bag-of-Word 法により作成された
 極性辞書と 既存辞書との比較結果

Bag-of-Word	Loughran McDonald Sentiment Word Lists	
	Positive words	Negative words
	353	374
Detected	62	49
Positive	29	25
Negative	33	24
Detected Rate: 15.27% Accuracy: 47.75%		

表3 SCDV 法により作成された
 極性辞書と 既存辞書との比較結果

SCDV	Loughran McDonald Sentiment Word Lists	
	Positive words	Negative words
	353	374
Detected	206	216
Positive	171	173
Negative	35	43
Detected Rate: 58.05% Accuracy: 50.71%		

- [4] 関和広, 柴本昌彦: 銘柄固有の金融極性辞書の構築, 第 18 回人工知能学会, 金融情報学研究会(SIG-FIN), (2017)
- [5] Mekala, D., Gupta, V., Paranjape, B., Karnick, H. SCDV : Sparse Composite Document Vectors using soft clustering over distributional representations[C], 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pp.670-680,(2017).
- [6] Campbell, J.Y., Lo., A.W., and MacKinlay, A.C.: The econometrics of financial markets, Princeton, NJ: princeton University press, 1997.
- [7] Fama, E. F. and French, K. R.: Common Risk Factors in Returns on Stock and Bonds. Journal of Financial Economics, Vol.33 No.1, pp. 3-56. (1993).

6. まとめ・今後の課題

本研究では、インターネットで掲載される金融市場における資産価格形成と関連性の高いニュースデータ、及び中国株式市場のマーケットデータを用い、中国語の極性辞書の構築を試みた。具体的には、Bag-of-words および Sparse composite document vector (SCDV) の手法を用い、ニュース分類モデルを構築し、単語の極性辞書の構築を行った。

分析の結果、(1)SCDV に基づいたニュースの分類モデルの精度は、Bag-of-words に基づいたモデルより高いことが確認された。(2)SCDV により作成された極性辞書は、Bag-of-words により構築された極性辞書と比較し、相対的に既存辞書と一致していることが確認された。分析手法の精緻化、分析対象データの拡張など、詳細な分析は今後の課題である。

参考文献

- [1] Tetlock, P.C.: Giving Content to Investor Sentiment: The Role of Media in the Stock Market, Journal of Finance Vol.62, No.3, pp.1139-1168.(2007)
- [2] Loughran, T. and B. McDonald : When Is a Liability Not a Liability? Textual Analysis, Dictionaries, and 10-Ks, Journal of Finance, Vol.66, No.1, pp.35-65. (2011)
- [3] 五島 圭一, 高橋 大志.: 株式価格情報を用いた金融極性辞書の作成, 自然言語処理, Vol.24, No.4, pp.547-577, (2017)

購買履歴と回遊データに基づく小売店舗における商品位置 推定モデルの提案

Estimating a Goods Position Based on Purchase and Movement Histories in Retail Stores

趙 陽陽¹ 後藤 裕介² 森田 裕之³ 南野 謙一⁴ 渡邊 慶和⁵

Yangyang Zhao¹, Yusuke Goto², Hiroyuki Morita³, Ken'ichi Minamino⁴, Yoshikazu Watanabe⁵

¹ 岩手県立大学大学院

¹ Iwate Prefectural University Graduate School

^{2,4,5} 岩手県立大学

^{2,4,5} Iwate Prefectural University

³ 大阪府立大学

³ Osaka Prefecture University

Abstract: There are many types of goods in retail stores such as supermarkets. While the goods position may be changed by store staffs, management of goods position may be insufficient. In this study, we proposed a model for estimating goods position in retail stores through association analysis and analyzing the staying time of customers in divided areas in the store, using customer's purchase history and movement history of customers. In this paper, we show some results from our experiments and point out several future works.

1 はじめに

スーパーなど小売店舗では商品の種類が多く、商品配置も変更されることがある一方で、商品位置の管理は必ずしも十分に行われていない。店舗内で顧客がどこで商品を購入した(商品をカートに入れた)のかわかると、従来独立に行われてきた購買の分析や、店舗内回遊の分析について、回遊と購買を統合した分析が可能になり、店舗内の顧客行動をより深いレベルで理解することが可能になる。

小売店舗を対象として購買と移動を統合した分析を志向する研究は存在するが、商品位置の推定を行っているものはない。増田ら¹⁾はドラッグストアを対象としてエージェントベースシミュレーションにより売場レイアウトの効果分析を行っている。この研究では商品の位置を売場のレベルで定義して、購買履歴の情報から顧客の移動経路(売場間の移動)を逆算的に求めてシミュレーションを行っている。このため、実際に商品が配置されている詳細な位置を考慮しているわけではない。藤野ら²⁾はRFIDを用いて顧客の店舗内での回遊データを取得し、購買履歴などを活用した顧客行動モデルを開発している。RFIDのデータには精度の問題があり、そのまま動線

を推定することは困難であることから、購買履歴から動線を推測している。この研究では商品位置は商品名称とライン名称から棚のレベルで推定しているが、棚における詳細な位置把握は志向していない。また、実際の店舗で日々行われている商品位置の変更を反映できるものではない。矢田³⁾もRFIDを利用して収集した回遊データを用いて、顧客の売場への立寄りに焦点を当て、売場訪問パターンを生成し、回遊データと購買履歴の関係から特徴抽出や分類問題に関する研究を行っている。しかしながら、この研究でも商品の位置は売場のレベルでの把握にとどまり、売場内での具体的な商品位置把握を志向したものではない。このように多くの研究では購買履歴と回遊データを統合した分析を志向しながら、回遊データの精度に問題があることや既存のデータでは商品位置の情報が欠けているために、商品位置を詳細に推定することはなされていない。

そこで本研究では、商品の詳細な位置情報が管理されていない小売店舗を対象として、購買履歴と回遊データを利用した商品位置の推定モデルを提案する。第2章では対象店舗とデータの概説を行う。第3章では商品位置推定モデルの開発に先立つ基礎分析の結果を示す。第4章では現時点で検討している

商品位置推定モデルを紹介する。商品位置推定の着想点とデータの前処理について説明した後、モデルを構成する商品位置推定指標の候補を紹介する。第5章では予備実験として各商品位置推定指標の評価結果を示し、第6章では位置推定モデル改善に向けた検討を行う。第7章はまとめである。

2 対象店舗とデータの概説

本研究で使用するデータは衣・食・住にわたる商品を一括して取り扱う総合スーパーマーケット3店舗から取得されている。提供された情報は(1)対象店舗の商品配置図、(2)対象店舗の購買履歴、(3)対象店舗の顧客の回遊データである。

対象店舗の商品配置図を図1に示す。提供された商品配置図は店舗を縦軸A~P、横軸1~28の2次元座標で表現している。その上で商品分類に基づき20種類のエリアが定義されており、商品棚はいずれかのエリア名が記載されている。本研究では、分析のために商品配置図における2次元座標上の点をブロックとして定義する。ブロック B_{jk} ($j=A\sim P, k=1\sim 28$)は店舗内の縦軸の位置 j と横軸の位置 k にある位置を指す。このブロックは回遊データで記録されている位置情報と対応しており、本研究では商品の位置をブロックレベルで推定することを試みる。

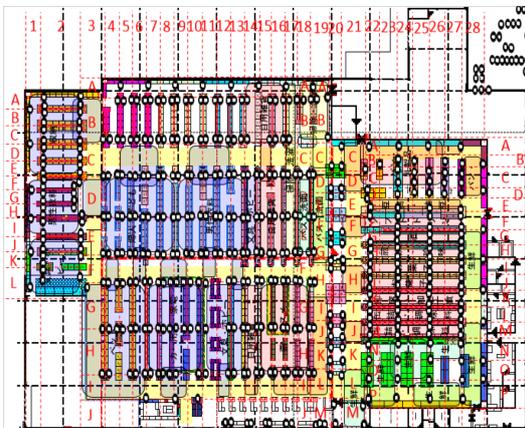


図1: 店舗配置図

購買履歴は2017年10月1日から2018年10月31日までの13ヶ月の期間に記録された3店舗合計で139,561名の会員顧客に関する47,454,867行のデータである。記録されている項目は、購買日、時間帯、購買した商品のJANコード、購買した顧客の会員ID、売上単価、売上数量、値引数量、値引金額の8項目である。なお時間帯とは、一日24時間を1時間ごとに分けたもので、24の時間帯(0, 1, 2,...)が定義さ

れている。

回遊データは2017年10月1日から2018年10月31日までの13ヶ月の期間に記録されたもので、今回分析対象とした店舗に関しては、4,235名の会員顧客に関する16,804回の来店時回遊履歴であり、2,012,397行のデータである。記録されている項目は、店舗番号、端末ID、日時、会員ID、ブロック、エリアである。

3 基礎分析

商品位置推定モデルの開発に先立ち、店舗における顧客の購買傾向や来店傾向を把握するために、提供された3店舗の購買履歴を対象として基礎分析を行った。はじめに、顧客の来店1回あたりの購買金額と購入点数を集計した。集計結果から1回あたりの平均購買金額は約3,000円(中央値では約2,500円)であり、平均して約16点(中央値では約13点)の商品が購入されていることがわかった。図2・図3は店舗ごとに集計した購買金額・購入点数のヒストグラムである。図中の凡例は店舗番号を示している。分布から見ると、来店1回あたり購買金額は6,000円以内の場合が全体の90%を占め、1回あたり購入点数は33点以内の場合が全体の90%を占めることが分かる。また、3店舗はほぼ同じ傾向である。

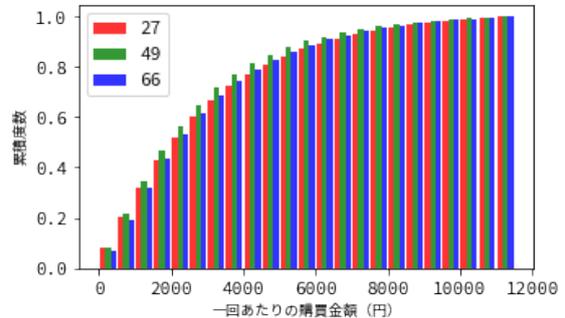


図2: 一回あたりの購買金額の累積度数分布

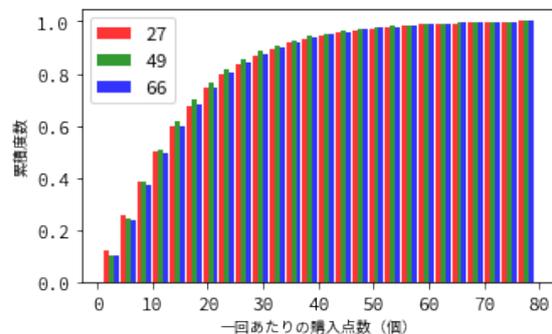


図3: 一回あたりの購入点数の累積度数分布

次に、顧客の来店頻度を把握するため、来店の平均間隔を計算した。計算結果から顧客の平均来店間隔は約 40 日（中央値では約 22 日）であることがわかった。図 4 は顧客平均来店間隔のヒストグラムである。平均して 2 週間以内で来店する顧客は全体の 40%に過ぎず、1 か月に 1 度以上来店する顧客が 6 割以上存在していることが分かった。3 店舗で同じ傾向となっている。

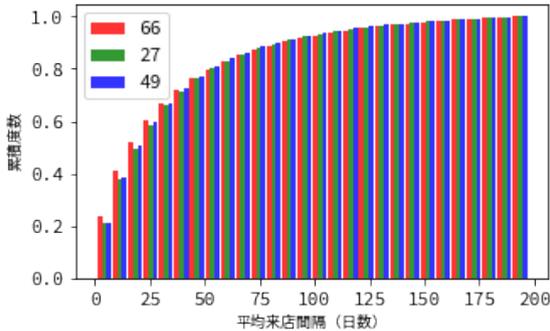


図 4: 顧客平均来店間隔期間の累積度数分布

最後に、店舗内での購買行動パターンを把握するために顧客をクラスタリングした。店舗番号 27 の店舗を対象として、来店回数は大きくばらついていることから、分析に先立って週 1 回程度来店する顧客と週 1 回以上来店する顧客の 2 グループを抽出した。この 2 グループを対象として、k-means 法を用いて来店 1 回あたりの各商品カテゴリの購買頻度を説明変数としてクラスタリングを行った。ここで購買頻度とはデータ期間内における当該商品カテゴリの購買回数を来店回数で除したもので、その顧客の来店 1 回あたりの当該商品カテゴリの期待購買点数を意味する。説明変数に用いる商品カテゴリは、購入された回数上位の商品カテゴリの中から、商品の種類が偏らないようにして 10 カテゴリを選択した。エルボー法によりクラスタ内誤差平方和の減少傾向を把握した上でクラスタ数を 4 とした。

クラスタリング結果を図 5 および図 6 に示す。縦軸はクラスタ ID であり、横軸は選択した 10 商品カテゴリである。各セルの数値はクラスタごとの各商品カテゴリの購買頻度の平均値を表す。セルの背景色は右の軸が示すように、購買頻度の平均値が高ければ高いほど色が濃い。図 5 と図 6 を比較すると、対応するクラスタ ID に関して、購買の頻度は図 5 のものが図 6 のものに比べて相対的に高いが、各商品カテゴリの購買の仕方は同じ傾向であることがわかった。両図において同じクラスタ ID のものに注目すると、ほぼ全ての商品カテゴリについて図 5 のほうが購買頻度が高い。また、両図においてクラスタ ID2

では顧客はスナック_洋菓子や小型 PET を他のクラスタに比べてより購買する傾向があるなど、クラスタ ID が同じであれば各商品カテゴリに対する購買頻度の傾向も同様である。以上から、来店頻度が異なったとしても店内での購買のパターンはある程度同じものとして捉えることができ、このことから店舗内での移動経路についても同様のことが期待できる。

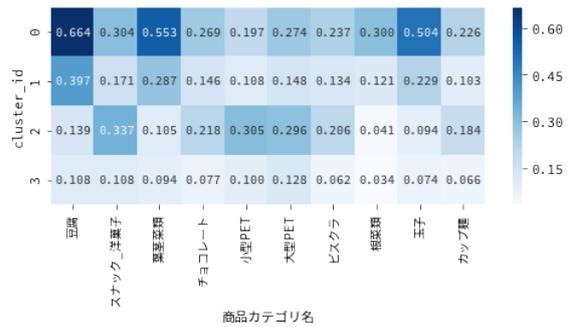


図 5: 週 1 回程度来店する顧客の各クラスタの購買傾向

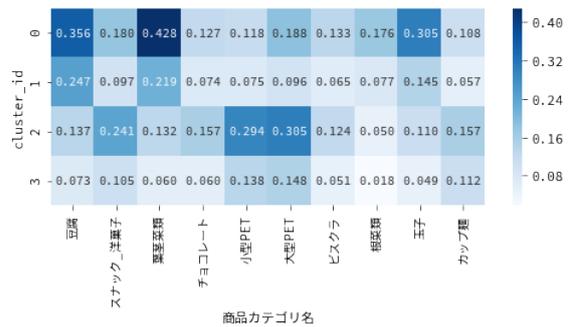


図 6: 週 2 回以上来店する顧客の各クラスタの購買傾向

4 商品位置推定方法の検討

4.1 商品位置推定の着想点

本研究における商品位置推定とは、商品位置を地図上のエリア配置のレベルで把握することではなく、商品カテゴリのレベルで店舗内のどのブロックに配置されているかを推定することである。本研究では購買履歴と店舗内の回遊データを利用して、商品位置の推定を試みる。

本研究では、マーケティングで利用される代表的なデータ分析手法であるアソシエーション分析を応用する。アソシエーション分析は顧客が商品を購入する際の購買パターンを分析することで、ある商品 A と商品 B の売れ行きについてその関連性を発見す

るものである。

アソシエーション分析では、異なる事象間の共起性を発見することができるため、店舗における商品の購買と、その商品が配置されている場所の通過の関係性を発見することができる。この考えを応用して、アソシエーション分析において購買履歴と回遊データを活用して、購買と回遊の共起性に基づいて、商品位置の推定を行うことを試みる。

4.2 データの前処理

店舗 66 の購買履歴と回遊データを用いて商品位置推定を試みる。購買履歴における日・会員 ID でのユニーク数は 1,084,220 件であり、回遊データの日・会員 ID でのユニーク数は 16,804 件である。アソシエーション分析では購買と回遊の共起性を計算するが、ここでは簡単のため時系列での回遊は考慮せず、購買履歴の日・会員 ID ごとに通過したブロックを追加して、購買履歴と回遊データを統合した。

さらに、一定量以上のデータがないと正確な推定は困難であることを考え、期間内に当該商品カテゴリが購買された回数が 50 より小さいものやブロックを通過した回数が 500 回より少ないデータを除いた。統合したデータの日・会員 ID ユニーク数は 16,804 件である。具体的な項目は日、時、会員 ID、商品カテゴリ名、通過ブロックである。

4.3 商品位置推定指標

アソシエーション分析の観点から購買履歴と回遊データを使用し、商品位置推定指標を定義する。対象とする商品カテゴリ数を C_n としたとき（本分析では $C_n = 538$ ）、商品カテゴリ i が購買されている回数を $X_i (i = 1, 2, \dots, C_n)$ 、ブロック B_{jk} を通過した回数 $Y(B_{jk}) (j=A, B, \dots, P) (k=1, 2, \dots, 28)$ とすると、商品カテゴリ i の商品を購入した顧客がブロック B_{jk} を通過した回数は $X_i \cap Y(B_{jk})$ となる。また、顧客の履歴データは 1 日 1 回だけのものを対象として、その場合のトランザクション総数を $A (A=16,222)$ とする。

アソシエーション分析で代表的に用いられる Dice 係数、Jaccard 係数、Simpson 係数は、本研究では以下のように定義される。

$$Jaccard(i, j, k) = \frac{X_i \cap Y(B_{jk})}{X_i + Y(B_{jk}) - X_i \cap Y(B_{jk})} \quad (1)$$

$$Dice(i, j, k) = \frac{(X_i \cap Y(B_{jk})) \times 2}{X_i + Y(B_{jk})} \quad (2)$$

$$Simpson(i, j, k) = \frac{X_i \cap Y(B_{jk})}{\min(X_i, Y(B_{jk}))} \quad (3)$$

また、レコメンデーションにも用いられる 2 つの指標 Confidence と Lift 値を考えると、本研究では以下のように定義される。

$$Confidence1(i, j, k) = \frac{X_i \cap Y(B_{jk})}{X_i} \quad (4)$$

$$Confidence2(i, j, k) = \frac{X_i \cap Y(B_{jk})}{Y(B_{jk})} \quad (5)$$

$$Lift(i, j, k) = \frac{(X_i \cap Y(B_{jk})) / X_i}{\frac{Y(B_{jk})}{A}} \quad (6)$$

これらは方向性があるため、Confidence は二つの計算方法で定義した。Confidence1 は商品カテゴリ i を購買した顧客がブロック B_{jk} を通る確率であり、Confidence2 はブロック B_{jk} を通った顧客が商品カテゴリ i を購買する確率を表している、分母から見ると Simpson 係数とはほぼ同じ計算式である。Confidence 指標は商品カテゴリの購買回数やブロック通過回数に大きく依存していることが分かるため、Lift 値の指標を定義した。Lift 値では店舗全体においてそもそもブロック B_{jk} を通る確率と比較して、商品カテゴリ i を購買した顧客がブロック B_{jk} を通る確率がどの程度上昇しているかを求めている。

5 予備実験

5.1 実験の準備

まず、分析の対象とする商品レベルについてデータをまとめた。購買履歴データの項目の中で、商品については JAN コードで記録されており、229,932 種類の商品がある。このレベルで商品が数多く購買される場合はごく少数であるため、JAN コードのレベルの商品を 538 種類の商品カテゴリのレベルでまとめて分析を行った。商品カテゴリは単品の商品を酒、生鮮、家電などの商品の種類や特性ごとのグループで分けしたものである。例えば、「いちご」、「りんご」などは生鮮の商品カテゴリに属している。また、店内のレイアウトは 20 個のエリアに分割されており、それぞれのエリアはいくつかのブロックを含まれている。このとき、エリア名から、そのエリアに含まれる商品カテゴリ群はある程度推測が可能である。

指標の推定結果を評価するために、正解データが必要になるが、実際の商品位置を知ることはできない。このため、商品カテゴリ名からそれが含まれるエリア名の対応関係を定義して、エリアに相当するブロック集合に商品が配置されていると仮定する。商品カテゴリ名からエリアの対応づけが可能であると考えられた商品カテゴリ数は 538 種類の内 486 種類であった。さらに、商品カテゴリの購買回数が 50 より小さいデータやブロック通過回数が 500 回より少ない場合のデータを除き、評価対象とする商品カテゴリ数は 305 とした。

その上で、指標値を計算し最上位の値となるブロックを予測結果として、そのブロックが当該商品カテゴリの含まれるエリアのブロック集合の要素であれば、正解したと考える。表 1 において、商品カテゴリ「ワイン」に関する指標値の最上位のブロックが G22, G23, G24, G25, G26, G27 に含まれていれば正解であると判定する。

表 1: 正解データの定義例

商品カテゴリ名	block	エリア名
ワイン	G22	酒
ワイン	G23	酒
ワイン	G24	酒
ワイン	G25	酒
ワイン	G26	酒
ワイン	G27	酒

5.2 評価実験結果

各指標を用いて推定した結果が正解かどうか判定し、正解率を表 2 にまとめた。すべての商品カテゴリを対象として評価したとき、Jaccard 係数と Dice 係数が 61.3%と最も高い正解率であった。61.3%の正解率は 1/3 程度は不正解になることを意味し、改善が期待される。このとき、生鮮売場は店舗内で大きなエリアを占めており、また生鮮商品の位置と種類は季節により変わりうることから、推定が難しい商品のタイプであると考えられる。そのため、生鮮売場に含まれる 95 の商品カテゴリを除き、生鮮以外の 210 の商品カテゴリに対する評価も行った。このとき、Confidence1 を除くすべての指標において正解率が最大 10%程度改善することがわかった。

この結果より、正解率を考慮して有用であると考えられる指標としては Jaccard 係数, Dice 係数, Confidence2, Lift 値であることがわかった。また、生鮮売場の商品に関しては、推定方法を別途で考える必要があることもわかった。

表 2: 各指標の正解率

指標 \ 範囲	全て (305 種類)	生鮮以外 (210 種類)
Jaccard	61.3%	68.6%
Dice	61.3%	68.6%
Simpson	28.5%	30.5%
Confidence1	28.5%	27.1%
Confidence2	47.9%	59.5%
Lift	58.7%	66.2%

6 推定方法改善に向けた検討

6.1 推定指標の組合せ利用

商品位置推定の正解率を改善するために、相対的に正解率が高い指標である Jaccard 係数, Dice 係数, Confidence2, Lift 値を組み合わせることを考える。Jaccard 係数と Dice 係数の推定結果は全く同じであるため、ここでは Dice 係数を採用する。全て 305 種類商品カテゴリを対象として三つの指標の正解件数のお互いの関係を表 3, 4, 5 に示す。表 3 を見ると、Lift と Confidence2 両方とも正解である件数は 146 件であり、両方とも正解ではない件数は 126 件が存在する。Lift は正解であるが、Confidence2 は正解ではない件数は 33 件であり、逆に Confidence2 は正解であるが、Lift は正解ではないケースがない。

表 3: Lift と Confidence2 推定結果の関係 (件数)

		Confidence2	
		正解	不正解
Lift	正解	146	33
	不正解	0	126

表 4: Dice と Confidence2 推定結果の関係 (件数)

		Confidence2	
		正解	不正解
Dice	正解	141	46
	不正解	7	118

表 5: Lift と Dice 推定結果の関係 (件数)

		Dice	
		正解	不正解
Lift	正解	174	5
	不正解	13	126

表3~5の結果から、組合せることで一番多くの件数が改善できそうなのは Dice と Lift である。表より、Dice と Lift がともに正解である174件に加えて、Dice が不正解で Lift が正解の5件、Lift が不正解で Dice が正解の13件を合計すると192件となる。全305であるから正解率は $192/305=62.9\%$ と改善できる可能性がある。今後は推定が難しいと思われる生鮮を除いた210カテゴリについての組合せ分析結果も確認していきたい。

6.2 滞在時間を用いた行動理解

顧客が商品を購入する時と購入しない時ではブロックの滞在時間が異なることが考えられる。本節では滞在時間に注目して、位置推定への活用を検討する。

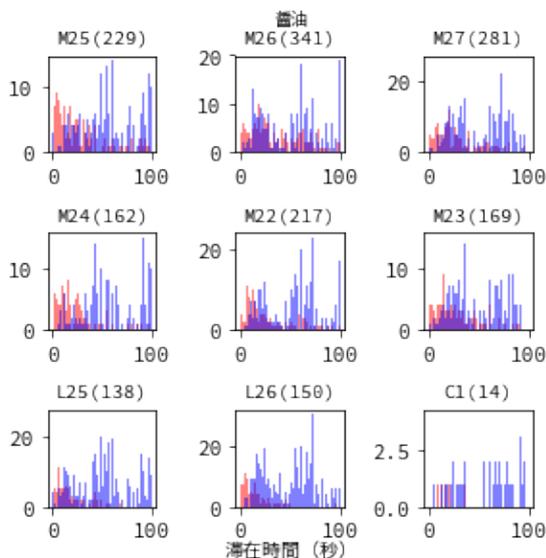


図7: 醤油の購買時・非購買時の滞在時間分布

図7は商品カテゴリ「醤油」を対象として各ブロックでの購買時・非購買時の滞在時間の分布を示したものである。各ヒストグラムの横軸は滞在時間(秒)であり、縦軸は滞在時間に対応する件数である。また各ブロックの合計の通過回数を括弧の中に示している。各ブロックは Lift 値の上位順に配置している。なお、Lift 値が最上位であるのはブロック M25 であり、このとき M25 も調味料売場であるため、推定結果が正解である状況である。

図7から、商品を購入したときは購買していないときより分布が左側に偏り、平均滞在時間が短い傾向にあることがわかった。この結果は、顧客の商品購買は多くの場合で計画的であり、滞在時間が短く非購買時には商品の選別や探索のために、逆に滞在

時間が長くなる可能性があることを示唆している。この結果をふまえて、前述のアソシエーション分析による推定結果と組合せることで正解率を向上できないか今後検討していきたい。

7 おわりに

本稿では小売店舗における商品位置推定する手法を提案した。提案に先立って行った基礎分析結果をふまえて、アソシエーション分析を応用して Dice 係数、Jaccard 係数、Simpson 係数、Confidence1、Confidence2、Lift 値という6指標を利用して商品位置の推定を行った。また、商品位置の正解データを作成した上で、各提案指標の正解率を算出した。正解率の改善のための指標の組合せ利用と滞在時間を考慮する案を検討した。指標は類似しているものの、組み合わせを検討することでより強力な説明力を持つ可能性がある。また、滞在時間の状況についても図7の状況をいくつかの統計量で表現して説明することによって、説明力を持つ変数を作成することができる。最終的にはこれらを組み合わせたモデルを作成することで、全体としてより強力な推定方法となることを期待している。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP25350343 の助成を受けたものです。使用しているデータは、株式会社トライアルホールディング様より提供いただきました。改めてお礼申し上げます。

参考文献

- [1] 増田浩通, 菊池晋矢, 新井健: エージェントベースシミュレーションによる小売店舗レイアウトの効果分析, 日本経営工学会論文誌, Vol.60, No.3, pp.128-144 (2009)
- [2] 藤野俊樹, 北澤正樹, 山田隆志, 高橋雅和, 山本学, 吉川厚, 寺野隆雄: スーパーマーケットで客はどう動く? -顧客動線分析とエージェントシミュレーションからわかること, 第5回社会システム部会研究会, pp.57-68 (2014)
- [3] 矢田勝俊: スーパーマーケットにおける顧客動線分析と文字列解析, 統計数理, Vol.56, No.2, pp.199-213 (2008)

機械学習を用いた高級焼肉店における顧客購買データ分析 及びフィンテック応用に関する研究

Research of High-end Barbecue Beef Restaurants Based on Consumer Purchase Data by Machine Learning and FinTech Application

辛 郷孝¹、菅 愛子¹、山下 泰央¹、高橋 大志¹

Kiyotaka Shin¹, Aiko Suge¹, Yasuo Yamashita¹, Hiroshi Takahashi¹

¹慶應義塾大学 大学院経営管理研究科

¹Graduate School of Business Administration, Keio University

要旨: 本研究は、外食産業の POS データを用いて経営力向上に繋げるサービスの実現を目的としている。日本の外食産業は、労働生産性が低い上、慢性的な人手不足で人材確保に苦労している。そこで、この課題を解消する対策として、1 テーブルごとの客単価向上が有効と仮説を立て、客単価の高い高級焼肉店の POS データを分析した。顧客の購買行動の特徴を明らかにし、機械学習を用いてフィンテック応用を含めた販売政策の検討を行う。

Abstract: The purpose of this research is to realize service that leads to improvement of management ability by using POS data of restaurant service industry. The labor productivity of the food-service industry in Japan is very low, has long suffered from lack of personnel and continues to struggle maintaining talent. Therefore, as a measure to solve this problem, we analyzed the POS data of a High-end barbecue shop with a high customer unit price, making a hypothesis that the improvement per customer price per customer is effective. And We clarify the characteristics of customer's purchasing behavior and examine the sales policy including FinTech application using machine learning.

1. 先行研究

外食産業の市場規模は、1人当たりの外食支出額の増加、訪日外国人の増加、法人交際費の増加傾向などにより、2017年時点で約25兆円、労働者人口約480万人となっており、2年連続で微増している巨大な市場である。しかしながら、日本の外食産業は、労働生産性が低い上、慢性的な人手不足で人材確保に苦労している。昨今は、食材や人件費の高騰で、売上が微増であっても利益は下がるという傾向も見える。一方で、数か月先まで予約が埋まっており、社員教育にも熱心で、顧客の支持を得て利益を上げている飲食店も存在する。本研究では、これまで明らかにされてこなかった高級飲食店での顧客購買データを分析し、どのような経営を行っているのか、そこに集まる顧客はどのような特徴があるのかを分析した。

本研究は、外食産業の POS データを対象とした分析を行う。高級焼肉店の顧客構成と注文の関連性を明らかにし機械学習を用いて販売施策の検討を行う。

このような顧客単価の高い高級飲食店を対象とし

た分析は、我々の知る限り限定的である。次節において目的について触れたのち、データ、分析方法について説明する。5.は分析結果、6.はまとめである。

2. 目的

本研究では、高級焼肉店を利用する顧客層の特定および各顧客層が、どのような注文を行っているのか、購買データ分析を通じ明らかにすることを目的とする。外食産業で成功している企業がどのような経営を行っているのか、そこに集まる顧客はどういう特徴があるのか、POS データから分析し、その成功要因を探ることを目的とした。具体的には、労働生産性が低いという課題を解消する対策として、「1 テーブルごとの客単価向上が有効」という仮説を立て、高級焼肉店の POS データを分析した。POS データ分析から、高級焼肉店の顧客構成と注文の関連性を明らかにすることを目的とした。また、機械学習を用いて販売政策の検討を行う。高価格単価の購買行動を分析することで、外食産業の付加価値を高め、業界全体へのインパクトを与えるきっかけとする。

3. データ

POS データについては該当飲食店の共同研究の了承の元、SoftTheater 社から取得した。本研究は、2017年8月1日-2018年7月31日までの361日間において、高級焼肉店1店舗のPOSデータから1会計ごとのオーダーデータを抽出し分析を行った。表1は上記361日のデータである。17,855件の会計ごとのデータであり、160,125件の注文データである。全注文の10分ごとの時間帯別オーダー頻度分析を行った。図1はその結果である。(11時~23時)

表1: POS データ件数

データ取得日	361日	
会計件数	17,855件	1テーブルごと
注文件数	160,125件	1注文ごと

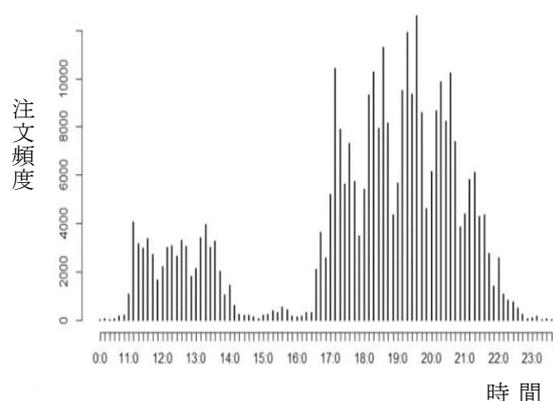


図1: 時間帯別オーダー頻度分析 (10分単位)

4. 分析方法

品、57分類されている商品群を3つのカテゴリごとにクラスター分析を行い、12種類のクラスターに分類した。POS全注文データの主成分分析を行い、データの縮約を行った。第1主成分で38.0%の寄与率であり、第6主成分までで79.84%の累積寄与率、第7主成分までで85.86%の累積寄与率となった。

5. 分析結果

1会計ごとの会計金額を被説明変数として、第1主成分得点から第7主成分得点を説明変数として、重回帰分析を行った。表2は、その結果である。

表2: 主成分得点の重回帰分析

Coefficients:	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	18,621.7	125.12	148.83	<2e-16***
第1主成分	8,379.9	62.54	133.98	<2e-16***
第2主成分	1,631.45	86.04	18.961	<2e-16***
第3主成分	-648.45	98.43	-6.588	4.77e-11***
第4主成分	-78.03	104.38	-0.748	0.4548
第5主成分	-272.63	107.36	-2.539	0.0111*
第6主成分	-623.51	135.63	-4.597	4.36e-06***
第7主成分	-1,618.46	123.46	-13.11	<2e-16***

---Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 9465 on 7207 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.7393, Adjusted R-squared: 0.7391

F-statistic: 2920 on 7 and 7207 DF, p-value: < 2.2e-16

寄与率(決定係数)は、73.93%、自由度調整済み寄与率(決定係数)は73.91%となっている。また、第一、第二、第三、第六、第七主成分が0.1%有意水準で有意である。また、第一、第二、第三主成分得点と会計金額の間に強い関連性を確認できる。

6. まとめ

本研究では、高級焼肉店のPOSデータを分析し、顧客の購買データを分析した。分析の結果、購買顧客数別の注文特徴や、顧客構成別の注文特徴を明らかにすることができた。今後の課題としては、新規と再来店客の購買データの比較分析を行う必要がある。また、POS、発注のデータ分析を通じた日々経営指標の作成およびキャッシュレスなどのフィンテック領域への応用も、今後の課題として挙げられる。

参考文献

- [1] 星野智洋, 谷崎隆士, 新村猛, 竹中毅: 機械学習を用いた飲食店運営の効率化へのアプローチ, 人工知能学会 32回(2018)
- [2] 原田奈弥, 山下和也, 本村陽一: ID付POSデータによる購買行動の季節変化の分析 SIG-SAI/SIG-SAI,27(7),1-7 (2016-11-11)
- [3] 石垣司, 竹中毅, 本村陽一: 日常購買行動に関する大規模データの融合による顧客行動予測システム, 人工知能学会論文誌, 26巻, 6号, D, pp.670-681, (2011)
- [4] 星野綾子, 細見格: 句構造解析とクラスタリングを用いた会話履歴の要約, 人工知能学会 32回 (2018)
- [5] 神鳥敏弘: 推薦システムのアルゴリズム(1), 人工知能学会誌 22巻6号(2007年)

シナジー効果の測定と企業行動との関係性 —日本企業を対象とした分析—

Estimating the synergy effect and its relevance to corporate behavior
-Analysis of Japanese companies-

松本裕介¹ 菅愛子¹ 高橋大志¹

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: To keep up with rapid changes in the business environment, Japanese companies have required to conduct business transformation in recent years. In this paper, we classified companies by using Fuzzy C Means, and estimated the synergy effect of multi-business companies based on that classification. In addition to this, we investigated the corporate behavior, especially when making a decision to sell a business, focusing on divestment through M&A.

1 はじめに

企業が多角化する目的の一つに、シナジー効果の追及がある。多角化企業のシナジー効果とは具体的に、規模の経済や範囲の経済、デフォルトリスクの低減などが例として挙げられる。一方、多角化企業に関して、コングロマリット・ディスカウントということがよく使われる。これは、多角化企業が非効率な経営を行うことで、株式市場から専業企業よりも過小評価されてしまう傾向のことを指す。

近年の株主重視の傾向から、企業はシナジー効果を意識した企業経営を行う必要がある。つまり、変化が激しい現代では、企業は事業環境の変化に合わせて、柔軟に事業再編を実行することが求められている。

企業が事業環境に合わせる手段の一つとしてM&Aが挙げられる。従来、日本企業はM&Aを通して、事業を売却することには慎重であった。しかし日本企業の経営陣は、企業が持続的に成長する上で、事業売却がもたらす恩恵を認識し始めており、従来の考えが変化しつつある。こうした背景から、事業売却は、日本企業がコアでない資産や不採算事業を整理、または既存事業を合理化し企業の健全性を高めるために、事業売却は執るべき、考えるべき選択肢の一つになり始めている。

本研究では、複数事業を有する企業の事業部間シナジー効果の測定を通して、事業譲渡や株式譲渡などのM&Aという企業行動を対象に、その関連性に

ついて分析する。

本論文の構成は以下の通りである。まず第2章では、本論文のテーマと関連する研究について述べ、第3章で分析に使用するデータについて説明する。第4章では分析に使用する変数の作成方法について述べる。第5章で実証分析の方法を説明し、第6章でその結果について考察を行う。そして第7章で本論文についてのまとめと課題について述べる。

2 先行研究

Gomes and Livdan[1]は、企業は成長するにつれて、株主価値を最大化するため、多角化することをモデル化している。また多角化は、事業コストの削減やリスクの分散化などのシナジー効果を享受しながら新しい事業機会を探ることにつながるとも報告している。企業が多角化する一つの目的に、シナジー効果があげられる。しかしすべての多角化企業がシナジー効果を享受できるわけではない。多角化に関して、多角化企業が非効率な経営を行うことで、株式市場から専業企業よりも過小評価されてしまう傾向のことを指すコングロマリット・ディスカウントという言葉が言われる。アメリカでは Berger and Ofek[2]、日本では中野・久保・吉村[3]、牛島[4]によってコングロマリット・ディスカウントの存在が確認されている。

非効率な経営を行う企業の対応策として、John, Lang and Netter[5]は、事業売却や子会社の売却が最も高い割合を占めるということを報告している。そ

して企業が事業売却を行う理由を分析した Dittmar and Shivdassani[6]は、多角化ディスカウントを改善するためであると報告している。また、Schlingemann, Stulz and Walking[7]は、業績悪化やシナジー効果の悪化を防ぐためであると報告している。

シナジー効果に関して、シナジー効果を暗に意味する研究は多数存在するが、直接測定する研究は少ない。そこで、本研究では、シナジー効果を直接測定することで、シナジー効果と企業行動、特に事業売却との関係について分析する。

3 データ

本研究では、東証一部上場企業を対象に、2002年から2016年までの財務データを使用して分析を行う。分析対象企業数は1210社である。これらの企業は、日本標準産業分類・大分類において17の業種に属している。データは日経 NEEDS より入手した。本研究では、金融・証券・保険、複合サービス事業や公務、分類不能の産業に属する企業、分析において必要となりデータを入手することができない企業を除外している。

M&Aに関連する情報については、レコフ M&A データベースから収集した。レコフが提供する M&A データには M&A データやグループ内 M&A データ、分社・分割データ、子会社株式取得データ等を含む M&A 関連データが含まれている。本論文では M&A によって事業売却を行う企業の特徴を探るため、M&A データのみを使用する。

本研究では、Fuzzy C Means を用いて企業の分類を行う。加えて、M&A を通じて事業売却を行う企業の特徴を探るため、実証分析を行う。その際に使用する主な変数の記述統計量は以下の通りである。

表 1: 記述統計量

Variable name	Mean	Median	Min	Max
営業利益率	0.059	0.048	-3.319	0.689
自己資本比率	0.487	0.482	-0.473	0.973
総資産回転率	1.059	0.935	0.003	6.310
売上高成長率	0.035	0.025	-0.895	10.484
Synergy effect ₍₋₁₎ /Enterprise value ₍₋₁₎	-0.035	0	-1.987	0.866
EBITDA ₍₋₁₎ /Sales ₍₋₂₎	0.105	0.087	-1.462	2.439
Debt ₍₋₁₎ /Asset ₍₋₂₎	0.527	0.528	0.022	5.551

4 分析方法

この章では、本研究の分析にて使用する変数、特にシナジー効果をどのように作成したかについて説明する。

4.1 シナジー効果

本節では、本研究で使用するシナジー効果の計測方法について説明する。本研究では、企業が持つ事

業(セグメント)の価値の総和(理論価値)と企業価値の差をシナジーと定義する。差が正の場合はプラスのシナジー効果があると呼び、差が負の場合はマイナスのシナジー効果があると呼ぶことにする。

本研究では、セグメントを複数有している企業を多角化企業、1つだけ有している企業を専業企業と定義する。多角化企業の場合に限って、企業価値は、企業が持つセグメントの価値の総和と、セグメントの組み合わせによるシナジー効果による価値に分けることができる。図1に全体のイメージ図を示す。

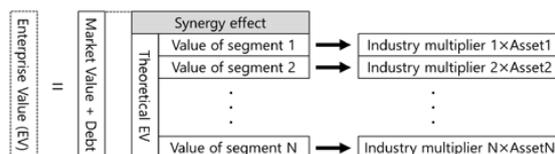


図 1: シナジー効果のイメージ

多角化企業*i*の企業価値(*EV*)は、(1)式のように時価総額と負債で計算される。

$$\text{企業価値}i = \text{時価総額}i + \text{負債}i \quad (1)$$

多角化企業*i*のシナジー効果は、(2)式のように、多角化企業*i*が持つ事業(セグメント)のそれぞれの価値を合計した理論価値と、(1)式で計算された企業価値*i*との差額で表わせられる。

シナジー効果による価値

$$= \text{企業価値} - \sum \text{セグメントの価値} \quad (2)$$

多角化企業*i*が有する各セグメント*j*の価値は、(3)式のように、多角化企業*i*のセグメント*j*の資産額と、そのセグメント*j*が属する業種の平均的な乗数 $IndM_{ij}$ の積で表せる。

セグメント*ij*の価値

$$= \text{セグメント}j \text{の業種乗数} (IndM_{ij}) \\ \times \text{セグメント}j \text{の資産額} \quad (3)$$

セグメント*j*が属する業種の平均的な乗数 $IndM_{ij}$

は專業企業を用いて以下の(4)式ように算出する。

セグメント j の業種乗数

(*industry multiplier, IndM_{ij}*)

$$= \text{median} \left(\frac{\text{專業企業}i\text{の企業価値}}{\text{專業企業}i\text{の資産}} \right) \quad (4)$$

(3)、(4)式のように、多角化企業 i のセグメント j と同じ業種に属する專業企業から複製して計算した理論価値と、(1)式のように時価総額と負債総額から計算される企業価値の差を計算することでシナジー効果を算出する。

4.2 企業分類

シナジー効果を算出する際、各企業が專業企業なのか多角化企業なのか、また各企業が何処の業種に属しているかを知る必要がある。Matsumoto, Suge and Takahashi[8]は、既存の業種分類に関する問題点を指摘適している。従来、日経業種分類や東証業種分類などの業種分類では、一企業に対して1つの産業分類コードだけを割り振っており、多角化企業か否かを客観的に判断できない。多角化が進む企業の場合には複数の分類コードを必要がある。それゆえに、企業の状況を正しく反映するため、新たな業種分類を構築した。

本研究では、Matsumoto, Suge and Takahashi[8]に倣い、Fuzzy C Means(FCM)を用いて企業をグルーピングすることで、各企業が專業企業なのか多角化企業なのかの識別を行った。FCMは、データのパターンが似ている個体を同じグループにまとめる分析方法の一つである。FCMは以下の(5)式ように表せる。

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K (g_{ik})^m \|x_i - c_k\|^2 \quad (5)$$

(5)式に関して、目的関数 J を g_{ik} について最小化することで、帰属度 g_{ik} を得ることができる。また目的関数 J を c_k に関して最小化することで、重心ベクトル c_k を得ることができる。

FCMにおける設定について説明する。初期のクラスター数 K を、今回使用している業種分類である総

務省大分類と同じ17と設定した¹。また距離 $\|x_i - c_k\|$ はユークリッド距離を採用し、ぼかし度合い m は2とした。

データ x_i について説明する。本論文では、収益性を示す営業利益率、安全性を表す自己資本比率、活動性を示す総資産回転率、成長性を表す売上高成長率、合計4種類の指標を使用した。

FCMによる分析の結果として、各企業は17個のクラスターそれぞれに対して帰属度 g_{ik} を持つ。それらの中で、帰属度 g_{ik} が最も高いクラスターから、その企業の第1業種、第2業種と名前を付けた。なお本論文ではクラスターを業種と呼ぶことにする。

5 実証分析

本論文では、条件付きロジットモデルを用いて、事業売却を行う企業の特徴を分析した。ロジットモデルに対する被説明変数は、各年に企業がM&Aにて売却した場合に1、売却しなかった場合に0とするダミー変数である。分析期間は2002年から2016年までの15年間で、分析対象企業は東証一部上場企業の1210社である。

分析手法に対する説明変数は、EBITDA/売上高と負債/資産、シナジー効果/企業価値の3つである。EBITDA/売上高に関して、M&Aで売却を行う企業は事業悪化に対する対応であることが多く、本業による利益を示すEBITDA/売上高が低い企業ほどM&Aで売却する、と考え説明変数に選択した。負債/資産に関して、負債/資産による事業悪化に対応するため、M&Aで売却をする、と考え説明変数に選択した。シナジー効果/企業価値に関して、シナジーが出ていない多角化企業ほど、M&Aにてシナジーが出ていない事業を売却し、シナジー効果を出しやすくする、と考え説明変数に選択した。また多角化企業のシナジー効果は、(2)式を用いて計算された値を使用し、專業企業は0、つまりシナジー効果は出ていない、と仮定して変数を作成している。

EBITDA/売上高と負債比率に関して、分母は2期、分子は1期ラグを取っている。またシナジー効果/企業価値に関して、分母と分子それぞれに1期ラグを取っている。

6 分析結果

実証分析の結果は以下の表2に示す通りである。表2の結果を見ると、Debt/Assetが、有意に正を示し、Synergy effect/Enterprise valueが有意に負を示す

¹ FCMでは、初期値としてクラスター数 K を事前に設定しなければならない。本論文では、クラスター数を定めることを目的としていない。ゆえに初期値として与えるク

ラスター数を、日本標準産業分類にて本論文で対象とする企業が所属している業種数である17種類として一度設定した。

結果となった。Debt/Assetが有意に正であることは、貸借対照表内における負債の割合が高い企業ほどM&Aにて売却を行う可能性があるということを意味する。また Synergy effect/Enterprise value が有意に負であることは、シナジー効果が低い企業ほど事業を売却するという意思決定を行う可能性があることを示唆している。本論文の結果を、1979年から1994年の15年間で、本論文と同様の分析を行ったSchlingemann, Stulz and Walking[7]で報告された結果と比較すると、両者の結果は、15年間という期間で見ると、企業は業績悪化や状況の悪化に対応するためにM&Aにて売却を行っている可能性があるという点で一致している。それゆえ、長期間で分析すると、企業が事業を売却しようとする際の要因は過去からほとんど変わらないといえる。

表 2: 分析結果

The dependent variable = M&A and Whether or not sold Term=2002-2016	
	条件付き ロジットモデル
EBITDA ₍₋₁₎ /Sales ₍₋₁₎	-0.702
Debt ₍₋₁₎ /Asset ₍₋₁₎	0.821***
Synergy effect ₍₋₁₎ /Enterprise value ₍₋₁₎	-0.464***
Pseudo-R ²	0.001
Sample size	18150
Dependent variable : 0	16857
Dependent variable : 1	1293

しかし、両者を細かく見ると、売却という意思決定に影響を与える予想が変化している可能性がある。以前に行われた研究では、EBITDA/売上高の悪化が影響を与えるということを見出していた。しかし本研究では、EBITDA/売上高は有意な結果ではなく、過去の研究では有意でなかった負債/資産とシナジー効果/企業価値が有意な結果となっている。今後、M&Aにて売却するという意思決定に対して、3つの説明変数がどう影響を与えているのかを、企業規模や時代の変遷を考慮して分析していく予定である。

7 まとめ

本論文では、新たな業種分類の方法を通してシナジー効果を測定することに加えて、M&Aにて売却を行うという企業行動を分析した。分析結果から、直近の業績にて貸借対照表の貸方において負債の比率が大きくなった企業ほど、またシナジー効果が低い企業ほどM&Aにて売却を行うということが分か

った。加えて、業績が悪化した際にM&Aにて売却する可能性があるということは、過去の研究と一致しており、M&Aにて売却という意思決定をする要因は過去から変化していない可能性があることが示唆された。

最後に、本論文における課題を2点示しておきたい。第1に、新たな企業分類の方法が効果的なのかを詳細に検証することである。本論文の結果から、シナジー効果に関しては、有意な結果を得ることができた。ゆえに、FCMによる分類に関してうまくいった結果なのか、または分析期間が長期であることによって、見えるようになった結果なのかなど様々な可能性が考えられる。今後、これらの詳細な分析を通して、その有効性を確認する必要がある。第2に、分析手法についての検討を行うことである。M&Aの場合、必然的に被説明変数に関して0が多くなり、1が少なくなる傾向がある。このようなサンプルに偏りがある点を考慮した分析手法がいくつか提案されている。0が多くなることを考慮した分析手法を用いたほうが適切なモデルとなる可能性がある。それゆえに、仮説を検証するうえで最適な手法を今後も探索する必要がある。

参考文献

- [1] Gomes, J., and Livdan, D.: Optimal diversification: Reconciling theory and evidence, *The Journal of Finance*, 59(2), 507-535, (2004)
- [2] Berger, P. G., and Ofek, E.: Diversification's effect on firm value. *Journal of financial economics*, 37(1), 39-65, (1995)
- [3] 中野誠, 野間幹晴: 日本企業のバリュエーション—資本市場における経営行動分析—, 中央経済社, 第1版第1刷, (2009)
- [4] 牛島辰男: 多角化ディスカウントと企業ガバナンス. 財務省財務総合政策研究所 『フィナンシャル・レビュー』, (121), 69-90, (2015)
- [5] John, K., Lang, L. H., and Netter, J.: The voluntary restructuring of large firms in response to performance decline. *The Journal of Finance*, 47(3), 891-917, (1992)
- [6] Dittmar, A., and Shivdasani, A.: Divestitures and divisional investment policies. *The Journal of Finance*, 58(6), 2711-2744, (2003)
- [7] Schlingemann, F. P., Stulz, R. M., and Walking, R. A.: Divestitures and the liquidity of the market for corporate assets. *Journal of financial Economics*, 64(1), 117-144, (2002)
- [8] Matsumoto, Y., Suge, A., and Takahashi, H.: Construction of new industrial classification through fuzzy clustering, Working paper, (2018)

M&Aとゲーミングシミュレーション

M&A and Gaming Simulation

持井 美紅¹ 倉橋節也¹

Miku Mochii¹ Setsuya Kurahashi¹

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

¹University of Tsukuba

Abstract : Merger and Acquisition (M&A) has become more and more popular these days. While M&A is an effective strategy, it also has a big risk for companies. According to the study in U.S., over 60% of M&A ended in decreasing the shareholder value. What is worse, even though M&A is one of the biggest bet for the companies, we still don't have the clear answer for the reason of those failures. The previous studies are mostly based on comparing success cases and failure ones. However, since M&A is a dynamic activity and involves many stakeholders, surveying the past cases may not be enough and we need the way to simulate this dynamics. Thus, in this paper, we would like to emulate M&A activity as gaming and aim to find the insights on success / failure factor of M&A.

1. 研究の背景と目的

近年、企業拡大やあるいは競争力強化のための方法として M&A が一般的な手段となってきた。ここ数年国内でも右肩上がりに件数が増加しており2017年には3000件を突破した。(調査会社レコフ, 2018年)今後もM&Aは活発化していくことが予想されているが、M&Aにおいては失敗のリスクも高い。米国の研究によると、60%以上ものM&Aが”失敗”している。(”失敗” = 株主価値の減少) [Marks and Mirvis(2001)]。さらに悪いことに、その失敗の原因および対処法についての研究は多くは行われていない。また、次の先行研究にあるとおり、失敗の原因に関するいくつかの研究も、過去の事例を体系的に整理するにとどまっているものが多い。たとえば、住田(2015)は、失敗の原因として、Habik, et, al. (2000)の研究に触れながら、ビジョン、リーダーシップ、企業文化などをキーワードとしてあげている。また、それと同時にそもそもの契約に関する失敗として、Sirower(1997)の言葉を引用しつつ、シナジー・トラップについて言及している。シナジー・トラップとは、経営者がシナジーの定義を十分理解することなく、適切な買収プレミアム分析を行わないままM&Aを行うことにより、期待したシナジーが得られないばかりか、M&Aが失敗(企業価値を買収以前より減じてしまう)してしまうことである。

本研究では、このシナジー・トラップに着目して、「なぜ買収プレミアムが過大に膨らんでしまうのか」について考察したい。その原因の特定は事例研究からのみ

では不十分であると考えられる。それは、M&Aは企業にとっての1大プロジェクトであることからステークホルダーが多数いることや状況も動的に変化をするためである。また、未来の不確定事項をどのように評価するか、ということが焦点となるため、人間がどのように行動するかを観察してみる必要があると考えられる。このような状況がプレイヤー間の相互作用によって動的に変化し、さらには現実を試してみることが難しい現象を観察するために、ゲーミングシミュレーションという方法が用いられてきた。たとえば、北梶ら(2014)は、廃棄物処理において不法投棄が行われる条件をゲーミングシミュレーションで例証している。そこから、罰則の有無についての提言を行っている。また、畔柳ら(2011)は、新しい小学校の校舎を設計するにあたり、子供たちの意見を引き出すための方法としてゲーミングシミュレーションを用いている。ゲームという形式をとることで、現実には既存校舎しか体験したことがない子供たちから新しい校舎の使い道についての自由な意見を引き出すことができたということが述べられている。本研究においても、実際にトライしてみるということが難しいM&Aのゲーミングシミュレーションを行い、ゲーム後の議論を通じてM&A成否の原因についての知見を得たい。特に、今回のゲームでは、M&Aのプロセス全体においては、交渉が成立するまでを実験の対象としている。交渉前や交渉中のプレイヤーの行動を観察することやゲーム後の議論から、なぜ買収プレミアムの算出を人々がどのように行うのか、シナジー・トラップが発生するのであればそのメカニズムを明らかにしたいと考えている。そのため、M&Aにおける契約

締結後の組織構築や人材流出の問題などは本研究の対象外である。

2. 先行研究

2-1. M&A の成功の条件の研究

M&A の成功のための条件については、淵本(2002)による研究があげられる。この研究では、自動車業界、金融業界、家電業界という3業界で行われた大企業間の M&A をとりあげてその成否についての考察が行われている。戦略提携を①強者連合②強者と弱者の連合③弱者連合の3通りに類型化しながら、成功の要件について提言をおこなっている。また、その提携によって獲得するものは何か、およびその目的達成のためにふさわしい相手なのか当方の提供するものはなにかをよく自認することが大切だと述べられている。反対に、宮崎(2006)はM&A の失敗リスクについての検討を行っている。ここでは、シナジーや規模の経済性といった M&A に期待されている効果を整理したうえで、その効果を消失させてしまうようなリスク要因について検討を加えている。そのリスク要因は、「内的要因」と「外的要因」に分類され、前者には財政負担の重圧や経営陣の顧客コミットメントの低下、後者には競合企業の侵襲や規制や政策の急変などが含まれる。最後に、そのような内的要因については「調整」を、外的要因については「対応」を適切に図ることが必要であるとの提言が行われている。

2-2.ゲーミングシミュレーション

現実の現象をゲーミングシミュレーションを用いて再現しようと試みた研究としては、まず、「社会的ジレンマ状況で非協力をもたらす監視罰則—ゲーミングでの例証—」(北根、大沼 2014)がある。産業廃棄物不法投棄問題を題材に、社会的ジレンマ状況において監視罰則が非協力を誘発するという状況を実証した。監視や罰則の有無という初期条件の異なる2つのシナリオでゲームを行い、結果の違いについて考察した。その結果、監視や罰則が存在する条件でそれらがない統制条件より非協力行動が多かったことが一貫して確認された。また、監視や罰則のない統制条件下で最も利得情報の共有化が進み、相互協力が達成されやすかった可能性も示唆されている。他に、ゲーミングシミュレーションを用いてまだ現実にはなっていない未来の出来事をシミュレーションし、その知見を現実に生かすという試みたのが「カードゲームを用いた児童による教室まわりの使い方シミュレーション—小学校の設計におけるユーザー参加に関する研究—」(畔柳、堀部、笠井、鈴木 2011)である。とある公立小学校の改修にあたり生徒の意見をとり入れるために、カードゲームを使って設計への生徒の参加を促した。標準設計による既存校舎での生活経験しかない児童にとって新たな設備を伴う教室の使い方を想像することは容易ではない。

そのため、自由な発想での意見を引き出すためにカードゲームという手法を利用した。その結果、児童が楽しみながら積極的に参加し、有用な意見を引き出すことができた。

3. 提案方法

3-1. ゲームの前提となる概念

M&A は一般的に、以下のようなプロセスで行われる。本ゲームにおいてもこの流れを模倣できるよう設計した。本研究におけるゲームでは、以上のうち 1 ~ 4 の買収前および交渉の部分再現し、プレイヤー間の相互関係を観察することを目指している。

1. 目的の明確化
↓
2. 買収先(売却先)の選定
↓
3. 対象先に関する情報収集・スキーム策定
↓
4. 対象先とのコンタクト・条件交渉・詳細検討
↓
5. 基本合意書(LOI)の締結
↓
6. デューデリジェンス実施
↓
7. 最終契約書の締結・譲受(譲渡)実行

3-2. M&A ゲームのルールと設計(実験第1回目版)

概要

プレイ人数:2人 × 3チーム

プレイ時間:60分(1ターンあたり制限時間2分)

対象年齢:社会人

ゲーム説明

[事前準備]

1. 2人1組のチームに分かれる。
2. 子会社カードを1チームにつき5枚ずつ配布する。
3. お金カードを配布する。それぞれの手持ちの現金と子会社カードの裏側の価格の合計を各チームから申告してもらい、記録しておく
4. 参照市場価格シートを1チームにつき1枚ずつ配布する。

[ゲーム中]

1. 作戦タイム(3分):チームごとにどの会社を売りたいか買いたいか、いくらで売却・買収するか戦略をディスカッションする

2. 表明タイム(1チーム1分):じゃんけんが順番を決定し、勝ったチームから交渉権を獲得する。
交渉タイムにとることができるアクションは、「売却」か「購入」か。
「売却」:売却したい子会社カードを前に出し、売却意思を表明する。売却意思がどこかのチームから表明された場合、他のチームはその時点で購入意思を表明することができる。購入意思を表明したチームが現れた場合、交渉フェーズにはいる。
「購入」:購入したい子会社カードを持つチームに対し、購入意思を表明する。購入したい子会社カードを持つチームが交渉に応じれば2分間の交渉タイムがスタートする。
3. 交渉タイム(1チーム2分):売却したい企業と購入したい企業が現れた場合、2分間の交渉タイムに入る。この時間内に、「売却・購入額」の合意をとることで、契約タイムにうつることができる。時間内に合意がとれなかった場合は、交渉決裂となる。(次ターン以降での再交渉は可能)
また、他のチームの交渉中に割り込んで交渉にはいることも可能である。
4. 契約タイム:4で合意がとれた場合は、契約タイムにうつる。ここでは、合意した金額分のお金カードを購入側が売却側に渡す。売却側は、子会社カードを購入側に譲渡する。
5. 3~5を60分間繰り返す。
6. イベントタイム:主催者権限によってランダムに発動可能。イベントタイムが発動した場合、次に交渉タイムに入るチームが会社カードから1枚、事象カードから1枚カードを引く。そのカードに書かれた事象が会社カードに書かれた企業に対して発生し、評価額や現金資産の変化が起きる。
7. 決算タイム:手持ちの現金と子会社カードの金額の合計を各チーム計算して、主催者に報告する。
8. 表彰タイム:次に記載する勝利条件に基づき、優勝チームを発表する。

[ゲーム後]

「ゲーム終了時の(手持ちの現金+会社の資産価値)」-「ゲーム開始時の(手持ちの現金+会社の資産価値)」がプラスになっていたチームにはなぜ増やすことができたのか、逆に「ゲーム終了時の(手持ちの現金+会社の資産価値)」-「ゲーム開始時の(手持ちの現金+会社の資産価値)」がマイナスになっていたチームにはなぜマイナスになっていたのかを議論して発表してもらう。

勝利条件

「ゲーム終了時の(手持ちの現金+会社の資産価値)」-「ゲーム開始時の(手持ちの現金+会社の資産価値)」が最も大きいチームが優勝となる。

コンポーネント説明

子会社カード:子会社の情報(名前、業界、概要)および特記事項としてシナジー効果の算定結果(例:会社001と提携すると評価が20%アップなど)が記載されている。また、希望販売価格を記載するための空欄がある。裏側には、評価額が記載されている。

参照市場価格シート(1チーム1枚):業界ごとの人材・設備・資金力それぞれのランクに応じた相場が記載されている。

お金カード:契約が成立した際に使用する。

外部要因カード:イベント発生時に使用する。会社カードと事象カードで構成される。

4. 実験結果と今後の課題

4-1. 第1回実験の結果

上記の内容で筑波大学社会人大学院の学生を対象に実験を行った。参加者は7名であったため、2名のグループを2組、3名のグループを1組に分割した。結果は、2チームで収支プラス、1チームで収支マイナスとなった。実験後のデブリーフィングでは、収支プラスとなったチームからは「積極的な買収をおこなったことがよかった」「シナジーのある会社に的をしぼって買収を行った」というようなコメントが得られた。また、収支マイナスとなったチームからは、「自動車業界とIT業界の企業を組み合わせることで大きなシナジーが得られるとおもった」というシナジーへの期待に対するコメントが見られた。今回はテスト的な実験であったため、デブリーフィングの内容に対する解釈は控える。

4-2. 参加者からの感想

参加者からは、「楽しかった」というコメントがあり、ゲームとして参加者をエンゲージさせることはできたと考えられる。ルールに対するコメントとしては、「シナジーは全カードに記載されていたほうがよい」「交渉に使用できる材料がもう少し欲しい」「売却の目安金額は事前に記入されていたほうが楽」「初期の手持ち現金が企業価値に対して多すぎる」「将来を予測できるような要素があったほうがおもしろい」といったものがあつた。また、ハード面として電卓を準備しておいたほうがよいというフィードバックがあつた。企業価値の総額を評価する際に計算が必要になるため、円滑な実験のために次回以降電卓の準備を行う。

4-3. 今後の課題

参加者からもらったフィードバックをもとにゲームのルールに改善を加える。具体的には、将来の企業価

値を予測できるような内容を暗示的かつ徐々に参加者に提示していくという工夫が考えられる。たとえば、IR 情報やニュース記事などの情報を参加者に1ラウンドごとに渡すといったルールを導入したい。次項にフィードバックを受けての改良案を記載する。

4-4. M&A ゲームのルールと設計(改良版) 第1回実験からの反省点

1. M&A のプロセス内のどのような現象を明らかにしたいのかについての焦点があいまいであった
2. 企業に関する情報が少なく、交渉の材料が乏しい

改良点

1. 円滑な運営のため、企業の現在価値を表側に印刷しておく
2. 電卓を1チーム1つ配布する
3. 不確定事項をどのように評価するかをよりクリアに観察するため、ニュース情報やシナジー効果の算出方法などを記載した情報カードを1ターンにつき1枚配布する
4. カードの裏側に自社のみが知りうる情報を記載しておく

以下には、第1回目から変更があった点のみ改めてルールを記載する。

ゲーム説明

[事前準備]

1. 2人1組のチームに分かれる。
2. 子会社カードを1チームにつき5枚ずつ配布する。
3. お金カードを配布する。それぞれの手持ちの現金と子会社カードの価格の合計を各チームから申告してもらい、ホワイトボードに記録しておく。
4. 情報シート1枚目を1チームにつき1枚ずつ配布する。

[ゲーム中]

1. 作戦タイム(3分): チームごとにどの会社を売りたいか買いたいのか、いくらで売却・買収するかを戦略をディスカッションする
2. 表明タイム(1チーム1分): じゃんけんで順番を決定し、勝ったチームから交渉権を獲得する。交渉タイムにとることができるアクションは、「売却」か「購入」か。
「売却」: 売却したい子会社カードを前に出し、売却意思を表明する。売却意思がどこかのチームから表明された場合、他のチームはその時点で購入意思を表明することができる。購入意思を表明したチームが現れた場合、交渉フェーズにはいる。
「購入」: 購入したい子会社カードを持つチー

ムに対し、購入意思を表明する。購入したい子会社カードを持つチームが交渉に応じれば2分間の交渉タイムがスタートする。

3. 交渉タイム(1チーム2分): 売却したい企業と購入したい企業が現れた場合、2分間の交渉タイムに入る。この時間内に、「売却・購入額」の合意をとることで、契約タイムにうつることができる。時間内に合意がとれなかった場合は、交渉決裂となる。(次ターン以降での再交渉は可能)
また、他のチームの交渉中に割り込んで交渉にはいることも可能である。
4. 契約タイム: 3で合意がとれた場合は、契約タイムにうつる。ここでは、合意した金額分のお金カードを購入側が売却側に渡す。売却側は、子会社カードを購入側に譲渡する。
5. 情報の追加: 1ターンが終わるごとに、参加者に新しい情報シートが1枚ずつ手渡される。
6. 3~5を60分間繰り返す。
7. イベントタイム: 主催者権限によってランダムに発動可能。イベントタイムが発動した場合、次に交渉タイムに入るチームが会社カードから1枚、事象カードから1枚カードを引く。そのカードに書かれた事象が会社カードに書かれた企業に対して発生し、評価額や現金資産の変化が起きる。
8. 決算タイム: 手持ちの現金と子会社カードの金額の合計を各チーム計算して、主催者に報告する。
9. 表彰タイム: 次に記載する勝利条件に基づき、優勝チームを発表する。

コンポーネント説明

子会社カード: 子会社の情報(企業コード、名前、業界、概要)および現在の価値が記載されている。裏側には、ランダムに特記事項(例: 30億の隠れ負債をかかえている)が記されている。

情報シート: 業界ごとの人材・設備・資金力それぞれのランクに応じた相場、各企業のIRや買収価格決定のヒントになるようなニュース記事などが記載されている。1枚目には、シナジー効果の算出方法が記されている。

お金カード: 契約が成立した際に使用する現金資産。
外部要因カード: イベント発生時に使用する。会社カードと事象カードで構成される。

デブリーフィング

デブリーフィングでは、参加者に気づきを振り返ってもらうと同時に、特にシナジー・トラップが発生したと思われる部分についての理由をヒアリングする。

参考文献

- [1] 杉浦淳吉,吉川肇子: 社会課題のシミュレーションとしてのアナログゲームの意義と効果, 日本シミュレーション&ゲーミング学会全国大会論文報告集, 2015年秋号, pp. 64-67 (2015)
- [2] 淵本康方:M&A 成功の条件の研究, 共栄大学研究論集 (2002)
- [3] 北梶陽子, 大沼進: 社会的ジレンマ状況で非協力をもたらす監視罰則—ゲーミングでの例証—, 心理学研究第 85 巻第 1 号, pp. 9-19 (2014)
- [4] 畔柳昭佳, 堀部篤樹, 笠井 尚, 鈴木賢一: カードゲームを用いた児童による教室まわりの使い方シミュ
- [7] 長瀬勝彦: 経営学における実験的研究方略の位置づけについて, 駒大経営研究, pp1-15

経営課題にAIを!ビジネスインフォマティクス研究会 (第11回)
JSAI Special Interest Group on Business Informatics (SIG-BI #11)

レーション—小学校の設計におけるユーザー参加に関する研究—, 日本建築学会技術報告集, 第 17 巻, 第 35 号 (2011)

[5] Mitchell Lee Marks and Philip H. Miiivis : Making mergers and acquisitions work: Strategic and psychological preparation, Academy of Management Executive, 2001, Vol.15, No.2

[6] 宮崎 哲也 :M&Aにおける失敗リスクの研究, 九州情報大学研究論集 8(1), pp. 1-14

感情分析とテキスト分析を通じて見える経営者の特性と 企業の関係ー日経 225 社を対象にした分析ー

The Relationship Between the Characteristics of Company Executives and Their Companies Observed Through Facial Emotions and Text Analysis - Analysis of Nikkei 225 Firms -

税所篤大力^{1*} 菅愛子¹ 高橋大志¹

Atsutaka Saisho¹, 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 and Administration, Keio University

Abstract: Company executives play an important role in corporate activities. In this research, we focus on the characteristics of the top executive, who make the important decisions. We attempt to measure the facial emotional score of these executives from the photographs published on their firm's annual report. In addition, we create a narcissism index from the number of times these executives appear on their reports. Finally, we analyze how these emotional scores or narcissism indexes relate with their company's performance and behavior.

1. はじめに

経営者は企業活動において重要な役割を果たしている。しかし、近年の相次ぐ不祥事により、我が国の経営者はその在り方を問われている。例えば、2016年には電通の新入社員が過労死、2017年には神戸製鋼のデータ改ざん、また2018年には日産のゴーン会長が逮捕されるなど、大企業の不祥事が後を絶たない。

池田ら(2018)は、日本の場合、安定株主が多いなどの理由で市場の圧力を受けにくいと、経営者はリスクが伴う投資やM&Aといった決断を避け、その結果、組織がよどみ、停滞をもたらしやすいと述べている。一方、Malmendier & Tate (2008)では、世界的にみて、楽観的で、またリスク回避的でない経営者の方がM&Aを積極的に実施している傾向がみられると言われている。では、そういった特性をもつ我が国の経営者は、業績を維持、向上しやすいのだろうか。

海外では、そういった経営者の特性をナルシズム(Narcissism)¹と捉え、それが企業の業績や行動に与える影響について実証的に分析したものも少なく

ない。例えば、その中でも最も引用されることが多いChatterjee et al. (2007)は、レポート上のCEOの写真を独自の手法で評価し、ナルシズム指標を作成している。その結果、経営者のナルシズムは企業行動を促進させるものの、業績には必ずしも良い影響を与えないことを示した。他方、我が国においては、日本企業を対象に経営者の特性と企業との関係について研究したものは海外に比べて圧倒的に少なく、中でもナルシズムに言及したものは限定的である。

ところで、なぜ経営者のナルシズムの測定に写真が用いられるのか。そもそも、ナルシズムの測定には、Raskin & Hall (1979)の中で用いられているNPI (Narcissistic Personality Inventory) の有名な調査手法があり、これは質問表によりナルシズムの度合いを計測するもので、数多くの研究でその有効性が実証されている。一方、Cycyota (2006)では、実際問題として経営者はそれらの質問に答えることを億劫に感じ、またその質問内容が機微に触れるものも多いことから回収率が低いという問題点が指摘されている。このような背景のもと、多くの先行研究で、サンプルの取得が容易な写真を用いた手法が採

* 連絡先：慶應義塾大学大学院経営管理研究科
〒223-8526 神奈川県横浜市港北区日吉4丁目1番1号
E-mail: ku.atsu7@gmail.com

¹ ナルシズムのコンセプトを体系立てた Freud et al. (1954) は、ナルシ

ズムを自己をある種の性的な対象とみなすものだとしている。しかし、本稿で引用するナルシズムに関する先行研究では、ナルシズムを単に「自己愛が強い」という意味で使用している。本稿でも、引用する先行研究と同様の意味で使用するものとする。

用されている。

しかしながら、果たしてそれは本当に適切といえるのだろうか。もし経営者個人の特徴を捉えるのであれば、写真以上に経営者本人の意思が滲み出ていそうな媒体の方がより正確にその特徴を測定できるのではないか。例えば、Joel & Russell (2007)では、CEOのメッセージには、自社を繰り返し引用したり一人称を使用するなど、ナルシスティックと判断できる単語や文脈があることが定性的に示されている。また、Chatterjee et al. (2007)は、社長インタビューにおける一人称の使用と業績の関連性について定量的に分析している。とりわけ、近年は人工知能の発達によりテキスト分析への注目も高まっていることから、写真だけでなく、テキストを用いたナルシズムの分析も進みそうである。

さらに、ナルシズムに限らず、経営者の怒りや悲しみなどの感情に焦点を当てた研究も数多く存在している。とりわけ近年は画像分析の精度向上を背景として人工知能技術を用いた研究も確認される。水門・勇 (2017)は、日本銀行総裁の会見時の表情から表情認識アルゴリズムを用いて感情値を計測し、その感情と金融政策変更との関係を分析した。その結果、大きな金融政策変更を行う直前の回の会見では、「怒り」や「嫌悪」の値が高くなる一方、金融政策変更後の会見では、「悲しみ」の数値が低下する傾向が確認された。また、選挙候補者の笑顔と投票率の関係について研究を行った Horiuchi et al. (2012)は、自動顔認識技術を用いて、日本とオーストラリアの選挙候補者の画像から客観的な笑顔の指数を作成した。その結果、笑顔の指数が候補者の投票率に正の影響を与えることを示している。本研究においても、仮に経営者の感情と企業との間に相関がみられた場合、日本の経営者を取り巻く議論に何か新たな示唆を与えられるのではないかと。

このような問題意識のもと、本稿では、まず、日本企業を対象に経営者²のナルシズムを定量的に測定し、それが企業の行動や業績に与える影響について検証する。具体的には、アニュアルレポート上の露出度をナルシズムと捉え、経営者のナルシズムが高いかを確認する。レポート上の露出度には、日経 225 社に属する企業の社長を分析対象とし、登場回数、写真やサインの面積が 1 ページに占める割合等をデータとして使用する。さらに、経営者の感情特性にも注目し、企業との関連性について分析を行う。

2. 経営者のナルシズムの測定

2.1 分析アプローチと使用データ

本節では、日本企業を対象に、経営者のナルシズムが企業の行動や業績に与える影響について分析する。分析には 2013 年から 5 年分の年次パネルデータを使用し、サンプル対象を日経 225 社とする。推定モデルは以下のとおりである。

$$Y_{it} = \sum_k \alpha_k N_{it}^k + \sum_l \beta_l X_{it}^l + \varepsilon_{it}$$

ここで、 t 年における企業 i の業績および行動を表す変数を Y_{it} 、経営者のナルシズムを表す変数を N_{it}^k 、コントロール変数を X_{it}^l として示している。 ε_{it} は誤差項である。また、 α_k 、 β_l は各変数へのパラメータを表し、本分析の関心は E_{it}^k の係数 α_k に示される。使用変数とその定義は、表 1 のとおりである。

表 1: 使用変数一覧

Explained variables (Y at Model 1~7)	
Capex	Capital expenditures/ Sales
R&D	R&D expenses/ Sales
SGAex	Selling, general and administrative expenses/ Sales
Debt	Debt/ Total assets
M&A size	Size of Acquisition of subsidiaries and affiliates
M&Anum	Number of Acquisition of subsidiaries and affiliates
ROA	Net income/ Total assets
Narcissism indicators	
FirstExec	Number of pages where the executive first appears
PeopleNum	Number of people appearing on the page where the executive appears
ExecNum	Number of times the executive appears
PicSize	The executive's picture area / Area of the entire page
SigSize	The executive's signature area / Area of the entire page
Control variables	
LnEmployee	Natural log of number of employees
Industry_d	One if it is the current industry, zero otherwise
Year_d	One if it is the current fiscal year, zero otherwise

Y_{it} には、大別して 2 種類の指標を用いる。まず、企業行動を示す指標には、「設備投資額売上高比率」、「研究開発費売上高比率」、「販管費率」、「負債比率」、「子会社・関係会社の株式取得額」、「子会社・関係会社の買収件数」を用いる。次に、企業業績を表す指標に「ROA (総資産利益率)」を用いる。これら財務データは、いずれも『日経 NEEDS』(日本経済新聞社) から入手、算出した。なお、いずれの指標も Chatterjee et al. (2007) を参考に設定した。

次に、経営者のナルシズム度を示す N_{it}^k には、アニュアルレポート上の「経営者が初めて登場するページ」、「経営者の写真に写る人数」、「経営者の登場回数」、「経営者の写真やサイン面積のページ比割合」

² 本稿では、会長、副社長や取締役などは含まず、社長に限定している。

を使用する。なお、これらの指標は Chatterjee et al. (2007), Seybert (2013), 伊藤・高橋 (2015) を参考に設定した³。

また、企業規模をコントロールするため、 X_{it}^1 には従業員数の対数値を用いる。また、年度および産業による影響を考慮するため、年ダミーと業種ダミーも作成した。

推計に使用した変数の記述統計量は、表 2 のとおりである。

表 2：記述統計量

Explained variables (Y at Model 1-7)	N	Mean	S.D.	Min	Max
Capex	1,000	0.065	0.067	0	0.923
R&D	1,000	0.030	0.042	0	0.292
SGAex	1,040	0.203	0.139	0	0.766
Debt	1,100	0.581	0.193	0.072	0.963
M&ASize	527	41981.180	174404.200	1	3254104
M&Anum	1129	1.271	2.552	0	28
ROA	1,100	0.030	0.038	-0.519	0.240
Narcissism indicators	N	Mean	S.D.	Min	Max
FirstExec	1006	6.409	5.141	0	32
PeopleNum	1,011	1.323	1.044	0	13
ExecNum	1,012	3.378	1.969	0	15
PicSize	908	0.188	0.170	0.002	1.000
SigSize	723	0.007	0.005	0.001	0.034
Control variables	N	Mean	S.D.	Min	Max
LnEmployee	1100	9.888	1.173	6.148	12.806

2.2 推計結果

表 3 および表 4 は、ナルシズム指数を説明変数に追加した場合の結果である。表 3 は製造業に属する企業を対象に、表 4 は非製造業の企業を対象にした場合の推計結果である。なお、Hausman 検定の結果、すべての Model において変量効果モデルが採択されている。

まず、表 3 をみると、Model 1 では、PeopleNum が統計的に負に有意となっている。すなわち、経営者と一緒に写る人数が増えれば増えるほど（＝経営者のナルシズム度が低くなればなるほど）、その企業は設備投資をしにくくなることを示している。また、Model 4 では、ExecNum が統計的に正に有意になっており、これはレポート上に経営者が登場する回数が増えれば増えるほど（＝経営者のナルシズム度が高くなればなるほど）、負債比率が増加することを示している。

次に、表 4 をみると、Model 1 では FirstExec が統計的に負に有意になっている。この結果は、アニュアルレポート上で経営者が初めて登場するページが後になればなるほど（＝経営者のナルシズム度が低くなればなるほど）、その企業は設備投資を行い

にくい傾向があることを示している。また、Model 4 をみると、FirstExec と PeopleNum は統計的に負に有意となっている。つまり、レポート上に経営者が登場する回数が増えれば多いほど、または経営者と共に写る人数が増えれば増えるほど（＝経営者のナルシズム度が低くなればなるほど）、負債比率は低下する傾向があることを示している。

これらの推計結果をまとめると、製造業、非製造業のいずれをサンプル対象とした分析でも、業績との関連性においては特筆すべき結果は得られなかったものの、ナルシスティックな経営者がいる企業では投資などの行動が積極的になる傾向がみられた。これらの結果は、特定の産業やデータに焦点を当てた過去の研究 (Chatterjee et al., 2007 年; 伊藤・高橋, 2015 年) の結果とも一致している。ただし、ここでの分析では、投資に積極的な企業ほど経営者はナルシスティックであるといった逆の因果性が存在する可能性については考慮しておらず、推計結果の解釈は幅をもって見る必要がある。逆の因果性を考慮した分析については、経営者のナルシズム度に影響を与えず、企業行動には直接影響を与えないような適切な操作変数を選定することも含めて、今後の課題としたい。

表 3：ナルシズム指標の推計結果（製造業）

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6	Model 7
	Capex	R&D	SGAex	Debt	M&ASize	M&Anum	ROA
FirstExec	0.00 [-1.34]	0.00 [-1.03]	0.00 [-1.08]	0.00 [1.44]	1679.83 [1.4]	0.03** [2.04]	0.00 [-0.55]
PeopleNum	-0.00* [-1.9]	0.00 [-1.64]	0.00 [-0.59]	0.00 [0.29]	2537.56 [0.51]	0.02 [0.37]	0.00 [0.58]
ExecNum	0.00 [0.03]	0.00 [-1.27]	0.00 [0.49]	0.00 [2.63]	1747.96 [0.62]	0.01 [0.27]	0.00 [-0.4]
PicSize	0.00 [0.24]	0.00 [-0.42]	0.01 [0.71]	-0.03 [-1.54]	-22687.41 [-0.58]	0.17 [0.34]	0.00 [0.31]
SigSize	0.40 [0.95]	-0.15 [-0.66]	-0.43 [-0.84]	-1.71*** [-2.57]	-377652.20 [-0.39]	-14.34 [-0.92]	-0.64 [-1.59]
LnEmployee	0.00 [1.22]	0.00 [0.01]	0.01 [0.65]	0.03** [2.03]	11513.01** [2.31]	0.42*** [4.78]	0.00 [1.16]
Year_d	yes	yes	yes	yes	yes	yes	yes
Intercept	0.03 [1.06]	0.05 [1.42]	0.17 [1.61]	0.29** [2.33]	-108191.10** [-2.15]	-3.33*** [-3.76]	0.00 [0.18]
Adjusted R-square	0.02	0.01	0.00	0.01	0.10	0.14	0.05
N	400	400	400	400	199	400	400

Note: The upper row of the table shows dependent variables. The left column shows independent variables. The values in parentheses are z values. ***, **, * are significance levels at 1%, 5%, and 10%, respectively.

³ 先行研究では Chatterjee et al. (2007) のアニュアルレポート上の写真を用いた手法が一般的となっているが、それが本当に経営者の個人特性を測る手段として適切であるかどうかは疑わしい。そこで、Joel & Russell (2007) を参考に、社長メッセージのテ

キストデータからもナルシズム指標を作成し、アニュアルレポートから作成したナルシズム指標が確からしいかについて検証を行った。その結果、テキストから作成した一部のナルシズム指標との間に一定の相関が認められた。

表 4: ナルシズム指標の推計結果 (非製造業)

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6	Model 7
	Capex	R&D	SGAex	Debt	M&ASize	M&Anum	ROA
FirstExec	-0.00**	0.00	0.00	-0.00*	-340.29	-0.02	0.00
	[-2.12]	[-0.52]	[-1.59]	[-1.92]	[-0.07]	[-0.62]	[1.34]
PeopleNum	0.00	0.00	0.00	-0.00**	-28818.59	0.06	0.00
	[0.88]	[0.38]	[1.25]	[-2.18]	[-0.67]	[0.49]	[0.54]
ExecNum	0.00	0.00	0.00	0.00	38348.52***	-0.02	0.00
	[0.69]	[0.1]	[0.53]	[-0.85]	[2.95]	[-0.22]	[0.19]
PicSize	-0.01	0.00	0.00	0.01	-267490.70*	-0.40	0.00
	[-0.62]	[-0.68]	[-0.18]	[1.03]	[-1.81]	[-0.52]	[-0.03]
SigSize	-0.43	-0.04	-2.90***	-0.12	-407130.70	14.11	-0.17
	[-0.36]	[-0.33]	[-2.99]	[-0.16]	[-0.05]	[0.33]	[-0.36]
LnEmployee	-0.01**	0.00	-0.05***	0.06***	56177.91**	0.50	-0.01*
	[-2.03]	[0.85]	[-4.24]	[5.14]	[2.16]	[1.42]	[-1.67]
Industry_d	yes	yes	yes	yes	yes	yes	yes
Year_d	yes	yes	yes	yes	yes	yes	yes
Intercept	0.26***	-0.01	0.62***	0.18	-611059.90**	-3.51	0.06*
	[4.65]	[-0.72]	[4.4]	[1.34]	[-2.13]	[-0.93]	[1.91]
Adjusted R-square	0.81	0.17	0.19	0.51	0.15	0.27	0.06
N	224	224	249	302	151	303	302

Note: The upper row of the table shows dependent variables. The left column shows independent variables. The values in parentheses are z values. ***, **, * are significance levels at 1%, 5%, and 10%, respectively.

3. 経営者の感情スコアの測定

3.1 分析アプローチと使用データ

第 2 節では、経営者の有するナルシズムの高さが企業に与える影響について分析を行った。ところが、第 1 節で述べたように、ナルシズムに限らず、経営者の怒りや悲しみなどの感情に焦点を当てた研究は数多く存在しており、もしかするとナルシズム以外の感情も企業の業績や行動に何かしらの影響を与えているのではないかと推察される。

そこで、本節では、日本企業を対象に、経営者の表現する感情が企業の行動や業績に与える影響について分析する。分析には、2013~2017 年の年次パネルデータを使用し、サンプル対象を日経 225 社とする。推定モデルは以下のとおりである。

$$Y_{it} = \sum_k \alpha_k E_{it}^k + \sum_l \beta_l X_{it}^l + \varepsilon_{it}$$

ここで、 t 年における企業 i の業績および行動を表す変数を Y_{it} 、経営者の感情を表す変数を E_{it}^k 、コントロール変数を X_{it}^l として示している。 ε_{it} は誤差項である。また、 α_k 、 β_l は各変数へのパラメータを表し、本分析の関心は E_{it}^k の係数 α_k に示される。

⁴ Emotion API では 8 種類の感情 (怒り, 軽蔑, 嫌悪, 恐怖, 幸福, 中立, 悲しみ, 驚き) を測定することができるが, 変数間に多重共線性が存在することから, 本分析では「怒り」, 「悲しみ」, 「幸福」のみを変数に設定した。変数の選定にあたっては, Madera & Smith (2009), Juan Bautista & Juan

使用変数とその定義は、表 5 のとおりである。

表 5: 使用変数一覧

Explained variables (Y at Model 1~7)	
Capex	Capital expenditures/ Sales
R&D	R&D expenses/ Sales
SGAex	Selling, general and administrative expenses/ Sales
Debt	Debt/ Total assets
M&ASize	Size of Acquisition of subsidiaries and affiliates
M&Anum	Number of Acquisition of subsidiaries and affiliates
ROA	Net income/ Total assets
Emotion variables	
Anger	Emotion numbers detected from executive's face photo
Sadness	
Happiness	
Control variables	
LnEmployee	Natural log of number of employees
Industry_d	One if it is the current industry, zero otherwise
Year_d	One if it is the current fiscal year, zero otherwise

Y_{it} には、第 2 節同様、大別して 2 種類の指標を用いる。まず、企業行動を示す指標には、「設備投資額売上高比率」、「研究開発費売上高比率」、「販管費率」、「負債比率」、「子会社・関係会社の株式取得額」、「子会社・関係会社の買収件数」を用いる。次に、企業業績を表す指標に「ROA (総資産利益率)」を用いる。これら財務データは、いずれも『日経 NEEDS』(日本経済新聞社) から入手、算出した。なお、いずれの指標も Chatterjee et al. (2007) を参考に設定した。さらに、経営者の感情スコアを示す E_{it}^k には、「怒り」、「悲しみ」、「幸福」を用いる⁴。なお、これらのデータは 2013 年から 2017 年度分の日経 225 社のアナニュアルレポートから収集した経営者の顔写真をもとに、Microsoft 社の Emotion API を用いて計測した。

推計に使用した変数の記述統計量は、表 6 のとおりである。

表 6: 記述統計量⁵

Explained variables (Y at Model 1~7)	N	Mean	S.D.	Min	Max
Capex	1,000	0.065	0.067	0	0.923
R&D	1,000	0.030	0.042	0	0.292
SGAex	1,040	0.203	0.139	0	0.766
Debt	1,100	0.581	0.193	0.072	0.963
M&ASize	527	41981.180	174404.200	1	3254104
M&Anum	1129	1.271	2.552	0	28
ROA	1,100	0.030	0.038	-0.519	0.240
Emotion variables	N	Mean	S.D.	Min	Max
Anger	513	0.001	0.004	2.0E-13	0.075
Sadness	513	0.012	0.056	2.3E-13	0.819
Happiness	513	0.575	0.383	1.4E-05	1.000
Control variables	N	Mean	S.D.	Min	Max
LnEmployee	1100	9.888	1.173	6.148	12.806

Manuel (2010) を参考にした。

⁵ ここでは、年ダミーと業種ダミーについては掲載を割愛している。

3.2 推計結果

表 7 は、感情スコアを説明変数に入れた場合の推計結果である。なお、Hausman 検定の結果、すべての Model において変量効果モデルが採択されている。表 11 をみると、Model 7 では Anger は統計的に正に有意となっており、これは経営者が怒りの感情を表現すると、その企業の業績にプラスの影響を与える可能性が高いことを示している。次に、Sadness に注目すると、Model 2 では統計的に負に有意であるのに対し、Model 3 では統計的に正に有意となっている。すなわち、経営者が悲しみの感情を表に出すと、その企業は研究開発への投資に消極的になり、一方販管費率は上昇する傾向があることが示された。さらに、Happiness に焦点を当てると、すべての Model で統計的に有意な結果は得られなかった。Juan Bautista & Juan Manuel (2010) では、スペインの銀行業界において、経営者の否定的な感情はより両立した戦略とより典型的なパフォーマンスに影響を与えるが、肯定的な感情は業界の中心的傾向からの逸脱を助長すると述べられている。この分析では、悲しみや怒りなどの経営陣の否定的な感情が企業の行動や業績にプラスの影響を与えていることが部分的に示されており、これは特定の業種を対象にしたものではあるが先行研究の結果と一致している。

本分析の課題として、静止画を用いた感情スコアの測定の限界が挙げられる。本研究では、年次パネルデータを用いているため、アニュアルレポート上の経営者の顔写真から測定した感情スコアを入力していた。しかしながら、一時点を切り取った静止画から得た経営者の特徴をその企業の一年分のデータとして扱うのは無理があるだろう。今後は、サンプルの取得が可能な企業に限られるが、例えば決算報告の動画等を用いて連続する感情の変化を計測することなどが求められる。

表 7：感情スコアの推計結果

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6	Model 7
	Capex	R&D	SGAex	Debt	M&Asize	M&Anum	ROA
Anger	-0.17 [-0.47]	0.05 [0.24]	0.05 [0.13]	-0.35 [-0.93]	60502.70 [0.02]	17.09 [0.93]	0.52* [1.91]
Sadness	-0.04 [-1.55]	-0.09*** [-5.60]	0.06* [1.82]	0.03 [0.98]	31839.31 [0.14]	-0.39 [-0.26]	0.00 [0.15]
Happiness	0.00 [-0.34]	0.00 [-1.57]	0.00 [0.21]	0.00 [-0.33]	24981.15 [1.23]	-0.21 [-0.87]	0.01 [1.56]
LnEmployee	0.00 [-0.59]	-0.00** [-2.13]	0.00 [0.50]	0.05*** [5.03]	28901.30*** [4.01]	0.50** [2.08]	0.00 [-0.83]
Industry_d	yes	yes	yes	yes	yes	yes	yes
Year_d	yes	yes	yes	yes	yes	yes	yes
Intercept	0.17*** [4.81]	0.08* [1.86]	0.06 [0.53]	0.31** [2.56]	-300810.70*** [-3.69]	-3.49 [-1.31]	0.03 [1.20]
Adjusted R-square	0.77	0.23	0.25	0.23	0.14	0.27	0.10
N	495	495	495	503	270	504	503

Note: The upper row of the table shows dependent variables. The left column shows independent variables. The values in parentheses are z values. ***, **, * are significance levels at 1%, 5%, and 10%, respectively.

4. おわりに

本稿では、まず日経 225 社を対象に経営者のナルシズムや感情を測定し、それが企業に与える影響について分析を行った。

第 2 節では、アニュアルレポートからナルシズム指標を作成し、それが企業の行動 (M & A の件数や規模など) や業績 (ROA) にどのような影響を与えているかを、5 年分のパネルデータを用いて検証した。その結果、製造業、非製造業のいずれを対象とした分析においても、ナルシスティックな経営者がいる企業では投資などの行動が積極的になる傾向が部分的に確認された。

第 3 節では、アニュアルレポート上の経営者の顔写真から測定した感情的特性と、企業行動や業績との関連性について検証した。その結果、感情指数と企業行動との間に一定の相関関係が認められた。

経営者の意思決定は、言わずもがな企業活動において大きな影響を与える。本研究は経営者の意思決定に感情がどう影響するかを検証したという意味で、近年の経営者をめぐる議論に興味深い証拠を残したといえるだろう。

最後に、改めて今後の課題について触れる。まず、ナルシズムの分析において、逆の因果性を考慮できていないことである。また、感情指標の分析では、静止画のみならず、動画を用いるなどの工夫が必要であろう。さらに各分析において、サンプルサイズの拡充、適切なコントロール変数の追加に関しても検討の余地がある。

参考文献

- [1] Naoshi Ikeda, Kotaro Inoue, Sho Watanabe.: “Enjoying the quiet life: Corporate decision-making by entrenched managers”, *Journal of the Japanese and International Economies*, Volume 47, pp.55-69, (2018)
- [2] Ulrike Malmendier, Geoffrey Tate.: “Who makes acquisitions? CEO overconfidence and the market’s reaction”, *Journal of Financial Economics*, 89, pp.20-43, (2008)
- [3] Charles Ham, Nicholas Seybert, Sean Wang.: “Narcissism is a Bad Sign: CEO Signature Size, Investment, and Performance”, *UNC Kenan-Flagler Research Paper*, No.2013-1, (2017)
- [4] Chatterjee. A, and D. C. Hambrick.: “It’s all about me: Narcissistic Chief Executive Officers and their effects on company strategy and performance”, *Administrative Science Quarterly*, 52, pp.351-386, (2007)
- [5] Seybert Nick.: “Size Does Matter (in Signatures)”, *Harvard Business Review Magazine*, (2013)
- [6] 伊藤卓志, 高橋大志: 「経営者の特性と企業の行動および業績との関連性—アニュアルレポートの写真やサインから経営者のナルシシスト度を測定し関係性を探る—」, 慶應義塾大学大学院経営管理研究科, (2015)
- [7] Juan M. Madera, D. Brent Smith.: “The effects of leader negative emotions on evaluations of leadership in a crisis situation: The role of anger and sadness”, *The Leadership Quarterly*, 20, pp.103-114, (2009)
- [8] Juan Bautista Delgado-García and Juan Manuel De La Fuente-Sabaté.: “How do CEO emotions matter? Impact of CEO affective traits on strategic and performance conformity in the Spanish banking industry”, *Strategic Management Journal* Volume 31, pp.562-574, (2010)
- [9] Raskin, Robert N. and Calvin S. Hall.: “A Narcissistic Personality Inventory.”, *Psychological Reports*, 45(2), pp.590, (1979)
- [10] Cychota, Cynthia S. and David A. Harrison.: “What (Not) to Expect when Surveying Executives a Meta Analysis of Top Manager Response Rates and Techniques Over Time.”, *Organizational Research Methods*, 9(2), pp.133-160, (2006)
- [11] Joel H. Amernic and Russell J. Craig.: “Guidelines for CEO-speak: editing the language of corporate leadership”, (2007)
- [12] Chatterjee, Arijit and Donald C. Hambrick.: “Executive Personality, Capability Cues, and Risk Taking how Narcissistic CEOs React to their Successes and Stumbles.”, *Administrative Science Quarterly* 56(2), pp.202-237, (2011)
- [13] Olsen, Kari Joseph, Kelsey Kay Dworkis, and S. Mark Young.: “CEO Narcissism and Accounting: A Picture of Profits.”, *Journal of Management Accounting Research* 26(2), pp.243-267, (2013)
- [14] Yusaku Horiuchi, Tadashi Komatsu and Fumio Nakaya.: “Should Candidates Smile to Win Elections? An Application of Automated Face Recognition Technology”, *Political Psychology*, Vol. 33, No. 6, pp.925-933, (2012)
- [15] 水門善之・勇大地: 「日銀総裁会見の表情解析に基づく感情値の計測と金融政策変更との関係」, 人工知能学会研究会資料, (2017)
- [16] Paulhus, D.L. and Williams, K.M.: “The Dark Triad of personality: Narcissism, Machiavellianism, and psychopathy”, *Journal of Research in Personality*, 36 / 6, pp.556 – 563, (2002)
- [17] Jonason, P. K. and Webster, G. D.: “The Dirty Dozen: A Concise Measure of the Dark Triad”, *Psychological Assessment*, 22 / 2, pp.420-432, (2010)
- [18] Lee, K. and Ashton M.C.: “The Dark Triad, the Big Five, and the HEXACO model Personality and Individual Differences”, 67, pp.2-5, (2014)

財務情報、統計情報等を利用した監査リスク分析手法に 関する研究

Research on audit risk analysis method using financial information, statistical information, etc.

細尾 忠敬¹ 倉橋 節也¹

Tadataka Hosoo¹, Setsuya Kurahashi¹

¹ 筑波大学

¹ University of Tsukuba

Abstract: 近年、上場会社の不適切な会計処理が問題とされる事例が増加する傾向にあり、その一方で、監査を担当する監査法人の業務は人的制約や時間的制約等により、十分なリソースを投入することが難しい状況になっている。このような状況に対応するために、現在は監査人が個人の経験や資質と各監査法人のマニュアルに基づいて行っている監査リスク（監査人が財務諸表の重要な虚偽の表示を看過して、誤った意見を形成する可能性）の評価に対して、財務情報、統計情報等を使用する財務分析、統計分析に機械学習による異常検知や異常値判別、時系列分析等の手法を加えた新たな監査リスクの分析手法を検討する。

1. 研究の背景

近年、上場会社の不適切な会計に関する事例は年々増加する傾向にあり、大きな社会問題となっている。例えば、ここ数年で話題になった大型の事例としては、株式会社 東芝、オリンパス株式会社等がある。一方で、金融商品取引法により求められている金融商品取引法監査に代表される財務諸表監査の本来の目的は、財務諸表の適正性に関する結論を出すことであり、すべての不正を摘発することが目的ではない。

しかし、現実には、一般投資家には財務諸表監査における不正摘発の期待があり、財務諸表監査の本来の目的と一般投資家の期待との間に期待ギャップが存在しているのも事実である。このため、社会的に影響が大きな不適切な会計の事例が公表された場合、翌年度以降の株主総会において、その会社の監査を担当していた監査法人から他の監査法人への会計監査人の変更が行われる事例も多く発生している。

財務諸表監査のリスクが増大している一方で、監査業務の実態については、公認会計士協会が毎年まとめている監査実施状況調査を参考にすると、一社当たりの平均監査時間は増加傾向にある。また、監査は、会社の決算が完了しないと実施できない手続きがある一方で、原則として、一定の期日までに監査報告書を会社に提出しなくてはならないとする時

間的な制約が制度上存在している。

さらに、日本取引所グループが公表している東証上場会社 コーポレート・ガバナンス白書 2017[1]によると、3月を決算月として採用している会社は東証全体の 67.3%を占めており、3月に決算期が集中している。その結果、決算後の監査業務は、4～5月に集中することになり、これが時間的な制約をさらに厳しいものとしている。

以上に述べた不適切な会計の事例の増加と、期待ギャップに起因する不適切な会計事例が公表された際の監査法人への影響から、財務諸表監査のリスクは増大していると考えられる。また、特に期末監査を中心に、監査の実施環境は厳しくなっており、時間的制約や人的リソースの制約が厳しい中で、監査リスクに対応することが必要になってきている。

2. 研究の目的

このような監査環境に対して、現在の監査は、リスクアプローチに基づく監査で、各監査主体は、それぞれに監査マニュアルを策定し、そのマニュアルに沿った形で、財務諸表における重要性が高い、あるいは監査リスクが高い科目や会計処理を中心に実証手続きを実施しており、そのリスクの評価はマニュアルにしたがい、一定の経験を有する監査人が判断している。

しかし、経験ある監査人が判断することが、監査上、有効かつ効率的である反面、経験があるが故の思い込みや、時間的制約等が盲点となることも考えられる。

このような監査業務の遂行に対する時間的な制約や投入できる人員の制約がある中で、増大する財務諸表監査のリスクに対応するため、また、経験ある監査人の判断を補完するために、新たなリスク評価の方法を検討することが必要となる。

ここで考えられるのは、財務分析や統計分析の手法を利用したリスク評価である。財務比率分析のような伝統的な財務分析、複数年の時系列分析、関連する経済統計や社会統計の統計情報との整合性分析等の組合せ、さらに、回帰分析等の統計的な分析方法等を用いて、会社の決算数値の中から異常値を判別することにより、財務諸表監査のリスクを分析・評価する手法を検討する。

3. 関連研究

監査リスクをデータ分析の手法を用いて評価することをテーマとした先行研究としては、Tawei and Robert[2]や、Min, Roman and Trevor [3]がある。

Tawei and Robertによれば、監査品質を向上させるためにデータ分析を利用することの重要性と、膨大な量の利用可能なデータを活用する実際的なニーズにもかかわらず、監査業務におけるデータ分析の使用についての理解は限られているとされ、一方で、最近の分析技法の革新や視覚化、予測分析、機械学習等の技術の進歩が過去に監査データ分析の利用を妨げた障害を取り除く可能性があるとしている。

また、Min, Roman and Trevorによれば、ビッグデータ分析の手法を監査業務に活用する機会として、監査対象会社の破産リスクや経営者不正リスクを把握・評価する局面、不正による財務諸表上の虚偽表示リスクを把握・評価する局面及びそのリスクを検証する局面、監査の最終段階における監査人の財務諸表に対する理解と財務諸表の整合性についての結論を形成する局面があげられている。

しかし、Tawei and Robertの研究は、課題の提示に、Min, Roman and Trevorの研究は、他分野の応用できそうな事例を紹介することにとどまっていて、実証的な研究には言及されていない。

また、不適切会計が問題となったいくつかの会社について財務分析による異常点の検討が井端 [4]により行われている。井端の研究は、不適切会計の事例を分析し、粉飾の手法から、粉飾の影響により財務指標に歪みが生じると想定される指標について異常な点がなかったかを事後的に検証するものとなっ

ている。

4. 研究の手順・手法

研究は、以下の3つの手順で実施する。

①特定業種の会社の主要な科目について、財務分析・統計分析の考え方をベースに機械学習の手法を用いたリスク評価方法のモデル化

②同業種の他の会社について、①で構築したモデルを適用した場合の有効性の検討とモデルの改善

③別の業種を対象としたモデルの改善と適用した場合の有効性の検討

なお、①は、過去10年分程度の有価証券報告書、四半期報告書等を入手して、財務情報をデータベース化し、勘定科目残高の時系列分析や主要な財務比率の時系列分析により会社の財務的な傾向を把握するとともに、必要に応じて、関係性が深いと思われる経済統計、社会統計の統計情報等を加味して、機械学習による異常検知や異常値判別の手法によりリスク分析のモデルを構築する。

機械学習の手法としては、教師なし学習と教師あり学習に大きく分けられるが、教師なし学習が適用できるケースとしては、有価証券報告書の財務数値の組合せや財務指標との組合せ等に対して、ワンクラス・サポートベクターマシン等の手法により異常値を判別することが考えられる。一方、教師あり学習が適用できるケースとしては、有価証券報告書に対する訂正報告書の財務数値の訂正前の数値をエラー値、訂正後の数値および訂正報告書が出されていない有価証券報告書の数値を正常値として、回帰分析、サポートベクターマシン、k近傍法等の手法によりモデルを生成することが考えられる。

5. 期待される成果

財務情報、統計情報等を利用した財務諸表監査上のリスク分析の有効性が確認できることにより、財務諸表監査の実務において、監査実施初期に財務諸表監査のリスクが高い項目を洗い出す作業に有効に機能する。また、監査の最終段階で、監査完了後の財務諸表に大きなリスク項目が残っていないことを確認する作業にも有効に機能すると考えられる。

また、このようなリスクの分析作業について自動化された仕組みをあらかじめ構築することにより、監査人の判断とは別の切り口からの財務諸表監査のリスク分析を時間的制約や人的リソースの制約の中で実施することが可能となる。

これらの効果により、財務諸表監査の質が向上することが期待されることから、結果として、株式市

場の信頼性の向上に貢献することができると考えられる。

参考文献

- [1] 日本取引所グループ: 東証上場会社 コーポレート・ガバナンス白書 2017, (2017)
<http://www.jpx.co.jp/news/1020/nlsgeu000002drf0-att/white-paper17.pdf>
- [2] Tawei Wang, and Robert Cuthbertson: Eight Issues on Audit Data Analytics We Would Like Researched, *Journal of Information Systems*, Vol. 29, No. 1, pp. 155-162, (Spring 2015)
- [3] Min Cao, Roman Chychyla, and Trevor Stewart: Big Data Analytics in Financial Statement Audits, *Accounting Horizons*, Vol. 29, No. 2, pp. 423-429, (2015)
- [4] 井端和男: 最近の粉飾—その実態と発見法—, 税務経理協会, 第7版, (2016)

カテゴリーの異なるニュースを用いた日本株式市場の分析 —高頻度データおよび LSTM によるニュース分類—

LSTM Model for Explaining the Association between News Data and Stock Price Fluctuations

高山理璃子¹ 菅愛子¹ 高橋大志¹

Liliko Takayama¹, 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: Research on the association between stock price fluctuations and news data is popular and numerous studies have been conducted. This paper aims to improve the accuracy of text classification into three categories (negative, neutral, or positive) by employing high frequency data and LSTM model. One of the novelties of our paper is to use several types of news articles in the analysis.

1 はじめに

近年、情報蓄積の技術が進展し、金融市場分野ではビッグデータを用いて深層学習を行い、株式変動を説明する新たな手法が検討されている。テキストマイニング手法を用いたニュースと株式市場の関連性を説明する試みは、このような流れの一つである。これまで日時データや月次データを用いた、ニュースと株式市場に関する分析が報告されているが、ニュース配信による株式市場への影響を観察するには、短期変動に着目し分析を行う必要がある。また、個々のニュース属性を考慮することで、より詳細な分析結果が得られる可能性がある。本論文はニュース配信による株式市場の短期変動及び、ニュース属性の分類に焦点を当て分析を行った。

テキストマイニングを用いた先行研究としては、例えば、Gidofalvi et al.[1]はニュース発信前後 20 分間 (計 40 分) の株価をナイーブバイズ分類器により分類し、ニュースと株価変動との関連性を報告している。また、Tetlock et al.[2][3] は Wall Street Journal を用いて株価と日時ニュースの関連性についてテキストマイニングを行い、過度に悲観的なニュースは株価を押し下げ、取引量を増大させる傾向があることを報告している。Chan[4]は月次の株価変動とヘッドラインニュースの関連性について分析を行い、悲観的なニュース配信の後、株価の下落傾

向が継続している関連性について報告している。より詳細な単位での研究としては Brogaard et al.[5]のミリ秒単位での研究がある。当研究では、高頻度取引が長期的な価格変動の方向と同様に取引することで、市場の効率性に寄与することを見出している。

本研究では、2 種類の異なるニュース：市場全体に関する記事 (マクロニュース) と個別企業に関する記事 (銘柄ニュース) を用いて、株式市場の短期間の変動を観察する。高頻度データを用いたニュースと株式市場の分析では、五島・高橋[6]が挙げられるが、ニュースの特徴ごとの分類は行っていなかった。また Schumaker and Chen[7]は、ニュースをカテゴリー化し、分析をおこなっているが、カテゴリーごとそれぞれ単体で分析をおこなっており、カテゴリー化した上で同時にモデル構築をする研究は限定的である。

2 使用データ

分析には株式データとニュースデータを用い、分析のサンプル対象を日経 225 社とする。いずれも Thomson 社より取得した。

2-1. 株式データ

日経 225 に属する企業を対象に株式価格、取引時間、取引量を取得した。(表 1)

表1：使用する株式データ

	2013年	2014年
日経225	955,215,608行	1,137,155,162行
日経平均先物	2,899,243行	2,538,704行

2-2. ニュースデータ

本研究ではカテゴリーの異なるニュースとしてマクロニュース及び銘柄ニュースの2種類を用いる。分析対象は日本株式市場の開場時間内に英語で発信されたヘッドラインニュースで、ニュース配信2.5分前に取引が行われていたニュースに限る。日経225に属する企業のコード番号が付随したニュースを銘柄ニュース、日経225のコード番号が入ったニュースをマクロニュースとした。(表2)

表2：使用するニュースデータ

	2013年	2014年
ニュース数	2155	1201

3 分析方法及び分析結果

本研究ではLSTM (Long Short Term Memory) [8]を用いて分析を行った。以下の定義式よりニュース配信前後の株式変動率を求め、教師データとする。クラス分類に用いる閾値は今回0.1%とした。

$$\text{株式変動率 (\%)} = \frac{(\text{ニュース配信 2.5 分後の価格}) - (\text{ニュース配信 2.5 分前の価格})}{(\text{ニュース配信 2.5 分前の価格})} \times 100$$

ネガティブ : $-0.1\% > \alpha$

ニュートラル : $-0.1\% \leq \alpha \leq 0.1\%$

ポジティブ : $0.1\% < \alpha$

以上の分類を教師データとして、2013年のデータでニュースと株式変動率の分類学習を行い、2014年のデータで検証を行った。分析には銘柄ニュース、マクロニュースをそれぞれ単体で用いた場合と両方用いて分析した場合の3通りで行った。分析の結果、マクロニュース及び銘柄ニュースの両方を用いた場合が最も高い正答率となった。(表3)

表3：分類分析の正答率

	学習	検証
銘柄ニュース	76.05%	56.76%
マクロニュース	62.53%	59.53%
銘柄及びマクロ ニュース	76.39%	72.22%

4 まとめ

本論文では、日経225に属する企業を対象にニュースと株式変動の関連性についてLSTMを用いて分析を行った。ニュースデータには、カテゴリーの異なるニュースとしてマクロニュース及び銘柄ニュースを使用し、株式変動率を教師データとしてニュース分類を行った。

分類分析では銘柄ニュースのみならず、マクロニュースを加えることで分類精度の向上が確認された。

本研究を通じ、高頻度データを教師データとして、株式短期変動の分類モデル構築ができる可能性があること、またニュースを特徴ごとに分類し、分析する意義が確認できた。分析期間の拡張および企業属性を考慮した分析など詳細な分析は今後の課題である。

参考文献

- [1] G. Gidófalvi and C. Elkan, "Using news articles to predict stock price movements," Department of Computer Science and Engineering, University of California. (2001)
- [2] Tetlock, P. C. "Giving content to investor sentiment: The role of media in the stock market," *The Journal of finance* 62 (3), pp. 1139-1168. (2007)
- [3] Tetlock, P. C., M. Saar - Tsechansky and S. Macskassy "More than words: Quantifying language to measure firms' fundamentals," *The Journal of Finance* 63 (3), pp. 1437-1467. (2008)
- [4] W.S.Chan, "Stock price reaction to news and no-news : drift and reversal after headlines," *Journal of Financial Economics*, vol.70, no.2, pp.233-260. (2003)
- [5] Brogaard, J., T. Hendershott and R. Riordan "High-frequency trading and price discovery," *The Review of Financial Studies* 27 (8), pp. 2267-2306. (2014)

- [6] 五島圭一・高橋大志 「ニュースと株価に関する
実証分析-ディープラーニングによるニュース記事
の評判分析-」『証券アナリストジャーナル』 (2016)
- [7] R.P. Schumaker and H.Chen, "Textual Analysis
of Stock Market Prediction Using Financial News
Articles," in Proceedings of the 12th Americas
Conference on Information Systems (AMCIS) ,
pp.1-20. (2006)
- [8] S. Hochreiter, J. Schmidhuber "Long Short-Term
Memory," Neural Computation 9(8) pp.1735-1780
(1997)

ニュースと商品先物価格の関連性についての分析 —トウモロコシ、大豆、小麦—

Analysis of the relationship between news reports and commodity futures prices;
through the examples of corn, soy bean and wheat

伊藤武真¹ 菅愛子¹ 高橋大志¹

Takema Ito¹, 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: News reports can be one of the main factors that influence commodity futures prices. In this paper, we conducted analysis on the relationship between news reports and commodity futures. Firstly, we developed a fluctuation index of the futures prices on a daily basis, through event study. Next we vectorized the news report data and analyzed their relationships with the futures prices. In this analysis, we used the multivariate autoregressive model to examine the possibilities of forecasting commodity futures prices by using the news report index. We also analyzed the relationship between the news index developed in this paper and the stock prices of enterprises related with commodity futures.

1. はじめに

近年では、農産物などのコモディティ商品について、その価格と株価をはじめとする金融商品との関連性への注目が高まりをみせている。事業会社や金融機関においてもリスク管理などの重要な役割を果たしている。商品先物の価格変動に影響を与える主要な要因の一つとしてニュースなどに伝えられる情報が挙げられている。ニュースは、常時最新の情報を配信しており、経営者の意思決定における重要な要素となるが、テキスト情報を用いた研究は、数値情報を基にした研究に比べ相対的に少ない。そこで本研究では、シカゴ商品取引所で取引される商品先物（トウモロコシ、大豆、小麦）のニュースと価格の推移について分析を行う。また、商品先物価格とニュースの関係から企業への影響の考察を試みる。

2. 関連研究

ニュースと商品先物の価格変動に関する研究では、Hamadi & Bassil & Nehme (2017) が、シカゴ商品取引所(COBT¹)の商品先物価格の変動と消費者物価指数、失業率、FED、米国における非農業部門雇用者

¹ COBTとは、大豆・小麦・トウモロコシなどの商品先物に関して、世界の商品市場に大きな影響力を持つ取引所である。

数(NFP)に関するニュースの時系列分析を行い、ニュースが商品先物の価格変動に一時的な影響を与えていることを明らかにした。

また、Musunuru (2016) は、大豆に関する商品先物価格とニュースの非対称性から時系列分析を行い、商品先物価格に対してネガティブな影響を与えるニュースよりポジティブな影響を与えるニュースの方が、商品先物価格のボラティリティを高めることを示した。

対象となる商品とニュースの関係を説明するものが多く、商品に関するニュースと関連企業の株価について説明するものは少ない。以上を踏まえ、本研究の目的を商品先物と関連するニュースから企業の株価の関係について明らかにすることとする。

3. データと分析手法

本研究では、2008年から2014年の商品先物に関する価格データ及び関連銘柄のシンボル(証券コード)に紐づいたニュースデータ収集した。

商品先物に関する価格およびTOPIX、S&P500のデータは、Speakers' Corner Japan社のCEIC Dataから入手し、シカゴ商品取引所で取引されているトウモロコシ、小麦、大豆に関するニュースは、Thomson Reuters社から取得した。なお、ニュースデータの言語は各国の言語で配信されているが、今回の分析では英語を対象とした。また、ニュースデー

タのタグ情報については、配信日時とニュースに関連する証券コードを利用した。また、2013年から2014年における東証一部上場企業及びニューヨーク証券取引所上場企業の株価データは、S&P Global社のCapital IQから入手した。

表1 取得したニュース数

	トウモロコシ	大豆	小麦
2014	1076	2315	734
2013	1356	1583	812
2012	1650	1608	1017
2011	1050	809	771
2010	1290	1138	1033
2009	956	962	686
2008	504	184	114

4. 分析手法

本稿では、はじめに、S&P500の先物価格データによりリスク調整後の各商品先物のリターンを算出した。この調整済みのリターンからニュース配信日における指標を、イベントスタディ法によって推測する。また、テキスト分析を行うにあたり個別商品先物におけるニュースの形態素分析を行い、テキストをベクトル化する。

ベクトル表現化したニュースを機械学習において提案されている手法を用いて分類器を作成し、未知のニュースの分類を予測していく。

イベントスタディとは、企業に関連した何らかの情報発信が企業の市場価値について、どのような影響が与えられるかを検証する手法であり、本分析では商品先物の価格に応用した。イベントスタディにおいては、日付ごとに推定ウィンドウとイベントウィンドウを設定する。本分析では、推定ウィンドウはニュース配信日の140日前から21日前までの120日間とし、イベントウィンドウはニュース配信日の前日から翌日までとした。ここで、推定ウィンドウにおいてマーケットモデルを使用し、イベントウィンドウでのニュースの指標を推定した。

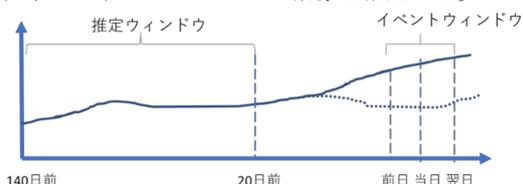


図1 イベントスタディの概念図

次に、bag-of-words法を用いて、ニュースのonehot表現を作成した。onehot表現とは、ニュースに用いられた単語の数だけ次元を用意して、含まれている単語に対応する次元を1に、それ以外を0とすることで文章をベクトル表現する手法である。まず、形態素解析を行うことで、ニュース内の文章を単語ごとに切り分けた。そして、ストップワードを用いて、記号や冠詞などの意味のなさない単語を削除した。

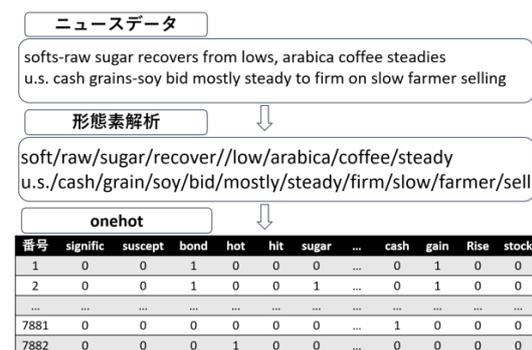


図1 onehot表現の作成例

さらに、イベントスタディで得られた教師スコアとベクトル表現したニュースを同じ日付によって結合する。これをもとに機械学習の分野で用いられているサポートベクターマシン (support vector machine、SVM) によって2008年から2012年までのデータを使用し、ニュースの分類器モデルを作成した。そのうえで、2013年及び2014年のニュースのスコアを推測する。ここで予測されたスコアをニュースインデックスとする。本研究では、正のスコアについてはポジティブ、負のスコアについてはネガティブとする。

表2 サポートベクター回帰における正答率²

	トウモロコシ	大豆	小麦
In sampleの正答率	0.655	0.646	0.666
ポジティブ数	2519	1833	1098
ネガティブ数	2760	2737	447
Out of sampleの正答率	0.528	0.561	0.596
ポジティブ数	1430	1777	2177
ネガティブ数	1000	2120	1356

² In sampleとは2008年から2012年のデータで行った教師あり学習のことであり、Out of sampleとは2013年、2014年で行った教師なし学習のことである。

5. 分析結果

本研究では、2013年から2014年における東証一部上場企業とニューヨーク証券取引所上場企業の中で、各商品先物価格と関連性の高い2社を対象に、以下3つのモデルについて比較した。

- ① マーケットモデルから関連企業の株価を説明するモデル

$$Ra = \alpha + \sum_{n=1}^n \beta Rm$$

- ② マーケットモデルにニュースインデックスを加えた関連企業の株価を説明するモデル

$$Ra = \alpha + \sum_{n=1}^n \beta Rm + \sum_{n=1}^n NI$$

- ③ ニュースインデックスのみで関連企業の株価を説明するモデル

$$Ra = \alpha + \sum_{n=1}^n NI$$

日米企業について、マーケットモデルから関連企業の株価を説明するモデルとニュースインデックスを加えたモデルを比較すると、決定係数が増加していることが確認され、ニュースが株価の説明について説明力を増加させる可能性があることが示された。また、商品を用いる米国メーカーについては、ポジティブなニュースの配信によって原料となる商品先物価格が増加することにより、株価が減少傾向にあることが確認された。しかし、商品を用いるメーカーについては、ポジティブなニュースが配信された場合、株価が米国同様に減少する企業と反対に増加する企業が観測された。日本において商品の供給は輸入に依存しているため、為替レートなどを考慮したより正確な分析を行う必要がある。

6. まとめ・今後の課題

本研究では、シカゴ商品取引所におけるトウモロコシ、大豆、小麦に関連するニュースデータ、及び先物価格の日次データを用いて、ニュースの指標を作成し、関連企業への分析を試みた。この分析における今後の課題は、ニュースの予測精度を向上させる必要があることである。そのためには、ニュースのベクトル化について SCDV (Sparse Composite Document Vectors) などの別手法の適用やニュースのサンプル数の増加などが考えられる。

参考文献

- [1] Hassan Hamadi, Charbel Bassil, Tamara Nehme (2017) 「News surprises and volatility spillover among agricultural commodities: The case of corn, wheat, soybean and soybean oil」 *Research in International Business and Finance*, 41, 148-157
- [2] Naveen Musunuru (2016) 「Examining Volatility Persistence and News Asymmetry in Soybeans Futures Returns」 *Atl Econ J*, 44, 487-500
- [3] MacKinlay, A. C. 「Event Studies in Economics and Finance」 *Journal of Economic Literature*, 1997, 35(1):13-39
- [4] Yin Zhang, Rong Jin, Zhi-Hua Zhou (2010) 「Understanding bag-of-words model: a statistical framework」 *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, December 2010, Volume 1, Issue 1-4, pp 43-52
- [5] December 2010, Volume 1, Issue 1-4, pp 43-52
- [6] 沖本竜義・平澤英司 (2014) 「ニュース指標による株式市場の予測可能性」 *証券アナリストジャーナル* 2014, pp.67-75
- [7] 瞿雪吟・菅愛子・高橋大志 (2018) 「中国株式市場に関する株式価格情報を用いた金融局性辞書の作成」 *経営課題にAIを!ビジネス・インフォマティクス研究会* 2018, 第10回研究会
- [8] 栗田 多喜夫 (2002) 「サポートベクターマシン入門」 *産業技術総合研究所 脳神経情報研究部門* 2002
- [9] 五島圭一・高橋大志 (2016) 「ニュースと株価に関する実証分析—ディープラーニングによるニュース記事の評判分析—」 *証券アナリストジャーナル* 2016, 3, pp.76-86