

利用者均衡を満たす混雑予測を用いた最適人流制御

Optimum pedestrian flow control using congestion forecasting satisfying user equilibrium

山田 広明¹ 神山 直之^{2,3} 岩下 洋哲¹ 大輪 拓也¹ 大堀 耕太郎¹

Hiroaki Yamada¹, Naoyuki Kamiyama^{2,3}, Hiroaki Iwashita¹, Takuya Ohwa¹, and Kotaro Ohori¹

¹株式会社富士通研究所

¹ Fujitsu Laboratories Ltd.

²九州大学 マス・フォア・インダストリ研究所

² Institute of Mathematics for Industry, Kyushu University

³ 国立研究開発法人科学技術振興機構, さきがけ

³ JST, PRESTO

Abstract: In the theme park, restricting the order of wandering or the use of the attractions is greatly reduce visitor satisfaction. The problem of how to achieve overall system optimization such as congestion reduction where managers can not force people to do something is a unique problem on pedestrian flow control. In recent years, many researchers have been optimized congestion using simulation optimization methods. However, the method they use is forces people to do something, indirect control method like information distribution has not been to be used in. In this paper, we attempt to optimize congestion by using “congestion forecasting” as one of indirect pedestrian control method. We propose a method to derive optimal information distribution policy by using congestion forecasting satisfying user equilibrium.

1 はじめに

テーマパークでは、しばしば人気アトラクションや人気ショー（以降では、アトラクションやショーを区別せずに、単にアトラクションと呼ぶ）に利用者が集中する大混雑が起こる。このような混雑を緩和することは、待ち時間が短縮できるという意味で利用者の満足度の向上に寄与するし、また、群衆形成により発生する様々な危険を抑止できるという意味で施設の円滑な運営にとっても重要である。ところが、テーマパークにおいて、混雑緩和のために訪問アトラクションを制限したりアトラクションの回遊順序を強制したりすると、エンターテインメント性を低下させるため、利用者の満足度が著しく低下してしまう。このような人々に行動を強制できない状況で、いかにして混雑緩和のようなシステム全体の最適化をいかにすれば達成できるかという問題は、人流制御特有の問題と言える。

人々に行動を強制することで人流制御を行う方法としては、たとえば誘導員に誘導や施設レイアウト変更による動線変更がある。本論文では、これらの制御手段を人流の**直接制御**と呼ぶ。一方で、行動を

強制することなく意思決定に働きかけることで人流制御を行う方法もある。たとえばルート推薦や混雑情報の配信あるいはクーポンの配信に制御である。これらの制御手段を人流の**間接制御**と呼ぶ。人流の間接制御は、人々の趣向に応じたあるいは個別の制御が必要なため技術的に困難であるが、スマートフォンのような個々人の状態を取得しそれに応じて個別に情報配信を可能にするデバイスの普及によって、需要が高まりつつある。

本研究では、人流の間接制御手法の一つである混雑予測の配信について、混雑緩和を実現する最適な施策の導出を試みる。ここでは、混雑予測の内容と配信対象のさまざまな組み合わせを情報配信施策と呼ぶ。最適な施策の導出を、以降では**施策最適化**と呼ぶ。本研究では、対象システムをシミュレータ上で再現し最適施策を探索するシミュレーション最適化アプローチ[3]により施策最適化を試みる。混雑予測による人流制御では、1)予測が安定して再現されるかと、2)予測による人々の行動変化をも考慮して最適化できるか、の二点を解決する必要がある。

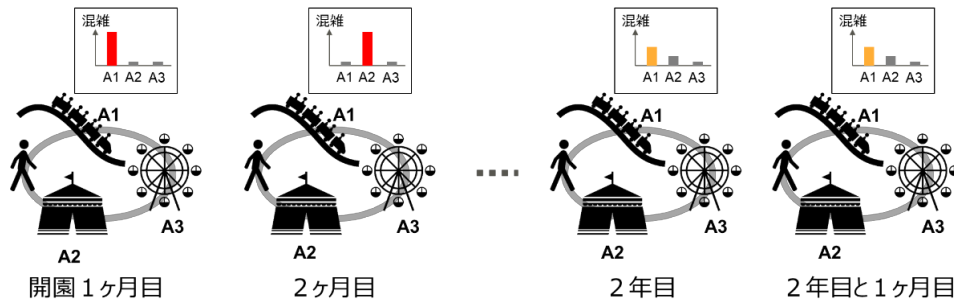


図 1: テーマパークにおける利用者均衡のイメージ図

単純に混雑予測を配信すると、人々は混雑箇所を箇所や時間帯を回避するように行動するため、混雑すると予測箇所が空き、空くと予測された箇所が混雑してしまう。このような外れる予測は、最適化ができたとしても、利用者から信頼を失い制御の効果を失ってしまう。あるいは、予測に基づく他者の行動を考慮して、あえて混雑箇所に向かうといった出し抜き行動を誘発してしまい、想定した制御効果が得られない。したがって、混雑予測はその結果が再現される物である必要がある。これが一つ目の予測の安定性の問題である。混雑予測がリアルタイムに配信されると、人々は得られた情報に基づいて行動を変化させる。そのような行動変化は、混んでいないと予測された箇所に人が集まり混雑が発生し、混んでいると予測された箇所から人がいなくなり混雑が消滅する、ということが時間的に交互に起こる**ハンチング現象**を引き起こすことが知られている[1][2]。このように、予測による行動変化が新たな混雑状況を作り出し、その状況に基づく予測がさらに行動を変化させるというマイクロ行動とマクロ現象の循環により、混雑の振動現象のような新たな問題を引き起こされる場合がある。そのため人々の行動変化をも考慮して最適化することが重要である。これが二つ目の予測による行動変化の問題である。

本論文では、**利用者均衡(user equilibrium)**に着目して、混雑予測を用いた人流の最適制御を試みる。利用者均衡とは、当該テーマパークの利用が無制限繰り返されたのちに至る均衡状態である(図1)。利用者均衡はナッシュ均衡の一種であり、「各利用者が自身の効用を最大化しようと行動している状況で、全ての利用者にとって行動を変更させる誘因が存在しない状態」と定義できる。利用者均衡では、以前の状態から人々の行動はもはや変化しない。したがって、利用者均衡状態を混雑予測として配信すれば、予測と同じ状態が作り出される。このような混雑予測では、予測の安定性の問題を引き起こさない。また利用者均衡を計算する際に、混雑予測に基づく行動変化を再現したシミュレータを用いれば、予測に

よる行動変化の問題にも対処できる。以降では、以上の予言の自己成就的な混雑予測を、**利用者均衡を満たす混雑予測**と呼ぶ。

続く第二章では関連研究について述べ、第三章で問題設定を述べ、第四章で具体的な提案手法を記述する。第五章で提案手法の実験結果を示し、第六章でまとめを述べる。

2 関連研究

人流における施策最適化は、主にシミュレーション最適化で行われてきた。古典的には施策最適化は、小数の候補施策を設計し、それらをシミュレーション上で評価し最も望ましい結果をもたらす施策を見つける形で行われる[9]。また、小数のパラメータに着目して、パラメータ空間内で最も望ましい結果をもたらす値を見つける試みも行われている[2][4]。しかし、これらの方法は、候補施策の事前設計や探索空間の絞り込みを行うため、網羅的な施策分析ができないという問題がある。この点を解決するために、近年、ブラックボックス最適化手法を用いて、網羅的に施策を分析する研究が行われている[5][6]。しかし、これらの研究では移動経路の指定という直接制御を想定しており、間接制御を想定する施策最適化手法になっていない。具体的には、予測と結果が一致する安定した混雑予測を導出することはできないという問題がある。

人流の間接制御を試みる関連研究として、ゲーム理論に基づいたアプローチがある[7][8]。増田[8]は、テーマパークで人々が戦略的に振る舞う状況で、ファストパスの導入が、混雑の均衡状態をどのように変えるかを分析している。ゲーム理論に基づく分析は、ファストパス導入やアトラクションの料金設定のような間接制御の効果を分析できる点で優れている。しかし、ゲーム理論に基づく分析では、混雑状況をリアルタイムで観測してそれをもとに行動を変化させるといった人間行動の動的な側面が捨象されているという問題がある[8]。そのため、混雑予測を配信し人々の行動が変化することで起こる、ハンチ

ング現象などを考慮できないという問題がある。

予測の安定性の問題と予測による行動変化の問題を考慮して、最適な情報配信施策の導出を試みる研究は未だ見られない。

3 問題設定

本章では、本論文で用いるシミュレーションモデルを概説し、解くべき最適化問題の定式化を行う。

3.1 テーマパークのシミュレーション

テーマパークの利用者は、行きたいアトラクションを現在地から近い順に効率的に巡っていく。混雑状況を認知している場合は、待ち時間を短くし乗れるアトラクションを増やすために、混んでいるアトラクションは後回しにする。Ohori[9]は、以上の利用者行動を多項ロジットモデルによりモデル化することで、実際のテーマパークの混雑状況を再現した。Ohori[9]は、各利用者にとってのアトラクションの効用 U がアトラクションへの好み α と移動コスト d と混雑コスト c で決まると考え、アトラクション $A = (a, b, \dots, n)$ が存在する状況の回遊行動を、効用

$$U^A = \alpha^A + \beta_1 d^A + \beta_2 c^A, \quad (1)$$

を最大化するアトラクションを逐次選択する行動としてモデル化した。ここで β_1, β_2 は各利用者の移動コストと混雑コストに対する重視度である。また、混雑コスト c は各アトラクションの混雑情報を得る度に更新される。本論文では、Ohori[9]のテーマパークの人々の情報取得と意思決定を再現したモデルを用いて実装したシミュレータを用いる。

本論文では、特定の時刻と特定のアトラクションに利用が集中する混雑状況を作りだし、混雑予測を配信することでその混雑状況を解決する(図2)。シミュレーションは、上記の混雑状況をミニマルに再現する設定にする。具体的には、利用者を表すエージェントは 300 体、アトラクションは 3 つ ($A1, A2, A3$) とする。全エージェントは 3 つアトラクション全ての利用を目的とするが、その中には人気アトラクション $A1 > A2 > A3$ が存在する。これを好み $(\alpha^{A1}, \alpha^{A2}, \alpha^{A3})$ が $(1.00, 0.66, 0.33)$, $(1.00, 0.33, 0.66)$, $(0.66, 0.33, 1.00)$ であるエージェントをそれぞれ 200 体、50 体、50 体ずつ生成することで表現する。利用者が入場する時間にはピークが存在し、これをエージェントの到着時間が平均午前 9 時、標準偏差 10 分

の正規分布に従い決まることで表現する。簡単のためにアトラクション間の移動距離は無いと考えると、移動コスト d^A は 0 とする。混雑コスト c^A には、混雑状況が代入される。混雑コストは 0 から 1 の実数を取り、混雑状況について何も知らない状態(初期値)は $c^A = 1$ である。簡単のために混雑コスト重視度に個人差はないと考えると、 β_2 は -1 とする。利用者は、最も効用が大きいアトラクションを決定論的に選択し、アトラクションに待ち行列が出来ていた場合は最後尾に並び、先頭に来たらアトラクションに搭乗する。全てのアトラクションは、一回の利用人数の上限が 50 人であり、一回の興行にかかる時間が 10 分である。

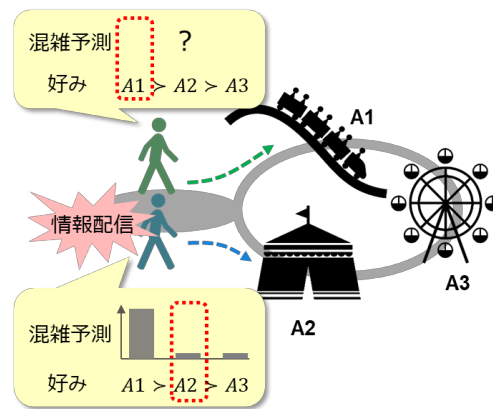


図 2: テーマパークにおける利用者行動と混雑予測の配信による人流制御のイメージ図

3.2 最適化問題の定式化

人流制御の最適化のための施策変数は、配信する内容である混雑予測(Forecast) F と混雑予測を配信する対象を決める配信施策(Policy) p である³。しかし混雑予測 F には、利用者均衡を満たす混雑予測を計算して用いるため、自由に設定することはできない。本論文では、複数のアトラクションを回遊する利用者に対して、混雑予測 F が配信施策 p に基づき配信されたとき、アトラクションの最大待ち人数 $f(F, p)$ を最小化するような、混雑予測 F と配信施策 p を求める問題を考える。すなわち、

$$\min_{F, p} f(F, p), \quad (2)$$

$$\text{s. t. } F = 0, \quad (3)$$

考える。そのような配信施策は、スマートフォンを用いて、プレミアムチケット購入者のみあるいは先着順に混雑情報を配信することで可能である。

¹ 現在地からアトラクションまでの距離を用いる。移動により生じる、疲労等の負の誘因を意味する。

² 各アトラクションの混雑状況を用いる。混雑により生じる、待ち時間等の負の誘因を意味する。

³ 配信施策は、単純に全来場者中の何割に配信するかを

という最適化問題を考える。混雑予測 F は、結果として起こる混雑(Outcome) O と一致する利用者均衡を満たす混雑予測である。テーマパーク全体の待ち人数 Q を、各時刻 $t = (t_0, t_1, \dots, T)$ 各アトラクション $A = (a, b, \dots, n)$ における待ち人数 q_t^A を用いて、

$$Q = \begin{pmatrix} q_{t_0}^a & \cdots & q_{t_0}^n \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ q_T^a & \cdots & q_T^n \end{pmatrix}, \quad (4)$$

と表したとき、 O は Q を各時刻における最大値が 1 になるように正規化した値である。具体的には、

$$O = \begin{pmatrix} q_{t_0}^a / \max_A q_{t_0}^A & \cdots & q_{t_0}^n / \max_A q_{t_0}^A \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ q_T^a / \max_A q_T^A & \cdots & q_T^n / \max_A q_T^A \end{pmatrix}, \quad (5)$$

である。なお目的関数であるアトラクションの最大待ち人数は、

$$f(F, p) = \max_{A,t} q_t^A, \quad (6)$$

である。

4 提案手法

本章では、利用者均衡を満たす混雑予測を導出する方法を述べ、次に最適な情報配信施策を導出する方法を述べる。

4.1 利用者均衡を満たす混雑予測の導出

利用者均衡を求める方法として、Frank-Wolfe 法あるいは条件付き勾配法と呼ばれる方法が提案されている[10]。Frank-Wolfe 法は、利用者均衡のアイデアに則って、人々が効用最大化行動を取りその結果として混雑状況が生じ、混雑状況に応じて人々が更に効用最大化行動を取るということが繰り返された場合にどのような状態に至るかを、勾配法を用いて計算する。Frank-Wolfe 法は、通常、利用者均衡となる利用経路配分を求めるために用いられるが、本論文では、これを利用者均衡となる混雑予測値の配分を求めるために用いる。

利用経路配分における利用者均衡とは、出発地から目的地までの間にある全ての経路の旅行時間（移動コスト）が等しくなるような利用者の配分である。Frank-Wolfe 法では、利用経路配分を x としたとき、各経路を構成するリンク $i \in (1, 2, \dots, I)$ のリンク旅行時間 t_i の積分の和を最小化する x を求めることで、利用者均衡を求める。すなわち、

$$\min_x \sum_i \int_0^x t_i(w) dw, \quad (7)$$

を解く。一方で、混雑予測における利用者均衡とは、全ての混雑予測が結果と一致するような混雑予測値の配分である。つまり、混雑予測 F とその結果として

起こる混雑 O の差である予測誤差 $E^A(F)$ の和を最小化する、 F を求めることで、利用者均衡を求めることができる。したがって、式(7)に代わり、

$$\min_F \sum_A E_A(F), \quad (8)$$

を解くことで、利用者均衡を満たす混雑予測を求める。

Algorithm 1 が混雑予測のために拡張された Frank-Wolfe 法である。利用者均衡を満たす混雑予測は、最初の時刻から順に求めていく。各時刻で、まず更新方向ベクトル d^k を求め(4,5,6)、次に予測誤差 $E_{t,A}$ の最小化する更新ステップサイズ γ^k を求める(7,8)。これを 1 iteration として、時刻 t での全アトラクション A の混雑予測値の変化量 $\Delta_{t,A} = |f_{t,A}^{k+1} - f_{t,A}^k| / f_{t,A}^k$ の平均 $\bar{\Delta}_t$ が δ 以下になるまで繰り返す(9,10,11)。一時刻の混雑予測を求め終わったら、次の時刻の混雑予測を求

める。ここで、 $\mathcal{F} \leftarrow \begin{pmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \cdots & 1 \end{pmatrix}$ は初期混雑予測であ

り、行の要素数は予測する時刻刻みの数、列の要素数はアトラクション数である。 $\delta \leftarrow 0.01$ は収束判定の基準値であり、 p は情報配信施策である。Simulate(F, p) は、混雑予測 F が配信施策 p で配信されたときのシミュレーション結果である。 $o_{t,A}$ は時刻 t の混雑であり、 $E_{t,A}$ は時刻 t の予測誤差である。Iteration k における混雑予測 F^k は、各時刻各アトラク

ションの混雑予測から成る、 $F^k = \begin{pmatrix} f_{t_0,a}^k & \cdots & f_{t_0,n}^k \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{T,a}^k & \cdots & f_{T,n}^k \end{pmatrix}$ 。

Algorithm 1: FW method for congestion forecasting.

Input: \mathcal{F}, δ, p

```

1: for  $t = t_0, t_1, \dots, T$  do
2:    $F^0 \leftarrow \mathcal{F}$ 
3:   for  $k = 0, 1, \dots, K$  do
4:      $o_t \leftarrow \text{Simulate}(F^k, p)$ 
5:      $O^* = (f_{t_0,A}^k, \dots, o_{t,A}, \dots, f_{T,A}^k)$ 
6:      $d^k = O^* - F^k$ 
7:      $\gamma^k =$ 

```

$$\arg \min_{\gamma \in [0,1]} \left(\sum_A E_{t,A} \leftarrow \text{Simulate}(F^k + \gamma d^k, p) \right)$$

```

8:      $F^{k+1} = F^k + \gamma^k d^k$ 
9:     if  $\bar{\Delta} \leq \delta$  then
10:       $\mathcal{F} \leftarrow F^k$ 
11:      break
12:     end if
13:   end for
14: end for
15: return  $\mathcal{F}$ 

```

4.2 情報配信施策の最適化

最適な混雑予測 \mathcal{F}^{p-opt} と情報配信施策 p_{opt} を、Algorithm 2により求める。Pは施策集合であり、 q_t^A は施策 p でのテーマパーク全体の待ち人数であり、 Q^p は最大待ち人数である。

Algorithm 2: Optimization of information dissemination.

Input: P

- 1: for $p \in P$ do
- 2: $\mathcal{F}^p \leftarrow \text{Algorithm1}(p)$
- 3: $q_t^A \leftarrow \text{Simulate}(\mathcal{F}^p, p)$
- 4: $Q^p \leftarrow \max_{A,t} q_t^A$
- 5: end for
- 6: $p_{opt} \leftarrow \arg \min_p Q^p$
- 7: return $(\mathcal{F}^{p_{opt}}, p_{opt})$

5. 計算機実験

提案手法を用いて、3.1節で説明したテーマパークのシミュレーションの施策最適化を行う。シミュレーションは8:00から12:00まで行い、一時間毎に混雑予測を行う。情報配信施策は混雑予測を配信するエージェントの割合とし、配信割合を0から1までを0.1刻みずつ変えた11施策を施策集合とする。

表1が、提案手法により導出された最適施策とその混雑緩和効果である。導出された施策により最大待ち人数を159人から138人に減らすことができていることが分かる。また、配信した混雑予測とその結果として起こる混雑の差を意味する予測誤差は0.0004と十分に小さく、利用者均衡を満たす混雑予測を導出できていることが分かる。なお、11時台で、全てのアトラクションの混雑予測が1となっているが、これは全てのアトラクションが一切混雑していないことを意味する。全て0と同じ意味合いである。以上から、人流を制御し混雑緩和を実現する、混雑予測を導出できていると言える。

表 1: 導出された最適施策とその混雑緩和効果

配信割合(p_{opt})	0.1
混雑予測($\mathcal{F}^{p_{opt}}$)	A1 A2 A3
	8:00 (1.00 0.29 0.04)
	9:00 (1.00 0.35 0.26)
	10:00 (0.01 0.15 1.00)
11:00	1.00 1.00 1.00
最大待ち人数	138/159
予測誤差	0.0004

次に、各アトラクションの混雑状況の変化を確認

し、適切な施策を導出できているかを確認する。図3に、混雑予測による各アトラクションの混雑状況の変化を示す。図3(a)は、三つのアトラクションの待ち人数である。左図は混雑予測配信なし、右図は最適な混雑予測配信ありである。横軸は時間であり縦軸は待ち人数である、青がA1、赤がA2、緑がA3のそれぞれのアトラクションを表す。図3(b)では、三つのアトラクションに並んだ利用者の待ち時間の分布を示している。(a)と同様に、左図が配信なしで、右図が配信ありである。横軸が待ち時間(分)で、縦軸が頻度である。図3(a)から、アトラクションA1のピークを全体的に抑制する形で、待ち人数を減らしていることが分かる。また、図3(b)のA1の図から、30分以上並んだ利用者の数を大幅に減らしていることが分かる。以上から、最大待ち人数の減少というシステム全体の最適化を実現しつつ、個々のエージェントの待ち時間も悪化させない、優れた施策を導出できていることが分かる。

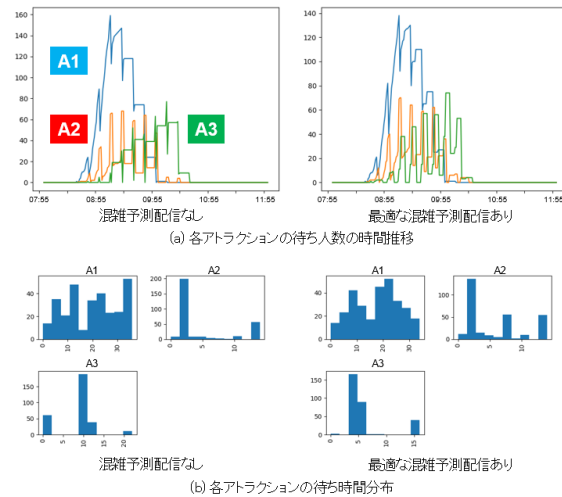


図 3: 混雑予測による各アトラクションの混雑状況の変化

最後に、複数の試行について提案手法を適用し、利用者状況がわずかに異なっても、一貫性がある結果を導出できるかを確認する。図4に、乱数シードが異なる10試行のシミュレーションに対して、提案手法を適用した結果を示す。数値は、最大待ち人数を削減できた割合である。数値が書かれていないセルは、利用者均衡を満たす混雑予測を存在しなかったことを意味する。最適な配信施策は、行方向に見たときに値が最も小さくなっている列である。利用者状況がわずかに異なっても、10施行中8試行で同じ配信施策0.1が最適施策として選ばれており、一貫性がある結果を導出できることが分かる。

試行番号	配信施策										
	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
1	1.00	0.89	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2	1.00	0.90	-	-	-	-	-	-	-	-	-
3	1.00	0.91	-	-	-	-	-	-	-	-	-
4	1.00	0.90	-	-	-	-	-	-	-	-	-
5	1.00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
6	1.00	0.88	-	-	-	-	-	-	-	-	-
7	1.00	0.98	-	-	-	-	-	-	-	-	-
8	1.00	0.86	-	-	-	-	-	-	-	-	-
9	1.00	0.87	-	-	-	-	-	-	-	-	-
10	1.00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

図 4: 10 試行のシミュレーションに対する
 施策最適化の結果

5 まとめ

本研究では、混雑予測による人流制御の施策最適化を目的に、利用者均衡に着目して混雑予測を計算することで、最適な情報配信施策を導出する手法を提案した。そして、テーマパークのシミュレーションを対象とした計算機実験において、最適な混雑予測配信施策を導出できることを示した。

今後は、GA などのヒューリスティックな最適化手法との比較を行い、本手法の計算量の面での優位性を確認することが課題である。また、実際のテーマパークでの実証に向けて、現実を模擬したより複雑なシミュレーションに対しても提案手法が適用可能かの検証を進める予定である。

謝辞

本研究は、JST、さきがけ、JPMJPR1753 の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] 大口 敬, 佐藤 貴行, 鹿田 成則: 渋滞時の代替経路選択行動に与える交通情報提供効果, 土木計画学研究・論文集, Vol. 22, pp. 799-804, (2005)
- [2] Imai T., Nishinari K.: Optimal information provision for maximizing flow in a forked lattice, Physical Review E, Vol. 91, No. 6, p. 062818, (2015)
- [3] Jian N., Henderson S. G.: An introduction to simulation optimization, In proceedings of the 2015 Winter Simulation Conference, pp. 1780-1794, (2015).
- [4] 清水 仁, 松林 達史, 納谷 太混: 雑飽和状態の遊園地における待ち時間削減手法のシミュレーション評価, 人工知能学会論文誌, Vol. 32, No. 5, p. AG16-F_1-8, (2017)
- [5] 清武 寛, 幸島 匡宏, 松林 達史, 戸田 浩之: 最適制

御策の効率的探索技術に関する研究, 人工知能学会
 全国大会論文集, Vol. JSAI2017 巻, p. 3N12in2, (2017)

- [6] 清水 仁, 大塚 琢馬, 岩田 具治, 澤田 宏, 納谷 太, 上田 修功: ベイズ的最適化による最適集団誘導探索, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 118, No. 284, pp. 99-110, (2018)
- [7] Hassin R.: Rational Queueing, CRC Press, (2016)
- [8] 増田 靖混: 混雑制御—ディズニーランドのジレンマ—, オペレーションズ・リサーチ, Vol.63 No.8, (2018)
- [9] Ohori K., Iida M., Takahashi S.: Virtual Grounding for Facsimile Model Construction Where Real Data Is not Available, SICE journal of control, measurement, and system integration, Vol. 6, No. 2, pp. 108-116, (2013)
- [10] LeBlanc L.J., Morlok E.K., Pierskalla W.P.: An efficient approach to solving the road network equilibrium traffic assignment problem, Transportation Research Vol. 9, No. 5, pp. 309-318, (1975).

シナジー効果の測定と企業行動

Estimating the Synergy Effect and the Corporate Activity

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: Business behavior changes as a company grows. One of the behaviors which a company change as it grows is diversification. While diversification is an advantage for a company, it can also be a disadvantage. This study analyzes how corporate diversification affects enterprise value, especially the synergy effect between business units. We plan to analyze in detail in the future.

1 はじめに

営業利益率など、日本企業の収益性を表す指標が、欧米企業と比較して低いことがよく指摘される。特に、多角化企業における成長性や収益性の低さが指摘されている。企業は多角化を通して、範囲の経済性や内部労働力の活用、内部資本市場の活用などのメリットを享受することができる一方、非効率な内部補助による生産性の低下など、多角化をすることによるデメリットもある。そこで本研究では、企業行動、特に多角化によってシナジー効果がどう変化するかを分析する。

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と結果について考察を行う。そして第6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、企業は成長とともに多角化すると報告している。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楽しみながら新しい事業機会を探ることにつながるとも述べている。しかし、多角化は必ずしもメリットばかりではない。多角化を進める中で、非効率な事業運営を行うことは、株式市場で低く評価される、ロングロマリット・ディスカウントが生じる可能性がある。Berger and Ofek[2]、中野・久保・吉村[3]、牛島[4]がその可能性を確認している。

Berger and Ofek[2]は、専門企業を基に多角化企業

内部の事業部成果指標を推定している。専門企業を選択する上で、いくつか問題点が指摘されている。山本[5]は、有価証券報告書で示される事業セグメントの分類基準は各社で統一されておらず、セグメント間の比較は難しいと述べている。また高見[5]は、業種によっては対象となる専門企業データを得られないことを指摘している。

以上のことを踏まえ、本研究では、クラスター分析を通して企業を分類し、シナジー効果を測定する。

3 データ

本研究では、2002年から2016年までの15年間に、東証一部上場企業を対象に分析を行う。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において20業種中、サービス業（他に分類されないもの）、公務（他に分類されるものを除く）、分類不能の産業の3業種以外の17業種に属している。分析に使用するデータは財務データである。これらのデータは日経NEEDSより入手した。

本研究では、Fuzzy C Meansを用いて企業を分類する。加えて、企業行動、具体的に多角化との関連性を分析するため、実証分析を行う。その際に使用する変数とその記述統計量は以下の表1の通りである。

表1: 記述統計量

Variable name	Mean	Median	Min	Max	Sample size
営業利益率	0.059	0.048	-3.319	0.689	18,150
自己資本比率	0.479	0.475	-0.473	0.990	18,150
総資産回転率	1.047	0.925	0.003	6.310	18,150
売上高成長率	0.037	0.024	-0.908	10.484	18,150

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 企業分類

シナジー効果を測定する際、各企業が専門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[6]は、既存の業種分類に関する問題点を指摘している。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[6]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、各企業が専門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と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(3)式ように表せる。

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

(1)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、活動性を表す総資産回転率、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。

4.2 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測定方法について説明する。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門企業と定義する。加えて、専門企業はシナジー効果を持たず、多角化企業の場合に限ってシナジー効果が生じていると仮定する。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。

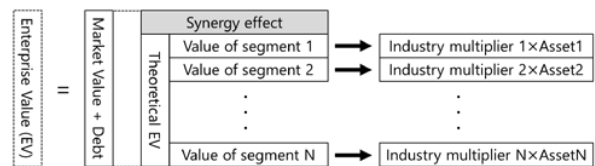


図1: シナジー効果のイメージ

多角化企業 i が有する各セグメント j の価値は、(2)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

$$= \text{セグメント}j\text{の業種乗数} (IndM_{ij})$$

$$\times \text{セグメント}j\text{の資産額}$$

(2)

セグメント j が属する業種の平均的な乗数 $IndM_{ij}$ は専門企業を用いて以下の(3)式ように算出する。

セグメント j の業種乗数

(industry multiplier, $IndM_{ij}$)

$$= \text{median} \left(\frac{\text{専門企業}i\text{の企業価値}}{\text{専門企業}i\text{の資産}} \right)$$

(3)

(2)、(3)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専門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。

本研究では、専門企業はシナジー効果を持たない

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。

と定義している。それゆえ専門企業のシナジー効果を0とした。測定されたシナジー効果を企業価値で除した際の統計量とヒストグラムは以下の通りである。

表 2: シナジー効果の記述統計量

Mean	Median	Min	Max	Firm size	Sample size
0.014	0	-2.388	0.894	1,210	18,150

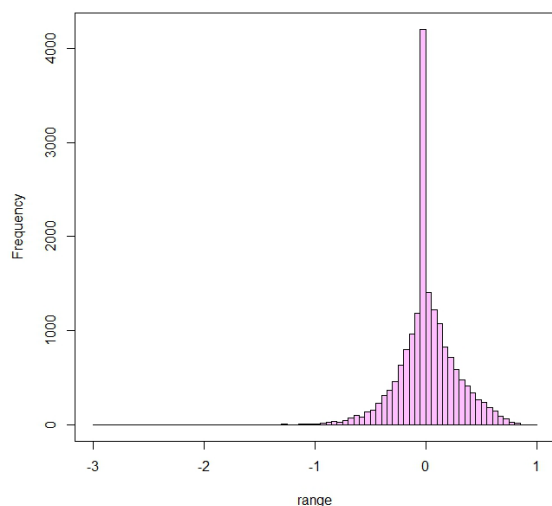


図 2: 測定されたシナジー効果のヒストグラム

5 実証分析

本研究では、高見[5]に倣い、シナジー効果と企業行動、具体的に多角化との関係についてパネル分析を用いて分析した。被説明変数は Synergy effect/Enterprise value、説明変数は業種数を示す Number と営業利益率 (Operating margin)、対数変換した総資産 (Log Asset)、年ダミー (Year Dummy) である。本分析の関心は業種数である。業種数に関して、企業が多くの業種に属することはシナジー効果を毀損する可能性があると予想されるため、係数がマイナスであることが期待される。なお、Hausman 検定の結果、固定効果モデルが採択された。

実証分析の結果は表 3 の通りである。結果から、業種数を示す Number は統計的に有意ではないことがわかった。ここから 2002 年から 2016 年までを対象とした分析において、多角化とシナジー効果との関係は見られないということがわかった。これは日本企業を対象に多角化と企業価値との関係性について分析した牛島[4]や高見[5]とは異なる結果になっている。今回の結果を基に、今後詳細な分析を行う予定である。

表 3: 分析結果

The dependent variable=Synergy effect/Enterprise value	
Term=2002 ~ 2016	model [1]
Number	0.004 [1.595]
Operating margin	0.608*** [3.017]
Log Asset	-0.059*** [-4.591]
Year Dummy	Yes
R-squared	0.056
Sample size	18,150

6 まとめ

本研究は、シナジー効果を測定するとともに、企業行動、特に多角化との関係について分析した。分析結果から、業種数とシナジー効果との間に関係は見られなかった。

最後に、本研究の課題について 2 つ示す。1 つ目は、多角化企業と専門企業との割合についてである。今回は実験的にパラメータの値を固定している。しかし、全企業に占める専門企業比率は時間を通して変化している可能性がある。ゆえに、設定について詳細に検討する必要がある。2 つ目は、企業は、さらなる成長や規模の経済は範囲の経済などのメリットを期待して多角化へと舵を切る。ゆえに今後、多角化に関してより精緻な分析を行い、最適な多角化度合い等を考慮・議論する必要がある。

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ー資本市場における経営行動分析ー, 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] 高見茂雄: 内部資本市場のリーマンショック抵抗力への貢献, *経営財務研究*, 32(1), 2-22, (2012)
- [6] Matsumoto, Y., Suge, A., and Takahashi, H.: Construction of new industrial classification through fuzzy clustering, Working paper, (2018)

スタートアップ企業のパフォーマンスに対する 外部支援の因果分析

Causal Analysis about the Effect to Performance of Start-ups from External Supporting Activities

柳田 浩孝^{1*} 倉橋 節也¹
Hirotaka Yanada¹, Setsuya Kurahashi¹

¹筑波大学大学院 ビジネス科学研究科

¹ Graduate School of Business Sciences, University of Tsukuba

Abstract: The purpose of this study is to investigate the relationships between performance of Start-Ups and external support to them. We analyzed the questionnaire research on the basis of the answers which were obtained from 2,897(1st research) people of Start-Ups. As a research method, we used two methods using a propensity score. This point is one of the novelties of this research. First, we tried a matching method, and we found that most external support alone did not have the causal effect of improving performance, but some significant causal effects were found in part. Subsequently, we confirmed the effects again by using the weighting method.

1 はじめに

近年、情報技術の急速な進展を背景とし、金融とITを融合したいわゆる「フィンテック」の関連等、スタートアップ企業の勢いが増している。日本においても、イノベーションの牽引役として斬新な技術や発想を持つ新興勢の成長を後押しする動きが急速に広がりつつあり、スタートアップ企業に対して行われる様々な外部支援の取組みに対する関心も高まっている。業歴ある一般の企業のみならずスタートアップ企業にとっても、外部からの支援は極めて重要な要素の一つに挙げられる。スタートアップ企業において、各々が持つ個性や特質とパフォーマンスの関連性について、数多くの報告がなされてきた。しかし、パフォーマンス向上をもたらす要因として、企業が受けた外部支援との関連性については、筆者の知る限り多くは見受けられない。近年日本でも、投資先のスタートアップ企業に対し資金面以外で支援を手厚く行う取組みが数多く行われるようになってきている。これには、例えば人材の採用やオフィスの提供といった形で業務を助け、企業が事業の育成に専念できる環境を作るという狙いがある。そうして、投資先のスタートアップ企業（以下、スタートアップ）や小規模な創業者の事業をいち早く軌道に乗せ、多様な支援で成長を支える試みが報告されている。

2 研究の目的

本研究では、パネル調査による個票データを用いて外部支援とパフォーマンスの関連性について分析を行う。Rosenbaum and Rubin[6]などによって発展させられてきた傾向スコア (propensity score) による共変量 (交絡因子) 調整の利点を生かし、まずは外部支援として4つのカテゴリーから計9指標 (index) の処置変数 (treatment variables) を、パフォーマンスとして計4指標の観測変数を設定する。傾向スコアは、観察される共変量を条件付けた場合の、処置変数の予測確率と定義される。いわゆる観察研究 (observational study) において、複数の共変量を一つの変数に集約し、交絡因子の調整を行う方法であり、観察研究からの知見を、無作為割り当て (random assignment[6]) を行った実験研究の知見に近づける方法として、最も有効な方法であるとされる。

これらの前提に基づいた理論モデルを図-1に示す。本研究では、スタートアップの経営者に対してパネル調査を行った前述のデータを用いて、9指標を設定した各々の外部支援から4指標ある各々のパフォーマンス向上に与える因果効果の有無 (計36通り=4×9) を推定することを目的とする。推定された因果効果の頑健性を確認するべく、傾向スコアを使って複数の分析手法を試みる。

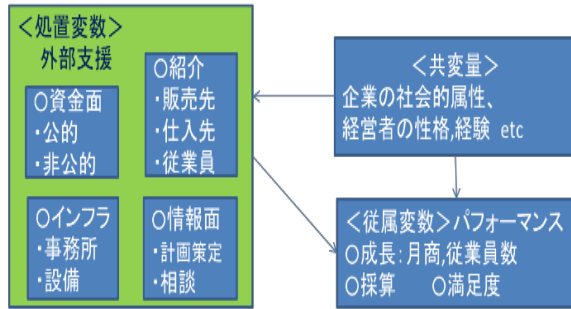


図1 スタートアップ企業パフォーマンス向上の理論モデル

3 先行研究

スタートアップのパフォーマンスを象徴する代表的な指標の一つとして、成長性が挙げられる。企業の成長要因については、産業組織論や企業家研究の分野で研究の蓄積がある。Storey[7]は膨大な先行研究のサーベイに基づき、中小企業の成長要因として提示した三つの枠組み「経営資源」「企業特性」「経営戦略」から、特に「経営戦略」中の「経営者訓練」「外部株主導入」「計画作成」「経営スタッフ調達」の4機能に注目した。また、企業の成長要因の実証研究の中に、支援政策の効果を扱ったものがある。米国の中小企業支援政策「SBIRプログラム」の効果を分析したLerner[4]は、政府による補助金を受けた企業は他の企業より早く成長していることを明らかにした。しかし、この研究はスタートアップではなく中小企業全体を対象としている。

日本国内を対象とした研究では、大阪市内の創業企業を対象とするアンケート調査を実施した忽那[11]が、前述したStorey[7]とほぼ同様の分析結果を示した。また江島[9]は、いわゆる企業家的な戦略指向性(E0)の成長(雇用並びに売上)への貢献度を評価する一方、政府や大学からの政策的支援はその具体的な政策手段や条件によって効果が必ずしも一定ではなく、企業の戦略姿勢や組織のマネジメント要因との相互補完関係の可能性を指摘するに留まった。さらに岡室他[10]は、事業規模を拡大する意思を持つ企業や開業時に公的補助金を得た企業は、その後雇用を拡大する可能性が高いことを明らかにしている。

本論文は、基本理念が従来の救済型から自立支援型へと移行した新「中小企業基本法」施行後の2000年代のデータを用いて、各スタートアップのもつ共変量を統制したうえで、成長を始めとするパフォーマンスと外部支援との間の因果関係の分析を行うもので、先行研究には見られない新規性を有している。

4 新規開業パネル調査データ

本論文の分析に際しては、慶應義塾大学パネルデータ設計・解析センターから、日本政策金融公庫総合研究所より寄託されている「新規開業パネル調査」の個票データの提供を受けた。調査対象として、2006年に開業した日本政策金融公庫の取引先2,897社(不動産賃貸業を除く)を継続調査先としている。2006年以降毎年12月を調査時点とし、郵送法による質問紙調査を行ったもので、2010年まで計5回の調査を実施している。有効回答社数は第1回調査の2,897社を皮切りに年々減少の一途を辿り、最終の第5回調査では1,359社であった。創業時の組織形態は個人企業がおおよそ2/3を占め、企業家の性別は男性が83.8%、平均年齢は41.9歳、最も多かったのが30歳代の38.0%であった。業種別では、飲食・宿泊業の15.2%を筆頭に、個人向けサービス14.5%、小売業14.0%、医療・福祉12.8%が続く。

5 データの分析方法

本章では、はじめに当初のデータから各変数を構築した方法について触れたのち、外部支援とパフォーマンスの関連性の分析方法について説明を行う。尚、使用するデータはパネル調査として設計されたものであったが、本研究の分析はパネルデータの特性を活かした分析ではない。後述のとおり、各種のパフォーマンス測定値として最終年度のデータのみを従属変数として用いるため、最終年度の回答が取得できなかったサンプルが落ちてしまうという問題がある。そこで、最終年度に回答があり同年度末の時点で事業が存続中と推定され、且つ各変数を構築するに際し深刻な欠損のないサンプル(N=1053)に限った分析を行う。

5.1 分析モデル変数の構築

パフォーマンスとして用いる従属変数は次の4指標である。まず成長を示す指標として最終年度の月商で、万円単位の連続変数である。次に同じく成長の指標として最終年度の従業員数とし、人数を単位とする。3つ目は、最終年度の採算とした。これは、「黒字」=1か「赤字」=0の二値変数である。4つ目に、最終年度における経営者の総合満足度を採用した。具体的には、「全く不満である」=0から「大変満足である」=4となる5件法の変数である。

処置変数については、先に触れたとおり4カテゴリーから計9指標の外部支援の有無とする。詳細を記すと、まず一つ目のカテゴリーを資金支援として、これを支援母体によりさらに2分類し、公的機関に

よる公的資金支援と民間銀行等による非公的資金支援の2指標とした。次に、インフラ支援として、これを支援物件について2分類し、事務所等と製造等設備の2指標とした。続いて、紹介支援を設定し、紹介の対象によって販売先、仕入先、従業員の3指標とした。最後に、情報支援と命名し、計画策定等に係る指導・助言を行う計画等支援、及び起業・経営に関する一般的な相談に応じる相談等支援と、計9つの処置変数を設定した。傾向スコアを二値ロジットモデルによって簡便に推定するためには、処置変数を二値化する必要がある。表1は、調査データにおいて9種類の支援を受けたそれぞれの回数について、サンプルの分布状況を示したものである。各支援を受けた回数についての変数の分布は、どれも0回に多く偏っており、したがって処置変数について0回のみを0(対照群)とし、他を1(処置群)とする二値変数とし、処置群と対照群を適切にバランスする配分とした。

表1 支援(処置)種類毎の受けた回数の分布(%)

	0回	1回	2回	3回	4回	5回	N
公的資金支援	57.9	20.3	10.8	6.3	3.6	1.1	1053
非公的資金支援	43.8	39.5	11.6	4.0	0.9	0.2	1053
事務所インフラ支援	80.1	16.8	2.7	0.4	0.0	0.0	1053
設備等インフラ支援	81.4	14.3	3.0	1.0	0.2	0.1	1053
販売先紹介支援	39.5	25.8	15.9	10.5	6.4	1.9	1053
仕入先紹介支援	53.7	26.7	11.9	5.0	1.8	0.9	1053
従業員紹介支援	75.1	17.2	5.2	1.6	0.8	0.1	1053
計画等情報支援	47.2	34.1	11.0	5.7	1.5	0.5	1053
相談等情報支援	56.7	28.8	9.1	3.8	1.4	0.2	1053

注:後の分析に使用するサンプル中での分布

傾向スコアの推定に含める共変量は、「各業種ダミー、法人ダミー、ベンチャーダミー、FCダミー、経営者の性別、経営者の年齢、経営者の学歴、経営者の事業経験年数、経営者の経験有無、経営者の既婚未婚、経営者の子供有無、経営者の拡大意欲、調査初年度時点の知識面の自信度合(以下資金面の苦労度合まで、すべて調査初年度時点のチェック付与数を指数化)、マーケティング面・技術面・マネジメント・ネットワーク面の各々の自信度合、翻ってマーケティング面・管理面・財務面・従業員面・資金面の各々の苦労度合、さらには調査初年度の月商(以下すべて調査初年度の回答)、従業員数、採算、従業員数」とした。分析においては非線形的な関係を考慮し、多くの変数をダミー変数化して投入している。これにより、推定される因果効果のバイアスはより小さくなるのが期待されるが、一方で推定値の分散は大きくなる。共変量をより厳密に統制する代わりに、コモンサポート(処置群と対照群における傾向スコアのオーバーラップが存在する区間)を減少させて

しまうためである。

5.2 傾向スコアマッチング

以上の枠組みにより、前述した9種類の各外部支援を従属変数とするロジスティック回帰分析によって、それぞれ傾向スコアを推定する。その際、ステップワイズ法(変数増減法)を用いて、AIC基準に基づいた最適な変数選択を行うこととする。

傾向スコアマッチングは、処置群と対照群間の観測された共変量によるバイアスを減少させるための方法として観察研究において広く利用されている。その目的は、観察された共変量から傾向スコアを推定し、推定した傾向スコアを用いて群間で共変量に偏りのないマッチング標本を作ることにある。この方法は処置群と対照群で傾向スコアの近い値を持つ2個体を選びマッチングし、マッチした標本において処置群と対照群を比較するというペアマッチングベースの手法である。2つの群から2個体をマッチングさせる方法はいくつかあるが、本論文では、統計ソフトR(version3.2.3)により1:1の最近傍キャリパー・マッチング(nearest neighbor matching using caliper 0.25)を用い、処置群への平均因果効果ATT(Average Treatment effect for Treated)を推定する。その結果、有意(5%未満)に差が生じた場合に、当該外部支援によるパフォーマンス向上の効果が存在したと見なすことができる。

表2は、外部支援ごとに傾向スコアを算定した際のロジスティック回帰モデルのフィットの指標であるc統計量を示したものである。これは、いわゆる「強く無視できる割り当て」条件の成立度合いを示す数値であるが、最小0.632から最大0.756となっており、まずまずの水準にあることが確認できている。

表2 外部支援傾向スコア算定時のc統計量(AUC)

	公的資金	非公的資金	事務所等インフラ	設備等インフラ	販売先紹介	仕入先紹介	従業員紹介	計画等情報	相談等情報
c統計量	0.7545	0.6650	0.6539	0.7163	0.7203	0.7266	0.7561	0.6501	0.6320

5.3 推定された因果効果の確認:IPW

前節では、傾向スコアマッチングの手法を使って、外部支援とパフォーマンス向上との因果関係を確認すると述べた。推定された傾向スコアを用いて、具体的な調整を行う方法として、Rosenbaum and Rubin[6]はマッチングの他に、層別解析、共分散分析と3つの方法を提案したが、それぞれ欠点が指摘されている。マッチングに即して主要な欠点を挙げると、①因果効果の推定値は計算できても、その正確な標準誤差や従属変数の周辺期待値が計算できない、②マッチングの方法は一意に決まらないので恣意性

が残る、③1:1 マッチングの場合、被験者の多い群でデータの多くが無駄になる、などである(星野他[14])。そこで、前節で確認した因果関係の頑健性を検証するため、こうした欠点を補完する性質をもつ IPW (Inverse Probability Weighting) 推定量の手法を使って、同じ外部支援とパフォーマンスの組み合わせについて、因果効果を調べる。IPW 推定量とは、傾向スコアの逆数を重みとする重み付けを用いた推定量を指す。具体的には、外部支援を受けた企業については傾向スコアの逆数で重み付けし、受けていない企業については(1 - 傾向スコア)の逆数で重み付けをする。その状態で、外部支援を受けた企業と受けていない企業のパフォーマンスの平均値を比較するものであり、傾向スコアの算出が高い精度で行われていれば、この平均値の差が当該外部支援の効果と見なすことができる。傾向スコアマッチングに対する概念として、傾向スコアウェイティングとも称され、マッチングの欠点と指摘された因果効果の標準誤差や従属変数の周辺期待値も算定される。

6 支援効果の分析結果

本節では、各外部支援による処置効果を検証していく。すでに述べたように、処置変数(外部支援)が9種類、パフォーマンス指標たる従属変数が4種類あるため、計36回(=9×4)の傾向スコアマッチングを行った。その処置効果について分析した結果が表3である。各外部支援について、実際に支援を受けた企業の群(処置群)とそうでない企業の群(対照群)との間でパフォーマンス値の平均値の比較を行う。その算出された群間差(ATT:平均処置効果)が統計的に有意であれば、その外部支援は対象のパフォーマンス向上に対して効果的だといえる。

表3では、群間差(ATT)と標準誤差、及びその統計的検定の結果を記載している。大半の支援において、処置群と対照群の間に統計的な有意差は認められなかったが、いくつか興味深い結果が観察された。まず、相談等情報支援による損益状況(採算)のATTが0.128(p<.01)となった。相談等情報支援を受けた企業群は、そのことによって黒字企業の比率が約13%高まったことを示している。この結果から、相談等情報支援の有無によって損益状況(採算)に与える効果が存在するという因果関係が確認できた。

また、有意水準5%未満(p<.05)の水準で、非公的資金支援により損益状況(採算)及び満足度に対して負の効果が確認された。具体的には、非公的資金支援を受けた企業群において、同支援を受けたことによって黒字の比率が約9%減少するとともに、満足度を約0.2ポイント引き下げた(6点尺度)。今回の

研究で明確な原因を特定することは困難だが、損益については金利負担による利益の押し下げや資金調達によって取り組んだ設備投資の失敗等が考えられる、また、満足度については資金調達の目的を果たした充足感以上に、将来に亘って背負うことになる返済の負担感が心理的な重しとなった可能性がある。

表3 傾向スコアマッチング後の外部支援の効果検証(caliper=0.25)

	N=1,053		公的資金(443)		非公的資金(592)		事務所等インフラ(209)		設備等インフラ(196)	
	群間差	標準誤差	群間差	標準誤差	群間差	標準誤差	群間差	標準誤差	群間差	標準誤差
月商	56.574	88.679	56.065	77.555	-9.675	65.871	19.927	82.601		
損益状況	-0.039	0.049	-0.093(**)	0.042	-0.067(*)	0.040	0.027	0.050		
満足度	-0.081	0.092	-0.166(**)	0.084	-0.010	0.084	0.100	0.100		
従業員	1.153	0.991	0.583	0.777	-0.757	0.711	1.000	0.807		
	販売先紹介(637)		仕入先紹介(488)		従業員紹介(282)		計画等情報(556)		相談等情報(456)	
	群間差	標準誤差	群間差	標準誤差	群間差	標準誤差	群間差	標準誤差	群間差	標準誤差
月商	111.520	79.222	14.985	63.445	10.500	94.154	-86.337	58.474	11.483	72.150
損益状況	0.015	0.048	-0.059	0.042	-0.045	0.048	0.047	0.040	0.128(***)	0.039
満足度	-0.066	0.096	-0.115	0.088	-0.189(*)	0.098	-0.021	0.083	0.055	0.080
従業員	1.206	0.825	-0.404	0.769	1.224	1.097	-1.46(*)	0.870	0.620	0.759

(注1)*p<.10 **p<.05 ***p<.01

(注2)支援名の右側()内数値は、処置群の件数

傾向スコアマッチングの目的は、処置群と対照群の比較可能性を高めることにあり、この目的が達成されたかどうかを確認するために、マッチングの前後において、2つのグループのそれぞれの共変量の差がどれほど縮まったかバランスをチェックする必要がある。ここでは、有意に因果効果が認められた相談等情報支援と非公的資金支援と因果効果が認められた3通りの組み合わせについて、確認を行った。

表4は傾向スコアマッチングを行う前後の共変量の変化について、最低p値の比較で確認を試みた。厳密には、個々の共変量について標準化差が小さくなっているかどうかと、分散比が1に近くなっているかどうかであるが、最低p値の格差からも共変量の調整が相応に行われていることが概ね確認することができた。

表4 傾向スコアマッチング前後の共変量の最低p値

因果関係	相談等情報⇒損益		非公的資金⇒損益		非公的資金⇒満足度	
	共変量	最低p値	共変量	最低p値	共変量	最低p値
マッチング前	(拡大)意欲	2.22E-16	新業経験年数	2.22E-16	新業経験年数等	2.22E-16
マッチング後	経営者年齢	0.001	ベンチャー(否=)	0.023417	ベンチャー(否=)	0.023417

次に、傾向スコアによるマッチング推定で指摘されたいくつかの欠点を補うべく、別の手法によって先に認められた因果効果の裏付けを行う。前述の通り、IPW 推定量を用いて因果効果の有無を再確認する。この手法は、傾向スコアの逆数による重み付けが、共変量によって影響される人数比の偏りを補正

する役目を果たすため、無作為な割り当てを施す処置にほかならない。正確な標準誤差や従属変数の周辺期待値の計算も行った。

表5では、相談等情報支援も非公的資金支援も、双方において有意で前節と同じ効果が認められた。つまり、相談等情報支援を受けた企業群は、黒字の比率が約8%高まった。これは、マッチング法の13%という結果よりは低い数値となった。また非公的資金支援を受けた結果は、黒字の比率が約6%減少するとともに、満足度を約0.1ポイント引き下げ、減少幅こそマッチング法より低い数値となったが、負の効果という結論は変わらなかった。

これにより、マッチングを使って因果効果が認められた外部支援とパフォーマンス変化の3通りの組み合わせは、ウェイトニングの代表的手法であるIPW推定量を使っても、同じ結果が確認できた。

表5 傾向スコアマッチング前後の共変量 p 値

因果関係	相談等情報→損益			非公的資金→損益			非公的資金→満足度		
	平均値	効果量	標準誤差	平均値	効果量	標準誤差	平均値	効果量	標準誤差
支援あり	0.693		0.0207	0.626		0.0207	2.889		0.042
支援なし	0.613	0.080	0.0207	0.683	▲0.057	0.0207	2.980	▲0.091	0.042

(注)全数値において***P<.01

7 むすび

スタートアップに対する外部支援は、そのパフォーマンス向上をもたらす重要な要因として考えられる。本研究では、日本政策公庫が融資支援を行ったスタートアップを対象とし、パネルデータの一部を用いて外部支援の内容とパフォーマンス向上の因果効果について分析を行った。

分析の結果、多くの外部支援が単独では有意な効果が認められなかったなかで、相談等情報支援から損益への正の効果と非公的資金支援による損益と満足度に対する負の効果を見いだした。傾向スコアを使った複数の手法で、スタートアップ支援とパフォーマンスについて因果分析を行った点は、本研究の新規性の一つに挙げられる。

スタートアップに対する外部支援への関心は、当事者のみならず経済及び社会全体においても高まっている。本論文では、スタートアップ経営者から取得した既存の個票データ、及び近年進展してきた因果分析手法の一つである傾向スコアを用いた分析結果を示した。今回の研究は、設定した外部支援一つ一つについて単独で支援が行われたことを前提とした。今後は、複数の外部支援を有効に組み合わせることでパフォーマンス向上をもたらす新たな因果効果を見いだすなど、さらに有意義な研究が数多く行

われることが期待される。

参考文献

- [1] Austin, P. C.: An Introduction to Propensity Score Methods for Reducing the Effects of Confounding in Observational Study. *Multivariate Behavioral Research*, 46(3) (2011)
- [2] Guo, S.Y., Fraser, M.W.: *Propensity Score Analysis: Statistical Methods and Applications*. Thousand Oaks, CA: Sage Publications (2010)
- [3] Key, H.T., Nguen, T.T.M., Ng, H.P.: The Effects of Entrepreneurial Orientation and Marketing Information on the Performance of SMEs, *Journal of Business Venturing*, Vol.22:592-611 (2007)
- [4] Lerner, J.: The Government as venture capitalist: The long-run effects of the SBIR Program. *Journal of Business* 72:285-318 (1999)
- [5] Madsen, E.L.: The Significance of Sustained Entrepreneurial Orientation on Performance of Firms - A Longitudinal Analysis. *Entrepreneurship and Regional Development*, Vol.19(2):185-204 (2007)
- [6] Rosenbaum, P.R., Rubin, D.B.: The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70:41-55 (1983)
- [7] Storey, D.J.: *Understanding the Small Business Sector*. Thomson Learning, London (1994)
- [8] Stuart, E.A.: *Matching Methods for Causal Inference: A Review and a Look Forward*. *Statistical Science* 25, no. 1, 1-21. doi:10.1214/09-STS313 (2010)
- [9] 江島由裕:「日本のスタートアップ企業の成長要因(1)(2)ーデモグラフィックと企業成長ー」, 大阪経大論集・第61巻第4号, pp49-64, 第5号, pp109-124(2010)
- [10] 岡室博之・加藤雅俊:「スタートアップ企業における雇用の成長と構成変化の決定要因: 研究開発型企業とそれ以外の企業の比較分析」, *フィナンシャル・レビュー* (112), pp8-25 (2013)
- [11] 忽那憲治:「雇用を創出する成長中小企業の経営戦略」『調査月報』(国民生活金融公庫) 523号 pp12-19 (2004)
- [12] 日本政策金融公庫総合研究所:「新規開業パネル調査結果」(2011)
- [13] 星野崇宏:「調査観察データの統計科学ー因果推論・選択バイアス・データ融合」(2009)
- [14] 星野崇宏・岡田謙介:「傾向スコアを用いた共変量調整による因果効果の推定と臨床医学・疫学・薬学・公衆衛生分野での応用について」, *保健医療科学*, 55(3), pp. 230-243 (2006)

高級寿司割烹店におけるCRMを目的とした顧客行動研究

Customer Behavior Research for Customer Relationship Management in High-end Sushi Shop.

辛 郷孝¹、瞿 雪吟¹、菅 愛子¹、高橋 大志¹

Kiyotaka Shin¹, Xueyin Qu¹, Aiko Suge¹, Hiroshi Takahashi¹

¹慶應義塾大学 大学院経営管理研究科

¹Graduate School of Business Administration, Keio University

要旨: 本研究は、外食産業のPOSデータを用いて企業の経営力向上に繋げるシステムの提供を目的としている。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。この課題に顧客関係管理 (Customer Relationship Management, CRM) が有効と考え、常連客が再来店する行動を説明する要素を検出すべく、客単価の高い寿司店のPOSデータと顧客データを分析した。顧客の購買行動の特徴を明らかにし、優良顧客の識別と販売政策の検討を行う。

Abstract: This research aims to construct a system that leads the improvement of restaurant competitiveness by using POS data. 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. In order to solve this problem, we analyzed the POS data and customer data of a high-end sushi shop with a high customer unit price and hypothesized that several factors may affect customers' loyalty through CRM (Customer Relationship Management). Besides, this study contributes to identify loyal customers through purchasing behavior.

1. はじめに

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。また、近年、外食産業でも様々なデータを活用するようになった一方で、多種多様なデータを顧客の分析に活用しきれていないのが現状である。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及び会員データを分析し、新規客から常連客に進むために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データ及び会員データを対象とした分析を行う。高級寿司割烹店の新規顧客が再来店する行動を説明する要素を検出するべく、関連性を明らかにし機械学習を用いて来店予測や購買予測など、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. 先行研究

顧客行動予測に関する研究が多いが、そのうち、セール品に着目した報告として、山下・鈴木¹(2015)が挙げられる。当研究では、バーゲン販売を行う際に、初期購買した顧客が、リピーターになるか初期退出者になるかにはどのような要因と、さらに優良顧客になるかどうかの要因を、顧客の初期の購買行動データおよび顧客の属性データを用いて分析した。

また、新美・星野²(2017)は、小売企業の立場で、顧客の将来的な行動を予測するにあたって、顧客のWeb閲覧情報の多様性を考慮したモデルについて論じている。中山³(2016)は顧客の来店行動について、発生間隔に注目している。来店行動の不均一性を示すクランピネス指標を測定する。RFMでは捉えられない顧客の購買行動を識別し、顧客行動にクランピネスがあるかを検証した。

そして、竹内⁴(2010)らは、消費者のレシート情報を用いて、購買履歴の時間的・地理的な周期性に着目し、予測アルゴリズムによる推定結果を提示することで利用者の与える影響を分析した。

3. データ

POS データ及び会員データについては該当飲食店の共同研究の了承のもと、SoftTheater 社から取得した。本研究は、2014 年 4 月 4 日-2019 年 2 月 28 日までの 1,791 日間 (4 年と 330 日) において、高級寿司割烹店 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。また、会員データは、2018 年 5 月 1 日から 2019 年 2 月 28 日までの 303 日間においてのデータである。表 1 は上記 1,791 日のデータである。83,237 件の会計ごとのデータであり、1,850,120 件の注文データである。

表 1 : POS データ件数

項目	数量	解釈
データ取得日	1,791日	4年と330日
会計件数	83,237件	1テーブルごと
注文件数	1,850,120件	1注文ごと

表 2 : 会員データ件数

項目	数量	解釈
データ取得日	303日	10か月
会員数	12,316人	2019/2/28現在
店舗数	1店舗	分析対象店舗

表 3 : POS データサンプル

店舗コード	会員コード	来店日	伝票番号	商品名	商品単価	数量	金額	部門	来店時間
999	99999999	2019/02/28	9999	まぐろ三昧	842	1	842	カウンター	20:00:00

表 4 : 会員データサンプル

会員番号	電話番号	住所	累計来店回数	累計購入金額	最終来店日	顧客ランク	DM発送区分
99999999	09-9999-9999	東京都新宿区〇〇町1-1	3	30,000円	2019/02/28	A	06月01日

4. 分析方法

本研究における、新規客がリピーターになるか退出者になるかのような行動が 2 値となるデータが存在している。この行動に対して複数の要因を説明変数を用いて、行動との関係を明らかにしようとする場合にロジスティック回帰分析が幅広く用いられている。

本研究では、ロジスティック回帰分析を用いて、現役初期客がリピーターになる確率を検討する。推定モデルは以下のとおりである。

$$\log(p) = \log \frac{p}{1-p} = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots$$

被説明変数については、「リピーターになるか、ならないか」を用いた。具体的には、2018 年 5 月の新規客が、6 月に再来店行動を発生した場合を 1 とし、6 月に再来店行動を発生しなかった場合 0 とする。従って、5 月の新規客が 282 人、そのうち 6 月再来店した客は 51 人となる。会員データ及び POS データが初回来店を行う時点で得られる表 5 のような 8 個の説明変数を用いて解析して行く。

表 5 : 説明変数

説明変数	解釈	変数属性
離脱期間	5月の来店日から5月31日までの日数	連続
利用金額	初回来店の会計金額	連続
注文回数	初回来店で注文した品の数	連続
宴会・イベント	初回来店はお祝い、法事かどうか	ダミー
来店時間帯	昼飯か夕食か	ダミー
カウンター	カウンター席かどうか	ダミー
テーブル	テーブル席かどうか	ダミー
会員	初回来店の時、会員登録したかどうか	ダミー

5. 分析結果

AIC (赤池の情報量基準) 指標を用いたステップワイズ法で立てたロジスティック回帰モデルの結果は表 6 となる。

表 6 : ロジスティック回帰モデル

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-19.12861	947.32116	-0.02	0.98389
離脱期間	0.03689	0.02003	1.842	0.06545
注文回数	-2.80E-02	1.06E-02	-2.636	0.00839 **
テーブル	1.81E+01	9.47E+02	0.019	0.98474
カウンター	1.82E+01	9.47E+02	0.019	0.98465

表 6 より、5 月の新規客の 6 月再来店行動の発生は、注文回数と離脱期間が有意となっていることを

確認できる。注文回数が多ければ多いほど、6月の再来店確率は低くなる。逆に、5月上旬に新規になった客は、6月の再来店確率は高くなる。

モデルを評価するため、ROC 曲線 (Receiver Operatorating Characteristic curve) と AUC (area under the curve) を用いた。ROC 曲線は図 1 のようになる。

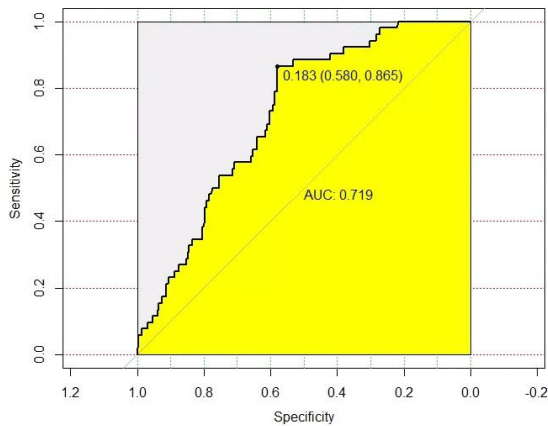


図 1 : ROC 曲線

ROC 曲線から見ると、分類閾値が 0.183 の場合、モデルの適合性が一番高い。そして、モデルの AUC 値は 0.719 となり、中程度の予測力が持つと言える。

表 7 : 混同行列

		予測の再来店	
		なし	あり
真の再来店	なし	365	214
	あり	37	70

6. まとめ

本研究は、外食産業の POS データ及び会員データを対象とした分析を行う。高級寿司割烹店の新規顧客が再来店する行動を説明する要素を検出するべく、関連性を明らかにし機械学習を用いて来店予測を行った。本分析では、限定的なデータではあるが、再来店モデルは一定的な予測力があると言える。

今後、データの拡張し、新規客が注文した商品群や客層等の情報で説明力を持つ新たな説明変数を探し、モデルを精緻化する。

参考文献

- [1] 山下遥, 鈴木秀男: セール品に注目した顧客の購買行動の解析 : 2 値データのクラスタリングを考慮したロジスティック回帰分析, オペレーションズ・リサーチ 60(2), 81-88, 2015-02
- [2] 新美 潤一郎, 星野 崇宏: 顧客行動の多様性変数を利用した購買行動の予測, 人工知能学会論文誌, 32 巻 (2017) 2 号
- [3] 中山雄司: 顧客関係管理研究の新動向 : 来店/購買間隔の不均一性を測るクランピネス指標, 甲南大学経営学会, 57 (2), pp.161 - 181, 2016-12-10
- [4] 竹内俊貴, 鳴拓志, 西村邦裕, 谷川智洋, 廣瀬 通孝: レシートログと消費行動に関する未来予測, 映像情報メディア学会技術報告, 34.25 巻 (2010)
- [5] 裴明花, 谷口伸一, 原隆浩, 西尾章治郎: 重要な顧客層及び相関ルール発見のための繰り返し購買パターンを考慮した相関ルールマイニング, 情報処理学会論文誌, 2006
- [6] 山田浩喜, 佐藤忠彦: 百貨店顧客の来店回数生起メカニズムの構造異質性の解析, 行動計量学, 84-1, 2016

自律分散型生産システムのための市場メカニズムの検討 —企業群全体の生産性と各企業の収益の改善を目指して—

A market mechanism for autonomous distributed manufacturing systems
-Towards improvement of total productivity and individual profit-

小峰 賢太^{1*} 齋藤 美紀¹ 中藤 愛子¹ 佐々木 一晋¹ 林 久志¹
Kenta Komine^{1*}, Miki Saito¹, Aiko Nakato¹, Isshin Sasaki¹, and Hisashi Hayashi¹

¹産業技術大学院大学
¹ Advanced Institute of Industrial Technology

Abstract: Under direct negotiation between the orderer and the contractor in the procurement process in the manufacturing industry, competitive bidding based on price often causes dumping. In addition, orders are concentrated on some contractors, and the productivity of the entire group of companies declines. In this research, we propose a market mechanism based on automated negotiation which selects the contractors so that production amount of the whole market increases while securing the profit of each contractor. More specifically, while the bidders try to get high-profit tasks from the projects on the market, our reverse-auction algorithm for the market allocates tasks to bidders so that the production amount of the entire market increases.

1. はじめに

近年、製造業ではAIやInternet of Things (IoT)技術の進展により、製造管理システムやFA機器をネットワークに接続し工場と経営の最適化を図るスマート・ファクトリー[1]やその実現を目指すドイツの国家プロジェクトであるインダストリー4.0[2]など、新たな製造の形態が国内外で盛んに議論されている。この新しい製造の形態の実現によって調達プロセスでは、製造ラインの状況がリアルタイムで確認できるようになり、発注者は設備が遊休状態にある企業や早期納品可能な企業との交渉が可能となる。

このような企業間での取引相手の発見や、受発注交渉などを支援する場の提供として、マーケットプレイスがある。海外では官民含め様々な特徴を持ったマーケットプレイスが展開されているが、いずれも主な受益者となる中小企業の参入が発展途上の段階にあり、またそれらの動的な探索方法、評価方法、選択方法、企業連合の形成なども課題として残っている[3]。また現在これらのマーケットプレイスを提供するプラットフォームは、人が能動的に情報を取り出し交渉を行っている。これによって限られた企

業との交渉しか望めず、リードタイムの短縮や生産性の向上を求めた交渉機会の拡大を期待するならば、人による交渉では限界がある。

一方、我が国ではドイツのインダストリー4.0に倣いSociety 5.0[4]を立案している。但し、Society 5.0の応用先は工業に限らない。このコンセプトは人だけでなく、AIやモノがインターネットに接続され、自動・半自動的に交渉する。これはエージェントと呼ばれるこれまで人が行ってきた意図や戦略のルールに基づいて行動するプログラムが、人の代理となり、ネットワーク上で相互にインタラクションを繰り返すことで、適切な取引相手の選択と取引を実現させる仕組みである。

しかしながら発注者と複数の受注者の直接交渉の下では、価格を基準とした競争入札となるケースがあり、これを行うと低価格入札を引き起こし問題となる。また、一部の受注者に発注が集中し、企業群全体としての生産性が低下するという問題もある。

これらの問題に対し本研究ではこのようなリバースオークションを取りながら各受注者の利益を確保しつつ、市場全体の生産量が増えるように落札者を選ぶ自動交渉の市場制度を提案する。具体的には受

* 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: b1715kk@aait.ac.jp

注者は提示される案件の中から利益の高い納期に間に合う案件に順位付けし入札、発注者は入札してきた受注者の中から、市場全体の生産量が増えるように落札者の順位付けを行う。オークションでは双方の希望のマッチングを図り、落札者を決める仕組みとなっている。また本研究は自律性を有する複数の構成要素が相互に協調することによって、全体として機能を維持する自律分散型システム・マルチエージェントシステム(MAS)での運用を想定している。

本稿は以下のように構成される。2章で関連研究について議論する。3章で想定するMASと問題定義を行う。4章で2つの案件割り当てアルゴリズム、1つのオークションアルゴリズムを説明する。5章で評価シナリオを説明する。6章でシミュレーション結果及び考察を示す。7章で本稿をまとめる。

2. 関連研究

クラウドコンピューティングの技術を用いて生産情報を共有し、一製品を作る製造工程を複数の工場や企業に分散して生産効率を上げる Cloud manufacturing (CMfg)と呼ばれるサービスモデルがある[5]。これは発注者と受注者のマッチングや、スケジューリングを行うことができ、需要変動などによる生産量の変動分を社内外に分散させることで、市場全体での生産性の向上に期待できる。本研究の想定する仮想市場も同様のサービスモデルを想定している。文献[6]で指摘するようにクラウドマニュファクチュアリングは医薬や食品といった製造工程を途中で分割できないプロセス型モノづくりには適用出来ないが、機械加工等による部品製作と組立工程からなるディスクリート型のモノづくりに適用することで、効果を期待することができる。

しかしながらこれまで製造したことのない案件に対して、即座に対応し生産に移行できるとは考えにくく、現場と発注者間の認識のすり合わせや、CNC工作機のプログラミング等の比較的長い段取り換え時間が発生すると考えてよい。また、同工程あるいは類似工程を連続して処理したほうが、段取り換え時間が低減されることは知られており[7]、本研究ではこれらをスイッチングコスト(SC)とする。なお本研究では簡単のため前者を SC_{high} とし、後者を SC_{low} と2段階設定した。

3. 問題定義

MAS は図1のとおり発注者が市場に提示する案件である複数のタスクオブジェクト(以後タスクとする)と、取引を管理する一つの市場エージェント、受注し生産を行う受注者の状態を反映した複数の生産エージェントからなる。

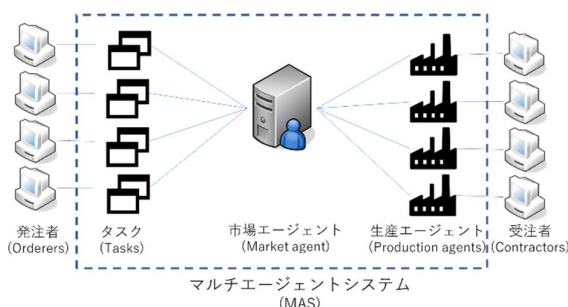


図1 エージェントの種類

このMASには大きく分けて3つのフェーズ(Phase)がある。Phase 1は市場エージェントがタスクの整理を行う。Phase 2は市場エージェントが取引市場を開き、生産エージェントにタスクを割り当てる。Phase 3は生産エージェントがタスクを生産する。

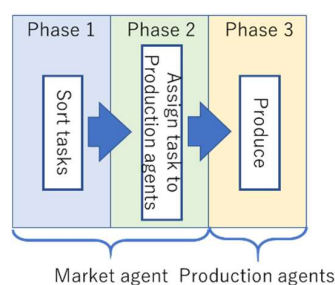


図2 フェーズ

このPhase 1の開始からPhase 3の終了までの期間を1系内時間(time in the system)とする。

このMASにおいて、Phase 2で市場エージェントが各タスクをどの生産エージェントに割り当てるか決定することが、本稿の問題である。このとき一部の生産エージェントにタスクが集中すると生産性が低下する。

4. アルゴリズム

本章ではPhase 1からPhase 3までのアルゴリズムを定義する。Phase 2において2つのタスクを割り当てるアルゴリズムと1つのオークションアルゴリズムを定義する。

【Phase 1】タスクの整理は以下のように行う：

タスク t_i は発注者より次の情報を与えられる。製造時間 $p_i (> 0)$ 、受注から納期までの時間 $d_i (> 0)$ 、利益 $v_i (> 0)$ 。発注者から与えられたタスク群(或いはタスク集合とする) $T = \{t_1, t_2, \dots\}$ は市場エージェント

の下でリスト化される．これをタスクリスト $T = [t_1, t_2, \dots]$ とする．また受注後，納期までの製造時間を除く余裕時間を $s_i (\geq 0)$ とすると，以下のように関係を定義できる．このとき i はタスクを区別する添字である．

$$s_i = d_i - p_i$$

s_i の小さいタスクほど優先順位が高いといえ，優先順位の高いタスクから順にタスクリストを並び替えることを，本稿では**優先度の高い順に並べる**という．

2章で説明したスイッチングコストの発生条件を次のように定める．例えば a という種類のタスク品目と b という a と異なる種類のタスク品目(他にも c, d, \dots)， a' という a と類似したタスク品目(他にも a'', a''', \dots)があるとする．このとき a のタスク品目を加工している企業が， b のタスク品目を着手した場合 SC_{high} を b の p_i に加算し P_b とする．

$$P_b = SC_{\text{high}} + p_b$$

また a の製造品目を加工している企業が， a' の製造品目を着手した場合 SC_{low} を a' の p_i に加算し $P_{a'}$ とする．

$$P_{a'} = SC_{\text{low}} + p_{a'}$$

スイッチングコストの関係を以下の式にまとめる．

$$SC_i(\delta_i) = \begin{cases} SC_{\text{high}} & \delta_i > w \\ SC_{\text{low}} & \delta_i \leq w \end{cases} \quad \delta_i \geq 0$$

但し， δ_i はタスクの差異度， w は区別に用いる任意のしきい値(定数)とする．

このスイッチングコストの概念を導入すると，例えば現在 a の製造品目を製造している企業は互いに競合関係となる．複数の取引を通し a 或いは a' を連続して受注できなかった場合，スイッチングコスト SC_{high} が発生する．これが生産性低下の一因になるとも考えられるため競合関係を解消すべく，できるだけ類似したタスク ($0 \leq \delta_i \leq w$) を続けて受注できるようにしたい¹．いくつか方法が考えられるが，本研究では次の(3)までの方法を行う．

市場エージェントが a からなるタスク集合 $A_1 = \{a_1, a_2, a_3, \dots\}$ と， a と類似する a' からなるタスク集合 $A_2 = \{a'_1, a'_2, a'_3, \dots\}$ の和集合を取り，タスク集合 $A = A_1 \cup A_2$ 但し ($A \subset T$) を作る．この A からランダムに k 個のタスク要素を取り出し，集合 $G = \{a_{b1}, a_{b2}, a_{b3}, \dots\}$ 但し ($G \subset A$) を作る． A の要素を優先度の高い順に並べた後のリストを $[a_{c1}, a_{c2}, a_{c3}, \dots]$ とする．この操作を A から k 個取りだせなくなるまで行う．

$$G_1, \dots, G_n = \{a_{c_1}, \dots, a_{c_k}\}, \dots, \{a_{c_{(q-1)k}}, \dots, a_{c_{qk}}\} \quad (1)$$

但し各集合 G は互いに素(disjoint)とする．このとき(1)の各集合の各要素を優先度の高い順に並べ，

$$LG_1, \dots, LG_n = [a_{c_1}, \dots, a_{c_k}], \dots, [a_{c_{(q-1)k+1}}, \dots, a_{c_{qk}}]$$

というリストにする．この時これら各 LG_j の i 番目に出現する各タスクの製造時間 $p_{i,j}$ と $SC_{i,j}(\delta_{i,j})$ を合計した製造時間 ρ_j は以下である．

$$\rho_j = \sum_{i=0}^n p_{i,j} + \sum_{i=1}^{n-1} SC_{i,j}(\delta_{i,j})$$

G_j の各タスクの受注から納期までの時間 d_i を合計した製造時間 γ_j は以下である．

$$\gamma_j = \sum_{i=0}^n d_{i,j}$$

但し， $\gamma_i - \rho_i \geq 0$ となるように組み合わせる必要がある．

G_j の各タスクの利益 v_i を合計した総利益 ε_j は以下である．

$$\varepsilon_j = \sum_{i=0}^n v_{i,j}$$

以上が G に与えられる情報である．

A 集合の要素のあまりは以下である．

$$A - \sum_{k=1}^n G_k = \{a_{c_{qk+1}}, \dots, a_{c_{qk+\alpha}}\} \quad (2)$$

但し， β は A の要素数， $\alpha = \beta \bmod k$ とする．

(2)の要素1つにつき，1つの集合を(3)のように作る．

$$G_{n+1}, \dots, G_{n+\alpha} = \{a_{c_{qk+1}}, \dots, a_{c_{qk+\alpha}}\} \quad (3)$$

このとき(3)の各集合のリストは，

$$LG_{n+1}, \dots, LG_{n+\alpha} = [a_{c_{qk+1}}, \dots, a_{c_{qk+\alpha}}]$$

となる．

種類の異なるタスク (b, c, d, \dots) でも同様の操作を行う．一連のリストを作る操作を本稿では**グルーピング**といい，グルーピングされたタスク(各 LG)を**グループ化タスク**という．また，このときタスクリスト T (つまり $LG_{n+1}, \dots, LG_{n+\alpha}$)は複数のグループ化タスクからなるものであるため，**グループ化タスク群**

¹ この考え方はスケジューリング問題などでグループスケジューリング(group scheduling)として知られている．

のリストとなる。

以下に Phase 1 のアルゴリズムを定義する。

- 市場エージェント
 - (i) タスク集合 $T = \{t_1, t_2, \dots\}$ をグルーピングする。

【Phase 2】 グループ化タスクの割り当ては次のように行う：

すべてのグルーピングが終わると取引市場を開始することが出来る。このとき市場エージェントがグループ化タスクを、どの生産エージェントに割り当てるか決定することが Phase 2 の問題となる。そこで Phase 2 では 2 つのタスクを割り当てるアルゴリズムと 2 つのオークションアルゴリズムを定義する。

1 つ目のランダムタスク取得型アルゴリズムを説明する。このアルゴリズムの目的は以降のアルゴリズムの性能評価のためのベースラインとなるアルゴリズムである。

取引市場が開催されるごとに、市場エージェントはランダムにグループ化タスクを生産エージェントに割り当てる。生産エージェントは市場エージェントからグループ化タスクを受け取り、生産待ちリスト W_f の最後尾に並べる。このとき優先度の高い順(余裕時間 s_i の少ない順)に並べる。

$$W_f = [t_1(s_1), t_2(s_2), \dots] \quad (s_1 \leq s_2)$$

但し、 f は各生産エージェントを区別する添字である。

このアルゴリズムはタスク取得後 $s_i < 0$ となる場合がある。このとき発注者視点で見ると納期を超えて納品されるため、他の納期に間に合う取引相手を探す機会を失ったことになる。これは発注者にとって不都合であるため、本アルゴリズムは $s_i < 0$ となったタスクは、納期に間に合わないものとしてはじめから取得しなかったことにして、グループ化タスク群のリスト T に戻す。Algorithm 1 を以下に定義する。

Algorithm 1 (ランダムタスク取得型アルゴリズム)

各エージェントは以下のように動作する：

- 市場エージェント
 - (i) 市場エージェントはランダムにグループ化タスクを生産エージェントに割り当てる。
- 生産エージェント
 - (i) 生産エージェントは市場エージェントからグループ化タスクを受け取り、生産待ちリストの最後尾に並べる。このとき優先度の高い順に並べる。
 - (ii) ($s_i < 0$) ならば s_i 値を元の値に戻しグループ化タスク群のリスト T に戻す。

2 つ目の納期考慮ランダムタスク取得型アルゴリズムを説明する。Algorithm 1 は納期に間に合わないグループ化タスク ($s_i < 0$) も生産待ちリストに加える問題があった。Algorithm 2 の目的は納期に間に合うグループ化タスクを、生産エージェントが選択する。

ある生産エージェント F_1 が、ある 1 つのグループ化タスクを生産するのに P 単位時間かかるとする。このとき F_1 の生産能力を $c (> 0)$ とおき、残製造時間を表すと以下の式になる。

$$F_1 \text{ の製造時間} = \left\lceil \frac{P}{c} \right\rceil$$

但し、 $\lceil \cdot \rceil$ は天井関数とする。

c を用いて F_1 の生産待ちリストすべてのグループ化タスクの製造時間を以下の式で表す。

$$F_1 \text{ の総製造時間} = \left\lceil \frac{\sum_{i=0}^n p_i + \sum_{i=0}^{n-1} SC_i(\delta_i)}{c} \right\rceil$$

Algorithm 2 の目的は納期に間に合うグループ化タスクを選ぶことであるため、市場エージェントから割り当てられたグループ化タスクが、その納期に間に合うか以下の式を用いて判定する。

$$R_f = d_j - \left\lceil \frac{\sum_{i=0}^n p_i + \sum_{i=0}^{n-1} SC_i(\delta_i) + p_j + SC_j(\delta_j)}{c} \right\rceil \quad (4)$$

但し f は各生産エージェントを区別する添字、 j は検討対象のグループ化タスクを区別する添字である。

市場エージェントは、ランダムに選んだ生産エージェント(総数 r 個とする)に対し、グループ化タスク群のリスト T (要素総数 n 個とする)の要素すべてを一つ一つ受注可能か提案する。このとき生産エージェントは(4)の計算を行い、この値が ≥ 0 であるとき、 j は取得可能なグループ化タスクとして市場エージェントから受け取る。

Algorithm 2 を以下に定義する。

Algorithm 2 (納期考慮ランダムタスク取得型アルゴリズム)

各エージェントは以下のように動作する：

- 市場エージェント
 - (i) 市場エージェントはグループ化タスク群のリスト T の要素の順番をランダムに入れ替える。
 - (ii) 市場エージェントは n 回(グループ化タスク群のリスト T の要素総数)(a)から(b1)または(b2)の動作を行う。
 - (a) ランダムに選んだ生産エージェントにグループ化タスク群のリスト T の最初の要素(グループ化タスク)を提案する。このとき次の分岐が発生する。
 - (b1) 生産エージェントに受け入れられたとき：グループ化タスク群のリスト T から最初の要素

を削除し、グループ化タスクを受け渡す。
(b2) 生産エージェントに受け入れられなかったとき:(a)に戻る。但し、すでに提案を行った生産エージェントには同じグループ化タスクを提案しない。

• 生産エージェント

(i) 市場エージェントから提案されたグループ化タスクを(4)式で検討する。このとき次の分岐が発生する。

- (a) (4)式が ≥ 0 ならば提案を受け入れ、グループ化タスクを受け取る。そして、生産待ちリストの最後尾に並べる。このとき優先度の高い順に並べる。
- (b) (4)式が < 0 ならば提案を受け入れない。

3 つ目の納期考慮オークションアルゴリズムを説明する。Algorithm 2 では2つの問題がある。1つ目の問題は、市場エージェントはステップ1において、グループ化タスク群のリスト T の要素の順番をランダムに入れ替え、このリストの先頭から生産エージェントに提案を行っているため、(4)式が ≥ 0 を満たせば、利益 v_i が低くとも生産エージェントは受け入れてしまう点である。2つ目の問題は市場エージェントがランダムに生産エージェントを選ぶため、生産エージェントにとって希望のグループ化タスクを受け取れるかどうかは乱数分布に依存し、不公平感がある。Algorithm 3 の目的はこれらの問題を解決する。

問題解決のため、生産エージェントの希望がある程度反映されるようなオークション制度を導入する。また、生産エージェントの希望を反映させるだけでなく、発注者にとってもメリットがあるよう、Algorithm 1,2 よりもすべての生産エージェントの合計生産量が多くなるような制度設計を行う。そのため次のオークションプロトコルを設ける。

オークションプロトコル

【Phase 2】

- 生産エージェントは(4)式を満たすグループ化タスクに入札でき、その中での希望順位を記した希望リストを市場エージェントに提出する
- 市場エージェントが入札者情報をグループ化タスクに記録する
- 市場エージェントはグループ化タスクの入札者の希望順位を記した希望リストを作成する

このとき市場エージェントと生産エージェントがグループ化タスクの取引を行う場を**オークション市場**とする。

これを以下で詳しく説明する。

各生産エージェント(各受注者)はグループ化タス

クに対し様々な評価方法によって、グループ化タスクの順位を決めることが出来るが、本稿は各受注者の利益 v_i を向上させるため以下の(5)の評価式を用いてグループ化タスクを評価する。

$$V_j = \frac{v_j}{p_j} \quad (5)$$

この評価式の計算された希望順位を記録するため、生産エージェントにエージェント変数である**希望リスト w** を設ける。但し、希望リストは生産エージェントに限らず発注者の代理として機能しているグループ化タスクにも設ける。

まず各生産エージェントは、グループ化タスク群のリスト T のすべての要素(グループ化タスク)に対し、納期に間に合うグループ化タスクか判定する計算(4)を行う。このとき ≥ 0 であるものは、生産エージェントの希望リストの先頭から順にグループ化タスクの固有番号を記録する。 T のすべての要素を計算し終えると、(5)式によって評価値の高い順(製造時間 p_i に対して利益 v_i の高い順)に並べる。

$$w_f = [t_1(V_1), t_2(V_2), \dots] \quad (V_1 \geq V_2)$$

この希望リストを市場エージェントに提出する。

市場エージェントはグループ化タスクに入札した入札者(生産エージェント)に対し様々な評価方法によって、入札者の順位を決めることが出来るが、本稿は市場全体での生産量を向上させるため(4)の評価式を用いて入札者を評価する。(4)式は納期に間に合うか判定する式である。しかし、この値が大きい時生産エージェントの生産余力が大きいといえ、複数のグループ化タスクを取得できる可能性がある。したがって生産余力がより大きくなるグループ化タスクを取得すれば、Algorithm 1,2 に比べより多くのタスクが生産されると期待でき、これを基に入札者の希望順位を決定する。

まず市場エージェントは各グループ化タスクに対し、希望リストを設定する。次にグループ化タスクの希望リストの先頭から順に入札者の固有番号を記録する。すべての入札者を記録し終えると、(4)式によって評価値の高い順(各生産エージェントの生産余力が小さくなるように)に並べる。

$$w_t = [f_1(R_1), f_2(R_2), \dots] \quad (R_1 \leq R_2, R_1 \geq 0)$$

次に落札者を決めるアルゴリズムを説明する。本稿ではマッチングアルゴリズムである DA アルゴリズム(Deferred Acceptance Algorithm)を採用する。DA アルゴリズムとは、Gale と Shapley が文献[8]の中で提案したアルゴリズムである。例えば n 個の集合 A と n 個の集合 B から、どちらかの要素が余ることなく1対1のペアとなるように n 組のペアを決める(これを**マッチング**という)。このときそれぞれの要素が相手の各要素に対し希望順位を持っているとする。

このような場合に DA アルゴリズムは双方の希望順位がある程度高くなるペアを決めることが出来る。以降本研究に合わせた形で、DA アルゴリズムを説明する。

本稿では集合 A を生産エージェント群、集合 B をグループ化タスク群とする。また、 A のある生産エージェント f_1 が B のあるグループ化タスク t_1 とペアになることを希望することを、本稿では**提案交渉**という。このとき t_1 の**合意**があれば、両者は**合意中**の状態をとる。合意は1対1マッチングにおいて常に1つの生産エージェントと1つのグループ化タスクの間で行われる。いずれの生産エージェントとの合意がない、あるいはいずれのグループ化タスクとの合意がない状態を**フリー**とする。アルゴリズムの動作中どちらの各要素もフリーまたは合意中のいずれかの状態をとる。また、生産エージェントのうち $w_f = \emptyset$ (空集合)である生産エージェントは、このアルゴリズムに参加することが出来ない。

最初はどちらの各要素もフリーの状態をとる。ステップ1ではフリーの生産エージェント f_1 が希望リスト w_{f_1} で最も順位の高いのグループ化タスク t_1 と提案交渉する。このとき t_1 がフリーならば両者(f_1, t_1)は合意中となる。 t_1 が他の生産エージェント f_2 と合意中ならば、 t_1 の希望リスト w_{t_1} でより順位の高い方と合意する。このとき、合意から外された生産エージェントはフリーになり、自分の希望リスト t_1 からを削除する。以上の動作をフリーの生産エージェントがなくなるまで続ける。

合意中のペアの固有番号を記録するリストを M とする。アルゴリズム終了後 M に記録されているペアが、落札者とそのグループ化タスクとなる。以上が1対1マッチングを行う場合の DA アルゴリズムである。また、入札できた生産エージェントの数を n 、グループ化タスクの数を m とするとき、 $n > m$ 、 $n < m$ となる場合を1対多マッチングという。1対多マッチングにおける DA アルゴリズムについて文献[9]が知られている。1対1マッチングにおいて合意は常に1つの提案交渉側と被提案交渉側の間で行われるが、文献[9]では、1対多マッチングにおいて提案交渉をする側に複数の合意を許すアルゴリズムを提案している。この合意の数はアルゴリズムの実行前に決められるものであるが、本研究のように、交渉が成立する度に合意できる数が変化し、また希望順位が変化する条件では、文献[9]のアルゴリズムを適用することができない。また、本研究ではグループ化タスクには最大1の生産エージェントしか割り当てることが出来ないという制約がある。したがって、1対1マッチングを行う DA アルゴリズムを改良し、1対多マッチングとしたものを用いる。

Algorithm 3 を以下に定義する。

Algorithm 3 (納期考慮オークションアルゴリズム)

各エージェントは以下のように動作する：

• 市場エージェント

(i) 市場エージェントは以下の(a)から(c)を $[m/n]$ 回繰り返す。但し、生産エージェントの数を n 、グループ化タスクの数を m 、 $[]$ を天井関数とする。

(a) 各エージェント(市場エージェント、生産エージェント)は希望リストを更新する

(b) DA アルゴリズム(1対1マッチング)を行う

(c) M でペアになった生産エージェントにそのグループ化タスクを受け渡す。

<希望リストの更新>

(i) 市場エージェントは生産エージェントから生産エージェントの希望リストを受け取る。

(ii) 市場エージェントは生産エージェントの希望リストを基に入札者情報(生産エージェントの固有番号, (4)式の計算結果)をグループ化タスクに記録する。

(iii) 市場エージェントはグループ化タスクの入札者の希望順位 $[R_{f_1}, \dots, R_{f_m}]$ 但し、 $R_{f_p} < R_{f_q}$ を記した希望リストを作成する。

• 生産エージェント

(i) グループ化タスクを受け取る。そして、生産待ちリストの最後尾に並べる。このとき優先度の高い順に並べる。

<希望リストの更新>

(i) 生産エージェントはグループ化タスク群のリスト T の先頭から順に(4)式を計算し、 ≥ 0 ならば希望リストの先頭から順にグループ化タスクの固有番号を記録する。

(ii) すべての記録が終わると生産エージェントは希望リストの要素一つ一つに(5)式を計算し、希望リストをこの値の大きいものから順に並べる。

(iii) 希望リストを市場エージェント渡す。

【Phase 3】タスクの生産は次のように行う：

すべてのグループ化タスクの割り当て、或いはオークションが終わると、生産エージェントは生産を開始することが出来る。以下に生産のアルゴリズムを定義する。

各生産エージェントは生産待ちリスト W_f に仕掛品(後述)があれば生産待ちリストの先頭に並べる。生産待ちリストの先頭のタスク(グループ化タスクの各要素)から順に生産能力 c ぶん生産することが出来る。生産待ちリストを前から順に生産したときの製造時間の合計値を $\{p_1 + \dots + SC(\delta)_k + p_k + \dots +$

p_n とする。このとき、 $\{p_1 + \dots + SC(\delta)_k + p_k\} \leq c$ となる最大の数を k とし、 k 番目のタスクまで生産する。残りの生産能力を $c_{\text{remainder}} = c - \{p_1 + \dots + SC(\delta)_k + p_k\}$ とすると、 $k+1$ 番目のタスクの製造時間は $SC(\delta)_{k+1} + p_{k+1} - c_{\text{remainder}}$ の仕掛品となるため、 $k+1$ 番目のタスクの製造時間 p_{k+1} をこれに更新する。このとき、生産エージェントは生産できたタスクを生産待ちリストから消去し、各タスクの利益 v_i を受け取る。以上を本稿の生産とする。

その後システムは系内時間を 1 進める。システムは各生産エージェントの生産待ちリストの各タスクの d_i から 1 ポイント引く ($d_i - 1$)。

以下に Phase 3 のアルゴリズムを定義する。

- 生産エージェント
 - (i) 生産エージェントは生産待ちリストのタスクを生産する。
- システム
 - (i) システムは系内時間を 1 進める。
 - (ii) システムは各生産エージェントの生産待ちリストの各タスクの d_i から 1 ポイント引く ($d_i - 1$)。

5. 評価シナリオ

3 章の関連研究で議論したようにディスクリート型ものづくりを行っている企業に適用した場合に効果を期待できるため、金属加工を行うマシニングセンタ、フライス盤、旋盤、ボール盤などを有する多品種少量生産企業を仮定する。3 章で問題定義したように複数の同じような生産能力を持った企業群を想定し、また本稿では $c=1$ の生産能力を有する企業を対象とする。これらを基に以下に実験条件を定める。

$c=1$ の生産能力を持った企業をシミュレータに 5 社用意する。

疑似乱数のシードを 1 から 100 の間で各 1 回ずつ試し検証する。

次に各パラメータ値を、想定する $c=1$ 程度の生産能力を持った企業の実態できるだけに近くなるよう値を仮定し実験を行う。以下に実験条件とその値を示す。

次のいずれのパラメータもその分布は次に指定した範囲の中で乱数分布に従って発生する。 p_i は 1 ~ 4 の値、 s_i は 10 ~ 15 の値、 v_i は製造時間に比例するよう p_i 値に -1 ~ 4 を足した値とした。

仕事を 5 種設定し大分類の発生比は(4:3:1.5:1:0.5)、小分類は 4 種でいずれも発生は乱数分布に従う。 SC_{low} の値は 1、 SC_{high} の値は 5 と仮定し検証する。

評価指標は 30 回取引を行った時の各生産の収入の平均値、全生産の生産数合計で評価を行う。

6. シミュレーション結果・考察

30 回の取引で 1500 件のタスクが取引市場にある時の全生産エージェントのタスク生産数によってグルーピングの効果を以下に示す。

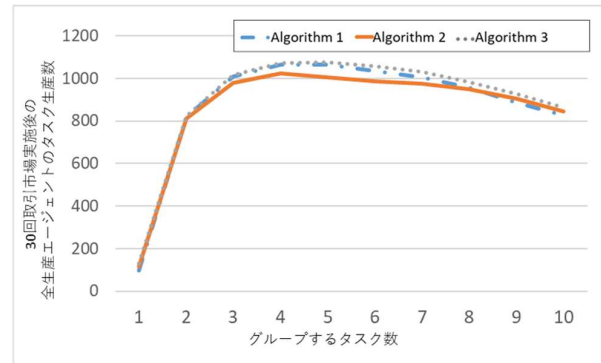


図 3 グルーピングの効果

本実験より、同条件では 4 つごとにタスクをグルーピングしたとき最も生産量が向上することを確認した。

次にグルーピングを行わない条件(1 つのグループ化タスクが 1 つのタスクからなる)でオークションの効果を確認する。評価シナリオに基づき 30 回取引を行った時の各生産エージェントの収入の平均値、全生産エージェントの生産数合計を 150, 600, 1050, 1500 件のタスクが取引市場にある条件で評価する。以下に結果を示す。

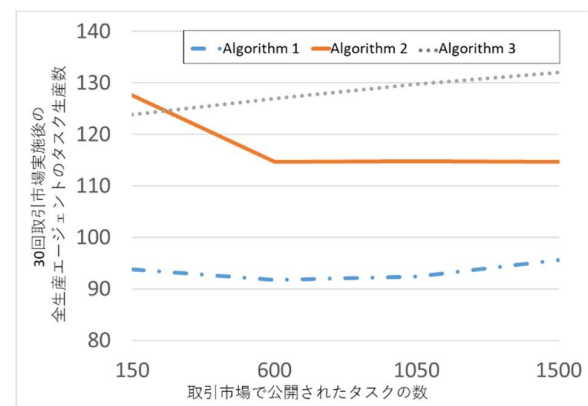


図 4 30 回取引市場実施後の全生産エージェントのタスク生産数

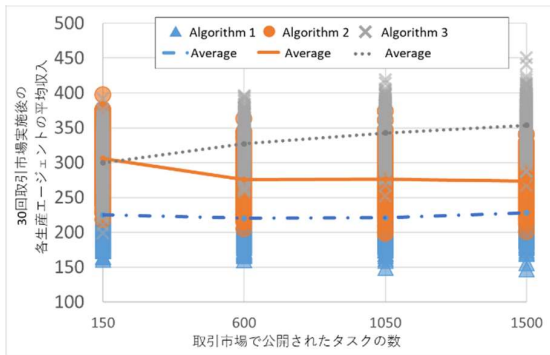


図 5 30 回取引市場実施後の各生産エージェントの平均収入

Algorithm 3 は図 4, 5 いずれでも他のアルゴリズムに比べ結果が良好であった。

最後に評価シナリオに基づき、4 つごとにタスクをグルーピングし、30 回取引を行った時の各生産エージェントの収入の平均値、全生産エージェントの生産数合計を 150, 600, 1050, 1500 件のタスクが取引市場にある条件で評価する。以下に結果を示す。

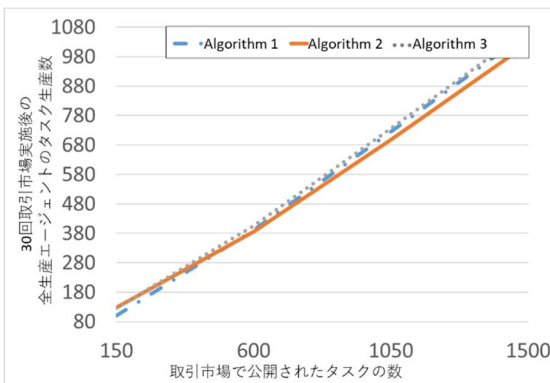


図 6 30 回取引市場実施後の全生産エージェントのタスク生産数(グルーピングするタスク数 4)

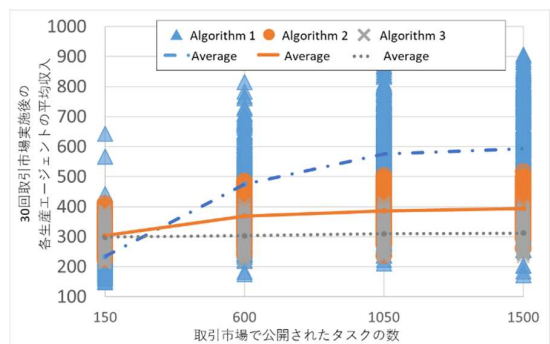


図 7 30 回取引市場実施後の各生産エージェントの平均収入(グルーピングするタスク数 4)

図 6 ではわずかながら Algorithm 3 が他のアルゴリズムに対して優位である。一方、図 7 では各生産エージェントの収入の平均値は他のアルゴリズムを下回る。これは Algorithm 3 の希望リストの作成(i), (ii)において(4)式を基に希望順位を決め、そのようなグルーピングタスクは p_i 値が小さく、評価シナリオで v_i 値を p_i 値に比例させていることから、その影響を受けているためと考えられる。しかしながら、Algorithm 3 の分散が最も小さいことから、他のアルゴリズムに対して公平な分配方法と言える。

7. まとめ

本稿ではリバースオークションを取りながら各受注者の利益を確保し、市場全体の生産量が増えるように落札者を選ぶ自動交渉の市場制度を提案し、シミュレーションで評価した。また市場エージェントによるタスクのグルーピングが、最も効果が高いことを確認した。

参考文献

- [1] 清 威人: スマート・ファクトリー 戦略的「工場マネジメント」の処方箋, 英治出版, pp. 76-93, (2010)
- [2] Jay Lee, Behrad Bagheri, and Hung-AnKao: A Cyber-Physical Systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems, *Manufacturing Letters*, Vol.3, pp. 18-23, (2015)
- [3] Sonia Cisneros-Cabrera, Asia Ramzan, Pedro Sampaio, Nikolay Mehandjiev: Digital Marketplaces for Industry 4.0: A Survey and Gap Analysis, *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, Vol.506, No. 1, pp. 18-27, (2017)
- [4] 内閣府.: 第 5 期科学技術基本計画, <http://www8.cao.go.jp/cstp/kihonkeikaku/5honbun.pdf>, (visited on 2019)
- [5] F Tao, L Zhang, V C Venkatesh, Y Luo, and Y Cheng: Cloud manufacturing: a computing and serviceoriented manufacturing model, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part B Journal of Engineering Manufacture*, Vol.225, pp.1969-1976, (2011)
- [6] 勝村 義輝, 杉西 優一, 貝原 俊也: クラウドマニュファクチャリングの生産効率性に関する研究, *日本機械学会論文集*, Vol.82, No.835, (2016)
- [7] Shaheen Fatima, Sarit Kraus, and Michael Wooldridge: *Principles of Automated Negotiation*, pp.69-72, (2014)
- [8] D. Gale and L. S. Shapley, *College Admissions and the Stability of Marriage*, Vol.69, No.1, pp. 9-15, (1962)
- [9] Alvin E. Roth, *The Evolution of the Labor Market for Medical Interns and Residents: A Case Study in Game Theory*, *Journal of Political Economy*, Vol.92, No.6, (1984)

エージェントシミュレーションによる 農業経営の持続性検討

A Study on Sustainability of Agricultural Management by Agent Simulation

軽部 勲¹ 倉橋 節也¹

Isao KARUBE¹, Setsuya KURAHASHI¹

¹筑波大学

¹University of Tsukuba

Abstract: Japanese agricultural sector is facing several risks such as "the aging farming population", "the shortage of successors", "the increasing abandoned farmland" and "low profitability ". Japanese government and farmers have been deploying various efforts to eliminate these risks such as changing The Agricultural Land Act and investing Infrastructure investment. There are some cases of improving sales by constructing new irrigation facilities and developing means of transportation and sales channels. In this paper, authors made simple plant selection models of farmers and governments and try to check the impact to planting of farmers by agent simulation. As a result of simulation experiments, the simulation environment enabled authors to confirm the change due to differences in producer's price bargaining power and administrative decision-making pattern in parameters designed with reference to actual conditions.

1. はじめに

日本の農業分野では高齢化や担い手不足に伴う耕作放棄地の増加により、生産量が低下している[1]. 政府や自治体では農作物の生産量や売上を向上させるために様々な施策を講じている. 主な施策として、農業法人参入障壁低減を目指した農地法改正、生産者維持を目的とした補助金、生産/販売の増加を目的としたインフラ投資、などが実施されている. 中でも、インフラ投資の例として新たな灌漑施設を構築したり輸送手段や販路を開拓したりすることにより売上を向上させる事例が見受けられる. 本研究では行政施策に伴う作付け品目の選択の変化に着目、エージェントベースモデル(ABM)を用い、新たな施策が生産者へ与える影響度を評価可能なシミュレーション環境の構築を目的として検討を進めた.

2. 先行研究

農業の施策評価にはエージェントモデルの適用が有効である. 文献[2]では集落営農の組織化の効果予測を目的として、集落営農の規模拡大を想定した営

農組合の統合シミュレーションを実施しており、集落営農を組織化による影響が報告されている. また、小規模の農業生産者の経営統合による影響や、仮想的な社会において、農業参入企業の集落に与える影響の評価などの研究成果も報告されている[3]. 本研究では政府や自治体や自治体が進める施策である、補助金、インフラ投資に焦点を当て、行政の施策による生産者への影響をエージェントモデルにて検証することを目的とする.

3. エージェントモデルの検討

まず、農業への行政投資の題材として離島(沖縄県宮古島)における実態を調査し、調査結果をもとにシミュレーションの設計と環境構築、パラメータを検討し実験を行うこととした.

具体的なシミュレーション対象として沖縄県の宮古島の農業をターゲットとして調査、ヒアリングを実施した. ヒアリングは沖縄県宮古農林水産振興センターに対して実施し、行政の投資額、農家の生産実態など、シミュレーションに使用するパラメータについて知見を得ることができた. 生産者の情報と

して、

- ①サトウキビでは補助金の割合が多くを占める
 (売買価格に対し約2倍の補助金を支給)
- ②果樹では個人的な取引が多く、販路が増えれば
 単価、販売確率共に増加し収入が増加するが、
 今後それが継続するかは不透明

という知見を得た。更に、行政側の情報として農業と観光の両立を目指している、などの知見を得た。

続いてヒアリングの結果をもとにエージェントモデルの検討を実施した。本研究では、農業生産者の作付け品目選択モデルを作成、行政の投資に応じてどのように作付け品目に変化するか、シミュレーションを行い評価する方針とした。モデル化された作付け品目の販売を通して得られた、生産者の収入によって行政は次年度の投資を判断することとした。

今回検討した行政側の投資行動とその影響をTable 1に示す。補助金の投資は生産者を維持するために生産量に応じて給付するものである。また灌漑投資は、生産者の灌漑用水確保のコストを下げることができ、生産量も向上させる効果がある。更に空路整備などの販路投資は販売を増大するためのものであり、離島では販路の拡大により都市部へ高価格での販売が増加し、生産者の売上を大幅に伸ばす効果がある。

Table 1 行政の投資行動と影響

行動	影響
補助金	サトウキビ対象、生産量に応じ給付
販路投資	販路整備による果樹販売拡大
灌漑投資	灌漑用水整備での生産量増加、コスト削減

行政の投資行動に対し生産者は補助金や販路の状況に応じて作付け品目の選択を行うこととした。行政の投資行動に対する生産者の行動及び状態を示したものをFig.1に示す。

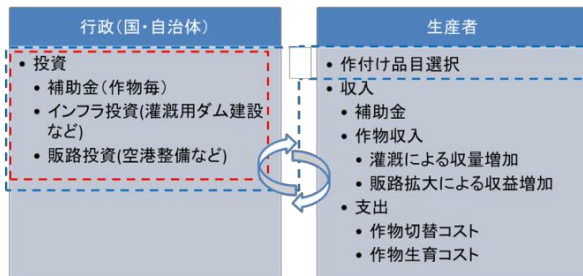


Fig.1 状態の時系列表示

Fig.2 に行動及び状態時系列に分解したものを示す。状態は各年における生産者の作付け品目と行政の投資結果の組合せで表現することとした。

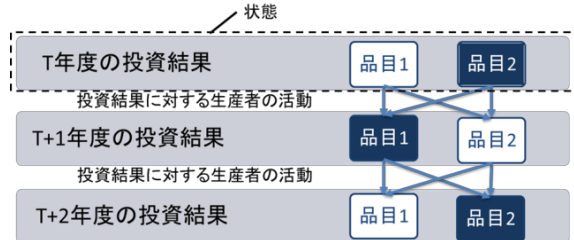


Fig.2 状態の時系列表示

本研究では行政の最適行動獲得モデルとして強化学習を用いた。強化学習は、試行錯誤を通じて価値が最大となるような行動を学習するものであり、環境のダイナミクスが未知の場合でも適用可能であることが特徴であるためエージェントモデルとの親和性が高い。ここでは、強化学習の代表的なモデルとしてQ学習を採用した。Q学習とは、ある環境状態sにおいて、行動aを選択する価値Q(s,a)を学習する方法となり、下記式で表される。

$$Q(s_t, a_t) = (1 - \alpha)Q(s_t, a_t) + \alpha(\text{reward}_{t+1} + \gamma \max_{a_{t+1}} Q(s_{t+1}, a_{t+1}))$$

ここで、tは時間、αは学習率、γは割引率、rewardは報酬を示す。

3. シミュレーション環境

このようなQ学習の行動として行政の投資を定義し、生産者の作付け品目選択をモデル化、生産により得た収入を報酬とし政府の判断に反映させるシミュレーション環境構築を目指した。Fig.3に構築したシミュレーションの概要を示す。Fig.3において、横軸は時間を示しており、この例では1年から10年分の推移をシミュレートする。また、縦軸には行政の行動と生産者が選択した作付けを示しており、上から3行が行政の各行動に対して作付け品目をマンゴーなどの果樹と選択した結果、下の3行はサトウキビを選択した結果を表している。また、各々の状態と行動の組を示すパッチと呼ばれる静止した領域に対し、Q値を表示させている。

本環境における実験で設定したパラメータをTable 2に示す。本パラメータにて10年間のエピソードを50万回実施し行政の行動を学習させた。また、調査の結果、果樹の価格は顧客に対する生産者の価格交渉力によって変化することがわかっているため、価格交渉力の影響評価のため販路拡大により新規顧客を獲得した場合の単価上昇率を、現状を想定した

20%, 高い交渉力を想定した 50%の 2 種類設定して実験を行った。また α , γ は 0.5 と設定した。

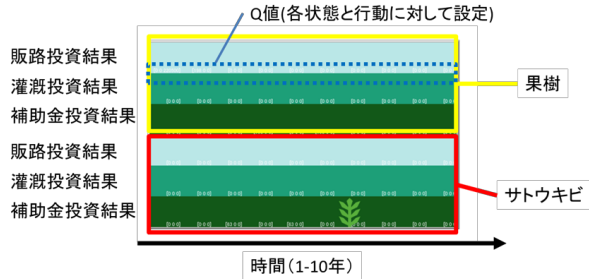


Fig.3 シミュレーション環境

Table2 作付け品目に対する項目及び設定値例

項目	サトウキビ	果樹
収入	50	100
生産コスト	10	30
補助金(補助あり/なし)	200/100	0
販売数(販路あり/なし)	100	70 /140
単価上昇率[%](販路有/無)	0	20 or 50/0
灌漑コスト削減率[%](灌漑有/無)	-50/0	-20/0
灌漑収益向上率[%](灌漑有/無)	20/0	0
他品目切替コスト	50	20

4. シミュレーション結果

シミュレーションによる実験結果を Fig.4 に示す。各円グラフにおいて、上は生産者の価格交渉力が通常の場合、下は高い場合を示しており、左側に行政の行動選択結果、右側に生産者の作付け品目選択結果(エピソード 40~50 万回における割合)を示している。行政の行動選択結果はいずれも補助金と灌漑が高い結果となっている。また、販路拡大による単価上昇率が通常である場合、生産者の果樹選択率は 2% となった。

販路拡大による単価上昇率が通常である場合、生産者の果樹選択率は 2% となり、現状の生産農家戸数に近い結果が得られ、実情を模擬可能なシミュレーション環境を構築することができた。

また、販路拡大による単価上昇率が高い場合、Fig.4 左下に示すように販路投資が少なく一方、Fig.4 右下に示すように果実の選択割合が非常に大きくなった。これは、生産者の価格交渉力が高ければ行政の販路への投資が少なくても高単価の顧客を確保することができるため、果樹生産者の持続性が高まることを示唆している。

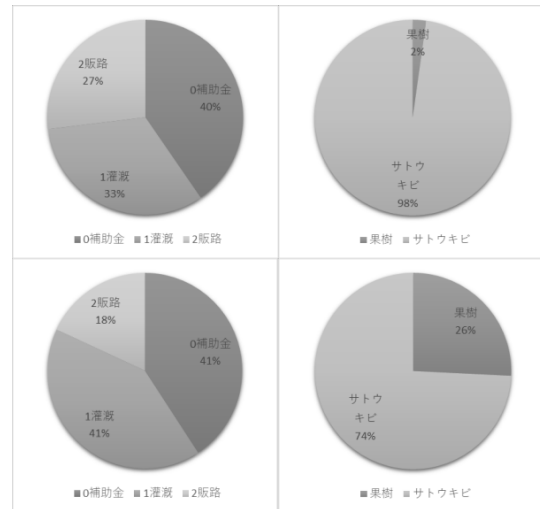


Fig.4 行政の行動及び作付け品目の割合
 (上: 通常価格交渉力, 下: 価格交渉力高)

5. まとめと今後の課題

行政施策に伴う作付け品目の選択の変化に着目し、農業の持続性検討を目的として、行政の投資とその生産者の作付け品目への影響についてシンプルな作付け品目選択モデルを設計、強化学習を用いたエージェントシミュレーション環境にて実験を行った。実験の結果、生産者の作付け品目選択率が学習により、現実によく結果を得た。更に、果樹生産者の価格交渉力が高まると販路への投資が小さくても持続性が高まる可能性があることを示した。現状では行政、生産者ともに 1 つのエージェントで実験しており、設定パラメータ及び意思決定のパターンも限られている。今後は複数生産者のモデル化を進め、他業種も含めた、より信ぴょう性の高いシミュレーション環境の構築を進める予定である。

参考文献

- [1] 農業経営体数等の動向
http://www.maff.go.jp/j/wpaper/w_maff/h27/h27_h/trend/part1/chap2/c2_0_03.html
- [2] 山下 良平, 星野 敏: 営農組合の経営統合に関する効果比較シミュレーション, 農林業問題研究, 42(1), 89-94, (2006)
- [3] 山下 良平: マルチエージェントシミュレーションによる調和を維持した農業参入企業の地域定着条件の解明, 平成 22 年度国土政策関係研究支援事業 研究成果報告書, (2010)

中国株式市場におけるニュースと曜日効果に関する研究 - 金融極性辞書を用いた分析 -

Analyzing the Relationship between Weekly Effect in Chinese Stock Markets and News Articles using a Financial Polarity Dictionary

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 One of the anomalies in the financial markets is the week day effect. Although reports of the weekday effect have been conducted in China's stock market, the cause of the effect is still indecisive. The purpose of this study is to clarify the relevance of the weekday effect and news about the Chinese stock market. In this paper, we examined the polarity of the news and try to explain its relevance with the weekday effect.

1. はじめに

金融市場におけるアノマリーの一つに曜日効果がある。曜日効果とは、特定の曜日の株式価格収益率が他の曜日よりも低く、または高くなる現象である。曜日効果の存在については、中国株式市場においても報告されているが、その原因は必ずしも明らかにされていない。本研究では、2012年から2017年の株式価格データ及びニュースデータを用い、中国株式市場におけるニュースと曜日効果の関連性を明らかにすることを試みる。

2. 関連研究

株式リターンの規則性に関する研究は、French (1980)をはじめとし、数多い。例えば、Jafee (1985)は、アメリカ、カナダ、イギリス、日本市場を対象とし曜日効果に関する報告を行っている。中国株式市場に関しても曜日効果の報告が行われている。Perez et al. (2018)は、中国株式市場を分析し、木曜日の株価収益率が低くなることを示している。

アノマリーの発生する要因としては、数多くの仮説が提案されているが、それら要因については必ずしも明らかにされていない。本研究では、中国株式市場を対象として曜日効果とニュースの関連性を明らかにすることを目的とする。

3. データ

本研究では、2013年から2017年の上証指数 (SSE Composite Index) のデータを用いた。ニュースは、中国金融情報サイト「和讯首页」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80,301個) を用いた。

4. 分析結果

4.1 曜日ごとの株価収益率

図1は、2013年から2017年における曜日毎の上海指数の平均株価収益率を示したものである。図の左から月曜日から金曜日までの収益率を確認できる。図より、木曜日の収益率が低いことを確認できる。これらの結果は、Perez et al. (2018)らの結果と同様の結果である。

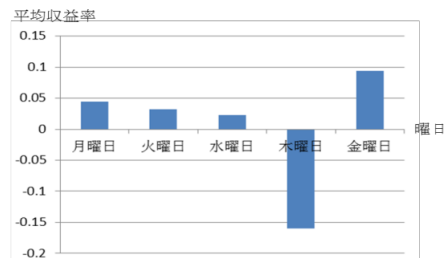


図1 曜日毎の平均株価収益率
(2013年-2017年, 上証指数)

曜日効果の存在を検証するため、ダミー変数を用い、以下の回帰式による分析を行った。

$$R_t = \alpha_i + b_1 D_{火} + b_2 D_{水} + b_3 D_{木} + b_4 D_{金} + u_t$$

R_t : 上証指数のデイリー収益率

D_i : 曜日ダミー u_t : 残差

表 1 は、回帰分析の結果を示したものである。表 1 より、木曜日の曜日効果が有意にマイナスとなっていることを確認できる。

表 1 回帰分析の結果

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.04422	0.06617	0.668	0.504
tue	-0.01197	0.09268	-0.129	0.8973
wed	-0.02102	0.09248	-0.227	0.8202
thu	-0.20387	0.09263	-2.201	0.0278 *
fri	0.04942	0.09273	0.533	0.5941

5.2 ニュースの極性評価

本分析では、株式市場との関連性を分析のため、ニュースの極性評価を行った。評価においては、瞿 (2018) において構築された中国金融極性辞書を用いた。具体的には、各ニュース記事内に出現する単語および、辞書で記載されている単語の極性値を用い、ニュースの極性値を算出した。ニュース記事 i の極性値 $z\text{-score}_i$ の算出式を以下に示す。

$$score_i = \frac{\sum_{k=1}^n Weight_{w_k}}{n}$$

$$z\text{-score}_i = \frac{score_i - \overline{score_i}}{s_{score_i}}$$

なお、 $Weight_{w_k}$ は単語 w_k の極性度合、 n は該当ニュースで使われた単語数である。 $\overline{score_i}$ および s_{score_i} は、ニュース極性値の平均値と標準偏差である。

表 2 は、中国金融情報サイト「和讯首页」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 80,301 個) の、曜日毎のニュース極性値を評価した結果である。

表 2 ニュース記事の極性評価結果

	Number of News	Average z-score	Variance z-score
mon	15,694	-0.0064	0.987
tue	13,952	0.0114	0.997
wed	13,794	0.0522	1.030
thu	12,820	0.0708	1.000
fri	13,423	0.0395	1.020
sat	6,243	-0.2650	0.947
sun	4,375	-0.1380	0.888

表より、週末 (土曜日、日曜日) のニュースの極性は、平均的にマイナスの値となっていることを確認できる。一方、株価収益率が低い木曜日のニュースの極性値に関しては、平均的にプラスとなっていることを確認できる。

本分析では、分析可能性については確認できたものの、ニュースと株式収益率の間に整合的な結果を得ることはできなかった。本分析では、特定のニュースを対象とした分析を行っているが、分析対象が十分でない可能性がある。

6. まとめ・今後の課題

中国株式市場においても曜日効果に関する報告が行われている。本研究では、中国金融極性辞書による分析可能性について検討を行った。分析の結果、分析可能性については確認できたものの、平均収益率とニュースの極性の間に整合的な関連性は認められなかった。本分析では、限定的なデータを通じた検証であったが、対象データを拡張したより詳細な分析は今後の課題として挙げられる。また、ニュース記事評価の精度の向上も今後の課題である。

参考文献

- [1] French, K.: Stock Returns and The Weekend Effect, *Journal of Financial Economics*, 8(1):55-69. (1980)
- [2] Jaffe, J. & Westerfield, R.: The Week - End Effect in Common Stock Returns: The International Evidence, *Journal of Finance*, Vol 40, 1985a, PP.433-454.(1985)
- [3] Perez, A. & Gerry, G.: Monday Effect in the Chinese Stock Market, *International Journal of Financial Research*, Vol 9, No 1 (2018)
- [4] 瞿雪吟, 菅愛子, 高橋大志: 中国株式市場を対象とした金融極性辞書の構築と検証, *人工知能学会 第 11 回 経営課題に AI を! ビジネス・インフォマティクス研究会*, (2019)

ウェーブレット解析を用いた株式市場の構造解明

Clarification of stock market structure using wavelet analysis

瀬之口潤輔¹ 小畑崇弘² 倉橋節也²

Junsuke SENOGUCHI¹, Takahiro OBATA², and Setsuya KURAHASHI²

¹名古屋商科大学

¹Nagoya University of Commerce & Business

²筑波大学大学院ビジネス科学研究科

² Graduate School of Business Sciences, University of Tsukuba

Abstract: Although predicting stock price by machine learning is an important theme both in the academic and business fields, it is also extremely important to elucidate the structure of the background stock market behind the predict model. In this research, we aim to elucidate what kind of factors are in the background of the stock price prediction by using wavelet analysis. From the historical stock price technical index and various financial market data, we create a model to predict the sign of the wavelet coefficient. We also visualize the mechanism of stock price forecasting by elucidating in time series the types of indicators contributing greatly in the prediction model.

1. はじめに

機械学習により株価を予想する際、予想精度を向上することは重要な課題であるが、背景にある市場の構造を解明することも極めて重要である。本研究では、ウェーブレット解析を用いて、将来の株価は現在の金融市場のどのような特徴により影響を受けるかを解明することを目的とする。

ウェーブレット解析は、任意の時系列データを、時間の流れとともに生まれては消えてゆく、周波数の異なる複数の波の和として表現するものである。株価の時系列特性は時間を通じて変化し（非定常データ、トレンド系列を含む）、不規則な変動を繰り返す。このようなデータに対しては、ウェーブレット解析が威力を発揮すること考えられる。この仮説を証明するため、各種金融指標を一時的な複数の波（ウェーブレット係数）に分解し、それぞれの係数が株価予想の重要な要因となっていることを確認することが、本研究の大きな目的である。

本研究では、将来の日経平均株価の動向を予想するため、日経平均株価および各種金融指標から周波数（フィルターレベル）の異なるウェーブレット係数を抽出し、これらを目的変数として、将来の日経平均株価の騰落を予想するモデルを作成する。日経平均株価のウェーブレット係数については、その背後にある観測されない状態が潜んでいる可能性があるという仮説をたて、隠れマルコフモデルにより抽

出した隠れ状態も説明変数として用いる。

またウェーブレット係数と比較するため、一般的に用いられているテクニカル指標も説明変数として用いる。

これらの説明変数を用いると、高い精度で将来の株価動向が予想できることを確認するとともに、どのような説明変数が株価予想に寄与しているかを抽出することにより、株価予想のメカニズムを可視化する。

2. 先行研究

ウェーブレット係数を用いて金融市場の過去の特性を解明する試みはすでに行われている。例えば、[1]は、日本、ドイツ、英国、米国各市場の総合株価指数および業種指数の月次リターンに対してウェーブレット解析を行い、ドイツ、英国、米国の3市場に強い共変動の傾向がみられること、特に英米間でその傾向が強いことを報告している。またウェーブレット係数を用いて株価を予想する試みもすでに行われている[2]。[3]は株価予測について、テクニカル指標のみを使った場合、ウェーブレット解析のみを使った場合、両方を組み合わせて使った場合についてそれぞれ取引シミュレーションを行い、組み合わせた場合の収益が最も安定していたと報告している。[4]は株価指数を含む数種類の時系列データに対してARIMAモデルまたはSARIMAモデルとウェーブ

レット解析を組み合わせることで予測誤差が小さくなることを示した。[5]も米国株価指数の予測についてウェーブレット多重解像度分解と AR モデルまたは ARMA モデルを組み合わせることで予測誤差が減少したと報告している。一方で、金融市場の動向を予想し、さらに予想の背景にある要因解明を行った研究は存在しない。

3. データ

これらの先行研究を受けて、本研究では、直近の各種金融指標から抽出した異なるレベルのウェーブレット係数、株価ウェーブレット係数の隠れ状態、および各種テクニカル指標から、将来の日経平均株価の騰落を予想するモデルを作成し、さらに株価予想の背景にある構造を可視化する。モデル作成に使用するデータを以下に示す。

3.1 目的変数

本研究では、日経平均株価を予想の対象とする。日経平均株価は TOPIX（東証株価指数）などに比較して古くからデータの提供がある。特に日次の始値に関するデータは TOPIX に比較して約 10 年古くから取得することができるため、多くのサンプル数を使用することができる。

騰落の予想期間は、説明変数のウェーブレット係数のサポートに合わせて、2 営業日間、4 営業日間、8 営業日間、16 営業日間とした。

騰落の判断は、それぞれの予想期間における始値と終値の方向で行う。

3.2 説明変数（金融指標）

説明変数として使用する金融指標を表 1 に示す。これら全ての金融指標からウェーブレット解析により各レベルのウェーブレット係数を抽出する。ウェーブレットフィルターはハールウェーブレットを使用する。

ウェーブレット係数のフィルターレベルは、騰落の予想期間を最大として全て用いる。つまり翌 4 営業日間における日経平均株価の騰落を予想する場合、使用するウェーブレット係数は、サポート期間が 2 営業日及び 4 営業日の 2 種類とする。また翌 16 営業日間における日経平均の騰落を予想する場合、使用するウェーブレット係数が、サポート期間が 2 営業日、4 営業日、8 営業日、16 営業日の 4 種類とする。

サポート期間が予想期間より短いものについては、予想期間に対して直近のウェーブレット係数をひと

つだけ用いる。

また観測されない隠れた状態を抽出し、株式市場への影響を確認するため、隠れマルコフモデルにより、日経平均株価のウェーブレット係数から隠れ状態を算出し、説明変数として用いる。使用するウェーブレット係数のサポート全てに対して、隠れ状態を算出し説明変数として用いる。

データのインターバルは、日経平均株価の騰落の予想期間に合わせ、予想期間が終了した後に次の予想期間が始まるものとした。

表 1：分析に使用する金融指数

No.	項目名	基準
1	日経平均株価	水準
2	MSCIバリュー株指数	対TOPIX
3	MSCIグロース株指数	対TOPIX
4	S&P500指数	対TOPIX
5	ダウ平均株価	対S&P500
6	ナスダック指数	対S&P501
7	米ドル指数	水準
8	ドル円	水準
9	ユーロ米ドル	水準
10	豪ドル米ドル	水準
11	米10年債利回り	水準
12	米5-30年債利回り差	水準
13	MSCI国債指数	水準
14	金スポット価格	水準
15	S&P500指数	水準
16	S&P500益利回り-米10年債利回り	水準
17	TOPIX RSI	水準

3.2 説明変数（テクニカル指標）

使用するテクニカル指標を表 2 に示す。日経平均株価の日次終値を用いて、これらのテクニカル指標を作成する。テクニカル指標に対しては、ウェーブレット解析は行わない。

表 2：分析に指標するテクニカル指標

No.	項目名	基準
1	RSI_ind	指標値
2	RSI_sig	30以下:-10、70超:+10
3	BB_pct	指標値
4	BB_sig	下振れ：-10、上振れ：+10
5	MA_ind	指標値
6	MA_sig	10日<30日:-1、10日>30日:+1
7	MACD_ind	指標値
8	MACD_sig	下振れ：-1、上振れ：+1

4. 分析手法

4.1 使用したモデル

前項で示した説明変数を使用して、将来の日経平均株価の騰落を予想するモデルを作成する。

モデル作成に使用する手法として `xgboost` を用いた。`xgboost` を用いた理由は、先行研究で日本株の騰落予想には `xgboost` を用いたときの最も高い精度を示したことである[6]。他の手法に比較して `xgboost` が高い精度を示す理由は、日本の株式市場の構造が、複数の要因の線形結合で表すことが難しく、決定木のように複数の条件が重なったときに典型的なパターンを示す傾向があるからであろう。

4.2 予想精度の算出

予想モデルに用いる説明変数は、予想期間の直近のもののみとする。直近以外の情報はすでに株価に織り込まれているという前提を用いる。

まず最も古い 250 個の訓練データを用いて予想モデルを作成し、この予想モデルによる 251 個目の日経平均株価予想し、実績との正誤を記録する。次に訓練データの最初は固定し最後を 1 期分ずらし、251 個の訓練データを用いて予想モデルを作成し、この予想モデルにより 252 個目の日経平均株価を予想し、実績との正誤を記録する。これを最も新しいデータまで繰り返し、全ての予想に対する正誤率を算出する。

このプロセスを、フィルターレベル 1~4 で行い、サポート期間ごとの予想精度を比較する。

4.3 寄与度の高い説明変数の推移

以上のように、時間とともに訓練データが変化するため、予想モデルも予想の度に少しずつ変化する。それぞれの予想モデルについて寄与度の高い説明変数を抽出し、それらを時系列で表示することにより、株式市場の予想にとってどのような指標が大きな要因となっているかを知ることができる。予想モデルの精度が高ければ、寄与度の高い説明変数の推移は、株式市場の参加者が意思決定をする際にどのような指標を注目しているかを明らかにすることができ、つまり株式市場の構造解明を行うことができる。

5. 分析結果

5.1 予想期間ごとの予想精度の比較

フィルターレベルごとの予想精度を表 3 に示した。フィルターレベル 1~3 では高い予想精度は確認できなかったものの、フィルターレベル 4 では高い正解率を示した。16 営業日間のような比較的長い期間の株価騰落について高い精度を示すことは、ウェーブレット解析のような非定常データを扱うことに優れている手法を用いることにより、株価の一時的なトレンド等が、株式市場の構造を決定する大きな要因となっていることが推測される。

この傾向は、目的変数として騰落の代わりに変化率を用いた場合にも、同様のことが確認された。

表 3：予想期間ごとの予想精度

サポート 期間	正解率	
	騰落	変化率
2営業日	50.8%	50.2%
4営業日	48.3%	52.0%
8営業日	51.1%	54.1%
16営業日	57.7%	56.2%
32営業日	53.7%	52.9%

5.2 寄与度の高い説明変数の推移

本研究で用いた予想モデルは、時間とともに訓練データが変化するため、構造も変化する。予想モデルの寄与度が高い説明変数を抽出して、それらを時系列で示すことにより、株式市場の構造変化を可視化することができる。

サポート期間 16 営業日の予想モデルが特に高い精度を示したため、表 4 に、サポート期間 16 営業日の予想モデルを作成する際に用いられた寄与度の高い説明変数を、一部の時期について示した。

表 4： 寄与度の高い説明変数の推移

	寄与度の順位									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1997/5/6	53	87	43	1	23	17	71	77	34	75
1997/5/28	53	87	1	23	20	18	15	75	33	32
1997/6/19	53	32	85	23	75	76	18	1	36	40
1997/7/11	53	87	15	19	23	17	61	73	18	85
1997/8/5	87	53	19	23	34	1	15	17	43	58
1997/8/27	53	43	87	19	23	17	76	15	52	34
1997/9/19	1	52	87	53	77	40	23	19	15	76
1997/10/15	53	87	1	19	40	52	15	36	58	76
1997/11/7	52	1	40	15	58	77	19	11	36	71
1997/12/2	52	36	1	11	40	75	25	58	85	70
1997/12/25	1	40	52	36	11	85	77	58	20	25
1998/1/22	1	52	40	58	85	11	36	71	75	20
1998/2/16	52	1	75	11	58	36	85	25	40	17
1998/3/10	40	1	36	52	75	58	11	87	85	17
1998/4/1	1	52	40	87	58	75	11	36	43	15
1998/4/23	52	58	36	40	87	15	19	1	85	53
1998/5/20	53	1	52	87	40	19	15	58	18	77
1998/6/11	53	52	1	85	43	17	45	87	58	71
1998/7/3	87	53	52	85	1	43	40	58	14	18
1998/7/28	52	1	53	85	87	15	58	40	71	51
1998/8/19	53	87	1	43	52	40	36	58	71	18
1998/9/10	52	87	53	58	1	43	85	19	40	50
1998/10/6	87	1	53	19	52	43	58	69	50	40
1998/10/28	87	53	43	58	19	75	85	40	15	69
1998/11/20	53	87	43	40	58	15	85	69	36	77
1998/12/15	53	87	75	15	40	19	50	43	58	17
1999/1/11	53	87	75	15	19	43	69	36	58	32
1999/2/3	53	87	36	40	18	75	43	44	52	65
1999/2/26	53	36	87	43	40	69	45	52	14	30
1999/3/23	53	87	36	43	40	75	29	69	19	20
1999/4/14	87	53	36	43	45	40	78	52	17	71
1999/5/12	53	40	43	36	87	45	75	30	44	58
1999/6/3	31	43	75	40	36	52	18	53	45	44
1999/6/25	53	40	76	87	52	45	43	44	36	71
1999/7/19	53	75	43	40	36	87	45	31	20	11
1999/8/11	40	36	43	44	75	52	58	53	11	45
1999/9/2	53	40	43	75	45	36	44	52	31	22
1999/9/28	40	43	53	36	75	44	31	18	52	19
1999/10/21	40	53	43	44	31	11	52	45	36	80
1999/11/15	43	53	40	31	44	18	87	77	75	45

表 5： 説明変数の項目番号

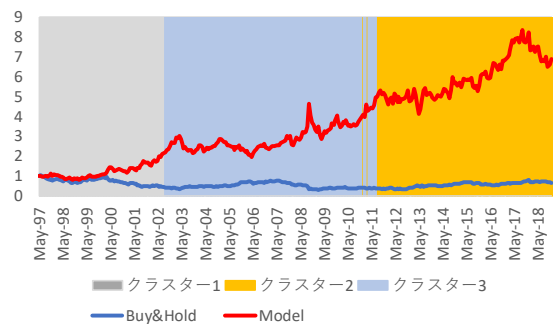
	サポート期間			
	2日	4日	8日	16日
日経平均株価	1	19	37	55
MSCIバリュー株指数	2	20	38	56
MSCIグロース株指数	3	21	39	57
S&P500指数	4	22	40	58
ダウ平均株価	5	23	41	59
ナスダック指数	6	24	42	60
米ドル指数	7	25	43	61
ドル円	8	26	44	62
ユーロ米ドル	9	27	45	63
豪ドル米ドル	10	28	46	64
米10年債利回り	11	29	47	65
米5-30年債利回り差	12	30	48	66
MSCI国債指数	13	31	49	67
金スポット価格	14	32	50	68
S&P500指数	15	33	51	69
S&P500益利回り-米10年債利回り	16	34	52	70
TOPIX RSI	17	35	53	71
日経平均ウェブレット係数の状態	18	36	54	72

寄与度の高い説明変数の傾向を示すため、全ての説明変数について寄与度を算出し、BICを使ってクラス数を算出しクラスタリングを行う x-means により、寄与度の高い説明変数が類似しているサンプルを分類した。

さらに分類されたサンプルごとに主成分分析を行い、寄与度が高い説明変数の特徴を抽出し、株式市場の構造解明を試みた。

また図 1 に各クラスターと、予想モデルによる株価パフォーマンスを示した。

図 1： クラスタとモデルによるパフォーマンス



また図 2~4 に、クラスターごとの主成分を示した。

表 2 : クラスター1 の主成分の表示

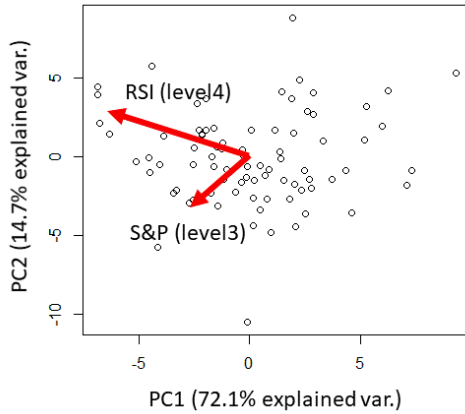


表 3 : クラスター2 の主成分の表示

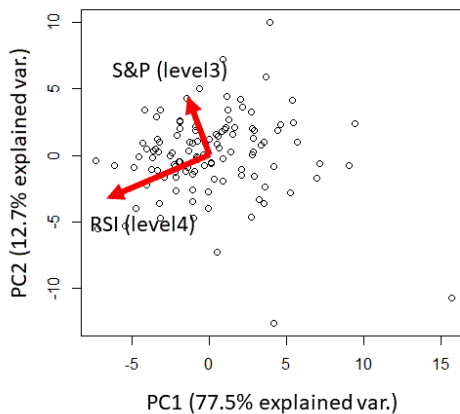
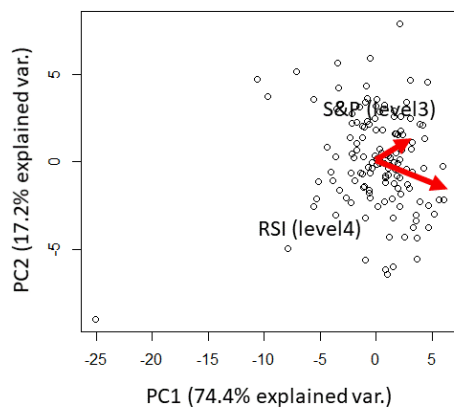


表 4 : クラスター3 の主成分の表示



6. 考察

レベル 4 (サポート 16 営業日) までのウェーブレット係数を用いて、将来 16 日営業日の株価騰落の予想を行うモデルを作成すると、高い予想精度が得られることが確認された。株価やその他金融指標の比較的短い期間の変化は、ニュースフローや需給要因に大きな影響を受けるが、16 日営業日 (1 ヶ月弱) 程度の株価の騰落を対象とした場合、継続的に観測される株価の変動パターンを抽出することができると考えられる。

またレベル 4 までのウェーブレット係数を用いて株価騰落を予想する際、寄与度の高い説明変数の遷移を観測することにより、株式市場の局面が大きく変化していることも示された。具体的には、1997 年から 2002 年を一つの局面、2002 年から 2011 年を二つめの局面、2011 年から直近までを三つ目の局面ととらえると、それぞれの局面で TOPIX RSI のレベル 4 のウェーブレット係数が第一主成分に大きな影響を与え、米国 S&P のレベル 3 のウェーブレット係数が第 2 主成分に大きな影響を与えていることが共通の要因である一方で、主成分得点に与える方向は各局面によって異なっていることも示された。

株式市場の参加者は、長期間にわたりテクニカル指標や直近の株価騰落に注目して投資行動を決定するが、そのロジックは局面が変わると大きく変化することが示された。

本研究では、データのインターバルは、日経平均株価の騰落の予想期間に合わせ、予想期間が終了した後次に次の予想期間が始まるものとした。このため、フィルターレベルが大きくなるにつれ、サンプル数は減少する。具体的には、もともと 1980 年 12 月 1 日から 2019 年 1 月 25 日までの 9,388 個の日次データが、フィルターレベルが 4 (サポート期間が 16 営業日) を使用すると、サンプル数は 333 個となり、安定した精度を保證するにはサンプル数が不足していると考えられる。

今後はサポート期間に拘わらず日次でウェーブレット係数を算出できる MODTW 等を用いて、多くのサンプル数を使用する必要があるだろう。

7. おわりに

本研究は、ウェーブレット解析を用いて、将来の株価は現在の金融市場のどのような特徴により影響を受けるかを解明した。株価の時系列特性は時間を通じて変化し、不規則な変動を繰り返すため、ウェーブレット解析が威力を発揮すること考えられた。

研究の結果、16 日営業日間の株価の騰落を予想することにおいて、各種金融指標のウェーブレット係

数を用いると高い精度を示すことが分かった。

また予想モデルにおいて高い寄与度を示す説明変数は、一定期間は同じものが継続し、主成分分析で特徴を抽出することにより、株式市場の構造を可視化することもできた。

一方でウェーブレット解析を行うことによりサンプル数が減少したため、十分に安定した結果を確認することが難しかった。今後は日次でウェーブレット係数を抽出することにより、本研究で示された結果の安定性を確保する必要があると考える。

参考文献

- [1] Antonio Rua, Luis C. Nunes: "International comovement of stock market returns: A wavelet analysis", *Journal of Empirical Finance* 16, pp. 632–639, (2009)
- [2] Jothimani, D., Shankar, R., Yadav, S.S.: *Journal of Financial Management and Analysis*, Vol. 28, No. 2, pp. 35-49, (2015).
- [3] 水野明哲,飯田明由,月成卓也, "Wavelet 解析に基づく株価のテクニカル分析", *可視化情報学会誌* 26, pp. 155~158, (2006)
- [4] Tae Woo Joo, Seoung Bum Kim: "Time series forecasting based on wavelet filtering", *Expert Systems with Applications* 42, pp. 3868–3874, (2015)
- [5] Keyi Zhang, Ramazan Gencay, M. Ege Yazgan: "Application of wavelet decomposition in time-series forecasting", *Economics Letters* 158, pp. 41–46, (2017)
- [6] 瀬之口潤輔,倉橋節也, "実数値 GA による変数選択を用いた株価予想モデル", *経営情報学会 2018 年春季是国研究発表大会*, (2018)

個人のライフプランニングに係るエージェントモデル

Proposal of An Agent Model for Personal Life Planning

菊地 剛正¹ 高橋 大志¹

Takamasa Kikuchi¹ and Hiroshi Takahashi¹

¹慶應義塾大学大学院経営管理研究科

¹Graduate School of Business Administration, Keio University

Abstract: 本邦では、社会の高齢化・長寿化が進展にするにつれ、資産寿命を延伸することの重要性が高まってきている。しかし、資産の形成や取り崩し、承継領域に係る論点については、必ずしも議論が深まっているとは言えない状況にある。特に、退職後の資産取り崩しを前提とした資産形成・運用に関して、理論や基本的な考え方の整備、個人の特性に応じた助言・コンサルティングの枠組みの高度化など、様々な検討を進める必要がある。そこで本稿では、個人の特性やライフイベントを勘案したキャッシュフローマネジメントに係るシミュレーションの枠組みを提案する。資産形成や取り崩しに係る個人の意思決定を取り扱うエージェントモデルを構築し、外生的に与える各種シナリオにおいて、資産枯渇に与える影響を分析する。

1. はじめに

本邦では、社会の高齢化・長寿化が進展にするにつれ、資産寿命を延伸することの重要性が高まってきている。しかし、資産の形成や取り崩し、承継領域に係る論点については、必ずしも議論が深まっているとは言えない状況にある[1]。

そこで本稿では、個人の特性やライフイベントを勘案したキャッシュフローマネジメントに係るシミュレーションの枠組みを提案する。資産形成や取り崩しに係る個人の意思決定を取り扱うエージェントモデルを構築し、各種シナリオにおいて、資産枯渇の可能性に与える影響を分析する。

2. 関連研究

退職後の個人のポートフォリオから、持続可能な資金引出しを検討しようとする研究は様々な存在する[2]。米国では、当初資産の4%を固定の引出し率とすることが、経験則上のベンチマークとされている[3]。他方、固定的な引出し率は、非効率的であるとの批判もあり[4]、引出し率や量を変える”ルール”を設定すべきであるとの主張もある[5][6]。但し、個人が運営する際のルールの複雑さが課題とされている。

本邦におけるシミュレーション例としては、ストックデータ・フローデータ等のマクロデータを用い、実額ベースの私的な資産形成に係る政策シミュレーションを実施したものがある[7]。但し、リスク資産投資や資産取り崩し戦略は扱われていない。また、

資産形成における投資戦略に注目し、モンテカルロシミュレーションによる資産価格の年次時系列パスを用いて枯渇確率の推定を行ったものもある[8]。但し、個人の各種属性は陽に取り扱われていない。

このように、退職後の資産取り崩しを前提とした資産形成に関して、理論や基本的な考え方の整備は途上であり、個人の属性に応じた助言・コンサルティングの枠組みの高度化が求められている。

3. モデル概要

本稿では、個人の特性やライフイベントを勘案したキャッシュフローマネジメントに係るシミュレーション枠組みを提案する。基本的な要請は以下の通りである：1)資産形成時から資産活用時、承継時までを対象とし、個人のポートフォリオ運営に係る意思決定を表現可能なこと、2)ライフイベントを生起させ、任意の年代から資産承継/死亡時までの資産額の推移を計算可能なこと、3)現実のデータを基に個人の属性パラメタ(年収・所得やリスク選好、等)を多数回発生、仮想的な資産推移を把握できること。

また、モデルのスコープとしては、(Step1)個人のポートフォリオ運営に係る意思決定、(Step2)家族(親-子)2世代にわたるポートフォリオ運営・承継に係る意思決定、(Step3)社会(政府や企業・金融機関等のステークホルダー)を含めた意思決定、が挙げられる。上記スコープの(Step1)のみを対象とし、退職前後に注目した資産形成・取り崩しを表現する簡便的なモデルを提案する(図1)。

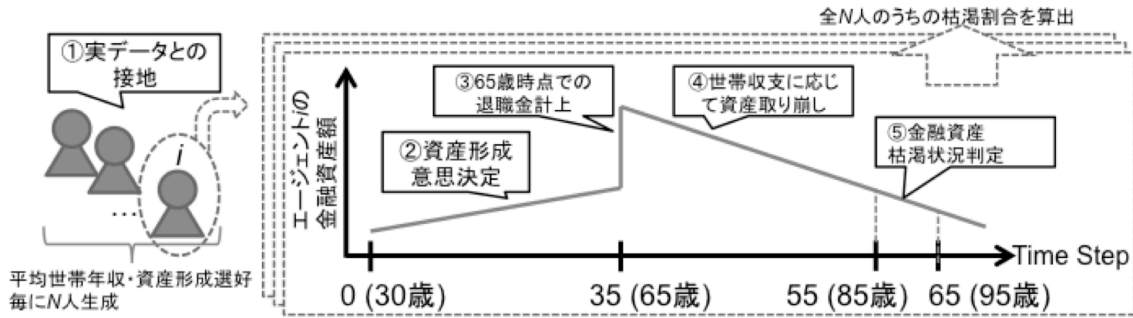


図1: 退職前後の資産形成・取り崩しに係る個人的意思決定を扱うエージェントモデルの概念図。

4. デモンストレーション

上記モデルに基づくシミュレーション例を示す。エージェントは就労者・年金受給者であり、属性として、1)年齢(30~95歳)、2)平均世帯年収(200~900万、50万毎15階層)、3)65歳時点での退職金額(0~3,000万超、10階層)、4)資産形成の有無・開始年齢(有:可処分所得の10%を30歳/40歳から貯蓄、無:同0%)、を持つ。2)~4)の組み合わせにつき、各100人、総計45,000人を発生させた。毎年のキャッシュフロー及び退職金額は、文献[7]を参照し、1)年齢及び2)平均世帯年収を参照して決定し、資産の推移を算出した(サンプル:図2)。全体の結果として、特定年次における資産形成有無別の資産枯渇割合を示す(表3)。

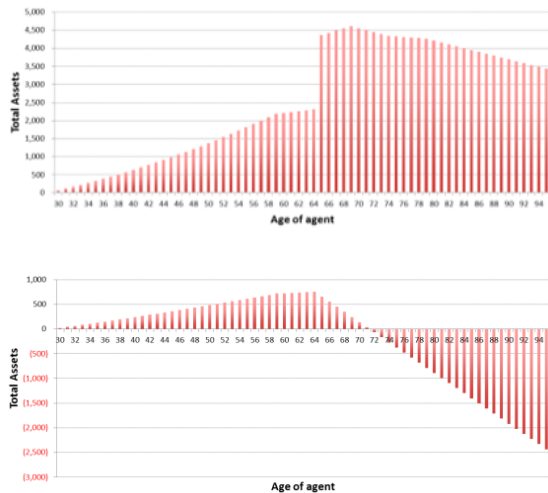


図2:資産額の推移のサンプル(上:平均世帯年収700万円、資産形成選好・積極的;下:同200万円、積極的)。

表3 特定年次における資産枯渇割合(資産形成有無の別)。

資産枯渇時点	資産形成:有		資産形成:無
	開始時点:30歳	開始時点:40歳	
85歳	21.7%	30.0%	47.8%
90歳	28.1%	35.8%	52.1%

5. まとめと今後の課題

本稿では、資産形成や取り崩しに係る個人的意思決定を取り扱う簡便的なエージェントモデルを構築した。デモンストレーションとして、先行文献のマクロデータを参照し、各種シナリオにおいて、資産枯渇に与える影響を分析した。今後は以下の点につきモデルを拡張する:1)属性:投資選好や持ち家有無など、2)意思決定項目:リスク資産投資に係る戦略や資産取り崩しに係る戦略(定額、定率等)。

参考文献

[1] 野尻哲史:高齢社会における金融サービスのあり方について、金融庁金融審議会市場WG資料,2018.
https://www.fsa.go.jp/singi/singi_kinyu/market_wg/siryou/20181022/03.pdf, last accessed 2019/3/1.

[2] 藤林宏:個人の資産運用と退職後所得の確保ーライフサイクル・モデルと資産取り崩し戦略ー、『証券アナリストジャーナル』 Vol.52, No.10, pp.50-55, 2014.

[3] Bengan, W. P.: "Determining Withdrawal Rates Using Historical Data," *Journal of Financial Planning*, pp. 767-777, 1994.

[4] Scott J.S., W.F. Sharpe and J.G. Watson: "The 4% Rule – At What Price?," *Journal of Investment Management* Third Quarter, 2008.

[5] Guyton, W.T., & Klinger, W.: "Decision rules and maximum initial withdrawal rates," *Journal of Financial Planning*, 19, article 6, 2006.

[6] Spitzer, J.J.: "Retirement withdrawals: an analysis of the benefits of periodic "midcourse" adjustments," *Financial Services Review*, 17, pp.17-29, 2008.

[7] 横山重宏, 小林庸平, 大野泰資, 古賀祥子: 私的な資産形成に関する将来予測・政策シミュレーション分析, 三菱UFJリサーチ&コンサルティング政策研究レポート, 2018.

[8] 加藤康之:退職後の資産運用の枠組み, 『証券アナリストジャーナル』 Vol.56, No.8, pp.19-28, 2018.