

第43回 システム工学部会研究会

「社会シミュレーション&サービスシステム・シンポジウム」

資 料

期 日：2010年3月11日(木)
会 場：東京工業大学田町キャンパス

SICE®

主 催：(社)計測自動制御学会 システム・情報部門
企 画：シ ス テ ム 工 学 部 会

カタログ番号 10 PG 0004

著作権 © 2010

(社)計測自動制御学会(SICE)
〒113-0033 東京都文京区本郷 1-35-28-303

カタログ番号 10 PG 0004

著作権は、計測自動制御学会がもっているため、個人の使用のための複製以外の目的で掲載の記事の一部または全文を複製する場合には、著作権者に許可を求め規定の複製料を支払うこと。

発行日：2010年3月11日

発行者：社団法人計測自動制御学会

システム・情報部門 システム工学部会

プログラム

2010年3月11日(木)

9:50-10:00 開会の挨拶 出口弘(東京工業大学)

【701号室】司会:佐々木 晃(法政大学)

10:00-10:20 1. Efficiency Evaluation of Control Measures on Avian Influenza in Vietnam Using Agent-Based Simulation (1)

○Dung Minh Nguyen, Hiroshi Deguchi, Manabu Ichikawa
(Tokyo Institute of Technology)

10:20-10:40 2. 都市・交通・環境モデル RAUM による自己組織的都市構造とモビリティ価値の分析 (5)

○大森 良太, 小出 智士(豊田中央研究所)

10:40-11:00 3. 地域人口動態シミュレーションのためのエージェント推計手法 . (11)

○池田 心(北陸先端科学技術大学院大学), 喜多 一(京都大学),
薄田 昌広(関西電力)

11:00-11:20 4. Know-Who 共有を促進する情報システム機能の効果分析
~新潟県庁を事例として~ (15)

○藤野 剛雄, 高橋 真吾(早稲田大学)

11:20-11:40 5. 都心歩行者回遊行動エージェントモデルの妥当性評価に関する研究 (21)

○吉田 琢美, 兼田 敏之(名古屋工業大学)

11:40-12:00 6. 小児夜間救急における医療政策効果の分析 (29)

○春日 雄翔, 市川 学, 出口 弘(東京工業大学)

【708号室】司会:田沼 英樹(東京工業大学)

10:00-10:20 7. 成長を考慮した複雑ネットワーク設計手法 (33)

○水野 晴規, 岡本 卓, 小坏 成一, 平田 廣則(千葉大学)

10:20-10:40 8. mixi 上でのユーザ間のコミュニケーションに起因するネットワーク成長モデルの提案 (41)

○宮崎 大樹, 高橋 真吾(早稲田大学)

10:40-11:00 9. ファシリテーションのためのトレーニングシミュレータ開発と適用事例 (49)

○佐藤 龍広, 森 健二, 高橋 真吾(早稲田大学)

11:00-11:20 10. 地域 SNS におけるユーザの相互作用を考慮した運用手法の提案 . (57)

○稲垣 浩, 市川 学, 出口 弘(東京工業大学)

11:20-11:40 11. Investigation of Cooperative Behavior among Heterogeneous Agents (63)

○Manahan Siallagan, Manabu Ichikawa, Hiroshi Deguchi
(Tokyo Institute of Technology)

11:40-12:00 12. Problem Digestion by Assembly of Interest-Driven Agents . . . (71)

○Hamed Khandan, Takao Terano (Tokyo Institute of Technology)

12:00-13:30 昼食 休憩

13:30-14:15 講演 高橋真吾 (早稲田大学)

【701号室】司会：小山 友介 (芝浦工業大学)

14:30-14:50 13. エージェントベースシミュレーションによるワークフロー支援システムの評価 (75)

○ 齋藤 博己, 阿部 哲也 (京都大学), 池田 心 (北陸先端科学技術大学院大学), 大平 健司, 森 幹彦, 上原 哲太郎, 喜多 一 (京都大学)

14:50-15:10 14. エージェントシミュレーションを用いた教員配置の効果分析 (83)

○ 神澤 篤啓, 山田 隆志, 吉川 厚, 寺野 隆雄 (東京工業大学)

15:10-15:30 15. 製薬企業の研究開発組織におけるプロジェクト形成促進方策検討のシミュレーション (91)

○ 田部 千春, 高橋 真吾 (早稲田大学)

15:30-15:50 16. 特定テーマパークのリアリティのあるモデル構築と混雑情報提示政策への意思決定支援 (97)

○ 齋藤 陽介, 大堀 耕太郎, 鈴木 広人, 飯田 真理子, 高橋 真吾 (早稲田大学)

15:50-16:10 17. 集合住宅内装工程計画に対するエージェントベースモデリングの適用 (105)

○ 小松 祐介, 市川 学, 出口 弘 (東京工業大学)

【708号室】司会：李 皓 (京都情報大学院大学)

14:30-14:50 18. 金融市場における市場制度分析のための人工市場の開発 (113)

○ 秋本 圭人, 森 直樹 (大阪府立大学), 小野 功 (東京工業大学), 中島 義裕 (大阪市立大学), 喜多 一, 松本 啓之亮 (大阪府立大学)

14:50-15:10 19. メディアミックスにおける広告出稿スケジュール意思決定支援のためのシナリオ分析 (119)

○ 友永 吉昭, 高橋 真吾 (早稲田大学)

15:10-15:30 20. ユーザ間のネットワークに着目したグローバルなコンテンツ配信サービス市場のシミュレーション (125)

○ 村山 智隆, 柴 直樹 (日本大学)

15:30-15:50 21. 価格・生産・投資調整機能を内包した人工経済システムの資金循環マルチエージェントシミュレーション (133)

○ 荻林 成章 (千葉工業大学), 高島 幸成 (日立情報システムズ株式会社)

15:50-16:10 22. SOMAS: an Integrated Framework for Social Simulators on a Grid Environment (139)

○ C. Yang, I. Ono, S. Kurahashi, T. Terano (Tokyo Institute of Technology)

15:50-16:10 23. コンビニエンスストアのチルド食品廃棄問題 (145)

○ 李 皓 (京都情報大学院大学)

Efficiency Evaluation of Control Measures on Avian Influenza in Vietnam Using Agent-based Simulation

Dung Minh Nguyen · Hiroshi Deguchi · Manabu Ichikawa

Department of Computational Intelligence and Systems Science,
Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Tokyo
Institute of Technology, Suzukakedai Campus: 4259 Nagatsuta-cho,
Midori-ku, Yokohama 226-8502, Japan

1. Introduction

Poultry industry in Vietnam has undergone a vigorous development over the last few decades and has become a major industry in rural areas. However, the outbreak of avian influenza in 2005 made a major impact on poultry industry. Up to 140 million poultry are believed to have died or been killed because of the outbreak [1]. World Bank has reported that an estimated 45 million poultry were culled or died during the first large outbreak in 2004 which resulted in a direct loss of approximately 0.1 percentage points of GDP [2]. The current control measure on avian influenza combines three factors: culling infected farms, bio-security and movement control, and large-scale vaccination campaign of domestic poultry and ducks [2].

In this paper, we develop a basic model of simulation using agent-based modeling to analyze potential effective measure to control the outbreak of avian influenza in poultry. Estimating the impact of the control measures on the industry, we evaluate the efficiency of the control measures on avian influenza in the case of Vietnam.

2. SIR Model

Throughout human history, there have been number of pandemics of infectious diseases. Epidemiology, as "a branch of medical science that deals with the incidence, distribution, and control of disease in a population", is born to study how diseases spread and the effectiveness of different containment methods, without jeopardizing human life. In epidemiology, mathematical modeling is often used to discover the likely outcome of an epidemic. Most of these mathematical models have the same concept that the population can be subdivided into three set of distinct groups: susceptible to be infected group, infected group and recovered (or removed) group. Standard convention labels these three compartments S (for susceptible), I (for infectious) and R (for recovered or removed). Therefore, this model is called the SIR model

[3]. Individuals are first in susceptible group. Susceptible individuals contact with infectious individuals and become infected. After a period of time (the infectious period), infected individuals move into the recovered group or removed group.

Define

$S = S(t)$ is the number of susceptible individuals,

$I = I(t)$ is the number of infected individuals,

$R = R(t)$ is the number of recovered individuals.

N is the total number of the whole population.

Then the characteristic of the SIR model is represented by the following differential equations:

$$\begin{cases} \frac{dS}{dt} = -\beta SI \\ \frac{dI}{dt} = -\beta SI + \delta I \\ \frac{dR}{dt} = \delta I \\ S + I + R = N \end{cases} \quad (1)$$

, where β and δ are the global transmission rate and recovery (or death) rate, respectively.

The basic reproduction number R_0 of an infectious disease is the number of mean secondary cases which one case would produce in a completely susceptible population. When $R_0 \leq 1$, the infection will die out in the long run. But if $R_0 > 1$, the infection will be able to spread in a population. In SIR model (1), R_0 is calculated by

$$R_0 = \frac{\beta}{\delta} \quad (2)$$

Values of R_0 of some well-known infectious diseases are

- SARS: 2-5
- AIDS: 2-5
- Measles: 12-18
- Influenza: 2-3
- Smallpox: 5-7

(CDC, WHO, 2000) [4].

Compared to the above, value of R_0 of avian influenza in poultry is estimated at 2.26- 2.64 [5].

3. Agent- based Model

3.1 Modeling Approach

We use Boundary Unfolding Methodology [6] to develop an agent-based model based on SIR model concept. Let A be a set of total set of agents. $A = A[s;t] \cup A[i;t] \cup A[r;t]$, where $A[s;t], A[i;t], A[r;t]$ denote the set of susceptible agents, infected agents and removed agents at time "t", respectively.

Define $S(t)$, $I(t)$, $R(t)$ as the number of agents with specific property while s , i , r denote the state of susceptible, infected and removed, respectively.

$$S(t) = |A[s;t]| = |\{a, a \in A \& state(a) = s\}|$$

$$I(t) = |A[i;t]| = |\{a, a \in A \& state(a) = i\}|$$

$$R(t) = |A[r;t]| = |\{a, a \in A \& state(a) = r\}|$$

Define $P[s,i;t](a) = \beta I(t)$, $P[i,r;t](a) = \delta$ as state transition probability from state of s to state of i , state of i to state of r , for each agent a at time t , respectively.

Change in number of agents in state of infected is the subtraction of number of agents which change their state from s to i and number of agents which change their state from i to r , which is described as below.

$$\begin{aligned} \Delta I(t) &= |\Sigma\{P[s,i;t](a), a \in A[s;t]\}| - \\ &|\Sigma\{P[i,r;t](a), a \in A[i;t]\}| \\ &= S(t)\beta I(t) - \delta I(t) \end{aligned} \quad (3)$$

Then the differential equation of SIR model is achieved as

$$\frac{dI(t)}{dt} = \beta S(t)I(t) - \delta I(t) \quad (4)$$

3.2 Simulation Parameter

We use Spot Oriented Agent Role Simulator (SOARS) to develop a simulation model of 1000 agents (1 agent stands for 1 poultry). Simulation replication number is 100 steps (1 step stands for 1 day). At the first day of the simulation, 1 agent is assigned to state of Infected while the others are assigned to state of Susceptible. Based on literature of avian influenza that mortality rate reaches 100% within 2 days, parameter δ is estimated at $1/2=0.5$. Estimate of transmission rate parameter β for 2-day infectious period is 1.23 [5].

3.3 Control Measures

Referred to control measures on avian influenza stipulated by The Department of Animal Health, Ministry of Agriculture and Rural Development [1], we simulate four scenarios of control measures.

1. Culling (removing) infected agents: removing 50% of infected agents when the infected population account for at least 1% of the total population.
2. Banning on transport of poultry and poultry products: reducing 50% contact frequency between infected agents and susceptible agents when the infected population account for at least 1% of the total population.
3. Giving preventive vaccination: 50% of the population are prevented from the disease.
4. Combining three above measures.

To analyze the impact of control measures on industry, we calculate the total cost for each strategy.

Define:

M is the set of control measures,

$m \in M$ is one of the control measure which is applied,

$l_{a,m}$ is the cost for agent $a \in A$ when control measure $m \in M$

is applied,

v is the state of vaccination, $v=0$ if agent is vaccinated and $v=1$ if agent is not vaccinated,

c is the cost for 1 dose of vaccine,

p is the mean price of agent at farm-gate,

r is the compensation of the government for each agent which is culled,

s is the state of agent, $s=0$ if agent is susceptible or infected, $s=1$ if agent is removed or culled.

Then the cost for one agent is calculated by

$$l_{a,m} = cv + (p+r)s \quad (5)$$

The total cost when a control measure $m \in M$ is applied is

$$L_m = \sum_{a \in A} l_{a,m} \quad (6)$$

Cost for one dose of vaccine is 0.1 USD, price of a farm-gate poultry is 1 USD, compensation for one culled poultry is 50% of its price, that is 0.5 USD [2].

We run simulation for 4 different scenarios and calculate the total cost L for each scenario.

4. Simulation Results

4.1 No Control Measure

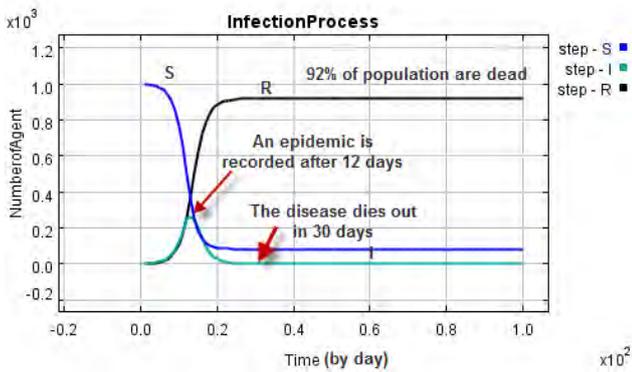


Figure 1. Simulation without control measures. S (blue line), I (light blue line), R (black line) curve show the change in number of Susceptible, Infected and Removed population. After 100 days of simulation, approximately 92% of the total population are dead (removed) that implies high mortality of the disease. The I curve reaches to a climax of about 30% of the population after 12 days. The cycle of the epidemic is approximately 30 days. The total cost in this scenario is estimated at L=1840 USD.

4.2 Control Measure of Culling

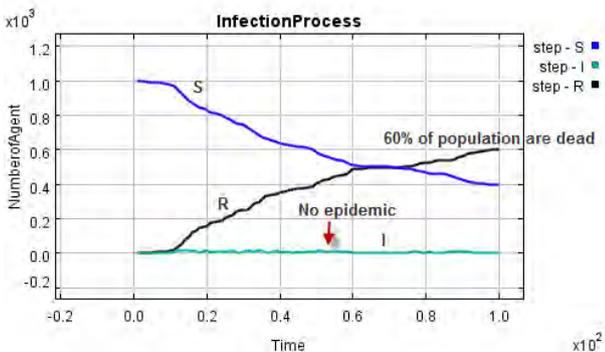


Figure 2. Simulation result of removing of 50% of infected agents when the infected population account for at least 1% of the total population. No epidemic (large outbreak) is recorded in this scenario. The dead (removed) population account for 60% of the total population after 100 days of simulation. Compared to 92% of dead rate in no control scenario, the dead rate decreases approximately 30%. The total cost in this scenario is estimated at L=868.5 USD, approximately 52% of decrease.

4.3 Control Measure of Ban on Transportation

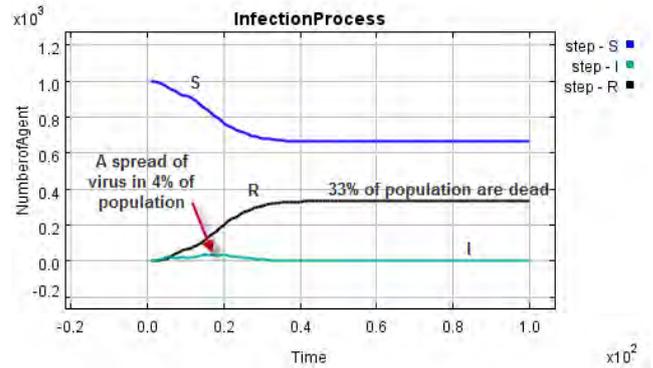


Figure 3. Simulation result of reducing 50% contact frequency between infected agents and susceptible agents when the infected population account for at least 1% of the total population. The dead rate drops to 33%, while a spread of virus in 4% of the total population is recorded. The total cost in this scenario is estimated at L=331, approximately 82% of decrease, compared to no control scenario.

4.4 Control Measure of Vaccination

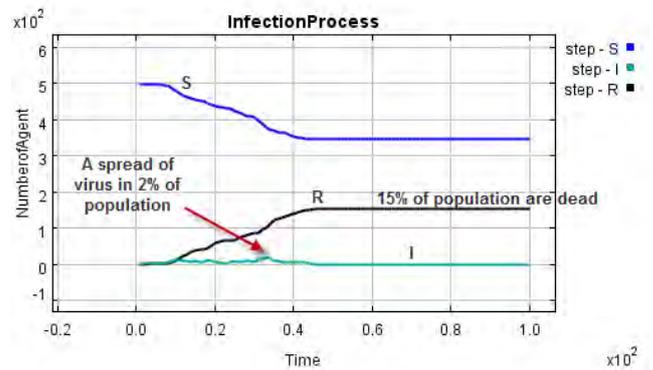


Figure 4. Simulation result when 50% of the population are given preventive vaccination. After 100 days, 15% of the total population are expected to be dead (removed) that means mortality rate falls from 92% in no control scenario to 15% in this scenario. A spread of the disease in only 2% of the population is calculated. The total cost in this scenario is estimated at L=202, a decrease of approximately 90% as compared to no control scenario.

4.5 Combination of Three Control Measures

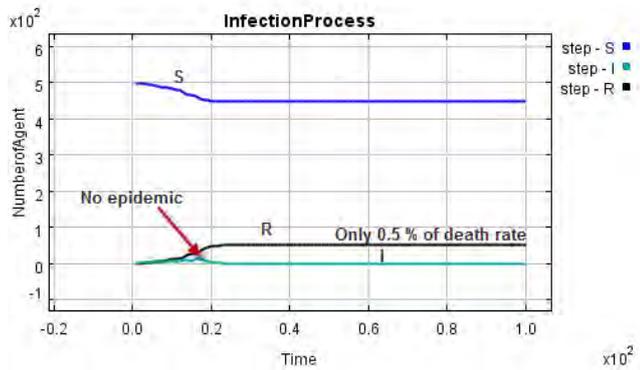


Figure 5. Simulation result of combination of three aforementioned control measures. No epidemic is expected. The dead rate drops to 0.5% after 100 days of simulation.

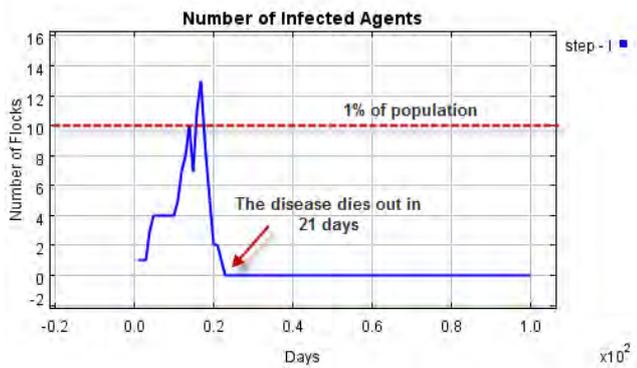


Figure 6. Simulation result of number of infected agents in comprehensive control measure. The infected population once account for more than 1% of the total population, but sees a sharp drop before coming extinct after 21 days.

The total cost in this scenario is estimated at $L=100$, a decrease of approximately 95% as compared to no control scenario.

5. Conclusions and Implications

We have developed an agent-based model based on the concept of SIR model to evaluate the current control strategies on avian influenza in poultry in Vietnam. The results imply that that a comprehensive control measure should be taken promptly to keep the disease under control and could significantly reduce the loss for the poultry industry.

Since the model was built simply assuming totally homogeneous and well mixed of the poultry population, the varieties in species of poultry, differences in husbandry habit, or differences in immunity of

individuals are not considered. In calculating the cost, we have ignored labor cost on culling or vaccinating. The estimated cost only involves in poultry meat production. The effects on the production of eggs and on the production of substitute livestock were ignored. In the model, we included the compensation of the government to the farmers, which is basically a transfer from taxpayers to rural households. In this paper, we have calculated the cost from the perspective of society as a whole.

The current policy to prevent a new major outbreak of avian influenza in domestic poultry combines three factors: culling infected farms, bio-security and movement control, and large-scale vaccination campaign of domestic poultry and ducks. The first policy should be accompanied with a revised compensation framework for farmers to encourage them to report sick poultry. The control on bio-security should be taken thoroughly from farms, slaughterhouses to markets. The third policy is the easiest one to cost out. The first mass vaccination program, until the end of November 2005, targets some 60 million birds. Vietnam already imported 120 million doses of vaccines, and is now in the process of buying an additional 260 million [2]. In the short term, an effective vaccination campaign may prevent the spreading of the H5N1 virus among poultry. However, in the long term, a comprehensive control measure on avian influenza and a more thorough restructure of the poultry industry should be undertaken.

References

- 1) Vietnamese Ministry of Agriculture and Rural Development, Department of Animal Health homepage (in Vietnamese), <http://www.cucthuy.gov.vn/index.php>
- 2) World Bank: The Costs of Avian Influenza in Vietnam, Policy Note, Hanoi, (2005)
- 3) May, R. Lewis, Anderson, Roy M: Infectious diseases of humans: dynamics and control, Oxford University Press, ISBN 0-19-854040-X (1991)
- 4) Centers for Disease Control and Prevention (CDC): Emergency Preparedness and Response, Course: "Smallpox: Disease, Prevention, and Intervention", Module 1. History and Epidemiology of Global Smallpox Eradication Slide 17 (2003)
- 5) T. Tiensin, M. Nielen, H. Vernooij, T. Songserm, W. Kalpravidh, S. Chotiprasatintara, A. Chaisingh, S. Wongkasemjit, K. Chanachai, W. Thanapongtham, T. Srisuvan, A. Stegeman : Transmission of the Highly Pathogenic Avian Influenza Virus H5N1 within Flocks during the 2004 Epidemic in Thailand, The Journal of Infectious Diseases Vol.196, pp1679–1684 (2007)
- 6) H. Deguchi, Y. Kanatani, T. Kaneda, Y. Koyama, M. Ichikawa, and H. Tanuma: Anti Pandemic Simulation by SOARS," SICE-ICASE International Joint Conference 2006, pp.18-21 (2006)

都市・交通・環境モデル RAUM による 自己組織的都市構造とモビリティ価値の分析

大森 良太*・小出 智士*

* 豊田中央研究所 シンクタンク室 愛知県長久手町横道 41-1
* Systems & Senarios Analysis Lab., TOYOTA CENTRAL R&D LABS., INC.
41-1, Yokomichi, Nagakute, Aichi, Japan
*E-mail: e1413@mosk.tytlabs.co.jp

キーワード：土地利用・交通モデル(land-use transportation model), 自己組織化都市構造(self-organized urban structure), 生活の質(quality of life), モビリティ(mobility)

1. はじめに

今日、高齢社会、都市環境、地方過疎化、エネルギー・資源といった様々な観点から、将来の都市やモビリティのあり方に関する議論が活発化している。そこで、われわれはサステナブルで QOL (生活の質) の高い都市・モビリティシステムの把握、モビリティ技術やサービスの価値評価、将来モビリティニーズの抽出などを目的とし、都市・交通・環境モデル RAUM (Rational Agent-based Urban Mobility model) を開発している^{1,2)}。

RAUM はマルチエージェントベースの人工社会モデルであり、エージェント(都市通勤者)のミクロ的な行動選択の集積として自己組織化される都市や交通システムをシミュレートし、これをミクロ、マクロ両面から分析する。

本報告では、RAUM の概要を紹介するとともに、その解(Nash 均衡解)の特性や無矛盾性について分析した上で、個人が享受する QOL に着目したモビリティ技術の価値の数値分析を試みる。

2. モデルの概要

2.1 分析スケールとエージェント

RAUM が対象とする空間スケールは半径数kmから数十km程度の一つの都市または都市圏である。このような「都市空間」の構造を特徴づける主体行動は、通勤者の居住地と通勤手段の選択である^{3,4)}。そこで、RAUM では、都市内通勤者をシミュレーション上のエージェントとしている。都市の人口やインフラは所与とし、対象領域を正方形の計算セル(標準では500m×500m)に分割し、離散的な計算を行う。同一セル内のフロア需要や交通量は集計的に扱われ、そのセルのフロア地代や自動車走行速度などが計算される。

2.2 自己組織化メカニズムと入出力項目

図1に RAUM の入出力項目を示す。入力としては、都市人口、就業地の空間分布、エージェントの所得や選好の分布、交通網の配置、利用可能なモビリティの種類やスペック、社会制度などがあり、これらの環境において、都市内の個々の通勤者(数万~数百万)が、自らの居住地、居住スペース、通勤モードを自律的に決定する。各エージェントは自らの QOL 最大化を行動原理とする利己的な存在であるが、フロア地代市場、交通渋滞の2つのチャンネルを通じ他の

エージェントと影響を及ぼしあっている。

以上のメカニズムから自己組織的に発現する都市・モビリティシステム(Nash均衡)を分析する。代表的な出力項目としては、人口密度・フロア地代・自動車交通流などの空間分布、機関分担率、自動車利用距離分布、CO2排出量などがある。また、全エージェントの属性と選択行動が得られるので、それらの相関分析(所得階層別の居住分布、車保有者の属性分析など)も可能である。

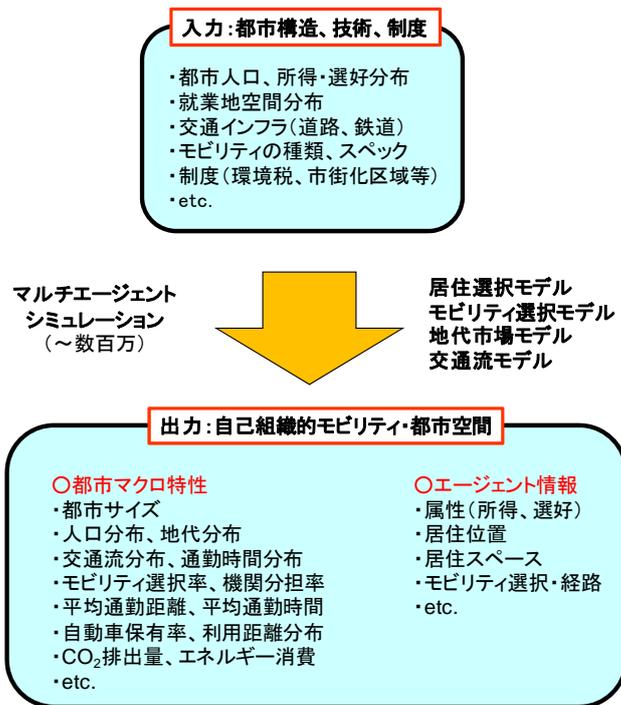


図1 RAUMの入力と出力

2.3 エージェントの意思決定モデル

各エージェントは、各時各地点のフロア地代市場、各種交通データ(渋滞、コスト)の情報を基に(完全情報の仮定)、所得と時間の制約の下で効用が最大となるように居住位置、居住スペース、通勤モードを決定する(完全合理性の仮定)。エージェント i の効用関数 U_i は次式のような財消費 Z_i 、居住空間スペース S_i 、余暇時間 T_i の三要素からなるコブ・ダグラス関数である⁴⁾。

$$\text{Max } U_i = Z_i^{\alpha_i} S_i^{\beta_i} T_i^{\gamma_i} \quad (1)$$

所得制約：

所得＝財消費＋地代＋モビリティ関連費用
＋広さおよび高層度に関する空間コスト

時間制約：

余暇時間＝総時間－必需時間－通勤時間

地代は居住地のフロア地代単価と居住面積の積である。モビリティ関連費用とは、例えば車ならば車両価格、ガソリン代、駐車料金など、電車なら運賃である。

各エージェントの選好係数 $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$ は、入力値である全エージェントの平均値と分布から設定する。また各エージェントの所得は、都市人口の関数である平均所得、および、ジニ係数から対数正規分布に従って与えられる。

2.4 フロア地代モデル

フロア地代価格モデルに求められる要件として、以下の2つを考える。

要件1 フロア需要の大きいセルは小さいセルよりフロア地代単価が高い。

要件2 総フロア地代は都市総生産の一定割合とする。

要件1は当然の仮定であるが、これは同一の都市環境下におけるセル間の相対的比較に関して成立する。この要件を次式で表す。

$$P_j = c_1 \times \left(\frac{D_j}{r_j \Delta S} \right)^\theta = c_1 \times H_j^\theta \quad (2)$$

P_j ：セル j のフロア地代単価

D_j ：セル j に対する総フロア需要面積

r_j ：セル j の住宅地率

ΔS ：セル面積

H_j ：セル j の高層度（住宅地面積に対する総需要面積の比）

θ ：需給比に対応した弾力係数 (>0)

c_1 ：比例係数

ここで

$$D_j = \sum_{k \in C} s_k \quad (3)$$

C ：セル j に居住するエージェントの集合

s ：エージェント k の居住スペース広さ

である。すなわち、各セルのフロア地代単価は、そのセル内の宅地面積に対する需要面積の比の θ 乗に比例すると考える。今回の計算では $\theta=0.5$ としている。

要件2は、都市のフロア地代の総額は、都市の総生産に対する「スペース」の寄与分に等しいと考えるものである。

$$T = \sum_j P_j D_j = c_2 \times Y \quad (4)$$

T ：都市の総地代

P_j ：セル j のフロア地代単価

D_j ：セル j に対する総需要面積

c_2 ：比例係数

Y ：都市の総生産

この要件には、総フロア地代は都市総生産のみの関数であって、フロア需要の空間分布や総量には直接的に依存しないという仮定が含まれている。総フロア地代は総フロア需要と正の相関があるとする考えもあるが、そうすると異なった入力条件における都市のマクロ特性の比較が困難になる面がある（コンパクトな都市が良いという価値を地代モデル自身に含むことになる）。

2.5 交通モデル

通常、通勤手段は徒歩、自転車、自動車、鉄道の4種類とし、自宅と勤務先との間の通勤モードは、(1)徒歩のみ、(2)自転車のみ、(3)自動車のみ、(4)徒歩＋電車、(5)自転車＋電車、(6)自動車＋電車（パークアンドライド）の6通りを考えている。車の道路渋滞は、以下のようにモデル化した。

各セル（正方格子）は東西南北に4つのリンクをもち、各リンクを通過する車の数が増えるとリンク所要時間はBPR型関数⁵⁾

$$T = T_0 \cdot \{1 + \alpha \cdot (Q/C)^\beta\} \quad (5)$$

に従い増加する。ここで Q は流量（台/時）、 C は飽和交通容量（台/時）、 T_0 は $Q=0$ でのリンク通過所要時間である。自宅と会社との間の経路は直線的な経路とし、総トリップ時間は各リンクの所要時間を全経路で加算して算出する。

道路の容量については、各計算セルに対して道路率（道路面積/土地面積）を設定している。道路率は都市中心部で0.2とし、郊外に行くにつれ直線的に減少するように設定した。RAUMで計算される各セルの交通流量と道路容量から、各セルの走行速度、通過所要時間が計算され、さらには走行速度の関数であるガソリン消費、CO₂排出原単位が決定される。

2.6 計算アルゴリズムおよび解の一意性

図2にRAUMの計算フローチャートを示す。適当な初期状態（エージェントの居住地、居住スペース、通勤モード）からスタートし、(1)式に基づく逐次的なエージェントの選択を多数回（エージェント数の5-10倍程度）繰り返すと、全エージェントにとって、他の選択行動をとっても自身のQOL（(1)式の値）が向上しない状態、すなわち、Nash均衡状態が得られる。これをRAUMでは分析する。

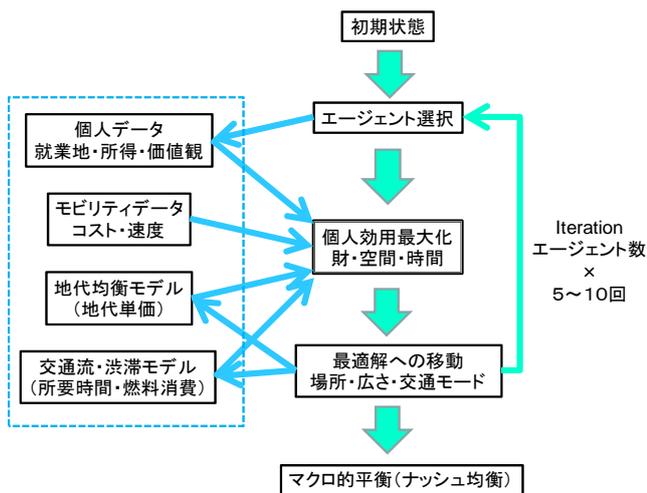


図2 RAUMのフローチャート

これまでの計算において、この Nash 均衡解は初期状態に依存しないことが確認されている。つまり、図1の上部の入力値（環境）に対応して得られる均衡状態は一意に定まる。この原因はいくつか考えられるが、一つは均衡に至る途中の計算結果を入力値にフィードバックさせていない点にある (ex. 車の交通量が増えてきた地点は道路を増やす)。このようなフィードバック効果が存在すると、システムの動的挙動は複雑なものとなり、経路依存性や複数の均衡が生じるであろう⁶⁾。

本研究では経験的に得られているこの解の一意性に立脚して、様々な入力セットに対する Nash 均衡解の比較分析、さらにはモビリティ技術をはじめとする各種環境入力の影響を評価している。

また、これまで実施した様々な感度解析において、各入力パラメータの変化に対する均衡解の変化の方向は全て自然なものであり、現実社会あるいは都市理論の一般的な知見とも整合的であることを確認している。

2.7 計算例

得られた自己組織的都市構造の一例を示す。都市の基本レイアウトは図3の通りである。通勤者であるエージェント数は100万（総人口250万）、中心業務地区(CBD)と4つのサブセンターSC (CBDから距離10km) があり、CBDに50%、各SCに12.5%ずつ勤務している。都市鉄道がCBDを中心に東西、南北、環状に敷設されている（総駅数33）。この他、モビリティの速度は徒歩5km/h、自転車10km/h、自動車30km/h（無渋滞時）、鉄道40km/h、車の車両価格は年平均換算で所得の7%、ガソリン価格は1Lあたり、年間所得の50000分の1、平均所得は634万円、所得格差を表すジニ係数は0.3、渋滞発生流量は800台/hrなどとしている。

この条件下で計算された人口密度の空間分布を図4に示す。就業エリアおよび鉄道の駅周辺で人口密度が高くなっ

ている。フロア地代分布も同様の傾向を示す。この他、各エージェントの居住セルの都市中心からの平均距離は10.3km、居住地と勤務地の平均距離は5.6km、車利用率は49.3%、鉄道利用率は26.7%などとなっている。

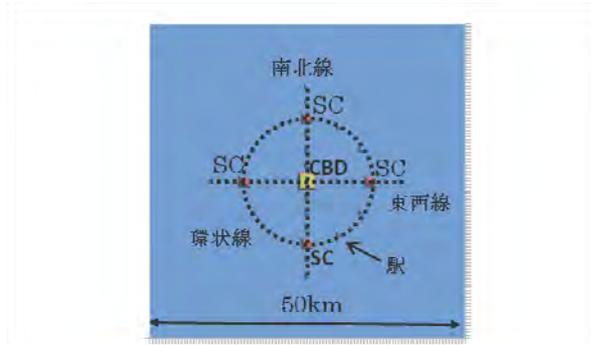


図3 仮想都市レイアウト例(101×101セル)

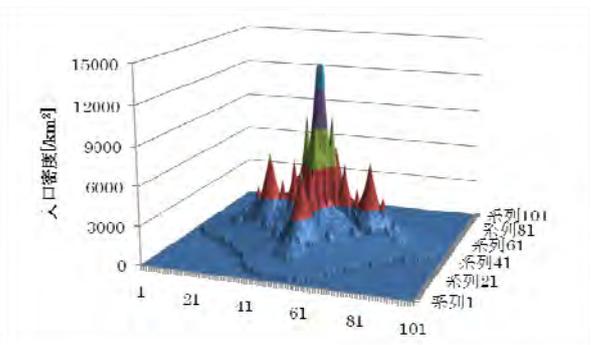


図4 人口密度分布の計算例

3. 平均 QOL とモビリティ技術の価値の定義

各エージェントが Nash 均衡解において獲得している効用関数(1)式の値の平均を平均 QOL と呼ぶことにする。これは社会の厚生水準の最も基本的な指標と考えられる（ただし、このように個人の効用を足し合わせることは、個人間効用の比較不能性の原則に反するので、実用上注意を要し、格差の問題などは別途検討する必要がある）。

これまでに実施した様々な感度解析計算において、平均 QOL は以下の3つのアприオリに導出される原則を全て満たしていた。この結果は本モデルの内部無矛盾性を示す証拠の一つと考えている。

- ① 人々の選択肢が無条件に広がれば（狭まれば）平均 QOL が向上（低下）する。
- ② 何らかのコストが無条件に低下（増加）すれば平均 QOL が向上（低下）する。
- ③ 何らかの手段の利便性が無条件に向上（低下）すれば平均 QOL が向上（低下）する。

また、モビリティ技術の価値は、その技術の導入前後の社会の厚生水準の差と考えられる。すなわち、モビリティ技術 T の価値は平均 QOL の値 U を用いて、次式のように定義した。次章からモビリティ価値の分析に入る。

$$\begin{aligned} & \text{技術 T の価値} \\ & = U[\text{T の導入後}] - U[\text{T の導入前}] \quad (6) \end{aligned}$$

4. 計算条件

4.1 都市人口と就業地域の設定

都市人口は 10 万, 50 万, 100 万, 250 万の 4 通りとした。通勤者は都市人口の 40% であり, 残りは非通勤就労者と非就労者(就労者の家族など)である。都市のレイアウトは, 全通勤者が唯一の中心業務地区(CBD)に通勤する単一中心都市モデル³⁾を採用した。このモデルは都市経済学で広く用いられ, 多くの都市の基本形状はこれに合致する。CBD の半径は人口 250 万人で 5km とし, 人口の 0.5 乗に比例させた。

4.2 原始状態と導入モビリティ

通勤手段が徒歩のみ(5km/h)の状態を原始状態と定義する。本研究では原始状態, および, 新しいモビリティを付加的に導入した際の均衡状態のモビリティ選択割合, 平均効用, 平均居住距離などを計算し, 比較する。導入モビリティとしては, (1)自動車, (2)究極 ITS, (3)きんと雲, の 3 つを想定した。表 1 に各導入モビリティの主要スペックを示す。

表 1 各モビリティのスペック

	走行速度 (無渋滞時)	渋滞発生	コスト
自動車	10・20・30・40 km/h	有	<ul style="list-style-type: none"> 固定費=平均所得×7% 燃料費⇒渋滞を考慮し算出
究極 ITS	40 km/h	無	
きんと雲	100 km/h	無	

自動車の速度(平均旅行速度)は無渋滞時で 10, 20, 30, 40km/h の 4 通りに設定した。それぞれのケースをモビ 10, モビ 20, モビ 30, モビ 40 と呼ぶことにする。徒歩よりも速いが, 固定費および燃料費がかかる。また, 交通量が増加すると渋滞が発生し, 走行速度と燃費が低下する。

(2)(3)は夢の技術である。(2)の究極 ITS は, 渋滞が発生しないような交通制御システムである。つまり交通量にかかわらず走行速度は一定(40km/h)である。(3)のきんと雲(cf. flying car⁷⁾)は, 速度が 100km/h で(2)と同様に渋滞フリーである。両者ともコストなどその他の設定は自動車と同じである。

5. 結果

5.1 導入モビリティ利用率

図 5 に導入されたモビリティの利用率を示す。導入され

る自動車の走行速度が上昇し, さらに, 究極 ITS, きんと雲と遷移していくにつれ, 当然, これらのモビリティを利用する通勤者の割合も上昇していく。利用率は低人口都市ほど高くなっているが, 高人口都市(人口密度も高くなる)では, 中心部での渋滞が悪化し, 導入モビの効用が低下するためである。同じ理由で, 渋滞フリーの究極 ITS, きんと雲の利用率は都市人口による差が小さくなる。

なお, 都市人口が大きくなると, スプロールにより通勤距離が長くなり, 導入モビリティの利用率は逆に上昇する効果も考えられるが, 本結果では, 渋滞による抑制効果が, 通勤距離増大による促進効果を上回っていると解釈される。どちらの効果が上回るかは, CBD エリアの面積や人々の選好にも依存する複雑な問題である。

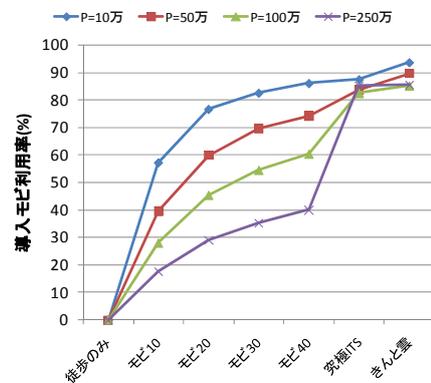


図 5 導入モビリティの利用率

5.2 平均効用とモビリティの価値

図 6 に平均 QOL の結果を示す。導入モビリティの走行速度がアップし, さらに, 究極 ITS, きんと雲へと遷移するにつれ, 平均効用は上昇するが, 渋滞が著しい高人口都市で, 渋滞フリーのモビリティの導入が平均効用を大いに向上させている。人口が 250 万人の都市では究極 ITS とモビ 40 の平均効用の差は 25% 程度に達する。

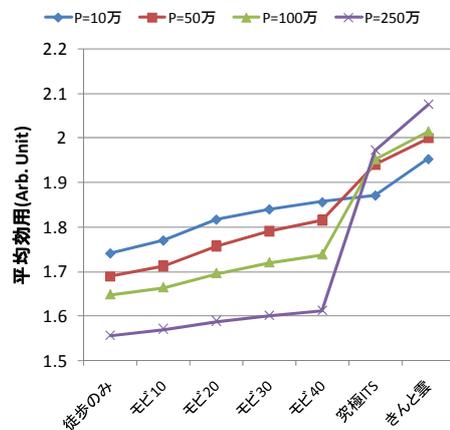


図 6 平均 QOL

都市経済理論によれば、都市の人口と効用の関係は集積の効果による所得上昇と地価高騰や渋滞悪化などの外部不経済とのバランスによって決まる。本結果ではモビ10～モビ40では低人口都市ほど平均QOLが高くなっているが、究極ITSが導入されると、逆転する。渋滞緩和効果が高いモビリティの導入により、大都市の欠点である渋滞悪化や地価高騰を避けつつ、集積の効果による所得上昇の恩恵を享受できる可能性が示唆される。

導入モビリティの（付加的な）価値は、図6における2点間の差であり、図7に原始状態を基準点とした結果を示す。考察は図6と同様である。

これが本研究で目的とした人々のQOLに基づくモビリティ価値の定量的表現の一結果である。

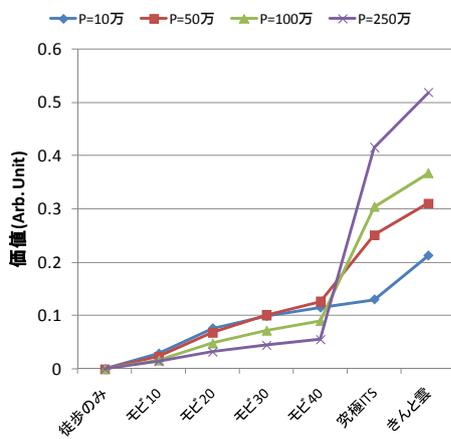


図7 モビリティの価値（徒歩のみの社会を基準）

5.3 財消費，居住スペース，余暇時間

(1)式の効用関数の3つの要素である財消費，居住空間，余暇時間について，各均衡状態における全エージェントの平均値を図8-10に示す。利便性の高いモビリティの導入によって各要素の値も増加していく傾向にあるが，特に，財消費が低下することなしに，居住空間が広がっている点は，モビリティ技術の根源的価値が表現されていると考えられる。

時間の節約効果（余暇時間が長くなる）もモビリティ技術の根源的価値の一つであるが，図10では，高人口都市では導入モビリティの走行速度が上昇するにつれ余暇時間がやや低下している。勿論，平均QOLは向上しており，またその他の二つの要素-財消費，居住空間-は向上しているが，多くの要因が絡むRAUMのNash均衡状態におけるこれらの3要素の平均値のバランスがどのようになるかは難しい問題である。三要素の重みや分布にも依存するであろう。また，高人口都市では，渋滞フリーモビを導入した際の余暇時間の増大が顕著となっている。

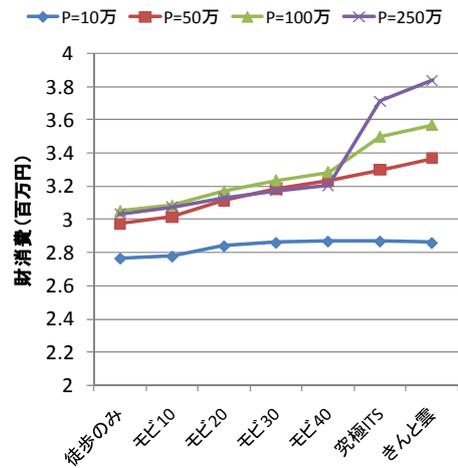


図8 財消費

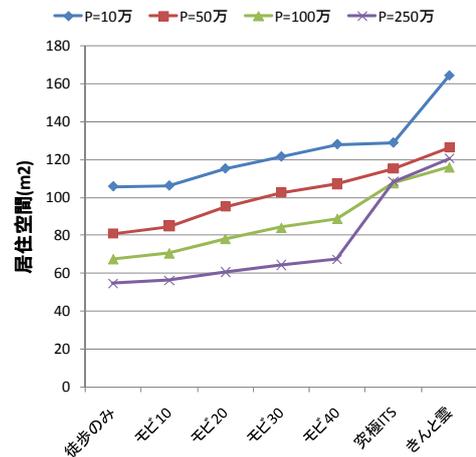


図9 居住空間

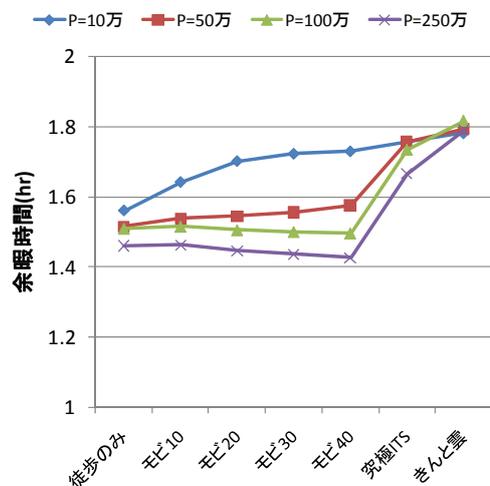


図10 余暇時間

5.4 都市サイズ

全エージェントの居住セルと都市中心との距離の平均値を都市サイズと定義する。結果を図 11 に示す。モビ 40 導入下を除き、高人口都市ほど都市がスプロールしている（ただし、人口密度は高まっている）。特に渋滞フリーモビリティを導入すると、人々は広い居住空間を購入できる郊外から通勤できるようになり、都市サイズの増大が顕著となる。

ただし、モビ 40 導入下では、都市人口と平均居住距離の順序が逆転している。これは、渋滞の激しい高人口都市では時間価値の高い人々が都心に回帰する効果によると推定されるが、モビ 10-30 導入下ではこの逆転現象は見られておらず、理由は明確でない。また、渋滞効果の小さい P=10 万のケースでは、モビ 40 と究極 ITS で平均居住距離はほとんど変化しない半面、高人口都市では差が大きくなる。

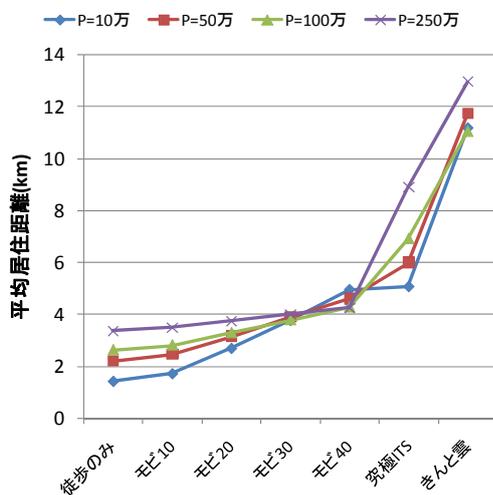


図 11 都市サイズ

6. おわりに

本稿では、都市・モビリティ・QOL・環境モデル RAUM を用いて、人々の QOL に基づくモビリティの価値を数理的に表現し、自動車、究極 ITS、きんと雲の価値と都市環境の関係を分析した。主な結果を以下にまとめる。

- 利便性の高いモビリティは通勤可能圏を拡大し、地代の低廉な郊外に広い居住スペースを確保する選択肢を提供する。これがモビリティ技術の価値の源泉である。
- 渋滞が発生する通常ケースでは、自動車の価値は低人口都市ほど大きい。大都市ではモビリティ速度がアップしても渋滞効果により、その価値が相殺される。
- 逆に渋滞フリーITS やきんと雲の価値は高人口都市で大きくなる。このような技術は集積の効果による豊かさの享受と良好な居住環境の確保を両立させる。

- 1) 大森良太, 小出智士 マルチエージェント都市シミュレータ RAUMの都市経済理論との整合性について, 土木計画学研究講演集, Vol. 39 (2009)
- 2) 大森良太: 都市・交通・環境モデルRAUMによる都市構造と車通勤距離分布の関係分析, 第26回エネルギーシステム・経済・環境コンファレンス講演論文集 (2010)
- 3) Alonso, W.: Location and Land Use, Harvard University Press (1964)
- 4) Fujita, M.: Urban Economic Theory, Cambridge University Press (1989)
- 5) 松井寛・山田周治: 道路交通センサデータに基づくBPR関数の設定, 交通工学, 33-6, 9/16 (1998)
- 6) Fujita, M., Krugman, P., Venables, A.: Spatial Economy, MIT Press (2001)
- 7) [http://en.wikipedia.org/wiki/Flying_car_\(fiction\)](http://en.wikipedia.org/wiki/Flying_car_(fiction))

[著者紹介]



おおもりりょうた君 (正会員)
大森 良太

1994 年東京大学工学系研究科修士課程修了, 博士 (工学)。同専攻助手, 講師, 文部科学省 科学技術政策研究所 主任研究官, (独) 科学技術振興機構 社会技術研究開発センター 主任研究員を経て, 2007 年(株)豊田中央研究所入社。現在, 社会シミュレーション, 未来シナリオ分析の研究に従事。

こいでちし君 小出 智士



1981 年生まれ。2006 年大阪大学情報科学研究科修了。同年, (株)豊田中央研究所入社。現在, 都市シミュレーションの研究に従事。土木学会, エネルギー・資源学会。

地域人口動態シミュレーションのためのエージェント推計手法

池田 心 (北陸先端科学技術大学院大学)

喜多 一 (京都大学)

薄田 昌広 (関西電力)

Estimation Method of Individual Data for Regional Demographic Simulations

Ikeda Kokoro (JAIST)

Kita Hajime (Kyoto University)

Susukita Masahiro (Kansai Electric Power)

Abstract— 少子化・高齢化は全国的な課題であるが、その進展は地域ごとの現状・事情により異なる。エコやコストダウンが求められる中、効率的な行政やインフラ整備を行うためには、地域の数十年先の可能性を見越して計画を立てることが重要になる。エージェントベースドシミュレーション (ABM) はミクロな記述からマクロな挙動を導くツールとしてこのような目的に適していると言われるが、住民一人一人の個票データや結婚出産などの確率パラメータを正確に得ることは不可能である。本研究では、各種の統計データからの逆推定により、マクロな指標が合致する個票データをシミュレーテッドアニーリングを用いて求める。

Key Words: エージェントベースドシミュレーション, 最適化, 個票生成

1 はじめに

コンピュータシミュレーションは製薬、物性、物理的な工学システムの設計、地球シミュレータによる長期の気候変動予測などさまざまな分野に用いられている。社会経済領域においては、人々の行動や複雑な社会制度を記述する必要があることから物理システムに比べてシミュレーションの利用は限られており、手法としても社会での集計量のダイナミクスを記述するシステムダイナミクスなどが主流であった。しかしながら、コンピュータの高速化、オブジェクト指向プログラミングや人工知能技術の利用により、社会を構成する人や組織をソフトウェアエージェントとして記述し、ボトムアップに社会現象をシミュレーションするエージェントベースドシミュレーション (ABS) の研究が世界的に進んでおり、モデル化の自由度の高い大規模社会シミュレーションとその応用が期待されている¹⁾。

我々は、社会シミュレーションの中でも、地域別の人口動態を中心とする将来推計に着目する。電力・通信・病院といった社会基盤の設計にあたっては、地域の人口動態は重要な基礎データとなる。特に、今後急速な人口減少や高齢化が想定され、温暖化対策・無駄の排除が求められる中では、社会基盤への投資は人口が増加してきた従来以上に注意深く展開する必要がある。地域ごとの人口動態、ライフスタイルに影響を与える家族構成や年齢構成の変化などが予測できれば、先を見据えたよりきめ細かい効率的な方策をとることができるように考えている。

長期的な人口動態推計を行うシミュレーションの先行研究としては、INAHSIM を用いた稲垣によるもの²⁾、SOARS を用いた山本らによるもの³⁾ などがある。前者は日本全体を、後者はある村落を扱ったものであるという違いがある一方で、これらはどちらもコンピュータエージェントを初期化する際に現実の個票 (個人の年齢など) を用いているという特徴がある。現実の個票を用いることは、データの信頼性ひいてはシミュレ-

ーションの信頼性のためには理想的であるが、政府等による統計調査の個票の目的外利用は申請・承認などが必要であり、さまざまな分野・目的での利用を考えた場合には利便性に課題がある。そこで本研究では、公表されている統計データから個々のエージェントのパラメータを逆推定する手法を用いることにする。

本章導入に続き、次章では INAHSIM の概要と我々が目指すシミュレーションの概要を、第 3 章では統計データからの個票の生成方法と小規模な実験の結果を示す。第 4 章はまとめである。

2 INAHSIM の概要と我々の目標

ABS に近いシミュレーション方法論としてマイクロシミュレーションという手法があり、人口学的領域などで用いられる。INAHSIM はこの流れで設計されたものであり、稲垣の研究²⁾ では日本社会の 1000 分の 1 のミニチュア社会を構成し、出産・結婚・死亡等を 100 年先にわたってシミュレーションしている。その概要は以下の通りである。

- 現在の傾向が継続したと仮定した場合の、日本の将来の社会・人口構造を複数のシナリオで分析することを目的としている。
- 平成 13 年国民生活基礎調査のマイクロデータ (個々の性別・年齢・家族構成・就業状態・健康状態・所得等) を 126,000 人分サブサンプリングし、補定なしで初期値データを構成する。
- 時間解像度を 1 年とし、加齢のほか出生、死亡、健康状態の推移、結婚、離婚、就業状態の遷移、所得の遷移、単身化、老親との同居の 9 つのイベントを確率に従って生じさせる。
- 各確率は各種統計から推定する。説明変数としてはそれぞれ重要と思われるものだけを選び、その他は無視する。例えば、離婚率は、妻の年齢だけに依存して定まるものとしている。

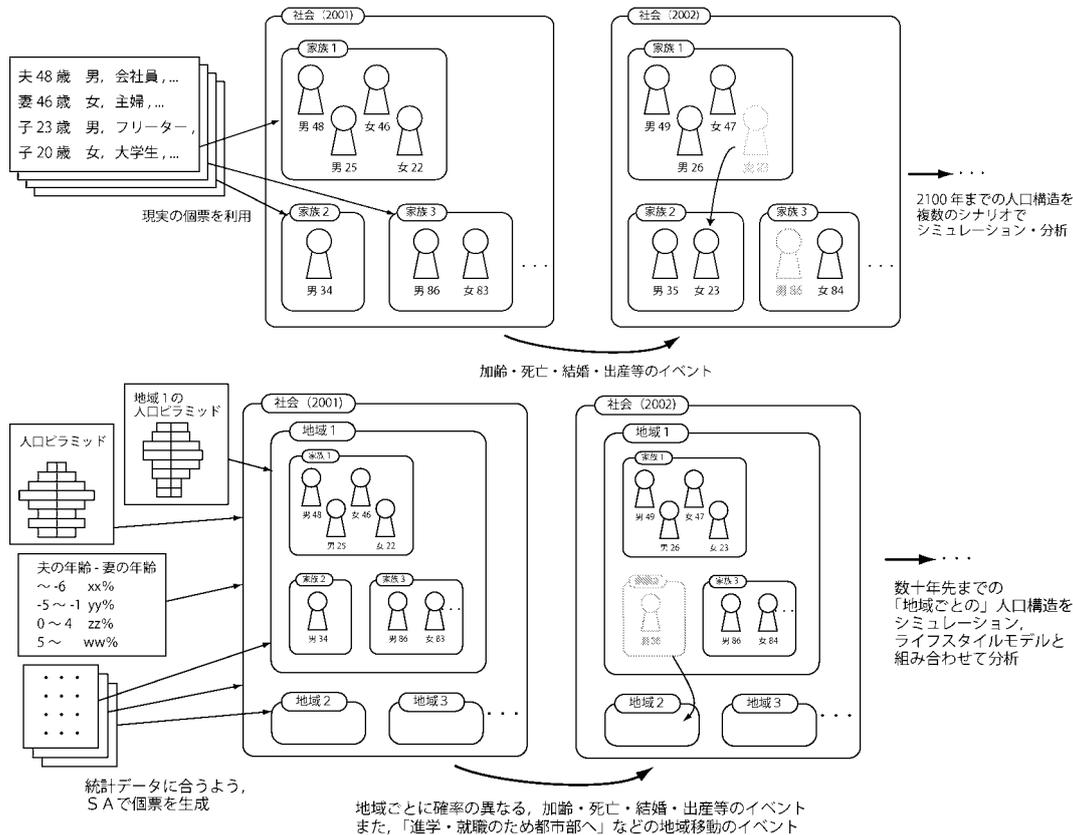


Fig. 1: INAHSIM を用いた分析 (上) と我々の目指すシミュレーションによる分析 (下)

- 2001 年から 2100 年までを 1 回のシミュレーションとし、100 回の平均値を用いて結果を分析している。
- 特定のパラメータ (新卒のフリーター/正社員率) について上位・中位・下位の 3 つのシナリオを想定し、その結果が出生率・パラサイトシングル率等に与える影響を論じている。

これに対し我々が目指すシミュレーションは、地域ごとに異なる現状・特徴・将来をふまえた戦略評価を可能にするものである。すなわち、

- シミュレーションモデルには地域 (市区町村など) の概念を導入し、地域ごとに住民エージェントを地域特性を反映できる精度を考慮しつつ配置する。
- エージェントの「進学・就職のため都市部へ」「結婚して郊外へ」「老後は都市部へ」といった地域間の転入・転出をモデル化する。
- エージェント個体が確率的に出生・加齢・死亡するだけでなく、世帯を構成してそれぞれのライフスタイルを持ち変化させていくことに注意する。公益事業にとってライフスタイルの分析は重要であり、目的に合わせエネルギー消費形態や活動時間帯などを考慮することで戦略評価を可能とする。

さらに、分析を容易にするために、公表されている「日本全体の」または「地域ごとの」統計データから個々のエージェントのパラメータを逆推定する。これには、年齢・性別と世帯への所属などエージェントの属性を

決定変数とし、複数の統計指標の充足を拘束条件として、これをペナルティ関数で表現した最適化問題を構成し、最適化手法を用いて満足解を得るという方法をとる。

以上をまとめ、概要を INAHSIM と比較したものが図 1 である。

3 統計データからの個票の生成

昨今、個人情報保護の観点からは個票が非常に入手しにくくなっている一方で、情報公開の観点からはさまざまな統計情報が一般人にも得られるようになっていく。我々の研究では地域ごとの統計情報を用いることを想定しているが、本稿では国立社会保障・人口問題研究所のホームページに公開されている日本全体の人口統計資料集⁴⁾を手始めに用いることにする。

3.1 世帯の構成

人口統計資料集⁴⁾表 7-9 は、世帯の構成人数を 1, 2, ..., 6, 7 人以上と分けた場合の世帯数 (あるいは割合) の統計データである。表 7-10 は、家族類型別の世帯数 (あるいは割合) の統計データであり、「夫婦のみ」「夫婦と子供」「男親と子供」「女親と子供」「夫婦と両親」「夫婦と片親」「夫婦と子供と両親」などの割合を知ることができる。

これら二つを組み合わせれば、後述する最適化手法等を用いずに、人数と役割を伴った世帯の構成比率をおおよそ見積もることができる (非親族世帯や叔父叔母との同居など複雑なものも存在するのでここでは無視することにする)。例えば単身世帯は 29.5%、2 人世帯では「夫婦のみ」が 19.6%、「父と

子一人」が1.0%,「母と子一人」が5.9%などである。

そこで本研究では、まず世帯数 M を定め、これらの割合に従って役割（単身・夫・妻・子・夫の両親）を持った N エージェントを生成する。この時点では、「夫は男で、妻は女で、夫の両親は男と女である」という以外は、年齢と性別は未定の状態としておく。

3.2 設定する項目と従わせるデータ

各エージェント（個票）に設定すべき項目、また従わせるべき統計データは、シミュレーションの目的や規模によって異なる。今回は、年齢と性別だけをその対象とし、従わせる統計データとしては以下の6つを用いた。

1. 父と子の年齢差の分布。人口統計資料集表 4-13 より
2. 母と子の年齢差の分布。表 4-08 より
3. 夫婦の年齢差の分布。http://www.puni.net/~aniki/pict/20040806.xls より
4. ある年齢・性別の人が全体に占める割合（いわゆる人口ピラミッド）。表 2-3 より
5. ある年齢・性別の人が単身世帯にいる割合。表 7-31 より
6. ある年齢・性別の人が夫婦のみ世帯にいる割合。表 7-31 より

本稿で行う実験は予備実験的なものであり、これらの選択は必ずしも的確でも十分でもないかもしれない。よって、持たせたい項目・従わせたい統計データが増えた場合でも個票生成が困難にならないようにアルゴリズムの設計を行う必要がある。前節では「人数別世帯の割合」「類型別世帯の割合」から「(人数, 類型) 別の割合」を求めて利用したが、このような前向きの推定は統計データが多くなるほど困難になる。そこで、統計量との誤差を最小化すべき目的関数としたうえで、パラメータの生成評価による最適化を行うことが有望になるのである。

3.2.1 統計データの例

本稿で用いた6つの統計データは全て、「条件 X を満たす人・組」の中での「条件 X, Y を満たす人・組」の割合のリストと見ることができる。表 1 に統計データ 1 のリストを、表 2 に統計データ 6 のリストの一部を示す。

Table 1: 父と子の年齢差の分布 (データ 1)

条件 X	条件 Y	正しい割合
父子関係	年齢差 ~19	0.67
父子関係	年齢差 20~24	9.63
父子関係	年齢差 25~29	27.15
父子関係	年齢差 30~34	33.29
父子関係	年齢差 35~39	20.23
父子関係	年齢差 40~44	7.14
父子関係	年齢差 45~49	1.77
父子関係	年齢差 50~	0.11

Table 2: ある年齢・性別の人が夫婦のみ世帯にいる割合 (データ 6), 一部のみ

条件 X	条件 Y	正しい割合
女 20~24 歳	夫婦のみ世帯に属す	2.8
女 30~34 歳	夫婦のみ世帯に属す	13.1
女 40~44 歳	夫婦のみ世帯に属す	7.2
女 50~54 歳	夫婦のみ世帯に属す	15.9
女 60~64 歳	夫婦のみ世帯に属す	36.2
女 70~74 歳	夫婦のみ世帯に属す	33.4

3.3 評価関数の設計

最適化する対象は各エージェントの年齢・性別のセットであり、これを $\vec{a} = \{(age_i, gender_i)\}_i \in A$ と書くことにする。本節ではまず、6つの統計量それぞれについての \vec{a} の誤差を表す関数 $f_1(\vec{a}), f_2(\vec{a}), \dots, f_6(\vec{a})$ を定義し、続いてそれを単目的化する。

3.3.1 単一の評価指標の定式化

誤差をどう定義すればよいのか、また許容範囲がどの程度なのかは、統計量ごと・シミュレーションの目的ごとに異なる。ここでは、どの統計データにも統一的に定義できて、直感的に理解しやすく、また複数の評価関数を比較・線型和ししやすいような指標を次のように導入する。

- 評価したいパラメータ \vec{a} と、表 1・表 2 のようなリスト l が与えられているとする。リスト中の項目数（区分数、行数）を G と書く。
- 項目 $j = 1..G$ について、
 - リスト中の条件 X を X_j , 条件 Y を Y_j , 正しい割合を r_j と書くことにする。
 - \vec{a} について、「条件 X_j を満たす人・組の数」を m_j とする。
 - \vec{a} について、「条件 X_j, Y_j を満たす人・組の数」を c_j とする。
 - 一方、正しい割合が r_j であることから、「条件 X_j, Y_j を満たす人・組の数」としては $m_j \cdot r_j$ が適正であるということになる。
- そこで、誤差関数を $f_l(\vec{a}) = \frac{1}{G} \cdot \sum_{j=1}^G (c_j - m_j \cdot r_j)^2$ と定義することにす。

この指標では、「本来あってほしい人（組）数」と「実際の人（組）数」の差に注目し、その二乗和を最小化しようとする。「本来あってほしい人数」は整数とは限らないため、0.5 程度の差は問題ない。全ての項目で 0.5 の差があるとする、 $f(A) = 1.0$ になる。すなわち、この指標が 1 程度のオーダーになれば、ほぼ正確にもとの分布と一致していることが期待できる。

3.3.2 複数の評価指標の考慮

前節では、それぞれの統計データごとに \vec{a} の誤差を表す関数 $f_1(\vec{a}), f_2(\vec{a}), \dots, f_6(\vec{a})$ を定義した。本論文の予備実験では、これを線型和し、次の単目的最小化問題を解くことにす。

$$\min_{\vec{a} \in A} \sum_{l=1}^6 f_l(\vec{a})$$

統計データやその解釈に誤りがなければ、全ての条件を満たすパラメータセットは現実に存在しているわけだから、各誤差を最小化することが本質的にトレードオフの関係になることはないはずである。また、前節の誤差関数の定義では単位を人（組）のようなものに統一しているため、線型和の悪スケール性が問題になる可能性も低い。ただし、重視したい統計データがあるなら、大きい重みを付けた線型和を行うことは合理的であろう。

3.4 予備実験

前節までの設計に基づき、簡単な最適化実験を行う。最適化手法には、制御パラメータ数が少なく近傍の設計のみで実装できる、シミュレーテッドアニーリング (SA) を用いた。パラメータセット \vec{a} の近傍は、 \vec{a} のあるエージェントの年齢・性別をランダムに変更したものとした。 $f_l(\vec{a})$ の計算量は G やエージェント数に比例するが、評価値の差分だけを見た場合は、これらによらず短時間の計算が可能である。

予備実験として、100 世帯の場合と 1000 世帯の場合について、初期温度 1.0 から、それぞれ探索回数 5×10^5 , 5×10^6 で最終温度 0.0067 まで SA を行った。実行時間は約 9 秒と約 80 秒であり、10 倍の探索回数にはほぼ比例した時間で済んでいる。

表 3 にそれぞれの最終的な誤差を示す。3.3.1 節で述べたように、1.0 が分布合致の目安であるので、1000 世帯の場合、項目 4, 5, 6 については不十分であることがわかる。図 2 は項目 4 (のうち女), 項目 6 についての、適正な値と得られた値のずれを示したものである。これは初期温度を上げる、探索回数を増やすといったことで対応可能と思われる。

Table 3: f_1 から f_6 までの各誤差

世帯数	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
100	0.16	0.28	0.37	1.14	0.41	0.40
1000	0.43	0.43	0.37	5.44	3.33	2.17

4 おわりに

本稿ではまず大きな目標として、地域ごとの人口動態、世帯構成や年齢構成などの変化を予測するためのエージェントベースドシミュレーションを掲げ、これによって先を見据えたきめ細かい基盤整備を可能としたい旨を述べた。そしてそのためには、先行研究 INAHSIM で達成されている内容に加え、地域ごとのパラメータ設定や、地域間移動をモデル化する必要があること、さらに個票を統計データから生成することが望ましいということも述べた。続いて、個票の生成を最適化問題として定式化し、実際に最適化できることを予備実験によって示した。

一方で、今後の課題も多く存在する。一つは、より規模が大きくなった場合、つまりエージェント数・エージェントの要素 (年収, 健康状態など)・地域数・従わせ

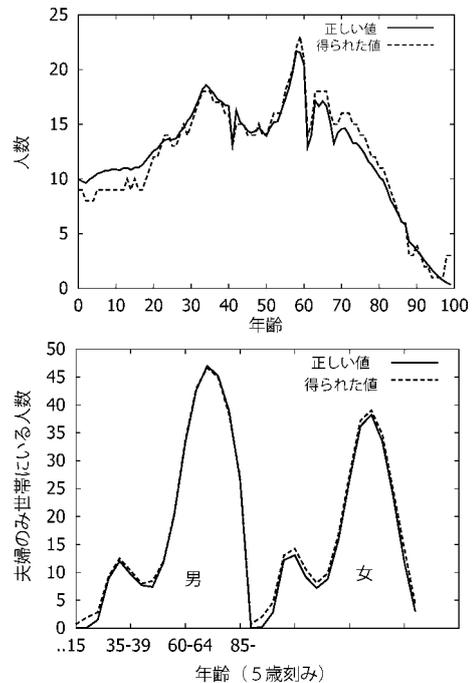


Fig. 2: 項目 4 のうち女 (上), 項目 6 (下) についての正しい統計量と得られたもののずれ

たいデータ数などが増えた場合にも統計データとの誤差を十分小さくすることができるのか、またそれが現実的な時間で可能なのか、といったことである。規模が大きくなり関数の景観も複雑になった場合には、近傍探索だけでなく、交叉を用いた遺伝アルゴリズムを用いる手法⁵⁾も有望だろう。

またもう一つ重要なのは、「統計データに従った個票は、現実に近いと言えるのか」さらに「その個票で行ったシミュレーションは信頼できるのか」ということをはっきりさせることである。また、本稿では触れなかったが、結婚・出産などのイベントの生起確率についても考えるべき点は多く、こちらにも「統計量が合致するようにイベントを最適化する」ようなことができないか、検討していきたい。

参考文献

- 1) N. Gilbert and K. G. Troitzch: Simulation for the Social Scientist, 2nd Ed., Open University Press (2005)
- 2) 稲垣 誠一:日本の将来社会・人口構造分析—マイクロ・シミュレーションモデル (INAHSIM) による推計, 日本統計協会 (2007)
- 3) 山本一徳, 小山友介, 出口弘: SOARS を用いた村落の人口減少についてのデモグラフィックシミュレーション, 計測自動制御学会 システム工学部研究会 (2005)
- 4) 国立社会保障・人口問題研究所: 人口統計資料集 (2009), <http://www.ipss.go.jp/syoushika/tohkei/Popular/Popular2009.asp?chap=0>
- 5) 倉橋節也, 南潮, 寺野隆雄: 逆シミュレーション手法による人工社会モデルの分析, 計測自動制御学会論文集, Vol.35, No.11, pp.1454-1461 (1999)

Know-Who 共有を促進する情報システム機能の効果分析 ～新潟県庁を事例として～

藤野 剛雄*・高橋 真吾**

* 早稲田大学 大学院創造理工学研究科 東京都新宿区大久保 3-4-1
* Graduate School of Creative Science and Engineering, Waseda University 3-4-1 Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo
** 早稲田大学理工学術院 東京都新宿区大久保 3-4-1

** Faculty of Science and Engineering, Waseda University 3-4-1 Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo

1. 序論

近年、組織がナレッジを活用し、価値を創造するためには組織学習が有効といわれている。組織学習とは、効果的な行動をするための組織の能力の向上のことである¹⁾。これに対し、多くの組織は組織学習促進のために情報システム (IS: Information System) を導入しているが、組織学習が促進されない事例が多発している。原因として、組織学習の観点からの IS 機能導入指針がないことが挙げられる。IS 機能を技術的に実現可能な機能、機能を対象の目的を実現するために要求されている働きと定義する。また、組織学習の観点からの IS 機能導入指針とは、「複数存在する IS 機能の中で、どの IS 機能が組織学習を促進するのか」、「対象組織状況下で、IS 機能をどのように組み合わせることで、より組織学習を促進するのか」を規定したものである。

新潟県庁も IS を導入したが組織学習を促進できなかった組織の 1 つである。インタビュー調査から、新潟県庁は満足度の高い行政サービスを提供するための政策立案能力の向上である行政経営の高度化²⁾を目的として IS を導入したものの、ジョブローテーションによって「誰が何のナレッジを持っているのか分からない」という状況が起こったままであるという問題構造を明らかにした。新潟県庁が目指している行政経営の高度化は組織学習の一部を実現していると考えられ、新潟県庁を、組織学習を目的として IS を導入した組織と捉えることで、「誰が何のナレッジを持っているのか分からない」という状況を、組織学習阻害要因の 1 つである「Know-Who の断片的学習 (部門を超えて Know-Who を共有することができない)」が発生している状況と解釈した。

組織学習を促進できない組織に対し、山本・高橋³⁾は、「組織学習の観点による IS 定性的評価フレームワーク (以下、定性的評価フレームワーク)」を提案している。定性的評価フレームワークとは、50 の組織学習ベストプラクティス事例の特徴分析から、機能と組織学習促進の関係を示したものであり、組織学習促進に必要な機能の特定を可能にする。しかし、組織学習促進に必要な機能を実現する IS 機能は複数存在し、その組み合わせ方も複数考えられるため、組織学習の観点からの IS 機能導入指針を与えるためには、対象組織の状況下において複数ある「IS 機能の組み合わせ」の

効果を事前に比較することが必要である。

本稿では、組織学習を促進できない新潟県庁に対して、組織学習の観点からの IS 機能導入指針を与える。まず、定性的評価フレームワークを用いて、Know-Who の断片的学習を緩和する IS 機能を特定する。そして、特定した IS 機能を組み合わせた複数の「IS 機能の組み合わせ」の効果を、新潟県庁を想定したエージェントベースシミュレーションによって比較・分析する。

2. Know-Who の断片的学習を緩和する IS 機能

定性的評価フレームワークを用いて、Know-Who の断片的学習緩和に必要な機能を特定する。

次に、特定した機能を技術的に実現可能な形に具体化する必要がある。そこで、定性的評価フレームワークより特定した機能を実現する IS 機能を、実現可能な IS 機能を持つ既存製品より抽出する。同時に、IS は複数の IS 機能によって構成され、互いに支援し合っていることから、抽出した IS 機能を支援する IS 機能を既存製品より抽出する。

最後に、抽出した IS 機能を組み合わせ、効果を比較する「IS 機能の組み合わせ」を特定する。

2.1 Know-Who の断片的学習緩和に必要な機能特定

定性的評価フレームワークより、新潟県庁の問題状況である Know-Who の断片的学習の緩和に必要な機能を特定する。図 1 より、Know-Who の断片的学習緩和に必要な機能として、「検索機能」、「情報移転機能」、「プロセスからキーワードへの変換機能」、「プロセス管理機能」の 4 機能を特定することができた。

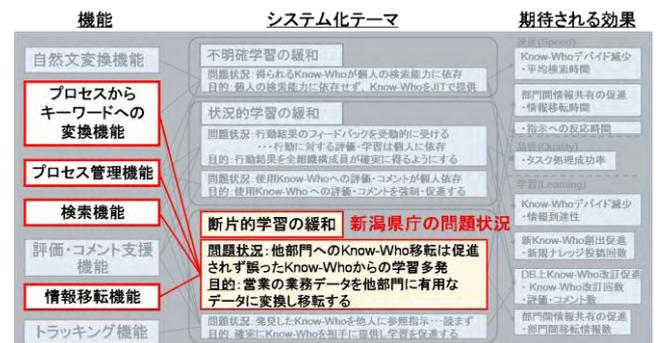


図 1 定性的評価フレームワーク³⁾

2.2 実現可能な IS 機能への具体化

定性的評価フレームワークより特定した機能を実現する IS 機能を、実現可能な IS 機能を持つ既存製品より抽出する。複数の既存製品の仕様書を調査した結果、表 1 のように、既存製品が特定した機能を実現する IS 機能を持っていることが分かった。そして、特定した機能を実現する IS 機能として、3 つの IS 機能を抽出することができた。検索機能を実現する IS 機能を「Know-Who 検索機能」、情報移転機能を実現する IS 機能を「SNS 機能」、プロセスからキーワードへの変換機能・プロセス管理機能を実現する IS 機能を「Know-Who 配信機能」と呼び、3 つの IS 機能をまとめて「Know-Who 断片的学習緩和 IS 機能」と呼ぶ。

表 1 定性的評価フレームワークより特定した機能を実現する IS 機能 (4) 5) 6) 7) 8) 9) 10) 11) 12) 13)

既存製品	Know-Whoの断片的学習緩和に必要な機能			
	検索	情報移転	プロセスからキーワードへの変換	プロセス管理
Atlas for Lotus Connections (IBM)	キーワードを入力し、専門家を表示する機能	×	×	×
Lotus Connections (IBM)	キーワードを入力し、専門家を表示する機能	情報移転先に新着投稿情報をupし、探索を容易にする機能	プロセスを管理し、同じプロセスを行う人と業務を行う上で必要なコンテンツを共有する機能	
HAKONE® for Notes (リアルコム)	キーワードを入力し、専門家を表示する機能	情報移転先に新着投稿情報をupし、探索を容易にする機能	×	×
KnowledgeMarket Enterprise Suite V4 (リアルコム)	キーワードを入力し、専門家を表示する機能	情報移転先に新着投稿情報をupし、探索を容易にする機能	×	×
InfoFrame Enterprise Search (NEC)	キーワードを入力し、専門家を表示する機能	×	×	×
Beat Office1.4 (BeatCommunication)	×	情報移転先に新着投稿情報をupし、探索を容易にする機能	×	×
ドリコムブログオフィス (ドリコム)	×	情報移転先に新着投稿情報をupし、探索を容易にする機能	×	×
SKIP (TIS)	キーワードを入力し、専門家を表示する機能	情報移転先に新着投稿情報をupし、探索を容易にする機能	×	×

① Know-Who 検索機能

ナレッジ探索者が入力したキーワードおよび係名を、過去に投稿したブログ、掲示板、プロフィール、ブックマーク・タグのいずれかに含む人を出力する機能である (図 2)。検索範囲が広いのが特徴である。

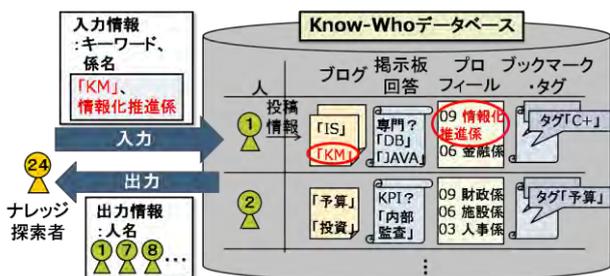


図 2 Know-Who 検索機能

② SNS 機能

ナレッジ探索者があらかじめ登録した情報移転先 (業務を行う上で問い合わせた人や同じ係に所属したことがある人) の中から、探索条件に挙げたキーワード (複数) すべてを、過去に投稿したブログに含む人、もしくは探索条件に挙げたキーワード (複数) のいずれかを過去に投稿した掲示板、ブックマーク・タグのいずれかに含む人を探索結果として得る機能である (図 3)。探索範囲が情報移転先に限られるため探索範囲は狭いが、キーワードを複数探索条件に挙げるができるのが特徴である。

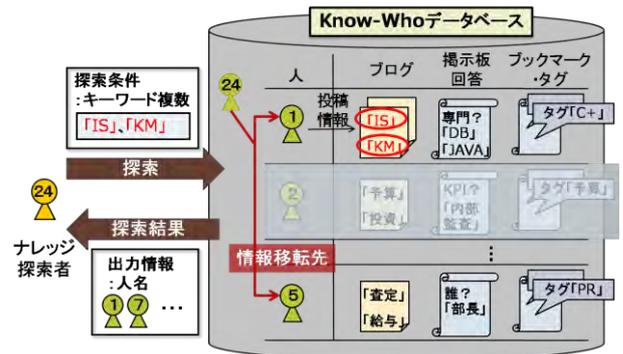


図 3 SNS 機能

③ Know-Who 配信機能

タスク管理者があらかじめ入力したキーワードおよび係名を、過去にプロセス管理データベースに投稿した人が、投稿時のナレッジ獲得の際に問い合わせた人をナレッジ探索者に配信する機能である (図 4)。これは、ナレッジ探索者に自動的に結果が配信されるため、IT リテラシーの高さに関わらず、IS を使用しないナレッジ探索者でも使用が可能である。

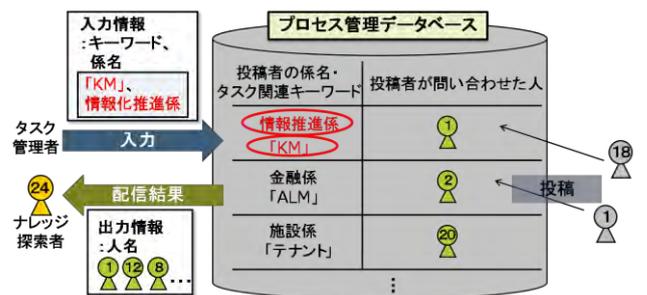


図 4 Know-Who 配信機能

さらに、抽出した Know-Who 断片的学習緩和 IS 機能を支援する IS 機能を、既存製品より抽出する。Know-Who 断片的学習緩和 IS 機能を持つ既存製品の仕様書を調査した結果、表 2 のようになり、「ブログを公開する機能」、「掲示板で質問・回答を公開する機能」、「プロフィールを公開する機能」、「ブックマーク・タグを公開する機能」、「業務で会った人を登録する機能」の全部で 5 つの IS 機能を抽出することができた。これら 5 つの IS 機能を、支援 IS 機能と呼ぶ。

表 2 Know-Who 断片的学習緩和 IS 機能を支援する IS 機能 4) 5) 6) 7) 8) 9) 10) 11) 12) 13)

		Know-Who断片的学習緩和IS機能		
		Know-Who検索	SNS	Know-Who配信
既存製品	Atlas for Lotus Connections (IBM)	「ブログを公開する機能」, 「プロフィールを公開する機能」, 「ブックマーク・タグを公開する機能」	×	×
	Lotus Connections (IBM)	「プロフィールを公開する機能」	「ブログを公開する機能」, 「ブックマーク・タグを公開する機能」	「業務で会った人を登録する機能」
	HAKONE® for Notes (リアルコム)	「掲示板で質問・回答を公開する機能」, 「プロフィールを公開する機能」	「掲示板で質問・回答を公開する機能」	×
	KnowledgeMarket EnterpriseSuite V4 (リアルコム)	「ブログを公開する機能」, 「掲示板で質問・回答を公開する機能」, 「プロフィールを公開する機能」	「ブログを公開する機能」, 「掲示板で質問・回答を公開する機能」	×
	InfoFrame Enterprise Search (NEC)	「プロフィールを公開する機能」	×	×
	Beat Office 1.4 (BeatCommunication)	×	「ブログを公開する機能」, 「ブックマーク・タグを公開する機能」	×
	ドリコムブログオフィス (ドリコム)	×	「ブログを公開する機能」, 「ブックマーク・タグを公開する機能」	×
	SKIP (TIS)	「プロフィールを公開する機能」	「ブログを公開する機能」, 「掲示板で質問・回答を公開する機能」	×

2.3 「IS 機能の組み合わせ」特定

抽出した Know-Who 断片的学習緩和 IS 機能および支援 IS 機能の関係を考慮して、実行可能な組み合わせをすべて考えたところ、表 3 のように、「IS 機能の組み合わせ」を特定することができた。

表 3 IS 機能の実行可能な組み合わせ

	Know-Who検索機能	SNS機能	Know-Who配信機能	ブログを公開する機能	掲示板で質問・回答を公開する機能	プロフィールを公開する機能	ブックマーク・タグを公開する機能	業務で会った人を登録する機能
0	×	×	×	×	×	×	×	×
1	○	×	×	×	×	○	×	×
2	○	×	×	○	×	○	×	×
3	○	×	×	×	○	○	×	×
4	○	×	×	×	×	○	○	×
5	○	×	×	○	○	○	×	×
6	○	×	×	○	×	○	○	×
7	○	×	×	×	○	○	○	×
8	○	×	×	○	○	○	○	×
9	×	○	×	○	×	×	×	×
10	×	○	×	×	○	×	×	×
11	×	○	×	×	×	×	○	×
12	×	○	×	○	○	×	×	×
13	×	○	×	○	×	×	○	×
14	×	○	×	×	○	×	○	×
15	×	○	×	○	○	×	○	×
16	×	×	○	×	×	×	×	○

3. 新潟県庁モデル

新潟県庁を想定したモデルを、インタビュー結果に基づき構築した。新潟県庁では、部門外固有のナレッジの共有は必要ないことが分かっているため、ナレッジを「政策立案を支援する総務管理部固有の知識」と定義し、総務管理部のタスク処理のみに焦点を当てる。そして、ジョブローテーションにより、ナレッジが部門外に流出するため、Know-Who の共有が必要となる。

組織環境は、タスクを発生させる県議会、タスクを評価

する県民を持つ。また、組織は、総務管理部内の係に所属しタスクを遂行するタスク処理エージェント、総務管理部外の係に所属しタスク処理エージェントにナレッジを提供するナレッジ提供エージェント、データベースと掲示板を持つ既存 IS を持つ (図 5)。なお、新潟県庁には IT リテラシーが低い職員がいることから、エージェントを、IS を使用するエージェントと IS を使用しないエージェントに大別する。さらに、IS を使用するエージェントの中には、ナレッジ・Know-Who を投稿するエージェントが存在する。

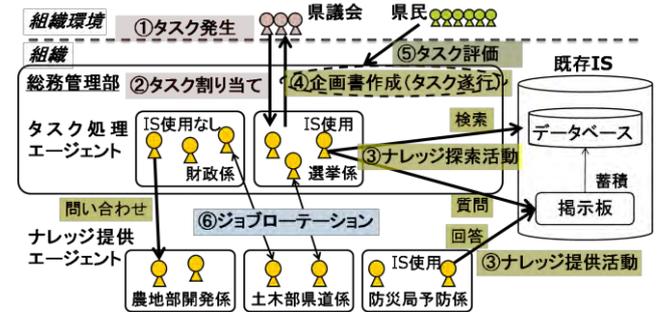


図 5 新潟県庁モデル

3.1 タスク発生

県議会は、一定期間ごとにタスクを発生させ、タスク処理エージェントに割り当てる。タスクとは、タスク処理エージェントが一定期間内にタスクに必要なナレッジをできるだけ多く獲得し、企画書を作成することである。

3.2 ナレッジ探索活動

タスク処理エージェントは、一定期間内に与えられたタスクに必要なナレッジを集めるために、他のエージェントにナレッジを持っているかを尋ね持っている場合にナレッジを獲得できる「問い合わせ」、入力したキーワードに該当するナレッジをランダムに出力する「検索」、掲示板に質問を書き込みナレッジ提供エージェントから回答が得られればナレッジを獲得できる「掲示板書き込み・確認」などのナレッジ探索活動を行う。なお、検索および掲示板書き込み・確認は IS を使用するエージェントのみ行う。

3.3 ナレッジ提供活動

ナレッジ・Know-Who を投稿するナレッジ提供エージェントは、1週間おきに掲示板を確認し、自身が保有しているナレッジに関する質問が掲示板にある場合回答を行う。

3.4 企画書作成・タスク評価

タスク処理エージェントは、ナレッジ探索活動で獲得したナレッジを企画書に書き込む。そして、県民はタスク処理エージェントが作成した企画書をタスク評価関数 (獲得ナレッジ数/タスクに必要なナレッジ数) に従い評価する。

3.5 ジョブローテーション

1年に1度、同じ係に3年間勤務したエージェントは、係を異動するジョブローテーションを行う。総務管理部内の係に異動となれば、タスク処理エージェントとなる。

4. Know-Who の断片的学習を緩和する IS モデル

Know-Who の断片的学習を緩和する IS は、Know-Who 源となるブログ、掲示板回答情報、プロフィール、ブックマーク・タグを蓄積する Know-Who データベース、および問い合わせを行ったエージェントを登録しておくプロセス管理データベースを持つ (図 6)。Know-Who の断片的学習を緩和する IS を導入する場合、ナレッジ探索活動のプロセスのみ異なる。

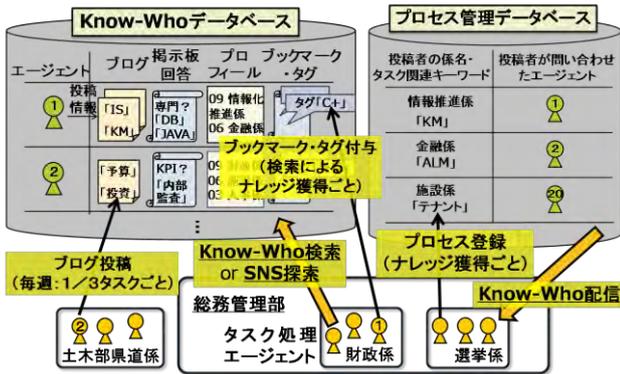


図 6 Know-Who の断片的学習を緩和する IS モデル

4.1 Know-Who の断片的学習を緩和する IS 導入時のナレッジ探索活動

Know-Who 検索機能、SNS 機能、Know-Who 配信機能をそれぞれ導入した際のナレッジ探索プロセスは図 7 のようになる。IS を使用するタスク処理エージェントは、表 4 の通りに Know-Who 検索・SNS 探索・Know-Who 配信を行い、出力された結果に従い問い合わせを行う。

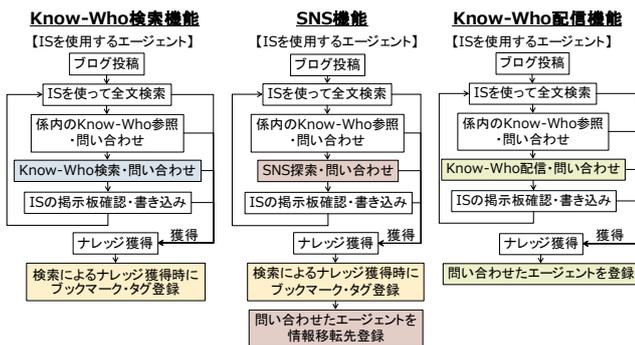


図 7 IS 機能導入時のナレッジ探索プロセス

表 4 Know-Who 検索・SNS 探索・Know-Who 配信の特徴

	使用者	入力	探索範囲	出力
Know-Who 検索	ISを使用するエージェント	キーワード × 1、係名	Know-Whoデータベース内すべて	入力した条件を、投稿したブログ、掲示板、プロフィール、ブックマーク・タグに含む
SNS探索	ISを使用するエージェント	キーワード × 2	Know-Whoデータベース内の情報移転先	入力した条件を、投稿したブログ、掲示板、ブックマーク・タグに含む
Know-Who 配信	全エージェント	キーワード × 1、係名	プロセスデータベース内すべて	入力した条件を、登録したプロセスに含む人が問い合わせた人

4.2 ブログの投稿

「ブログを公開する機能」を導入している場合、ナレッジ・Know-Who を投稿するエージェントは、1 週間おきに自身が保有するナレッジの中からランダムに 1 つを選び、選んだナレッジに関するキーワードすべてをブログとして Know-Who データベースに投稿する。

4.3 ブックマーク・タグの投稿

「ブックマーク・タグを公開する機能」を導入している場合、IS を使用するタスク処理エージェントは、検索によるナレッジ獲得ごとに、ナレッジに関するキーワードをブックマーク・タグとして Know-Who データベースに投稿する。

4.4 問い合わせたエージェントの登録

「業務で問い合わせた人を公開する機能」を導入している場合、ナレッジ・Know-Who を投稿するタスク処理エージェントは、ナレッジ獲得ごとに、問い合わせたエージェントおよび自身の所属係名、獲得ナレッジに関するキーワード (プロセス) をプロセス管理データベースに登録する。

5. シミュレーション実験

5.1 問題状況の再現

既存 IS のみを導入する場合において、新潟県庁の問題状況である Know-Who の断片的学習を再現するようにパラメータ調整を行う。Know-Who の断片的学習の定義より、Know-Who の断片的学習が起こっている状況とは「組織パフォーマンスが継続的に向上しない」および「問い合わせによるナレッジ獲得率が低く、かつ継続的に向上しない」状況であると解釈でき、それらを再現するように、「ナレッジの種類数」、「タスクに必要なナレッジ数」に関するパラメータを調整した。

その結果、「ナレッジの種類数」を 1300、「タスクに必要なナレッジ数」を 10 に設定した場合、組織パフォーマンス (全タスク処理エージェントの「タスク評価」の平均) は、図 8 のように、10 年間 0.4~0.5 の値を推移し、問い合わせによるナレッジ獲得率 (問い合わせによるナレッジ獲得数 / 問い合わせ数) は、図 9 のように、10 年間 0.035~0.045 と低い値を推移する結果となり、他のパラメータ値を設定した時より再現できたため、このパラメータ値に設定した。

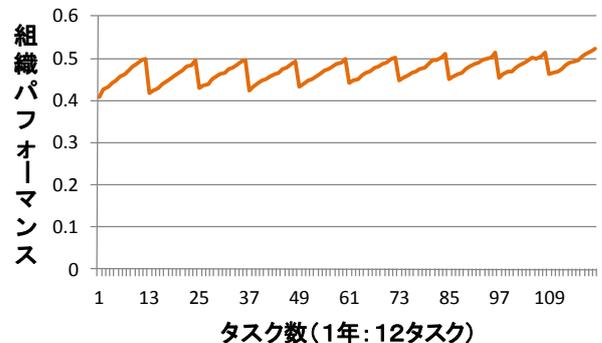


図 8 既存 IS 導入時の組織パフォーマンス

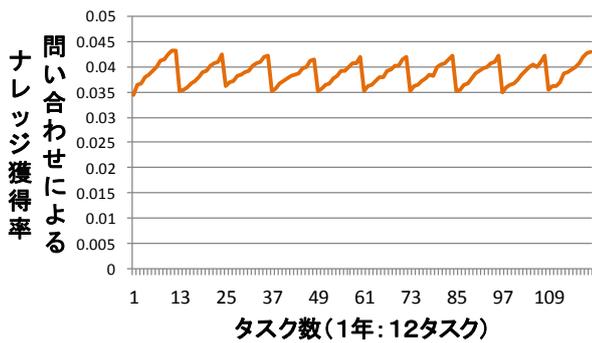


図9 既存IS導入時の問い合わせによるナレッジ獲得率

5.2 「IS機能の組み合わせ」の効果比較

「IS機能の組み合わせ0～16(表3)」を導入した場合の平均組織パフォーマンス(10年×1000試行分の組織パフォーマンスの平均)は図10のようになり、組み合わせ6, 8が同値で高い値となった。

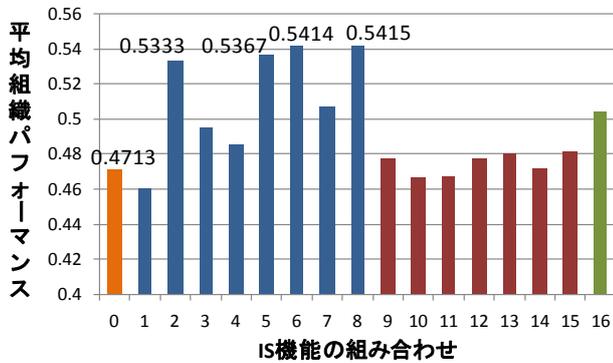


図10 「IS機能の組み合わせ」の平均組織パフォーマンス

なぜ組み合わせ6, 8が他の組み合わせより平均組織パフォーマンスが高いかについて、Know-Who断片的学習緩和IS機能および支援IS機能の観点から分析する。

[Know-Who断片的学習緩和IS機能]

Know-Who断片的学習緩和IS機能の組織パフォーマンスへの影響を分析する。そこで、各Know-Who断片的学習緩和IS機能を持つ組み合わせ(Know-Who検索機能:1～8, SNS機能:9～15, Know-Who配信機能:16)のうち、それぞれ平均組織パフォーマンスが高い、組み合わせ8, 15, 16を比較した。

その結果、ナレッジ獲得に大きく影響するアクセス可能なKnow-Who数は、図11より、組み合わせ8が常に多く、また、ナレッジ獲得に直結する問い合わせによるナレッジ獲得率は、図12より、組み合わせ8が常に高いことが分かった。以上のことから、Know-Who検索機能が、Know-Whoデータベース内に蓄積されているKnow-Whoすべてを探索範囲とする特徴、およびキーワードだけでなく係名の入力を可能にする特徴を持っているために、組み合わせ6, 8の平均組織パフォーマンスが他の組み合わせより高くなったと考えられる。

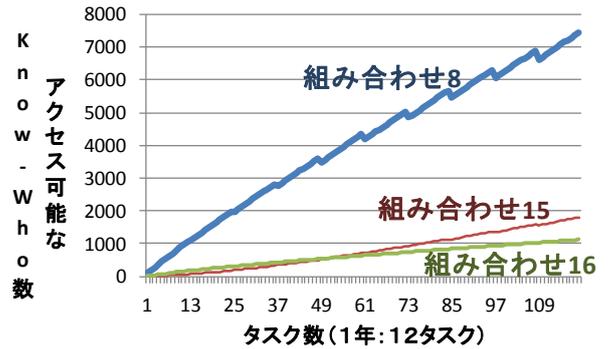


図11 8, 15, 16のアクセス可能なKnow-Who数

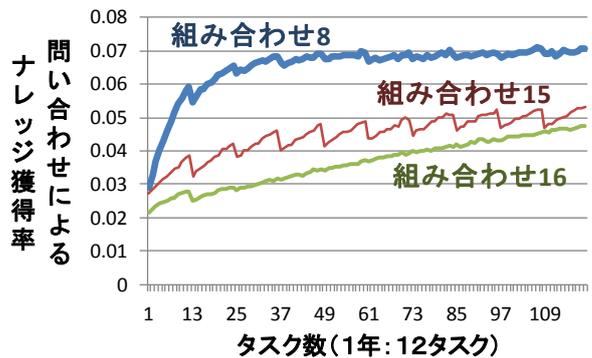


図12 8, 15, 16の問い合わせによるナレッジ獲得率

[支援IS機能]

Know-Who検索機能を持つ組み合わせにおける、各支援IS機能の組み合わせの組織パフォーマンスへの影響を分析する。そこで、Know-Who検索機能を持つ組み合わせ2～8を比較した。

その結果、組み合わせ2～8のKnow-Who数(10年分の累計)は、図13のようになり、「ブログを公開する機能」によって表出されたKnow-Who数が多いことが分かった。このことから、質問数や検索効率に左右される「掲示板で質問・回答を公開する機能」、「ブックマーク・タグを公開する機能」と異なり、「ブログを公開する機能」が、外部要因に左右されずにKnow-Whoを表出することができる特徴を持っているために、組み合わせ6, 8の平均組織パフォーマンスが他の組み合わせより高くなったと考えられる。

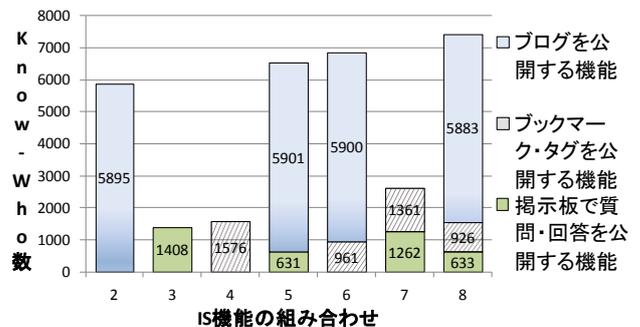


図13 2～8のKnow-Who数

5.3 IT リテラシー向上という環境変化が起こった場合の「IS 機能の組み合わせ」の効果比較

IT リテラシーを示す「ナレッジ・Know-Who 投稿者の割合」を 0.3 から 0.5 に増やした場合において、「IS 機能の組み合わせ 0~16 (表 3)」を導入した際の平均組織パフォーマンスを比較する。これにより、新潟県庁が現在行っている IT リテラシー向上研修によって、職員の IT リテラシーが向上するという環境変化が起こった場合についての示唆を得る。

「ナレッジ・Know-Who 投稿者の割合」を増やした場合の、「IS 機能の組み合わせ 0~16 (表 3)」の平均組織パフォーマンスは、図 14 のようになり、組み合わせ 2, 5, 6, 8, 16 が同値で高い値となった。

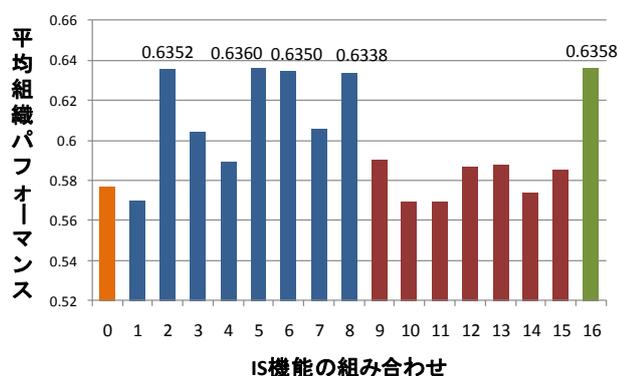


図 14 IT リテラシー向上時における「IS 機能の組み合わせ」の平均組織パフォーマンス

6. 組織学習の観点からの IS 機能導入指針

5.2 の結果から、組織学習の観点からの IS 機能導入指針として、新潟県庁において、「Know-Who 検索機能」、「ブログを公開する機能」、「掲示板で質問・回答を公開する機能」、「プロフィールを公開する機能」、「ブックマーク・タグを公開する機能」の組み合わせを導入することにより、Know-Who の断片的学習をより緩和できるという示唆を得ることができた。

さらに、5.3 の結果から、IT リテラシーが向上した場合には、「Know-Who 検索機能」、「ブログを公開する機能」、「掲示板で質問・回答を公開する機能」、「プロフィールを公開する機能」、「ブックマーク・タグを公開する機能」の組み合わせ、もしくは「Know-Who 配信機能」、「業務で問い合わせた人を登録する機能」の組み合わせを導入することにより、Know-Who の断片的学習をより緩和できるという示唆も得た。

7. 結論と今後の課題

本稿では、定性的評価フレームワークを用いて、新潟県庁の問題状況である Know-Who の断片的学習の緩和に必要な機能を特定し、特定した機能を実現する IS 機能およびそ

れらを支援する IS 機能を既存製品より抽出した。そして、抽出した IS 機能を組み合わせた複数の「IS 機能の組み合わせ」の効果をもとに、新潟県庁を想定したエージェントベースシミュレーションにより比較した。これにより、新潟県庁に対して、「Know-Who 検索機能」、「ブログを公開する機能」、「掲示板で質問・回答を公開する機能」、「プロフィールを公開する機能」、「ブックマーク・タグを公開する機能」の組み合わせを導入することにより Know-Who の断片的学習をより緩和できるという組織学習の観点からの IS 機能導入指針を与えることができた。

今後の課題としては、新潟県庁に対してデモンストレーションを行い、本モデルおよび組織学習の観点からの IS 機能導入指針を納得してもらうことである。対象組織である新潟県庁に、本モデルを納得してもらうことで、それらの妥当性をより高めることができるであろう。

参考文献

- 1) R. Espejo, W. Schuhmann, M. Schwaninger, U. Biello, : Organizational Transformation and Learning, Wiley (1996)
- 2) 新潟県：新潟県行政情報化プラン 2006～2008 , http://www.pref.niigata.lg.jp/HTML_Article/gyouseijoho_plan_honbun,0.pdf (2006)
- 3) 山本卓史, 高橋真吾：組織学習の観点による情報システム定性的評価の試み, 経営情報学会誌, 16-3, 83/98 (2007)
- 4) IBM : <http://www.ibm.com/us/en/>
- 5) K.Ehrlich, C.Lin, V.Fisher, : Searching for Experts in the Enterprise: Combining Text and Social Network Analysis, Proceedings of the 2007 international ACM conference on Supporting group work, 117/126 (2007)
- 6) C.Lin, K.Ehrlich, K., V.Fisher, C.Desforges, : SmallBlue: People Mining for Expertise Search, IEEE Multimedia Magazine, 15-1, 78/84 (2008)
- 7) 日本 IBM 株式会社, <http://www.ibm.com/jp/ja/>
- 8) リアルコム株式会社, <http://www.realcom.co.jp/>
- 9) 日本電気株式会社, <http://www.nec.co.jp/>
- 10) 株式会社 Bear Communication, <http://www.beat.co.jp/>
- 11) 株式会社ドリコム, <http://office.drecom.co.jp/>
- 12) TIS 株式会社, <http://www.skippaas.jp/>
- 13) SKIP ユーザグループ, <http://www.openskip.org/ja/>

[著者紹介]

藤野 剛 雄 君



2008年早稲田大学理工学部経営システム工学科卒業。現在、早稲田大学大学院創造理工学研究科経営システム工学専攻在学中。組織論、社会シミュレーション等の研究に従事。

高橋 眞 吾 君 (正会員)

1989年東京工業大学大学院総合理工学研究科システム科学専攻博士課程修了、理学博士。現在早稲田大学理工学術院教授(創造理工学部経営システム工学科)。システム論、ソフトシステムアプローチ、社会シミュレーション等の研究に従事。

都心歩行者回遊行動エージェントモデルの妥当性評価に関する研究

吉田 琢美*・兼田 敏之*

*名古屋工業大学 大学院工学研究科 名古屋市昭和区御器所町
* Graduate school of Engineering, Nagoya Institute of Technology, gokiso-cho, showa-ku, Nagoya

1. 背景と目的

現代の大都市においては商業地来訪者の行動パタンの多様化の進行が著しく、賑わいのある商業地を構成する方策について考える上で、ミクロレベルの歩行者行動に着目したボトムアップ的解析の重要性が増してきている。ここで着目すべきは、歩行者の商業地における回遊行動である。なぜならば、個々の来訪者の回遊行動は来訪者自身が持つ選好パターンや情報収集・探索といった複合的要因によって、立寄り施設や経路の選択において多彩な結果を示し、またその行動の集積は商業地における施設集積効果と密接に関っているからである。こうした点から見て、商業地再開発やテナントミックスについて考える上で、回遊行動に着目する意義は大きい。しかし、回遊行動は来訪者の属性や選好、また地区自身の構造に大きく影響されるが故に、非常に複雑な様相を見せており、その計測・予測は簡単ではない。このため社会シミュレーションによる分析の必要性は大きく、それに用いるシミュレーションモデルの構築は、商業地構成の分析や再開発等における意思決定のための有用なツールとして寄与すると考えられる。

以上に鑑みて、歩行者回遊行動のモデル化にあたってはマクロレベルの集計量モデルよりも、ボトムアップアプローチによる非集計モデルとしての構築が、より相応しいと言える。しかしながら、既存研究において回遊行動のモデリングは数多く行われてきたものの、いずれも状態遷移確率行列を用いた集計量マルコフ連鎖モデルに留まっており、回遊行動におけるミクロマクロリンクの解明を進める上で十分であるとは言いがたい。また既存のモデルには、いま1つ問題点がある。歩行者回遊行動のもつ大きな特徴に、その計画性及び即応性が挙げられる。すなわち歩行者は商業地において来訪する施設とそれらを結ぶ経路とを事前にある程度立案し、それを踏襲しつつも状況に応じて柔軟に変更することにより、商業地の中を回遊していくのである。しかしながら、集計量モデルはマクロレベルでの施設間遷移として回遊行動を表現するため、このような個人レベルで行われる意思決定の流れを表現し得ない。

以上の点から、ボトムアップアプローチによる回遊行動シミュレーションモデルの構築は、大きな意義を持つといえる。本研究ではこの観点に基づき、エージェントベース

ドアプローチによる非集計型回遊行動シミュレーションモデルの構築と、同モデルを実装した商業地回遊行動シミュレータの開発を主目的とする。またこれに際し、回遊行動の持つ大きな特徴である計画性及び即応性に焦点を当て、同行動の機能的階層による分解を提示し、歩行者エージェントモデルが持つべき機能について論じる。

また、モデルの構築にあたって重要な点が、そのモデルの持つ特徴と機能についての評価基準である。本研究においては、同モデルの機能を評価するための評価枠組についても開発・提示した上で、既報¹⁾²⁾で言及したシミュレータによるシミュレーションを同枠組によって評価し、本モデルの妥当性を機能的に検証する。事例として、名古屋市都心域に位置する複合商業施設『アスナル金山』とその周辺地区、及び商店街複合地区である大須地区の2地区を採りあげ、各地区の特性や来訪者の属性・選好・行動などの特徴を考慮した比較により、本モデルを多面的に検証する。

2. 回遊行動の概念分類

回遊行動の概念について、その特徴である計画行動と即応行動に着目して考察し、分類を行う。ここで計画行動とは、来訪者が商業地来訪前に対象施設と来訪時刻を予定して行う行動を指す。これに対し、環境が来訪者に与える様々な要因によって発生する予定外の行動を、即応行動とする。

以上を念頭に置いた上で、回遊行動を時系列と処理対象の2軸について分解することを試みた。まず時系列軸について、回遊行動を計4Phaseに分類した。すなわち a) 商業地来訪の事前に計画を形成する Plan Phase; b) その計画を消化する Do Phase; c) 外的要因により計画外の行動が挿入される Accident Phase; d) 計画の実行結果や計画外行動を受けて計画を修正する Revise Phase である。また、処理対象については立寄り施設と経路の2点に分類した。以上に

表1 歩行者回遊行動の概念分類

	時系列	処理対象		立寄りシーケンス
		立寄り施設	経路	
計画行動 Planned Action	Plan Phase	計画形成 Visit Planning	予定経路形成 Path Planning	形成 Schedule
	Do Phase	計画実行 Following Planned Visit	予定経路追従 Following Planned Path	消化 Digest
即応行動 Improvised Action	Accident Phase	随時行動 Erratic Visit	予定経路逸脱 Detour Action	挿入 Insert
	Revise Phase	代替行動 Alternative Visit	経路修正 Path Adjustment	挿入+組換 Re-schedule

より分解された回遊行動の機能的特徴を表 1 に示す。

1) Plan Phase

Plan Phase は回遊行動の生起部分に当たる、事前の行動計画立案を担当する。自身に生じた来訪目的の内容と、回遊できる時間の範囲(タイムバジェット=時間予算)に応じて立ち寄る施設を選び、またそれらの立寄り順序についてある程度効率が良くなるように配列する。同様に効率の良さや自らの選好に従って経路選択も行われる。なお、商業地来訪の意思決定と来訪商業地の選択もここに含まれる。

2) Do Phase

Do Phase は Plan Phase で立案された計画を実行する局面である。すなわち、立案終了後、予定に応じて商業地への流入と予定経路に沿った歩行と施設立寄りを試みる。実際には予定通りに目的を達成できなかった場合は、次に述べる Revise Phase において対応する。また、タイムバジェット上の限界に十分近づいたと判断した場合や、目的を達成した場合の帰宅選択もここに含まれる。

3) Revise Phase

立案された計画どおりに行動できなかった場合や、目的を達成できず再度目的達成を試みる必要が生じた場合に、計画の修正を行う局面である。具体的には、目的を達成できる可能性のある施設を自らの知識の中から選び、タイムバジェットの範囲内で必要に応じて立寄り順序を組み替える代替行動を行う。それに伴って歩行経路も修正される。

4) Accident Phase

Accident Phase は前 3 者と違い、自らの意図や選好や探索欲求のために計画から逸脱するという、より高次の知的機能を担う局面である。来訪者が予定外施設や存在を知らない施設へも立寄るのはこの行動によるところが大きく、商業地における施設集積がもたらす経済的効果の要因であるといえる。以下に同局面に含まれる、施設立寄りに関して発生する随時行動と経路選択に関して発生する予定経路逸脱について、それぞれ詳述する。

A) 随時行動

本論における随時行動とは、商業地来訪前に予め採択された用事とは別に、何らかのかたちで歩行者に施設立寄りの動機が発生し、その動機に従って即興的に施設へ立寄った結果を指す。本研究では、同行動を施設立寄りの動機のもの Type-II は潜在的な動機が計画策定前より存在したと考えることにより、広義の計画行動・代替行動の範疇に含

表 2 随時行動の動機に着目した分類

Type-I	施設の前を通りかかる、看板・ポスター等を見るなどして対象施設を認識することにより発生する衝動的な立ち寄り
	Ia. 認識する以前には対象施設の存在が未知
	Ib. 認識する以前に対象施設の存在が既知
Type-II	自宅を出発後(=計画策定後)に、突発的な欲求が発生した場合の立寄り
	IIa. 対象施設が発生した欲求と不可分
	IIb. 対象施設が発生した欲求と可分

めることが可能である。よって、以下では Type-I を狭義の随時行動とし、特に記さない限りこれのみを随時行動として扱うこととする。

B) 予定経路逸脱

来訪者の予定経路逸脱の実情について、正確に把握するのは難しい。既存研究においては実際の歩行経路と最短経路とを比較しその乖離度を指標とする例が多く見られるが、この手法では a)計画時に最短経路を選ばないケースと、b)回遊時に衝動的な経路変更を行ったケースとを分離できない点に問題がある。表 1 の分類を用いれば、a)は Plan Phase 中の予定経路生成で発生するものであり、b)は Accident Phase 中の予定経路逸脱で発生する、すなわちここで扱う対象となるものである。

その発生動機としては随時行動と同じく、対象経路を認識することにより衝動的に経路変更を行った場合と、計画立案後に欲求が生じて意図的に経路変更を行った場合とに分類できるが、随時行動と同様に前者のみを予定経路逸脱として扱うこととする。

3. 回遊行動歩行者エージェントモデル

3.1 歩行者エージェントモデルの概念

単極性の商業地を想定した際の、エージェントの行動モデルは(1)自宅における来訪準備モデル；(2)商業地内回遊モデル；(3)自宅・商業地間移動モデルの、3 モデルより構成される。(1)では各エージェントに対して各種の用事とタイムバジェットとが与えられ、エージェントはそれに対して商業地を来訪するかどうかの意思決定を行う。商業地来訪を選択したエージェントは与えられた制約条件と各自が持つ知識ベースに基づいて、商業地への来訪日時と商業地内における行動計画を立案する。(2)では、(1)で生成された計画によって商業地に来訪したエージェントが用事の解消を目的として各施設を回遊する。用事の解消に失敗した場合は、計画が随時変更される即応行動が発生する。また、エ

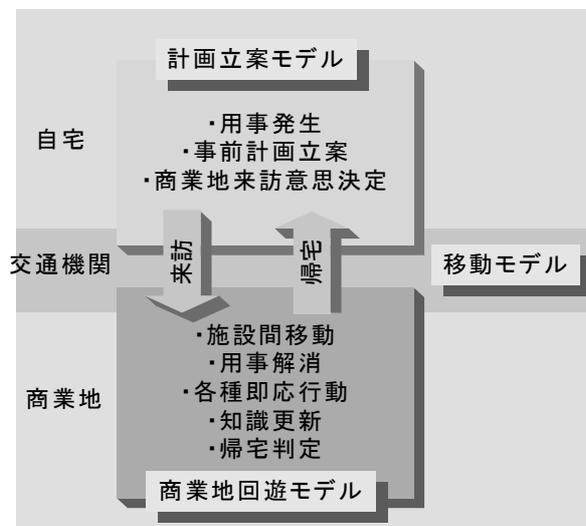


図 1 歩行者エージェントモデルの概念

エージェントはおのおのの知識ベースをこれらの回遊行動結果に基づいて随時更新し、以後の商業地来訪時に活用することとなる。(3)は上記の(1)と(2)を結び、エージェントの自宅と商業地間の往復を表現する移動モデルである。以上に述べたエージェントの行動モデル概念を図1に示す。

なお開発にあたり、以下に記す仮定を導入した。

- 1) 都市モデルは単極性の都市とし、表現された地区外に有力な商業地は存在しない
- 2) 各エージェント間には直接的な相互作用は発生しない
- 3) 全エージェントは全施設・全経路について既知である

3.2 来訪準備モデルの構成

来訪準備モデルは以下の4モジュールから構成される。

- (1) **用事生成モジュール**：商業地で解消すべき用事をエージェントごとに生成
- (2) **商業地来訪意思決定モジュール**：エージェントが持つ用事数に応じて、商業地来訪の意思決定を行う
- (3) **タイムバジェット生成モジュール**：来訪日と行動可能時間帯からなり、商業地回遊のためのタイムバジェットを生成
- (4) **計画立案モジュール**：タイムバジェットの制約条件下において、蓄積された用事を効率よく解消する行動計画を立案、Plan Phaseの計画形成と予定経路形成の両機能を表現

3.3 商業地回遊モデルの構成

商業地回遊モデルは以下の5モジュールから構成される。

- (1) **施設間移動モジュール**：エージェントの商業地における移動、Do Phaseの予定経路追従とAccident Phaseの予定経路逸脱を表現
- (2) **用事解消モジュール**：エージェントが用事解消しようと試みた際にその成否を決定、Do Phaseの計画追従機能を表現
- (3) **計画変更モジュール**：用事の解消に失敗した場合、その解消を目的として保持し続けるか否かの意思決定と、そのための代替施設の検索、及び行動計画の組換えを行う、Revise Phaseの代替行動と経路修正を表現
- (4) **随時行動モジュール**：Accident Phaseの随時行動を表現
- (5) **行動後処理モジュール**：用事解消の判定後に、選好値の更新と帰宅判定を行う

3.4 自宅・商業地間移動モデルの構成

前述のとおり、自宅と商業地との往復を表現する。商業地来訪時の場合、自宅を出発して所要時間 T が経過した後、計画立案モジュールで設定された商業地への流入地点に出現する。一方商業地退出時は、行動後処理モジュールで設定された退出地点への移動が完了した後、所要時間 T の経過後に帰宅する。なお、自宅から商業地までの所要時間 T は、エージェントの居住地属性に従い設定される。

4. モデル評価枠組の構築

4.1 評価項目の策定

上述のとおり構築されたモデルの特性を評価するため、以下に示す5面からシミュレーション結果を分析する。

- a) 概括評価
 - (1)マクロ挙動分析
 - (2)統計量分析
- b) 個別機能評価
 - (3)エージェントの個別行動の例証
 - (4)立寄りシーケンスの類似性分析
 - (5)冗長性解析

評価方法は大きくシミュレーション結果の全体を見る概括評価と、モデルの各機能を検証する個別機能評価の2つからなる。このうち、概括評価については2面からの評価を行う。(1)では、エージェントの行動結果の集積結果としての歩行動線や施設立寄りについて、実態調査データとの比較を行いマクロシミュレーションとしての挙動を見る。(2)ではエージェントの行動結果を表す統計量に着目し、(1)と同じく実態調査データとの比較により、エージェントの行動特性を明らかにする。

一方、個別機能評価は3面からの評価を行う。(3)ではエージェントの計画の立案と実行、更に予定外行動の発生とその修正について、個別の行動結果を追跡することにより、各行動機能が狙い通りに実行されていることを確認する。また(4)では、シミュレーションと実態調査おのおのから得られた施設立寄りのシーケンスに着目し、それらの類似性を計測する。更に(3)では、エージェントの歩行距離に着目して(2)と同様に実態調査データとの比較を行い、エージェントの経路選択や予定外行動の結果、また立案された計画の効率性といった点について明らかにする。

以上の5面からの評価によって本モデルの特性を把握し、本モデルの意義と今後の開発指針を明確にする。以下、各評価方法について詳述する。

4.2 マクロ挙動分析

上に述べたとおり、エージェントの行動結果の集積について比較分析を行うため、街路毎の歩行率と施設立寄り数に着目して図上の比較による分析を行う。ここで歩行率は街路毎の通行人数を来訪者数で除したものとし、また施設立寄り数は各街路内の施設立寄りの和を来訪者数で除したものとする。街路の通行率が高いほど、その街路が賑わっていることを示し、街路の施設立寄り数が多いほど、その街路に所属する施設が賑わっていることを示す。

4.3 統計量分析

エージェントの行動結果を表す統計量に着目して分析を行う。具体的には、エージェントサンプル及び実態調査サンプルの1)滞在時間、2)立寄り施設数、3)予定立寄り施設数の各値に着目し、平均値の差の検定と分割表のカイ二乗検

定を行う。これによりエージェントの行動特性を、実態との比較から明らかにする。

4.4 エージェントの個別行動の例証

シミュレーションにより得られたデータから個々のエージェントの行動結果を抽出し、地図上でグラフィカルに表示し観察を行う。ここで注目するのは立寄り施設と歩行経路の2点である。立寄り施設については位置、立寄りの順序、予定の有無、用事の成否の4点に着目して観察を行う。これにより、Plan Phaseにおけるエージェントが立案した計画の妥当性、Do Phaseにおける計画の追従、Accident Phaseにおける随時行動の発生、Revise Phaseにおける代替行動の発生について、それぞれが意図したとおりに動作しているかどうかを確認する。一方、歩行経路については、主に最短経路からの逸脱の有無に着目して観察を行う。これにより、予定経路の正常な形成と追従、ならびに予定経路からの逸脱の発生について確認を行う。

4.5 立寄りシーケンスの類似性分析

シミュレーションと実態調査とで個々のサンプル毎に施設立寄りのパターンを比較し、立ち寄った施設やその順序、立ち寄った数がどの程度近似できているかを検証する。

検証にあたり、ここではレーベンシュタイン距離の概念を導入した。具体的には、エージェントサンプルと実態調査サンプルを1対1対応させ、それらの立寄りシーケンス間で挿入・欠失・置換のコストをそれぞれ1としたレーベンシュタイン距離を算出し、エージェントの行動結果が現実の歩行者の施設立寄りをどの程度再現しているかの指標とする。あるエージェントの立寄りシーケンスに対して、性別と年齢が同カテゴリに属している実態調査のサンプルを選出、そのうちレーベンシュタイン距離が最短となる1サンプルを対応させ、全体での最短レーベンシュタイン距離の平均と分散を求め、分散分析を行う。また、レーベンシュタイン距離が0、すなわち立寄りシーケンスが同一となるサンプル対の割合も指標の一つとする。

この際注意すべきなのは、エージェントサンプルと実態調査サンプルとを、どのように1対1対応させるかによってレーベンシュタイン距離が決まるため、対応の決定手法によってサンプル全体で見たレーベンシュタイン距離の平均と分散が変化することである。ゆえにこの指標の有効性を保つためには、最適なサンプル対であると客観的に認められる解を求める手法を採用する必要がある。これについては、安定結婚問題の応用であると考えたこととした。同問題における“男性”をエージェントサンプル、“女性”を実態調査サンプル、“順位”を相手に対するレーベンシュタイン距離だと考えれば、サンプル同士で安定なカップルを作ることにより、最適なサンプル対と認められるものが得られると考えられる。ただし安定なカップリングの解が複数個存在するため、ここではサンプルの順列を入れ換えて複数個の解を求め、そのうち最短レーベンシュタイン距離の平均

値が最小となる解を採用することとした。

4.6 冗長性解析

シミュレーションと実態調査の両者において、行動結果や事前に立案した計画が、地理上の距離において最適解からどの程度乖離しているかに着目し、その比較により本モデルの行動や計画立案の特性を検証する。前項の立寄りシーケンスの類似性分析が、立寄り順序に着目して両者の類似度を見るものであったのに対し、本分析は地理上の距離に着目し、最適経路長からの乖離度を比較するものとなる。検証にあたっては、荒川ら³⁾が提唱した、以下に示す3レベルからなる寄り道行動指標を採用した。

・第1レベル指標：

実際の施設間の歩行距離と、施設間の最短距離との乖離度を表す。施設間経路に関する冗長性を意味するもので、いわば「回り道」と解釈できる。

・第2レベル指標：

予定立寄り施設と次の予定立寄り施設との間の最短経路距離を基準とした時、実際に立ち寄った施設間の最短経路距離がどれだけ乖離しているかを表す。非予定立寄りに関する冗長性を意味し、この値が大きいことはすなわち、域内で新たに生じた立寄り動機を満たすためにより遠くまで非予定施設への行動を広げたものと解釈できる。

・第3レベル指標：

予定立寄り施設間の最短順序による経路距離を基準とした時、予定立寄り施設間の実際の立寄り順序の最短経路距離がどれだけ乖離しているかを表す。施設立寄り順序の計画に関する冗長性を意味し、値が低いほど効率の良い順序で行動していると解釈できる。

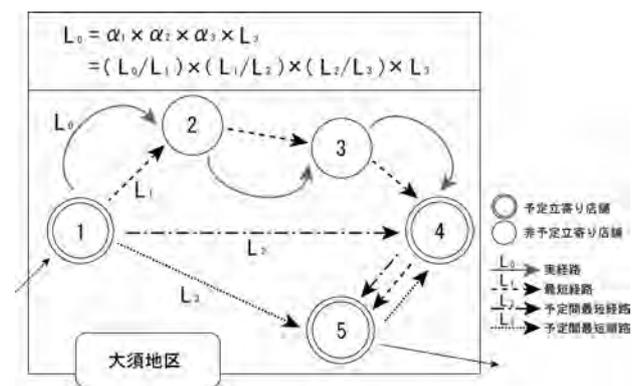


図2 各冗長性指標の概念図

2.2における回遊行動の階層分解を用いることにより、この指標は次のような再解釈が可能である。すなわち、第1レベル指標はAccident Phaseにおける予定経路逸脱がどの程度発生しているかを示し、第2レベル指標はAccident Phaseにおける随時行動とRevise Phaseにおける代替行動や経路修正がどの程度発生しているかを示し、第3レベル指標はPlan Phaseの計画形成において歩行者が立案した計画と、最適解との乖離度を示す。よって、この指標を用

いてエージェントの行動結果と実態調査サンプルのそれとを比較することにより、第 1 レベル指標において予定経路逸脱の特性を、第 2 レベル指標において随時行動・代替行動を併せた特性を、第 3 レベル指標において計画の効率性をそれぞれ検証することができる。なお、解析にあたってはサンプルを指標ごとに 3 群に分割し、各群のサンプル数についてカイ 2 乗検定を行った。

5. シミュレーションによる妥当性評価

5.1 シミュレーション事例の概略

上記モデルを用いたシミュレータ「ASSA」¹⁾によるシミュレーション実験を行い、評価枠組を適用した妥当性評価を試みた。実験にあたり名古屋市内の商業地区より、複合商業施設『アスナル金山』と商店街複合地区である大須地区の、2 事例を選定した。以下、アスナル金山を事例 1、大須地区を事例 2 として、それぞれ評価結果について述べる。

5.2 事例 1 における概括評価の結果

はじめに、通行率分布に着目したマクロ挙動分析の結果を図 3a-b に示す。1 階部分についてはおおそ実態調査に近似していることが確認できる。2 階以降では実態に比べ全般に施設立寄りが多く、これについては施設選択の際に距離による影響を弱めること、また施設や街路の選好についてのパラメータ改善、立体施設における階層の影響の調整などが課題点として挙げられる。

次に、統計量分析の結果について表 3 に示す。予定立寄り数についてはおおそ実態調査の結果と一致した一方、

滞在時間と立寄り施設数においては有意差が現れるという結果となった。分布形状に着目したところ、特に滞在時間と立寄り施設数の少ないサンプルにおいてシミュレーション側のサンプルが実態に比べて多かったことから、同施設における通り抜け利用者の随時行動が十分に再現されていないことが示唆される。一方で予定立寄り数は実態調査の結果をよく再現していることから、計画の形成・追従においては本モデルは十分な再現性を持っているといえる。

5.3 アスナル金山を事例とする個別機能評価の結果

図 4 に、エージェントの 1 日の行動例のピックアップによるエージェントの個別行動の例証の結果を示す。同図は <Agent684> の行動軌跡であり、計画時点では周辺地区 <91001>(①)・<92001>(③)への立寄りを予定していることが判る。駐車場<89000>に自動車を駐車した後、まずは計画どおり周辺地区 2 <91001>(①)を来訪。続いて周辺地区 3<92001>への移動中、経路上に存在する楽器・CD 販売店<3000>(②)に立ち寄っている。計画にはない施設種であることから、これは随時行動の現れであることが判る。次に予定施設である<92001>(③)を来訪し、目的を達成している。用事はこれで完了したため帰宅行動に移ることになるが、その途中でその他施設<12000>(④)と飲食店<9001>(⑤)に立寄っているのが読み取れる。③からの最短経路は北側

表 3 事例 1 における統計量分析

	シミュレーション	実態調査	スチューデントのt値	ウェルチのt値	分割表のカイ2乗検定
滞在時間	79.5分	89.7分	*	-	**
立寄り施設数	2.04箇所	2.63箇所	***	***	**
予定立寄り施設数	0.61箇所	0.63箇所	-	-	-

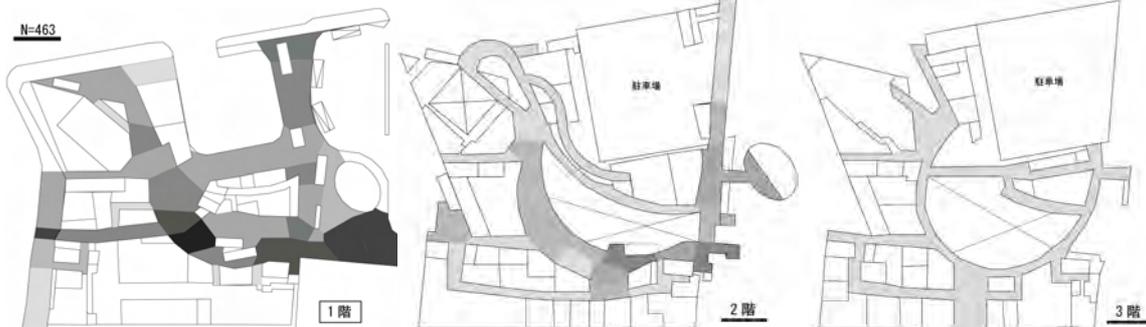


図 3a シミュレーションによる事例 1 の通行率分布

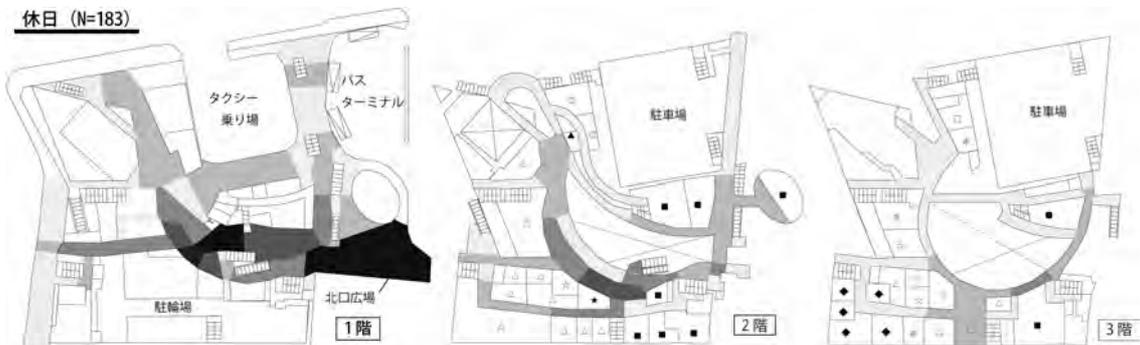


図 3b 実態調査⁴⁾による事例 1 の通行率分布

の通路を経由することから、③来訪後の歩行経路は最短経路からの逸脱であり、④と⑤への立寄り経路は経路逸脱により発生した随時立寄りであることが判る。以上の結果より、個々のエージェントレベルで表 1 に示した各行動を確認できることが判る。

次に、立寄りシーケンスの類似性を検証した結果を表 4 に示す。全体では最短レーベンシュタイン距離(以下最短 LD)の平均値は 2.03、分散は 1.96 であった。これは、シミュレーション結果と実態調査から各 1 サンプルを無作為抽出した時、それらの立寄りシーケンスの一致に必要な作業数が平均 2.03 回であることを示している。また、立寄りシーケンスが同一となる完全一致サンプル対が、全体に占める比率(以下 EM 率)は 22.09%であった。属性別に見た場合、最短 LD 平均値による評価が最も高いのは高年層男性となり、この層のエージェントはカテゴリ内全体での平均的な類似性が良いことを示す。また EM 率に着目した評価では中年層男性が最も高く、この層のエージェントはカテゴリ内における立寄りシーケンスを完全に再現することにおいて最も優れていることを示す。女性よりも男性の方がどの年齢層においても類似性が高く、年齢層別に見た場合では若年層の類似性が他の層よりも低い傾向にある。女性層はアスナル金山来訪者の大半を占める主要層であることから、同層の更なる類似性向上が望まれる。

続いて、冗長性解析の結果を表 5 に示す。第 1 レベル指標においては、シミュレーション結果は実態調査に比べて第 3 群が多くなっており、実態よりも多く寄り道行動を行っている傾向がみられた。第 2 レベル指標においては、シミュレーション結果は実態調査に比べて第 1 群が多くなっており、実態に比べて随時行動や代替行動が少ないことが

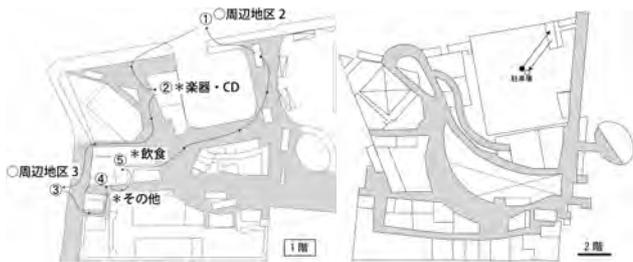


図 4 <Agent684>の行動軌跡

表 4 事例 1 における立寄りシーケンスの類似性分析

	サンプル数	最短LD平均	最短LD標準偏差	EM率(%)	検定	
全体	249	2.03	1.96	22.09	-	
性別	男性	57	1.67	1.56	28.07	*
	女性	192	2.14	2.08	20.31	
年齢別	若年	54	2.65	2.24	14.81	*
	中年	129	1.83	1.74	20.16	
	高年	66	1.92	2.14	31.82	
6属性	若年男性	11	2.00	1.91	9.09	-
	若年女性	43	2.81	2.26	16.28	
	中年男性	27	1.74	1.48	33.33	
	中年女性	102	1.85	1.79	16.67	
	高年男性	19	1.37	1.35	31.58	
	高年女性	47	2.15	2.32	31.91	

判る。また、予定立寄り施設数別に見たときにシミュレーション結果は実態調査に比べて即応行動の発生率の変動が大きいことが判る。第 3 レベル指標においては、実態調査のサンプル数不足によりシミュレーション結果のみの分析となったものの、エージェントが立案した計画の効率性や、即応行動の発生による計画の組み換えが立寄り施設数や予定立寄り施設数に影響される一方、性別・年齢・頻度といった属性からは影響を受けていないことが確認できる。

5.4 大須地区を事例とする概括評価の結果

まず、通行率分布に着目したマクロ挙動分析の結果を図 5 に示す。シミュレーション実験は実態調査に比べ、通行率・施設立寄り数とも、流出入地点に近い街路に偏りがちであることが確認できる。事例 1 同様、施設選択の際に距離による影響を弱めるほか、施設や街路の選好についてのパラメータ改善も必要であると考えられる。

次に、統計量分析の結果を表 6 に示す。滞在時間に着目した分析では、実態調査において比較的短時間で回遊を終えるグループと比較的長時間に渡り回遊を続けるグループの 2 者が存在している可能性が示された。立寄り施設数に着目した分析では、平均値・分布とも実態をよく近似していることが示された。予定立寄り数に着目した分析では、予定数 0 のサンプルが実態に比べて少ないことが示された。

5.5 大須地区を事例とする個別機能評価の結果

図 6 に<Agent1238>の個別行動の例証の結果を示す。このエージェントは<中距離>に在住する若年層の女性サンプルで、鉄道を利用して来訪した。事前の計画からは、衣料

表 5 事例 1 における冗長性解析

第一レベル指標	シミュレーション				実態調査			
	N(人)	第1群	第2群	第3群	N(人)	第1群	第2群	第3群
予定立寄り数	575	243	131	201	111	38	40	33
立寄り数	279	132	37	110	46	16	11	19
来訪頻度	457	180	108	169	50	20	17	13
滞在時間	124	36	19	69	33	11	9	13
	158	64	46	48	39	16	12	11
	293	143	66	84	39	11	19	9
第二レベル指標	N(人)	第1群	第2群	第3群	N(人)	第1群	第2群	第3群
性別	575	278	151	146	111	33	34	44
男性	165	96	29	40	18	6	5	7
女性	410	182	122	106	93	27	29	37
予定立寄り数	181	63	32	86	62	15	15	32
立寄り数	394	215	119	60	49	18	19	12
来訪頻度	279	245	17	17	46	26	12	8
滞在時間	296	33	134	129	65	7	22	36
来訪頻度	457	223	121	103	50	19	16	15
滞在時間	118	45	30	43	61	14	18	29
	124	81	17	26	33	16	8	9
	158	75	34	49	39	8	14	17
	293	122	100	71	39	9	12	18
第三レベル指標	N(人)	第1群	第2群	第3群	N(人)	第1群	第2群	第3群
性別	394	209	54	131	49	33	9	7
男性	118	66	10	42				
女性	276	143	44	89				
年齢	128	62	22	44				
	135	78	15	42				
	131	69	17	45				
予定立寄り数	333	200	35	98				
立寄り数	61	9	19	33				
来訪頻度	185	120	13	52				
滞在時間	209	89	41	79				
	326	170	43	113				
	68	45	11	18				
	134	77	14	33				
	260	132	40	88				

**5% 有意差 *10% 有意差

品店<12015>・<8020>・<10007>・<2045>、及び電化関連店<16008>の5施設への来訪を予定していることが判る。

さて、このエージェントが実際に同地区に流入後、はじめて訪れたのは衣料品店<9034>①であった。最初に訪れる予定であった施設<12015>への最短経路とは違う街路を経由していることから、ここで寄り道行動機能が働いていることが判る。続いて、やはり予定にはなかった中古品・複合施設<1021>②へも来訪、そしてこれらの非予定立寄りの結果、計画を変更し最後に訪れる予定であった<16008>③を次の立寄り施設に選んだ。ここと、その次に立寄った<2045>④・<10007>⑤の3施設では用事の解消に成功したが、<8020>⑥では用事解消に失敗。代替施設には<12024>⑨を選ぶ。そしてそこへの立ち寄りの前に予定していた<12015>⑦を訪れ、更にこの後には再び衣料品店<12014>⑧への非予定立寄りを行っている。<12024>⑨では⑥で失

敗した用事を解消し、更に衣料品店<12028>⑩・<13019>⑪に非予定立寄りを行った上で帰宅した。以上の観察結果より、表1に示した各主要機能が、複合的に機能していることが読み取れる。また、このように衣料品店を複数渡り歩く行動は、実際に同地区を訪れる若年女性層に特徴的な行動であり、本モデルが属性に特有の行動パターンを再現可能であることもまた確認できる。

次に、立寄りシーケンスの類似性を検証した結果を表7に示す。この分析結果では、属性別に平均値の差の検定及び分散分析において有意差はほとんど見られなかった。これは、立寄りシーケンスの再現性のカテゴリによる違いが少ないことを示す。しかし、最短LD平均値3.80、EM率1.49%と、事例2の例と比べて全体のシーケンスの再現度は低い。この理由としては、大須地区来訪者の立寄り

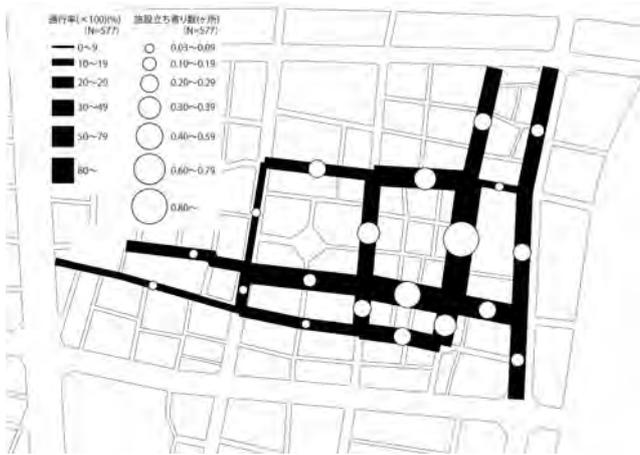


図5a シミュレーションによる事例2の通行率分布

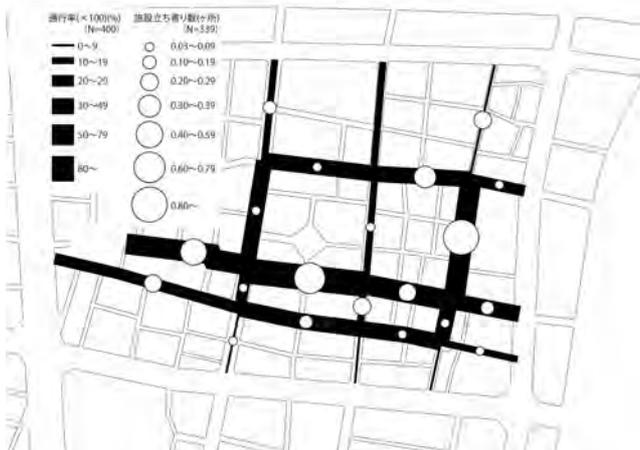


図5b 実態調査⁵⁾による事例2の通行率分布

表6 事例2における統計量分析の結果

	シミュレーション	実態調査	t値検定① (スチューデント)	t値検定② (ウェルチ)	分割表の カイ2乗検定
滞在時間	155分	159分	-	-	**
立寄り施設数	4.92箇所	4.83箇所	-	-	-
予定立寄り施設数	2.11箇所	2.18箇所	-	-	**



図6 <Agent1238>の行動軌跡(上:計画時 下:結果)

表7 事例2における立寄りシーケンスの類似性分析

	サンプル数	最短LD平均	最短LD標準偏差	EM率(%)	検定	
全体	469	3.80	2.69	1.49		
性別	男性	222	3.58	2.59	1.35	*
	女性	247	4.05	2.78	1.62	
年齢別	若年	124	3.88	2.70	0.81	-
	中年	190	3.69	2.60	0.65	
	高年	155	3.88	2.81	2.63	
6属性	若年男性	59	3.97	2.80	0.00	-
	若年女性	65	3.80	2.57	1.54	
	中年男性	93	4.01	2.55	3.23	
	中年女性	97	3.39	2.60	2.06	
	高年男性	70	4.19	3.03	0.00	
	高年女性	85	3.62	2.56	1.18	

施設数がアスナル金山来訪者のそれに比べて 2 倍近くにのぼるため立寄りシーケンスが長くなり、より再現が困難になるためだと考えられる。

続いて、冗長性解析の結果を表 8 に示す。第 1 レベル指標においては、シミュレーション結果は実態調査に比べて第 1 群と第 3 群が多くなっており、実態よりも多く寄り道行動を行っているか、逆に実態に比べて寄り道が少ないかのどちらかに偏りがちな傾向がみられた。寄り道行動の発生確率の更なる改善が課題である。第 2 レベル指標と第 3 レベル指標においては、サンプル全体の分布はシミュレーション結果と実態調査との有意差は認められなかった、すなわち、全体で見た場合には寄り道行動以外の発生率はほぼ実態に近似していると言える。しかし、第 2 レベル指標における分析では、即応行動の発生条件には残り滞在時間よりも予定数がより強く影響する可能性が示唆された。更に第 3 レベル指標における滞在時間に着目した分析からは、エージェントが立案する計画の効率性が実際の歩行者のそれに比べて高い可能性も考えられ、即応行動の発生条件の改善によっても不十分な場合は、スケジューリングアルゴ

リズムにおける効率性の修正を視野に入れる必要がある。また、性別・年齢・頻度といった属性に関して見た場合、第 1 レベル指標と第 2 レベル指標における分析では両者とも差が見られなかったことから、即応行動の発生には影響を及ぼしていないことが判った。一方で第 3 レベル指標においては、各属性で両者のいずれかに有意差がみられた。

6. 結語

本研究では、都心における歩行者回遊行動について、その計画性と即応性の観点に基づいた概念分類を行い、5 項目からなる回遊行動モデルの評価枠組を提示した。またシミュレーション実験の結果を同枠組の適用により評価し、モデルの妥当性を検証した。

今後の課題点として、検証結果を踏まえてモデルの有用性を更に高めていくこと、また評価枠組の発展的再構築を挙げておく。

参 考 文 献

- 1) Yoshida T., Kaneda T., (2008) "A Simulation Analysis of Shop-around Behavior in a Commercial District as an Intelligent Agent Approach -A Case Study of Osu District of Nagoya City-", Agent-Based Approaches in Economic and Social Complex Systems V, Springer, 131-142
- 2) 吉田琢美・兼田敏之(2008)「エージェントアプローチによる歩行者回遊行動モデルの拡張」, 日本シミュレーション&ゲーミング学会 2008 年秋季全国大会, 15-18
- 3) 荒川雅哉・兼田敏之(2002)「名古屋商業地における回遊行動の冗長性に関する分析」, 日本建築学会計画系論文集 No.556, 227-233
- 4) 兼田敏之(2008)「回遊行動分析にみる交流空間『アスナル金山』の立地効果」, アーバン・アドバンス No.46,12-18
- 5) 大岩優佳理・山田哲也・三阪朋彦・兼田敏之(2005)「回遊行動から見た商店街複合地区の動態分析 -名古屋市中大須地区をケーススタディとして-」, 日本建築学会技術報告集第 22 号, 469-474
- 6) 斎藤参郎・石橋健一(1992)「説明変数を含んだマルコフチェーンモデルによる商業地再開発に伴う消費者回遊行動の変化予測」, 第 27 回日本都市計画学会論文集, 439-444
- 7) 湯沢昭・須田潔・西川向一(1993)「不確実性を考慮した商業地商業地区の回遊行動のモデル化」, 土木学会論文集 No.458 /IV-18, 73-80
- 8) O'Kelly, M. (1981) "A Model of the Demand for Retail Facilities, Incorporating Multistop, Multipurpose Trips", Geographical Analysis No.13-2, 134-148
- 9) Borgers, A., Timmermans, H.A. (1986) "A Model of Pedestrian Route Choice and Demand for Retail Facilities within Inner-city Shopping Areas", Geographical Analysis No.18, 115-128
- 10) Kurose, S., Borgers, A., Timmermans, H.A. (2001) "Classifying Pedestrian Shopping Behavior according to Implied Heuristic Choice Rules", Environment and Planning B No.28, 405-418
- 12) Arentze T., Borgers A., Hofman F., Fujii .S., Joh C., Kikuchi A., Kitamura R., Timmermans H. and van der Warden P. (2008) "Rule-based Versus Utility-maximizing Models of Activity-travel Patterns: A Comparison of Empirical Performance", in D. Hensher (ed.), Travel Behavior Research: The Leading Edge, 569-584

表 8 事例 2 における冗長性解析

		シミュレーション				実態調査			
第一レベル指標		N(人)	第1群	第2群	第3群	N(人)	第1群	第2群	第3群
		378	158	89	131	265	56	127	82
性別	男	189	84	44	61	122	26	52	44
	女	189	74	45	70	142	30	74	38
年齢	29歳以下	103	38	28	37	69	11	35	23
	30~49歳	138	56	36	46	133	28	64	41
	50歳以上	137	64	25	48	63	17	28	18
予定立寄り数	0~1ヶ所	154	70	24	60	90	23	39	28
	2ヶ所	101	42	27	32	71	13	38	20
	3ヶ所以上	123	46	38	39	104	20	50	34
立寄り数	0~1ヶ所	132	74	13	45	89	27	40	22
	2ヶ所	108	50	30	46	96	14	50	32
	3ヶ所以上	138	34	46	58	80	15	37	28
来訪頻度	週2回以上	129	48	33	48	67	17	36	14
	週1回	52	23	10	19	64	12	33	19
	週1回未満	197	87	46	64	94	17	44	33
滞在時間	~120分以下	149	81	23	45	128	25	68	35
	~210分未満	121	45	39	37	59	7	25	27
	210分以上	108	32	27	49	71	21	33	17
第二レベル指標		N(人)	第1群	第2群	第3群	N(人)	第1群	第2群	第3群
		378	159	116	103	265	90	93	82
性別	男	189	71	61	57	122	38	45	39
	女	189	88	55	46	142	52	47	43
年齢	29歳以下	103	38	38	27	69	23	27	19
	30~49歳	138	55	37	46	133	41	49	43
	50歳以上	137	66	41	30	63	26	17	20
予定立寄り数	0~1ヶ所	154	72	40	47	90	15	25	50
	2ヶ所	101	39	33	44	71	28	23	20
	3ヶ所以上	123	43	28	32	104	47	45	12
立寄り数	0~1ヶ所	132	106	20	6	89	49	20	20
	2ヶ所	108	42	45	21	96	28	37	31
	3ヶ所以上	138	11	51	76	80	13	36	31
来訪頻度	週2回以上	129	56	44	29	67	24	24	19
	週1回	52	27	15	57	64	22	26	16
	週1回未満	197	76	57	64	94	31	33	30
滞在時間	~120分以下	149	90	33	26	128	52	41	35
	~210分未満	121	39	42	40	59	18	19	22
	210分以上	108	30	41	37	71	17	31	23
第三レベル指標		N(人)	第1群	第2群	第3群	N(人)	第1群	第2群	第3群
		224	104	71	49	175	80	50	45
性別	男	111	53	38	20	81	37	32	12
	女	113	51	33	29	93	43	17	33
年齢	29歳以下	65	28	28	9	47	25	13	9
	30~49歳	89	37	26	26	82	38	23	14
	50歳以上	70	39	17	14	46	9	21	15
予定立寄り数	2ヶ所	101	71	21	9	40	27	7	6
	3ヶ所以上	123	33	50	40	89	28	32	29
	立寄り数	78	37	28	13	68	35	19	14
来訪頻度	週2回以上	87	26	35	26	48	18	17	13
	週1回	34	21	7	6	49	19	16	14
	週1回未満	103	57	29	17	55	31	10	14
滞在時間	~120分以下	59	33	18	8	78	40	19	19
	~210分未満	83	46	23	14	39	19	10	10
	210分以上	82	25	30	27	54	18	20	16

**5% 有意差 *10% 有意差

小児夜間救急における医療政策効果の分析

Analysis of effect of health policy in the pediatric night-time emergency

春日 雄翔*・市川 学*・出口 弘*

*東京工業大学大学院 総合理工学研究科 知能システム科学専攻
* Department of Computational Intelligence and Systems Science, Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

1. 背景・目的

近年、新医師臨床研修制度の影響で医師の偏在・不足問題が深刻化している。特に、小児科における医師不足は深刻であり、各地で医師不足による過重労働がさらなる医師不足を生むという悪循環を生んでいる^[1]。

また、近年では、医師不足をはじめとする供給側の問題だけでなく、受診する患者側の問題も指摘されている。とりわけ、小児夜間救急における「コンビニ受診」¹の問題が深刻化している。

このような事態を受けて、小児夜間救急に対して、政府は公立病院の再編・ネットワーク化政策を打ち出し、各自治体にその取り組みの強化を訴えている。しかし、その政策効果は十分とは言えず、依然として医師不足の問題は解消されていない。

本研究では、小児夜間救急における医療供給体制と患者の受診行動をモデル化し、政府が掲げる今後の医療政策に基づくシナリオ分析を行う。これにより、今後の政策評価が可能となる。本稿では、今後政策評価を行っていくための第一段階として、仮想地域モデルを構築し政策効果の分析が可能であるかどうかの検証を行う。

2. 方法論

本研究では、モデルを構築する上で、エージェントベースモデリング (ABM) の手法を用いる。ABMとは、個々の主体が多様な意思決定基準に応じた自立的な活動を行い、それを制約条件や評価指標に基づいて機能的に分析することを狙いとしたモデリング手法である。本手法では、患者の発症やその症状の個人差、また、受診行動や病院選択における患者の意思決定を表現できるため、本研究におけるモデル構築には非常に適した手法であると考えられる。ま

¹ コンビニ受診:小児夜間救急外来にコンビニ感覚で患者が殺到すること。核家族の増大により、身近に相談できる人がいなくなったことや、共働き世帯の増加により、昼間の受診が難しいなどの社会的要因が挙げられているが、その一方で、受診患者の90%以上が緊急性を要しない軽症であることや、入院を伴う重症患者の処置が本来の役割である二次救急医療機関の夜間救急外来を受診するなど、小児夜間救急における患者モラルの低下が問題視されている。

た、患者の症状や、病院機能の違いによる医師の診療の差異を表現できる点も本手法の有益な点である。

3. 小児夜間救急

政府はこれまで、小児夜間救急における公立病院の再編やネットワーク化政策を積極的に進めてきた。中でも、典型的な事例として、公立病院の夜間輪番制と、大学病院や医師会の協力による小児夜間急病センターの設置が挙げられる。この政策の基で、公立病院は入院が必要な重症患者を扱う二次救急の役割を担い、小児夜間急病センターは軽症患者を扱う一次救急の役割を担っている。また、これら二つの施設間での連携を図ることで、小児夜間急病センターを重症患者が受診した場合、医師による診察後、二次救急を担う公立病院へと搬送されるシステムが確立されている。本研究には、現行の医療供給体制である、公立病院と小児夜間急病センターが一つずつ備えられた仮想地域をモデル化する。

4. モデル

4.1. モデル概要

本研究では、小児科夜間救急の現状をモデル化する上で、ABMの手法を用いる。患者、医師をエージェントとみなし、エージェントが意思決定や行動を行う場として公立病院、小児夜間急病センター、診察室を定義しモデル化する。なお、本研究では、モデル作成にあたり社会シミュレーション言語: SOARSを利用した^{[2][3]}。

4.2. モデル定義

本節では、各スポット²と各エージェントの定義を紹介する。以下、スポットとして、公立病院、小児夜間急病センター及び診察室、エージェントとして患者エージェント、医師エージェントを定義する。

4.2.1. 公立病院

公立病院とは、地域内の基幹的役割を担う自治体病院の

² スポットとは、SOARSにおいてエージェントが存在できる空間を表わし、本研究では、医療施設や診察室といった具体的な建物や部屋を表わす空間として利用する。

ことを意味し、初期救急患者の診察だけでなく、入院を伴う重症患者の治療も行う場として定義する。

また、本モデルにおいて、公立病院は患者の待合室としての役割も兼ねており、初期救急患者と重症患者が存在する。病院に到着した患者は待合室に移動し、既に医師が診察・治療中である場合にはその場で待機する。

4.2.2. 小児夜間急病センター

小児夜間急病センターとは、夜間診療所のことを意味し、初期救急患者の診察のみが行われる場として定義する。

また、本モデルにおいては、小児夜間急病センターも、公立病院と同様に患者の待合室としての役割も兼ねており、病院に到着した患者は待合室に移動し、既に医師が診察・治療中である場合にはその場で待機する。

さらに、現状の小児夜間救急において、小児夜間急病センターは、公立病院の補助的役割を担っており、その診察時間は患者数が特に多い時間帯のみというのが一般的である。ここで、患者数が特に多い時間帯とは、19時～23時のことを指す。そのため、小児夜間急病センターは、診察の可否を表わす属性値を保持している。

4.2.3. 診察室

診察室は、医師による診察・治療が行われる場として定義する。本モデルにおいては、病院、小児夜間急病センターの両方が一つずつ診察室を持ち、各施設が保有する患者リスト、重症患者リストから、各施設で定義された治療順序に従って、患者を診察室に移動させ診察・治療を行う。治療順序に関しては、4.3.2.で詳しく述べる。

4.2.4. 患者エージェント

患者は、受診行動を行う主体であり、それぞれ以下の4つの属性値を保持する。

- 治療の有無
- 発症の有無
- 受診行動の有無
- 症状

個々の患者は、それぞれの意思決定により上記の属性値を変化させることで、自立的な活動を行う。

4.2.5. 医師エージェント

医師は、診察室において診察または治療を行う主体であり、自分の勤務状態を表す属性値を保持し、その値によって、治療の可否が決定される。

また、医師は、常に診察室に待機しており、患者が訪れた場合のみ治療を行う。なお、診察・治療時間は患者の病状により変化する。診察・治療時間に関しては、4.3.4.で詳細に述べる。

4.3. モデル詳細設計

4.3.1. 患者の受診行動

患者は、受診行動に際し、二段階の意思決定を行うものとする。まず一段階目としては、夜間における受診行動を

行うか否かの意思決定を行う。これは、現実問題におけるコンビニ受診の有無を表す。小児夜間救急における外来患者数は、時間帯ごとに大きく変化し、一般的に20～21時の間にピークを迎えるとされている^[4]。本研究では、受診患者数の割合を表1のように定める。患者は、この受診患者数割合に応じた確率（以下、受診確率）で受診行動の有無に関する意思決定を行う。

表 1 時間帯別の受診患者数割合

時間帯 (時)	受診患者数割合
18~19	0.1
19~20	0.15
20~21	0.25
21~22	0.15
22~23	0.1
23~翌9	0.25

二段階目としては、受診行動における病院選択を行う。ここでは、患者は公立病院と小児夜間急病センターのどちらを受診するかに関する意思決定を行う。公立病院の本来の役割は、入院を伴う重症患者の治療であるにも関わらず、初期救急患者が、公立病院の夜間救急外来を受診するという実問題を描写するために、表2のように両医療施設を等確率で受診するものと仮定する。

表 2 各医療施設の利用確率

医療施設	選択確率
公立病院	0.5
小児夜間急病センター	0.5

4.3.2. 公立病院における患者の選別

小児夜間救急において、公立病院は主に重症患者を扱う役割を担っている。そこで、患者が到着した際に医師や看護師によりまず初期診断が行われ、診察や治療の前に患者の選別（以下、トリアージ）が行われる。その後、患者の到着順とは無関係に、重症患者から優先的に診察・治療が行われる。

本モデルでは、二次救急医療を担う公立病院はこのトリアージを行う。重症患者がいる場合は、他の軽症患者が診察待ちをしていますが、優先的に治療がおこなわれるものとする。

なお、小児夜間急病センターは初期救急のみを扱う役割を担っているため、トリアージは行わず、患者を順番通りに診察する。

4.3.3. 患者の転送

本研究において、小児夜間急病センターは初期救急患者のみを扱う夜間診療所であるため、重症患者が訪れた場合には、診察後、公立病院に患者を転送する。本モデルでは、小児夜間急病センターにこの患者転送機能を付加する。なお、転送後の患者は、公立病院において定められたルールに従い、リストの登録、受療を行う。

4.3.4. 症状別の診察・治療時間

医師の診察・治療は、症状により必要時間が異なる。症状ごとの診察時間は乱数のよって定義し表3に示す。例えば、軽症の場合、診療時間は10分から20分の値を無作為に抽出する。

表 3 症状別の診療時間

症状	診療時間（分）
軽症	10~20
重症	30~90

4.4. 前提条件・モデルの流れ

前提条件としては以下の2点を考慮する。

- 1分間隔で患者・医師が行動・意思決定を行う。
- 時間設定は、実際の夜間診療時間を想定し、18:00~翌9:00とした

この前提条件のもとで、モデルの流れは以下のとおりである。

1. 患者が受診確率に応じて受診行動を行う。
2. 受診する場合には施設選択を行う。
3. 医療施設到着後、公立病院においてのみ、患者の初期診察が行われる。
4. 患者が患者リスト、重症患者リストに登録する。
5. 自分の順番が回ってきたら患者は診察室へ移動する。
6. 医師により診察・治療が行われる。尚、診療時間は4.3.4.で示した通りである。
7. 小児夜間急病センターにおいて、診察結果が重症だった場合のみ、患者が公立病院へ移動する。
8. 診察、治療が終わったら患者は家に帰る。

5. シナリオ設定

5.1. シナリオ案

5.1.1. 医師確保

医師確保シナリオは、現在政府が掲げている政策方針であり、さらなる医療機能集約化や、小児科医の報酬改善により医師を確保することを目的としたシナリオである。

本モデル内では、医師数を増加してこの政策の影響を分析する。

5.1.2. 患者教育（コンビニ受診の改善）

患者教育シナリオは、コンビニ受診の改善を図ることで、小児夜間救急現場で働く医師の労働環境の改善を目的としたシナリオである。

本モデル内では、患者の受診行動における意思決定確率を変化させることで、その政策効果の影響を分析する。

5.2. 検証シナリオ

本研究においては、以上の2つの問題点を考慮したシナリ

オを各一つずつ用意し、その影響分析を行う。以下にシナリオとその概要を記述する（表4）。

表 4 検証シナリオ

シナリオ	概要
シナリオ1	●現状投影 初期設定
シナリオ2	●医師確保 公立病院の医師数を一人増やす
シナリオ3	●患者教育 患者の受診確率を3割減
シナリオ4	●シナリオ2+シナリオ3

本研究では、以上4つのシナリオに関して、医師の労働時間を評価軸としてその効果の検証を行う。

6. シミュレーション結果・考察

5章で紹介したシナリオ毎のシミュレーション結果は以下の表5~表8のようになった。work_p, work_nはそれぞれ公立病院、小児夜間急病センターにおける医師の労働時間を表わしている。

各シナリオのシミュレーション結果を比較してみると、以下の二点に関して、期待された政策効果が得られていないことが分かる。

一点目として、シナリオ3とシナリオ4のシミュレーション結果を比較すると、患者の受診確率は変化していないにもかかわらず、小児夜間急病センターにおける医師の労働時間が平均14分ほど増えている。

二点目として、シナリオ1とシナリオ3のシミュレーション結果を比較すると、患者の受診確率が3割減少したにもかかわらず、公立病院における医師の労働時間は2割程度しか減少していない。

この二点に関しては、期待された通りの結果は得られなかったが、この違いは、患者の発症、受診における不確実性が招いた結果であると考えられる。

まず、一点目に関して、その差異は14分程度であり、これは、軽症患者の診療時間が10~20分であることから、患者一人分の違いに匹敵する。患者一人の違いというのは、患者の不確実性を考慮すれば十分誤差の範囲内であると言える。

次に、二点目に関して、期待された結果との差異は50分程度あり、時間だけを見るとその違いは非常に大きいように感じられる。しかし、本モデルにおいて、公立病院の診療時間は夜間急病センターの4倍になっており、この時間差を考慮すると、一点目の差異である14分を単純に4倍すると56分となり、二点目の差異とほぼ同じ値になる。よって、診療時間の長さから考えれば、50分という差異も十分誤差の範囲内であると考えられる。

以上のことから、以上の結果から、本モデルを用いた政策効果の分析は十分可能であると考えられる。

表 5 シナリオ1のシミュレーション結果

回数	work_p (分)	work_n (分)
1	441	193
2	507	203
3	493	154
4	495	159
5	552	189
6	553	182
7	489	244
8	518	232
9	537	200
10	461	197
平均	504	195

表 6 シナリオ2のシミュレーション結果

回数	work_p (分)	work_n (分)
1	341	166
2	347	249
3	328	234
4	320	155
5	380	213
6	393	132
7	326	158
8	273	216
9	327	262
10	340	232
平均	337	198

表 7 シナリオ3のシミュレーション結果

回数	work_p (分)	work_n (分)
1	393	94
2	406	128
3	383	129
4	482	94
5	406	166
6	449	96
7	353	128
8	414	145
9	432	145
10	303	162
平均	402	129

表 8 シナリオ4のシミュレーション結果

回数	work_p (分)	work_n (分)
1	250	185
2	314	109
3	221	138
4	312	144
5	186	147
6	261	131
7	260	159
8	342	100
9	215	157
10	232	162
平均	259	143

7. 結論・今後の課題

本研究では、政策評価を行うための小児夜間救急における仮想地域モデルを構築した。また、本モデルを用いた、政策効果の分析が可能であることが確認できた。

今後は、より広い地域における多数の病院を考慮したモデルに拡張していく。また、モデルの拡張において、政策評価の重要な評価軸として患者の移動時間を新たに加える。これにより、公立病院の夜間輪番制が、患者の移動距離に与える影響も分析可能になることが予想され、より現実問題に近い政策シミュレーションが可能となる。

さらに、本稿では、一つの疾患のみを想定してモデル化を行ったが、今後は複数の疾患を考慮していく。患者の症状に関しても、本稿では、軽症と重症の2種類のみを考慮したが、今後はさらに多種の症状も想定していく。これにより、小児夜間救急だけでなく他の医療領域にも適用可能な汎用性の高いモデルの構築が可能になると考えられる。

参考文献

- [1] 井奈波良一, 黒川淳一, 井上真人 “大規模自治体病院医師の勤務状況, 日常生活習慣および職業性ストレス”日職災医誌, 56 : 239—245, 2008
- [2] Ichilawa, M., Tanuma, H., Koyama, Y., Deguchi, H. : SOARS for simulations of social interactions and gaming. Introduction as a social microscope., Proceedings of the 38th Annual Conference of the International Simulation and Gaming Association, pp.36, 2007
- [3] SOARS Project , <http://www.soars.jp>
- [4] 大内東 “札幌市医師会夜間急病センターの実態調査と分析” 1999

成長を考慮した複雑ネットワーク設計手法

A growing complex networks design method

○水野 晴規, 岡本 卓, 小坏 成一, 平田 廣則 (千葉大学)

○Haruki Mizuno, Takashi Okamoto, Seiichi Koakutsu, and Hironori Hirata (Chiba University)

Abstract: A complex network design method in which a designer can design its characteristics and structure arbitrarily can become one of strong tools in large-scale system designs. Conventional complex network design methods only tackle static networks that is, they do not consider the growth of a target network. In this study, we propose a new growing complex network design method. Specifically, we formulate a growing complex network design problem as a multi-objective optimization problem in order to determine connection targets of a new node using evaluation functions which quantitatively express desired structures and characteristics with feature quantities. Solving the problem, we grow the network, then, we obtain desired network. We try to generate networks which have desired clustering coefficient, average path, and degree distribution concurrently. Through numerical experiments, we confirmed the proposed method is effective as a growing complex network design method.

1 はじめに

情報, 社会, 経済, 生態, 生体, 工学等ネットワーク構造としてモデル化することのできるシステムは, さまざまな分野で数多く存在する。これらのシステムをネットワークとして捉えて, その特性と構造を設計者が任意に設計する手法を開発することができれば, それは大規模なシステム設計への強力な手段となると期待される。

複雑ネットワークは, 要素(ノード)とその間の相互作用(リンク)から構成され, その構造の本質は, 要素間のつながりのトポロジー(リンクの有無)とその相互作用の大きさ(リンクの太さ(重み))の2点にある。一般に, ネットワークの特性は, トポロジー(リンクの有無)の構造を特徴付ける「特徴量」を用いて議論される。たとえば, 文献[1]では, スケールフリーネットワークとよばれるネットワークについて, あるノードを消滅させる攻撃に対するロバスト性を, 各ノードが持つ平均リンク数という特徴量を用いて議論している。

本研究では, 設計者が望む構造と特性を定量的に表現する評価指標(上述の例でいえば, ロバスト性)を, ネットワークの特徴量を用いて定義したうえで, その評価指標が, 設計者が望む値となっているネットワークを構築する手法について考える。

これまでの所望の複雑ネットワーク設計の研究では, ノード数が一定の静的なネットワークを対象として, その内部リンクを組み替えることで, 所望のネットワークを実現する研究が中心であり, ネットワークの成長に関しては考慮されていなかった[2][3][4]。このような手法では, ノードを追加する度に全てのリンクの再生成が必要となり, 実システムへの応用を考えると現実的な手法とはいえない。また, 従来の成長を考慮したネットワークモデルとしては, BAモデル, WSモデルや, それらを改良したモデルをあげることができる[5][6]。これらは,

一定の特性をもったネットワークを生成することができるが, 任意の特性をもつネットワークになるように調整することは困難である。

本研究では, 成長を考慮した複雑ネットワーク設計手法を提案する。具体的には, まず, 成長を考慮した複雑ネットワーク設計問題を, 設計者が望む構造と特性を, 特徴量を用いて定量的に表現する評価関数を用いて, 新しいノードを追加するときのリンク先を決定する多目的最適化問題として定式化する。そして, これを逐次解きながらネットワークを成長させることで, 所望のネットワークを得る手法を提案する。

本研究では, 提案手法を用いて, ネットワーク特徴量のうちクラスタリング係数, 平均経路長, 度数分布を同時に最適にするネットワークを構築し, その有効性を検証する。

2 複雑ネットワークの特徴量

本節では, 複雑ネットワークの特徴の中でも代表的な, 平均経路長, クラスタリング係数, 度数分布について説明する。

2.1 平均経路長 (Average path length)

ネットワーク中の2個のノード i, j をつなぐ経路の中で, リンクの数で最小のものを最短経路とよび, その経路を作るリンクの数を最短経路長 l_{ij} と定義する。このとき, あるノード i の平均経路長 l_i は, ノード i がリンクしているすべてのノードの最短経路長の平均として

$$l_i \equiv \frac{1}{N-1} \sum_{j(\neq i)} l_{ij} \quad (1)$$

と定義される。ここで, N はネットワーク中の総ノード数である。また, ノードがリンクしているとは, それらのノード間に直接リンクが張られていることであり, どのノードともリンクしていないノード j の l_j は無量大

となる。ネットワークの平均経路長 l は、ネットワーク中に存在するすべてのノードの平均経路長 l_i の平均として

$$l \equiv \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N l_i \quad (2)$$

と定義させる。以降では、単に平均経路長といった場合、ネットワークの平均経路長を指すものとする。

平均経路長の算出方法としては、特定の2点間の最短経路・最短経路長を求めるダイグストラ (Dijkstra) 法^[7]や、すべての2点間の最短経路・最短経路長を求める方法であるウォーシャル・フロイド (Warshall-Floyd) 法をあげることができる^[8]。

2.2 クラスタリング係数 (Clustering coefficient)

ノードの集合が密にリンクしている状況を、クラスタ化しているという。クラスタリング係数はそのリンクの密度を表す量である。たとえば、人間関係のネットワークに、クラスタリング係数を応用することを考える。このとき、クラスタリング係数は、「自分の友人同士が知り合いである確率」と置き換えることができる。ここで、あるノード i のクラスタリング係数 C_i を考える。ノード i が、 k_i 個のノードとリンクしていると仮定すると、それら k_i 個のノード間に存在し得るリンク数は、最大 $\frac{1}{2}k_i(k_i - 1)$ である。実際に k_i 個のノード間に存在するリンク数を E_i と定義すると、ノード i のクラスタリング係数 C_i は、

$$C_i \equiv \frac{E_i}{\frac{1}{2}k_i(k_i - 1)} \quad (3)$$

と定義される。そして、ネットワークのクラスタリング係数 C は、各ノードの平均として

$$C \equiv \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad (4)$$

と定義される。すべてのノード同士の間にリンクが存在するネットワークでは $C = 1$ となり、グラフ理論では、これを「完全グラフ」と呼ぶ。

2.3 度数分布 (Degree distribution)

ネットワークの規模を考えるためには、各ノードにおけるリンク数の度数分布を求めるのが簡単である。度数分布は、 k 本のリンクを持つノードの数を X_k として、

$$P(k) \equiv \frac{X_k}{N} \quad (5)$$

と定義される。スケールフリーネットワークでは、度数分布がべき乗則

$$P(k) \propto k^{-\gamma} \quad (6)$$

に従うことが知られている。現実のネットワークでは $2 < \gamma < 3$ で、BA モデルで生成したネットワークでは、 $N \rightarrow \infty$ の極限で $\gamma = 3$ に漸近する。この特徴は、パラメータ m および m_0 とは独立となる^[5]。

3 提案手法

これまでの所望の複雑ネットワーク設計の研究では、ノード数が一定の静的なネットワークを対象として、その内部リンクを組み替えることで、所望のネットワークを実現する研究が中心であった。このような手法では、ノードを追加する度に全てのリンクの再生成が必要となり、実システムへの応用を考えると現実的な手法とはいえない。また、従来の成長を考慮したネットワークモデルでは、一定の特性をもったネットワークを生成することができるが、任意の特性をもつネットワークになるように調整することは困難である。

本研究では、成長を考慮した複雑ネットワーク設計手法を提案する。具体的には、まず、成長を考慮した複雑ネットワーク設計問題を、設計者が望む構造と特性を、特徴量を用いて定量的に表現する評価関数を用いて、新しいノードを追加するときのリンク先を決定する多目的最適化問題として定式化する。そして、これを逐次解きながらネットワークを成長させることで、所望のネットワークを得る手法を提案する。

3.1 成長を考慮した複雑ネットワーク設計問題

本研究では、成長を考慮した複雑ネットワーク設計問題を、1ノード成長時のリンク先決定問題として定式化する。

N ノードのネットワークを、各ノード間のリンクの有無を用いて、 $\mathbf{X} \in \{0, 1\}^{N \times N}$ とする。 $\phi(\mathbf{X})$ を、現在のネットワーク構造 \mathbf{X} から、新規に1ノードを追加したネットワークへの写像としたとき、1ノード成長時のリンク先決定問題は、多目的最適化問題として

$$\min_{\hat{\mathbf{X}}} f(\hat{\mathbf{X}}) \quad (7)$$

$$\text{where } \mathbf{X} \in \{0, 1\}^{N \times N}, \hat{\mathbf{X}} \in \{0, 1\}^{(N+1) \times (N+1)}$$

$$\hat{\mathbf{X}} = \phi(\mathbf{X}), \phi: \{0, 1\}^{N \times N} \rightarrow \{0, 1\}^{(N+1) \times (N+1)}$$

と定式化される。ここで、 $\phi(\mathbf{X})$ は、既存のネットワーク \mathbf{X} に、新たに1つのノードを追加し、そのノードが、 \mathbf{X} に存在する $m (\leq N)$ 個のノードにリンクを張り、 $n (\leq N)$ 個のノードにリンクを張ることで得られるネットワーク、すなわち、既存のネットワークのリンク構造に手を加えず、1ノードを追加したネットワークを出力する関数である。

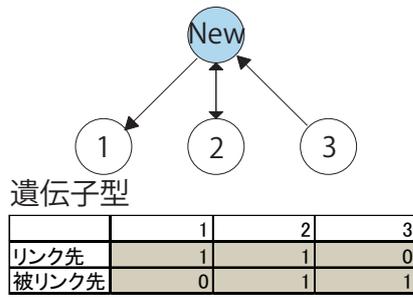


Fig. 1: 遺伝子型の定義

3.2 多目的最適化手法を用いたネットワーク成長手法

本研究では、1 ノード成長時のリンク先決定問題 (7) 式を逐次解きながらネットワークを成長させることで、所望のネットワークを得る手法を提案する。以下に、提案手法のアルゴリズムを示す。

【多目的最適化手法を用いたネットワーク成長手法】

Step1 ノード数 N_0 個からなる初期ネットワーク \mathbf{X}_0 を用意する。時間ステップ τ を 0 とする。

Step2 現在のネットワーク \mathbf{X}_τ について、多目的最適化問題 (7) 式を解く。

Step3 Step2 で得た解が、パレート最適解である場合、パレート最適解となる $\hat{\mathbf{X}}_\tau$ の中から一つを選択し、それを $\mathbf{X}_{\tau+1}$ とする。

Step4 時間ステップ τ を $\tau+1$ に進めて Step2 に戻る。

3.2.1 多目的遺伝的アルゴリズムの適用

多目的最適化問題 (7) 式は、離散変数の多目的最適化問題である。本研究では、多目的遺伝的アルゴリズム (以降、多目的 GA) を用いて、多目的最適化問題 (7) 式のパレート最適解を得る。以降では、多目的最適化問題 (7) 式を、多目的 GA により解くために必要な各項目について述べる。

遺伝子型

GA を用いるには、決定変数を遺伝子型に変換する必要がある。本研究では、新たに追加するノードと、既存ネットワーク \mathbf{X}_τ にある各ノードとのリンク構造を表現した二次元行列 $\mathbf{G} = (0, 1)^{2 \times N_\tau}$ で表現する。具体的には、新規ノードから、既存ネットワーク \mathbf{X}_τ 上のノード i に、リンクが張られているとき G_{0i} を 1 とし、そうでないときは、 G_{0i} を 0 とする。被リンクに関して、同様に、既存ネットワーク \mathbf{X}_τ 上のノード i から、新規ノードに、リンクが張られているとき、 G_{1i} を 1 とし、そうでないときは、 G_{1i} を 0 とする。Fig. 1 に例を示す。

交叉手法

本研究では、交叉手法として、一様交叉を用いる。具体的には、まず、親個体を 2 個選択し、子個体の遺伝子型のビットごとに、ランダムにいずれかの親個体の、遺伝子型の当該ビットをコピーする。

突然変異

本研究では、個体が突然変異する場合、対象となる個体の遺伝子型をランダムに 1 ビット選び反転させる。

成長のための制約

上述のとおり個体を交叉や突然変異させると、新たに追加するノードのリンク数が 0 となったり、被リンク数が 0 となる場合がある。このような解では、新たなノードが \mathbf{X}_τ と孤立してしまい、実質的には、ネットワークが成長しない。そこで、これを防ぐために、ある個体のリンク数が 0、もしくは、被リンク数が 0 の場合、その個体のビットをランダムに 1 つ反転する。

初期解の生成

個体ごとに、ランダムに確率 $p (0 < p < 1)$ を決定し、ビットごとに、 p の確率で 1、 $1 - p$ の確率で 0 を設定する。

多目的最適化の終了条件

本研究では多目的最適化の終了条件として、つぎの 2 つを設定する。

- (a) 規定の世代数の探査が終了し、各評価関数値が成長前の 10 倍以下であるとき。
規定の世代数に到達したときに、評価関数値が、成長前の 10 倍以上になっているものがある場合には、再探索を 3 回まで行う。
- (b) 各評価関数値の値が、すべて 10^{-6} 以下である場合。

3.3 評価関数

3.3.1 平均経路長への追従とその計算法

平均経路長への追従を評価する評価関数 f_L として、

$$f_L(\hat{\mathbf{X}}) = \alpha_L \frac{4(L^d(\hat{N}) - L(\hat{\mathbf{X}}))^2}{\hat{N}^2} \quad (8)$$

を用いる。ここで、 \hat{N} は、 $\hat{\mathbf{X}}$ の総ノード数、 $L^d(\hat{N})$ は、目標とする平均経路長、 $L(\hat{\mathbf{X}})$ は、ネットワーク $\hat{\mathbf{X}}$ の平均経路長、 α_L は、重み係数である。なお、 $\frac{4}{\hat{N}^2}$ は、他の評価関数との値域のオーダーを整えるために乗じている。

前述したように、平均経路長を算出するアルゴリズムとしては、ダイグストラ法や、ウォーシャル・フロイド法が有名である。しかし、提案手法では、評価関数の計算ごとに、平均経路長の算出を何度も繰り返す必要があるため、これらのアルゴリズムをそのまま用いると、計算量は膨大になってしまう。そこで、評価関数の計算の際には、既存のネットワーク構造そのものが変化しないことに注目し、既存のネットワーク \mathbf{X} の平均経路長

を利用して、 $\hat{\mathbf{X}}$ の平均経路長を算出する手法を提案する。既存のネットワークを変化させず、新たにノードを追加するとき最短経路行列を更新する場合に限定した、ウォーシャル・フロイド法のアルゴリズムを以下に示す。以下のアルゴリズムで、 $\mathbf{L} = \mathbf{R}^{\hat{N} \times \hat{N}}$ は、 $\hat{\mathbf{X}}$ の最短経路長行列、 $\mathbf{L}_b = \mathbf{R}^{N \times N}$ は、 \mathbf{X} の最短経路長行列、 $\mathbf{d}_n = \mathbf{R}^N$ は、新たに追加したノードからのリンク距離ベクトル、 $\hat{\mathbf{d}}_n = \mathbf{R}^N$ は、新たに追加したノードへの被リンク距離ベクトル、 $\min(a, b)$ は、 a と b のうち小さい方を返す関数である。

【限定ウォーシャル・フロイド法のアルゴリズム】

Step1 $\mathbf{L} = \begin{bmatrix} \mathbf{L}_b & \hat{\mathbf{d}}_n \\ \mathbf{d}_n & 0 \end{bmatrix}$ とおく。

Step2 各 $i : 1, \dots, \hat{N} - 1$, $j : 1, \dots, \hat{N} - 1$ に対して、 $L_{i\hat{N}} = \min(L_{i\hat{N}}, L_{ij} + L_{j\hat{N}})$ を行う。

Step3 各 $i : 1, \dots, \hat{N} - 1$, $j : 1, \dots, \hat{N} - 1$ に対して、 $L_{\hat{N}i} = \min(L_{\hat{N}i}, L_{\hat{N}j} + L_{ji})$ を行う。

Step4 各 $i : 1, \dots, \hat{N} - 1$, $j : 1, \dots, \hat{N} - 1$ に対して、 $L_{ij} = \min(L_{ij}, L_{i\hat{N}} + L_{\hat{N}j})$ を行う。

Step5 \mathbf{L} を用いて平均経路長を計算する。

3.3.2 クラスタリング係数への追従

クラスタリング係数への追従を評価する評価関数 f_C として

$$f_C(\hat{\mathbf{X}}) = \alpha_C (C^d(\hat{N}) - C(\hat{\mathbf{X}}))^2 \quad (9)$$

を用いる。ここで、 $C^d(\hat{N})$ は、目標とするクラスタリング係数、 $C(\hat{\mathbf{X}})$ は、ネットワーク $\hat{\mathbf{X}}$ のクラスタリング係数、 α_C は、重み係数である。

3.3.3 追加リンク数の最小化

現実のリンク生成の手間を考慮すると、1 ノードを追加する際に、できるだけ追加するリンク数が少ない方が良く考えられる。そこで、生成するリンク数の少なさを評価する評価関数 f_E として

$$f_E(\hat{\mathbf{X}}) = \alpha_E \{E(\hat{\mathbf{X}}|\mathbf{X})\}^2$$

を用いる。ここで、 $E(\hat{\mathbf{X}}|\mathbf{X})$ は、解候補 $\hat{\mathbf{X}}$ を生成する際に、新規ノードが \mathbf{X} に対して生成したリンク数、 α_E は、重み係数である。

4 計算機実験

本研究では、提案手法の検証実験として、つぎの3種類の実験を行う。実験1では、初期ネットワークには完全グラフを用いて、同じ追従目標を設定し、多目的最適化手法を変化させて検証を行う。実験2では、初期ネットワークには完全グラフを、多目的最適化手法にはSPEA2を用い、追従目標を変化させて検証を行う。実

Table 1: 全実験共通パラメータ

交叉率	1.0
突然変異率	0.25
クラスタリング係数追従重み α_C	10^7
平均経路長追従重み α_L	10^5
リンク数最小化重み α_E	10^{-5}

Table 2: 実験環境 (計算機スペック)

CPU	Intel(R) Core(TM)2 Extreme CPU X9650 3.0GHz
メモリ	4.0GB
OS	Scientific Linux 5.3
コンパイラ	g++ 4.1.2.

験3では、多目的最適化手法にはSPEA2を用い、同じ追従目標を設定し、初期ネットワークを変化させて検証を行う。

実験1, 2では、初期ノード数9からノード数500まで、実験3では初期ノード数50からノード数500まで成長させる。Table 1に、各実験で共通に用いたパラメータを、Table 2に、実験に用いた計算機のスペックを記す。

4.1 実験 (1) 多目的最適化手法別の比較

本節では、多目的最適化手法ごとの比較実験を行う。多目的最適化手法には、MGG^[9]を用いたGAによる加重和最適化手法(以降、MGG-GA)、NSGA-II^[10]、SPEA2^[11]を用いる。

MGG-GAでは、各追従目標の評価関数の和を評価関数として用い、その最適解を用いて、ネットワークを成長させる。NSGA-II、および、SPEA2では、1ノード成長時に得られたパレート最適解^[12]のうち、追従目標の評価関数の和が最小となる解を用いて、ネットワークを成長させる。初期ネットワークは、ノード数9の完全グラフとし、目標平均経路長は $L^d(\hat{N}) = 0.5 \log \hat{N}$ 、目標クラスタリング係数は $C^d(\hat{N}) = \hat{N}^{-0.75}$ とする。MGG-GAのパラメータは、世代数を1250、個体数は600、サブ母集団数は1とし、NSGA-IIとSPEA2では、世代数を50、個体数50で実験を行った。

4.1.1 実験結果

実験結果として、ネットワークの成長に対する平均経路長の変化をFig. 2に、クラスタリング係数の変化をFig. 3に、500ノード成長後のネットワークの度数分布をFig. 4に示す。また、手法ごとの計算時間をTable 3に示す。

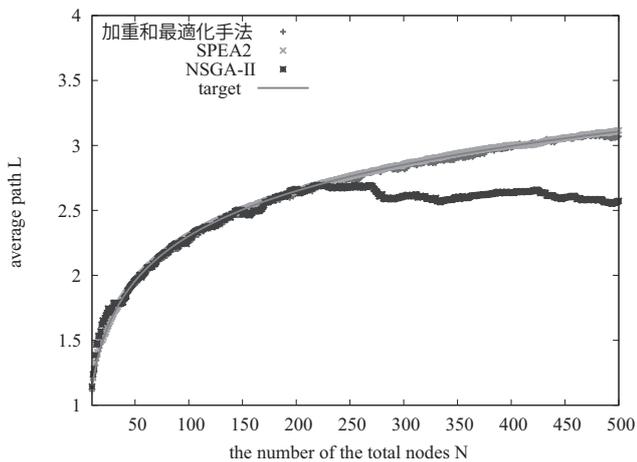


Fig. 2: ネットワークの成長に対する平均経路長の変化

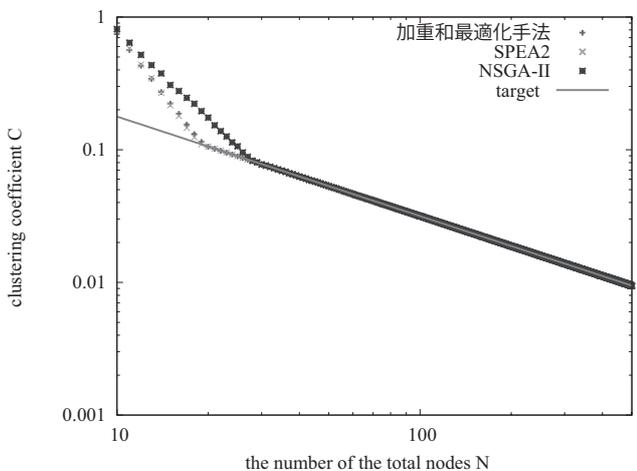


Fig. 3: ネットワークの成長に対するクラスタリング係数の変化

4.1.2 考察

Fig. 2, Fig. 3 から, MGG-GA と SPEA2 で, 平均経路長, クラスタリング係数のいずれの目標値に対しても, ある程度の追従が確認できた。追従の精度を比べると, 平均経路長への追従に関しては, MGG-GA は, SPEA2 よりも悪い事がわかる。これは, MGG-GA では, 単目的の加重和最適化問題を解くことで解を決定しているため, 解の多様性が損なわれているためであると考えられる。また, NSGA-II では, クラスタリング係数の追従には成功しているが, 平均経路長への追従には失敗している。したがって, 追従の精度を求める場合には, SPEA2 を用いるのが有効であることが確認できる。NSGA-II では, 同ランクの個体間において, 混雑度を用いて生存選択を行っているため, いずれかの評価関数のみを最適にする個体が生存しやすい。そのため, 提案手法においては, クラスタリング係数への追従を評価する評価関数 f_C を最適にする解が多く発生したと考えられる。さらに, Fig. 4 を見ると, 生成リンク数最小化の

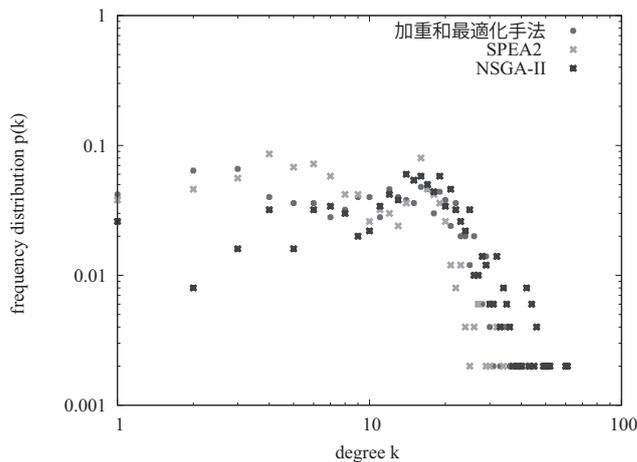


Fig. 4: 500 ノード成長後のネットワークの度数分布

Table 3: 手法ごとの計算時間

	計算時間 (分)
加重和最適化	260
SPEA2	330
NSGA-II	350

副次的作用として, スケールフリー性が発現していることも確認できる。

4.2 実験 (2) 目標値別の比較

本節では, 目標値別を変化させた場合について実験を行う。目標値別の結果を得るために, 平均経路長, クラスタリング係数のいずれかの目標値を変化させ, 変化させていない目標値と他のパラメータについては固定して実験を行った。

多目的最適化手法には SPEA2 を用い, 1 ノード成長時に得られたパレート最適解のうち, 追従目標の評価関数の和が最小となる解を用いてネットワークを成長させる。初期ネットワークは, ノード数 9 の完全グラフとし, SPEA2 の世代数を 50, 個体数は 50 とした。本実験の目標値の組み合わせは, Fig. 4 に示す。

4.2.1 実験結果

実験結果として, 実験 2-1 ~ 2-4 における, ネットワークの成長に対する平均経路長の変化を Fig. 5 に, クラスタリング係数の変化を Fig. 6 に示す。

また, 実験 2-5 ~ 2-9 における, ネットワークの成長に対する平均経路長の変化を Fig. 7 に, クラスタリング係数の変化を Fig. 8 に示す。

4.2.2 考察

実験 2-1~4 は, クラスタリング係数の目標値を一定にして, 平均経路長の目標値を変化させた実験である。Fig. 5 から, 提案手法から得られたネットワークの平均経路長は, 実験 2-2 と 2-3 に関しては, 目標とした平均

Table 4: 目標値の組み合わせ

	目標クラスタリング係数	目標平均経路長
2-1	$N_{\tau+1}^{-0.75}$	1
2-2	$N_{\tau+1}^{-0.75}$	$0.4 \log N_{\tau+1}$
2-3	$N_{\tau+1}^{-0.75}$	$1.0 \log N_{\tau+1}$
2-4	$N_{\tau+1}^{-0.75}$	$1.5 \log N_{\tau+1}$
2-5	1	$0.5 \log N_{\tau+1}$
2-6	$N_{\tau+1}^{-0.25}$	$0.5 \log N_{\tau+1}$
2-7	$N_{\tau+1}^{-0.5}$	$0.5 \log N_{\tau+1}$
2-8	$N_{\tau+1}^{-1.0}$	$0.5 \log N_{\tau+1}$
2-9	0	$0.5 \log N_{\tau+1}$

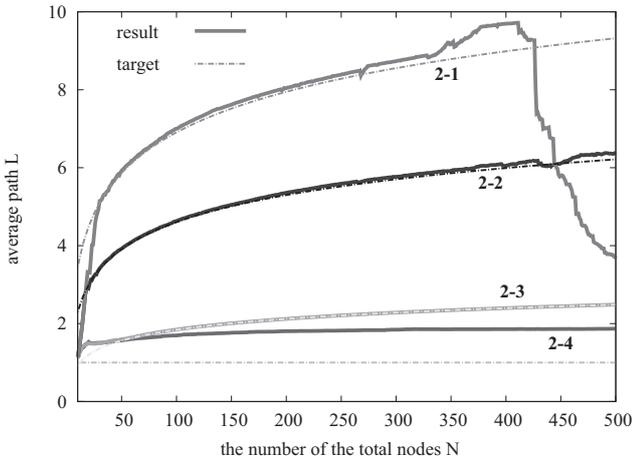


Fig. 5: ネットワークの成長に対する平均経路長の変化 (2-1 ~ 2-4)

経路長を、ほぼ追従できていることが確認できる。実験 2-1 では、追従に失敗しているが、そもそも平均経路長が 1 となるときには、ネットワークは完全グラフとなり、1 以外のクラスタリング係数への追従は不可能である。実験 2-4 では、初期は、追従に成功しているが、350 ノードになるあたりから追従に失敗している。また、Fig. 6 から、提案手法から得られたネットワークのクラスタリング係数は、実験 2-2~4 に関しては、目標としたクラスタリング係数を追従できていることも確認できる。一方で、実験 2-1 では、400 ノードのあたりから、クラスタリング係数の追従を失敗している。

実験 2-5~9 は、平均経路長の目標値を一定にして、クラスタリング係数の目標値を変化させた実験である。Fig. 8 から、目標としたクラスタリング係数を、ほぼ追従できていることが確認できる。また、Fig. 7 から、実験 2-6,7 に関しては、目標とした平均経路長を追従できていることも確認できる。一方で、実験 2-5,6 では、平均経路長の追従に失敗している。

追従に失敗している実験 2-1,2-5,2-6 は、いずれも極

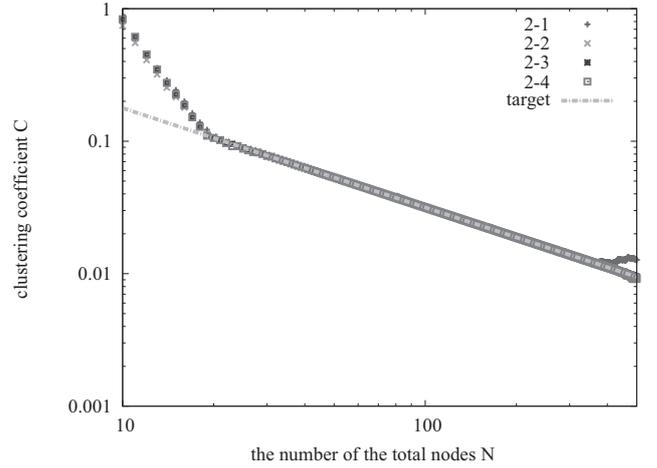


Fig. 6: ネットワークの成長に対するクラスタリング係数の変化 (2-1 ~ 2-4)

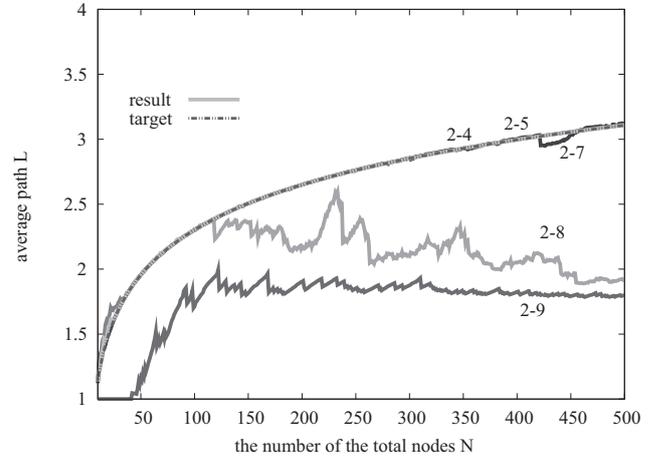


Fig. 7: ネットワークの成長に対する平均経路長の変化 (2-5 ~ 2-9)

端に大きいか、小さい目標値を設定した実験であった。このことから、提案手法では、極端な値に設定された目標値への追従は困難であることがわかる。

4.3 実験 (3) 初期ネットワーク別の比較

本節では、初期ネットワークを変化させた場合について実験を行う。多目的最適化手法には SPEA2 を使い、1 ノード成長時に得られたパレート最適解のうち、追従目標の評価関数の和が最小となる解を用いてネットワークを成長させる。SPEA2 の世代数を 50、個体数は 50 とした。

初期ネットワークには、ノード数 50 の完全グラフ、各ステップで 3 つのリンクを生成しながら、ノード数 9 から 50 まで成長させた BA モデル、ノード数 50 で、リンク生成確率 p が 0.1 のランダムネットワーク、ノード数 50 で、次数 2 のレギュラーネットワークの 4 種類を用い、それぞれの目標平均経路長を $L^d(\hat{N}) = 0.5 \log \hat{N}$,

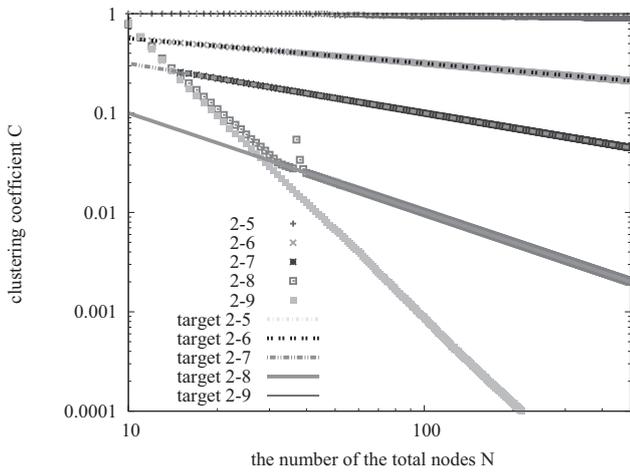


Fig. 8: ネットワークの成長に対するクラスタリング係数の変化 (2-5 ~ 2-9)

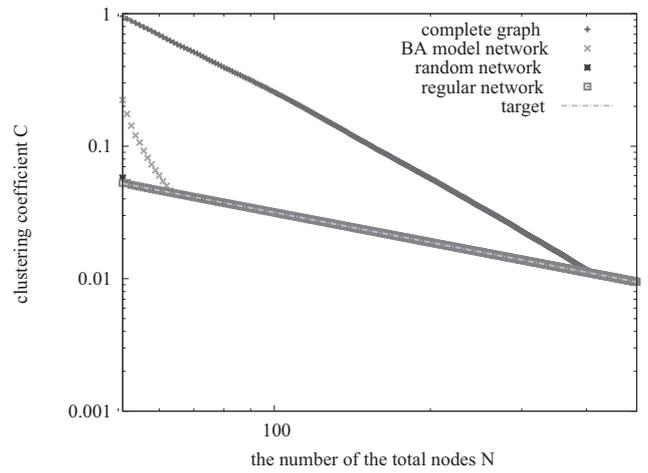


Fig. 10: ネットワークの成長に対するクラスタリング係数の変化

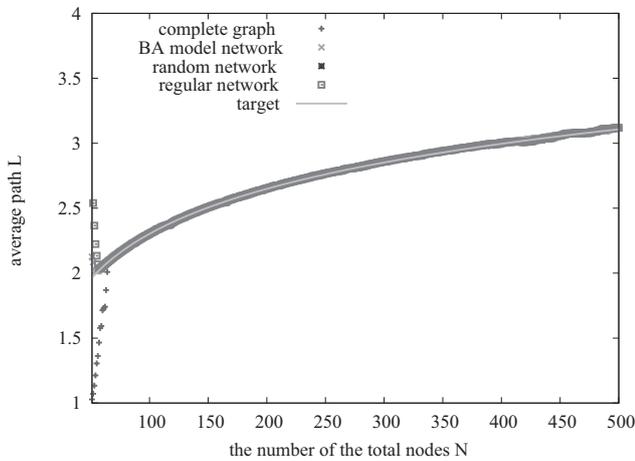


Fig. 9: ネットワークの成長に対する平均経路長の変化

目標クラスタリング係数を $C^d(\dot{N}) = \dot{N}^{-0.75}$ とする。

4.3.1 実験結果

実験結果として、ネットワークの成長に対する平均経路長の変化を図9に、クラスタリング係数の変化をFig. 10に示す。

4.3.2 考察

今回実験に用いた初期ネットワークでは、いずれも平均経路長、クラスタリング係数の各目標値への追従が確認できた。

5 おわりに

本研究では、成長を考慮した複雑ネットワーク設計手法を提案し、計算機実験を通して、その有効性を確認した。

今後の研究では、本研究で得られた手法を利用して得た知見をもとに、複雑ネットワークの成長パターンを分析し、より現実のネットワークに近いネットワークモデルの構築が考えられる。また提案したモデルについて、

他の最適化手法の利用や各パラメータの変更、計算の分散化等による改良などを行い、より大規模なネットワークに適用することも考えられる。

参考文献

- [1] J. G. Liu, Z. T. Wang, and Y. Z. Dang: “Optimization of robustness of scale-free network to random and targeted attacks”, *Modern Physics Letters B*, Vol.19, No.16, pp.785-792 (2005)
- [2] 花田 良子, 佐藤 史隆, 廣安 知之, 三木 光範, 鈴木 泰博: 「遺伝的アルゴリズムによるネットワーク特性量に着目したネットワーク設計法」, *コンピュータソフトウェア*, Vol.24, No.1, pp.91-100 (2007)
- [3] J. Ash and D. Newth: “Optimizing complex networks for resilience against cascading failure”, *Physica A*, Vol.380, pp.673-683 (2007)
- [4] N. Gulbahce: “Optimization in gradient networks”, *CHAOS*, Vol.17, pp.026105 (2007)
- [5] 増田 直紀, 今野 紀雄: 「複雑ネットワークの科学」, 産業図書 (2005)
- [6] 安部 尚大, 小塚 成一, 岡本 卓, 平田 廣則: 「リンク構造の変化を伴う PageRank BA モデルの解析」, 平成 20 年 電気学会 電子・情報・システム部門大会 講演論文集, pp.967-972 (2008)
- [7] E. W. Dijkstra: “A note on two problems in connexion with graph”, *Numerische Mathematik*, Vol.1, pp 269-271 (1959)
- [8] C. H. Papadimitriou and M. Sideri: “On the

- Floyd-Warshall Algorithm for Logic Programs”,
J.Log. program., Vol.41, No.1, pp 129-137 (1999)
- [9] 佐藤 浩, 小野 功, 小林 重信 : 「遺伝的アルゴリズムにおける世代交代モデルの提案と評価」, 人工知能学会誌, Vol.12, No5, pp.221-248 (1997)
- [10] K. Deb, S. Agrawal, A. Pratab, and T. Meyarivan: “A Fast Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization: NSGA-II.”, KanGAL report 200001, Indian Institute of Technology, Kanpur, India, 2000.
- [11] E. Zitzler, M. Laumanns, and L. Thiele: “SPEA2: Improving the Performance of the Strength Pareto Evolutionary Algorithm”, Technical Report 103, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK) Swiss Federal Institute of Technology (ETH) (2001)
- [12] 坂和正敏, 石井博昭, 西崎一郎 : 「ソフト最適化」, 朝倉書店 (1995)
- [13] 坂和正敏: 「離散システムの最適化」, 森北出版 (2000)
- [14] 北野編 : 「遺伝的アルゴリズム」, 産業図書 (1993)

mixi 上でのユーザ間のコミュニケーションに 起因するネットワーク成長モデルの提案

宮崎 大樹*・高橋 真吾**

* 早稲田大学 大学院創造理工学研究所 東京都新宿区大久保3-4-1

* Graduate School of Creative Science and Engineering, Waseda University
3-4-1 Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo

** 早稲田大学理工学術院 東京都新宿区大久保 3-4-1

** Faculty of Science and Engineering, Waseda University 3-4-1 Okubo,
Shinjuku-ku, Tokyo

1. はじめに

近年, mixi や@コスメなどのソーシャル・ネットワーキング・サービス (以下 SNS) が着目されている。国内最大規模の SNS である mixi (ミクシィ) では 2009 年 9 月には会員数が 1741 万人を超えている。また SNS に参加しているユーザは SNS 上の口コミを参照し, 購買を行うようになってきおり, 宮田[22]らの研究でも明示されている。このことから規模の面からも, マーケットへの影響度合いの面からも, SNS が情報サービス媒体の主要な構成要素となってきたのである[25]。この傾向は国内だけでなく, 海外の最大規模の SNS である Cyworld, Myspace, orkut などの巨大 SNS はどれも 2000 万人を超えており, 重要なマーケットとして研究が数多くなされている[9]。

SNS の最大の特徴の一つとしてコミュニティが挙げられる。実社会のコミュニティとは会社, 学校, 地域などといった社会的コミュニティを指すが, SNS ではこれらの社会的コミュニティに加えて個々人の趣味, 関心に基づいてコミュニティが形成されており, 実社会の個々の直接的な関係性は薄くとも, 同じ集団に属することから個々の特性に互いに影響を及ぼしあっている。

また関係負荷や経済合理性がほとんどない点も SNS の特徴の一つでもある。根来[18]らは実社会の人間関係性と違い, mixi 上ではわずか 2 クリックで関係が形成でき, ログインしなければ関係維持の負荷も 0 であり, 関係負荷が低いのが特徴であるとしている。そのため松尾[19]も送電網でも神経回路でも経済合理性が生じている中で, SNS は経済合理性の影響をほとんど受けておらず, さまざまな社会ネットワークと大きく異なるとしている。

このような SNS の特性からユーザ間の関係を理解するために, SNS を対象としたネットワーク構造を分析する研究が数多くなされてきている。

金城ら[12]は商品ごとに SNS 上においてどのような口コミのネットワーク構造が構築されているかを分析した。また Girvan[4]らは SNS の実際のデータを分析し, SNS のネットワーク構造においてユーザの次数にゆるやかなスケールフリー性があること, そして高い凝集性がみられることを明らかにし, 湯田ら[25]は mixi においてもその特徴がみられることを示している。加えて松尾ら[19]らは実際の

mixi のネットワーク構造の分析から mixi 上の友人関係の構築の経路や, コミュニティ内でどのようなメンバー間の結合性が生じているのかを示した。こういったネットワーク構造の分析の一方で, 分析されたネットワーク構造を用いて SNS 上の情報伝搬の研究も行われている。内田ら[13]は SNS 上での口コミの影響を分析するため, 情報伝搬モデルを提案している。また石岡[10]らは SNS のネットワーク構造とネットワーク上の情報伝播の規模との関係性を数理モデルにより分析した。

しかし, これらの研究は SNS の静的な構造を分析または利用しているため, SNS の内部構造は分析できてもそのネットワークに至った過程や原因は分析することができない。つまりある参加ユーザ数が多いコミュニティがなぜそのような状況に至ったか, またネットワーク上ハブとなるユーザがどのような条件を満たしたことでハブとなったかなどを分析できないのである。またこれらの研究はコミュニティを人同士のみのつながりで表現されるネットワークにおけるクラスタ構造として捉えている。クラスタ構造としてコミュニティを捉えた場合, 人が重層的にコミュニティに所属していること, つまり人が社会生活において様々なコミュニティに所属していることを表現しにくい点で問題がある。そのため, これらの動的なネットワークの分析が行え, なおかつコミュニティを構造として明示的に有するネットワークモデルが近年提唱されている。三井ら[21]は CNN モデルを拡張したコミュニティ構造を有するネットワーク成長モデルを構築し, 実際の mixi のデータと比較し有意性を示した。しかし, この研究にもいくつか問題点がある。まず実データと整合性をとった際に平均次数, 平均コミュニティ参加数などの指標は再現されているものの, クラスタ係数の値が極端に低く, 再現されていない。また最も大きな問題はユーザ間のコミュニケーション (ブログの作成, 他者のブログへのコメントなど) がネットワークの成長の要因として考慮されていない点である。松尾ら[19]によれば mixi 上ではユーザ間のブログ作成やコメントなどによるコミュニケーションに起因して, ユーザ間で直接, またはコミュニティを介してリンクが結ばれネットワークが成長するとされている。そのため mixi などの SNS のネットワークの動的な構造を分析するためには, 新たにコミュニケーション要因を考慮したモデルを提案する必要がある。

ると考えられる。

そこで本研究では代表的な SNS である **mixi** を対象とし、ユーザ間のブログの作成、ブログへのコメントなどのコミュニケーションに起因してネットワークが成長していくモデルを提案する。そして **mixi** の実データを基に後述する逆シミュレーション手法を基にモデル内のパラメータを調整を行うことで **mixi** の挙動を再現することができるモデルの構築を行う。最後に得られたパラメータの分析や、モデル内で生成したユーザの中でもネットワーク成長に大きな影響を与えているハブとなっているユーザの特性を分析していくこととする。

2. **mixi** と本モデルの関連

ここでは **mixi** 各機能を概説し、本研究ではそれらをどのようにモデル化するかを説明する。

・ユーザ機能

mixi では各ユーザはマイページと呼ばれる自身のページを持っており、マイページ上でブログを作成したり、友人のブログにコメントを行うことができる。本研究ではユーザをネットワーク上のノードとして表現し、各ユーザはブログ更新量、コメント量などのパラメータを持つ。

・マイミク機能

mixi ではユーザはシステム上、自分の知り合いや友人を登録する機能があり、登録を繰り返していくことで友人関係を構築していく。これをマイミク（以下マイミク）機能と言い、登録された友人が自分のマイミクとなる。マイミクとなる手順はまずどちらか一方のユーザが、もう片方のユーザのページに行き、マイミク申請なる友人関係を行うための申請をメッセージとともに行う。申請されたユーザはその旨が自身のマイページに表示され、許可または拒否の選択を行う。許可した場合はマイミク登録が完了となり、それぞれのマイページのマイミクリストの中にお互いがマイミクとして追加される。拒否を行った場合はマイミク登録が行われず、拒否されたことは申請したユーザには明示されない。また新規にユーザを招待した場合は、招待が完了した段階で招待した側、された側双方に自動的にマイミク登録が行われる。加えてあるユーザがブログを作成した場合、自身のマイミクのページにその旨が表示され、マイミクはそのユーザがブログを作成したことを把握することができる。反対に各ユーザはマイミクが作成したブログの閲覧が可能であり、その内容に関するコメントを行うことができる。ブログ作成者側のユーザも、ブログに対して行われたコメントに関してコメントで返すことができる。このブログ作成→コメントの繰り返しが **mixi** における主要なコミュニケーションとなっているのである。本研究ではこのマイミク、つまり友人関係をユーザ間のリンクでモデル上表現する。またマイミク申請→許可のプロセスを一定の確率で与えることとする。

・コミュニティ機能

mixi の最大の特徴の一つとしてコミュニティ機能が挙げられる。コミュニティは学校、研究室、サークル、会社などの実社会のコミュニティがそのままコミュニティとなっているものや、個々人の趣味、志向により形成されているコミュニティなどがあり、内容は多岐にわたっている。また規模も数十万単位のコミュニティもあれば、数人単位のものもあり、様々である。

コミュニティ作成は一人のユーザが自由に作成でき、コミュニティの趣旨を記載するとともに、そのユーザがコミュニティの管理人となる。そしてその内容に共感したユーザや知人が加入していくことで人数を増やしていく。加入に当たってはユーザが管理人に対して申請を行い、許可されれば加入できる場合と、許可なく自動的に加入できる場合がある。前者は実社会のコミュニティを反映したものが多く、後者は個人の趣味、志向によって成り立っているコミュニティに多い。コミュニティのページでは常に参加ユーザが表示されており、コミュニティ内で友人を探すこともできる。コミュニティの最も主要な機能として掲示板が挙げられる。コミュニティ内では主に、コミュニティの趣旨に合った掲示板が数多く形成され、コミュニティ参加メンバーが自由に作成、コメントを行うことができる。コミュニティ内ではこの掲示板内のコメントのやりとりが主要なコミュニケーションとなっているのである。

本研究ではコミュニティもノードとして取り扱われる。コミュニティ内にはいくつかの掲示板が存在し、参加ユーザは掲示板内でコメントをやり取りすることができる。モデル上ではコミュニティ内で掲示板とその作成は表現しておらず、ユーザは掲示板があるものとしてコメントをやり取りすることができる。

・コミュニケーション機能

mixi 上ではユーザとマイミクでのコミュニケーション、ユーザと参加している同じコミュニティに参加しているユーザとのコミュニケーションの 2 通りのコミュニケーションがある。

マイミクとのコミュニケーションは、リンク先のユーザと行われる。このような場合、本研究ではコミュニケーションは片側のユーザがブログを作成し、それに対してもう一方のユーザがコメントを行った場合を表現する。そのためブログ更新量が高いユーザほど、コミュニケーション相手として選択される確率が高くなる。ブログ作成者のブログに対しコメントを行い、さらにブログ作成者がコメントで返信することも **mixi** 上では可能であるが、本研究では考慮しない。

続いてコミュニティ内でのコミュニケーションについて説明する。コミュニティ内では、同じコミュニティに参加しているユーザ間でコミュニケーションが行われる。本研究ではコミュニティ内でのコミュニケーションは、コミュ

ニティ内での参加ユーザのコメントのやり取りで行われる。そのためコメント量が多いユーザほどコミュニケーション相手として選択される確率が高くなる。mixi 上ではユーザが掲示板を作成でき、その行為自体もコミュニケーションとして捉える事が出来るが、その多くはトピックを与えるだけで情報を何も含んでいないものが多い。そのため本研究ではコミュニティの掲示板作成はコミュニケーションとして考慮しない。かつ本研究でのコミュニティ内でのコミュニケーションは、あるユーザが掲示板にコメントをしており、そのコメントに対して他のユーザがコメントを行うという1手順とする。

また上記の2通りでコミュニケーションを行った場合は、自然と相手のマイページを閲覧し、そのユーザが参加しているコミュニティを把握することができる。その際に自身が所属している実社会のコミュニティや、自身の趣味、志向に合ったコミュニティがあった場合、新規に参加する可能性がある。本モデルではこのような状況も考慮する。

3. 提案モデル

本研究ではユーザのブログ更新、他者のブログへのコメントなどのmixi上のコミュニケーションによりネットワークが成長していくモデルを提案する。ユーザが1人の状態から始まり、ユーザ数の上限を1000人とし、ユーザ数が上限に達した際にシミュレーションは終了となる。またモデルの流れは図1のようになり、ユーザの生成→コミュニティの生成→コミュニケーションフェーズを繰り返していくことでネットワークが成長する。

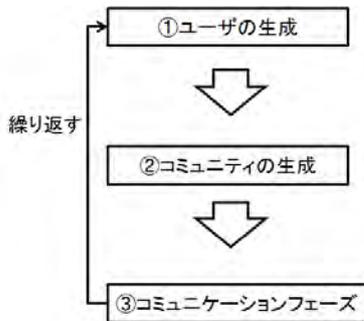


図1 モデルの流れ

中でもコミュニケーションフェーズはリンク先、またはコミュニティ内でコミュニケーションを行う場合の二通りがあるが、詳しくは後述する。

3.1 ユーザの生成

確率 q で新ユーザ i を追加し、ランダムに選択した既存ユーザ j とリンクする。このユーザ i は追加された際に以下のパラメータを持った状態で生成される。

- v_i : ユーザが持つ情報量 [0, 10]
- α_i : ユーザの情報吸収能力
- B_i : ブログ更新量 [0, 10]

- C_i : コメント量 [0, 10]
- pf_i : リンク先のユーザとコミュニケーションする確率.
- pc_i : コミュニティ内でコミュニケーションする確率.
- F_i : 友人を介してユーザとリンクを張る確率.
- CF_i : コミュニティを介してユーザとリンクを張る確率.
- CP_i : コミュニティに参加する確率.

3.2 コミュニティの生成

確率 q で新たなコミュニティを追加し、ランダムに選択したユーザ i とリンクを張る。本研究ではコミュニティもユーザと同様にネットワークのノードとしてとらえられる。コミュニティ内には掲示板はモデル上は作成されていないが、後述のコミュニケーションフェーズにおいてユーザごとのコメント量に基づき、ユーザ間でコミュニティ上でコミュニケーションが行われる状況が表現されている。必ず1人のユーザとリンクするのは、mixi上コミュニティが生成される際には1人のユーザがコミュニティを作成し、参加メンバーとなることを表現している。

3.3 コミュニケーションフェーズ

確率 r でコミュニケーションフェーズを行う。まず初めにユーザ集団の中からユーザ i を選択する。続いて i が持つ pf_i , pc_i ($pf_i + pc_i = 1$) の確率でリンク先のユーザとコミュニケーションを行うか、同じ参加コミュニティ内のユーザとコミュニケーションを行うかどちらかを決定する。その後図2の流れでコミュニケーションを行っていく。

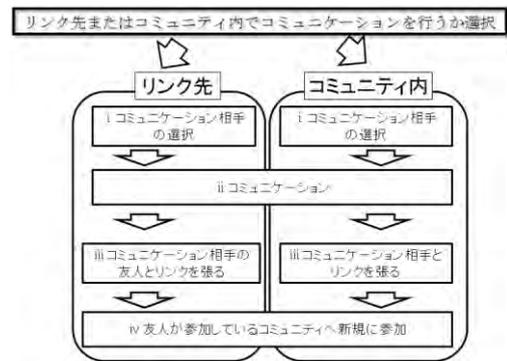


図2 コミュニケーションフェーズの流れ

以下ではリンク先とコミュニティ内でのコミュニケーションはモデル上異なるため、リンク先、コミュニティ内の二つに分けて説明していくことにする。

3.3.1 コミュニケーション相手の選択

• リンク先

mixi では自身のページにおいてブログを更新でき、ブログを更新した際にはリンク先のユーザにその旨が表示される機能がある。ここでは松尾ら[4]の研究からブログを更新する量が多いユーザほどコミュニケーション相手として選

扱されやすいということから、リンク先ユーザのブログ更新量 $B_j(j=1\dots n)$ に基づきコミュニケーション相手を選択する。ユーザ i と隣接しているユーザの中から以下の確率でコミュニケーション相手 j を選択。

$$P_{\text{target-friend}} = \frac{B_j}{\sum_{k=1}^n B_k} \quad (1)$$

・コミュニティ内

mixi のコミュニティでは題目ごとに掲示板が作成され、コミュニティに参加しているユーザが自由にコメントを行っていくという機能がある。そのためユーザがコメントを行えば行うほど、他のユーザから参照される確率が高くなる。そこでここではユーザのコメント量に基づき、コミュニケーション相手を選択されることになる。まずランダムにユーザ i が参加しているコミュニティの中からコミュニケーションを行うコミュニティを選択。その後そのコミュニティに参加しているユーザのコメント量 $C_j(j=1\dots n)$ に基づき以下の式の確率でコミュニケーション相手 j を選択する。

$$P_{\text{target-commu}} = \frac{C_j}{\sum_{k=1}^n C_k} \quad (2)$$

3.3.2 コミュニケーション

・リンク先, コミュニティ共通

ここでは上記でコミュニケーション相手として選択されたユーザ j とコミュニケーションを行う。本研究ではコミュニケーションとしてユーザが持つ情報量が多いユーザから低いユーザへと推移することとなる。下記の式ではユーザ j の情報量が増加する場合を表している。

$$v_{\text{gain}} = \alpha |v_j - v_i| \quad (3)$$

$$v'_j = v_j + v_{\text{gain}} \quad (4)$$

次にユーザの情報量が更新されたため、ブログ更新量、コメント量の更新を行う。松尾ら[3]の研究によれば自分の持っている情報を発信したいという動機もまたブログ更新量、コメント量に影響しているとされている。そのため、本研究ではユーザが持つ情報量に応じてブログ更新量、コメント量が決定される。

$$B_i = \beta \cdot v_i \quad (5)$$

$$C_i = \gamma \cdot v_i \quad (6)$$

β : 情報量とブログ更新量の関係を示すパラメータ

γ : 情報量とコメント量の関係を示すパラメータ

3.3.3 新規にリンクを張る

・リンク先

ここではコミュニケーションを行ったユーザ i が他のユーザと新規にリンクを張る。リンクを張るターゲットとなるユーザはコミュニケーション相手 j とすでにリンクを張っているユーザ達である。実際にリンクを張るターゲットとなるユーザ h はユーザのコメント量 $C_h(h=1\dots n)$ に基づき以下の確率で決定する。

$$P_{\text{linktarget-friend}} = \frac{C_h}{\sum_{k=1}^n C_k} \quad (7)$$

リンクを張られる可能性があるユーザ h が確定したのち、確率 F_i を基に以下の確率から h と新規にリンクを張る。確率を求める式内に h のコメント量が含まれているのはコメント量が高いユーザほどリンクが張られやすいためである[3]。

$$P_{\text{link-friend}} = F_i \cdot \frac{C_h}{10} \quad (8)$$

・コミュニティ内

ここではコミュニケーション相手 j と確率 CF_i で以下の式で確率でリンクが張られる。コメント量が含まれている理由は上記に同じである。

$$P_{\text{link-commu}} = CF_i \cdot \frac{C_h}{10} \quad (9)$$

3.3.4 新規にコミュニティへ参加

・リンク先, コミュニティ共通

確率 CP_i に基づきコミュニケーション相手 j の参加しているコミュニティにランダムに参加する。これは mixi 上でコミュニケーションを行った相手のマイページを確認し、参加しているコミュニティに共感した場合は参加するという手順を含んでいる。

4. シミュレーション方法

4.1 パラメータの決定

ここではシミュレーション時に値を固定するパラメータを説明する。まず松尾[18]らの SNS の実データの研究ではユーザの次数分布はべき分布になっているとしている。前述のように SNS における友人関係形成の要因はコミュニケーションによるものである。そのため次数の大きさと情報量は比例するものと考えられる。そこで本研究は情報量をべき分布により与える。次にユーザ、コミュニティ生成の確率であるパラメータ p 、 q は、本研究のモデルのユーザ、コミュニティ生成プロセスが三井ら[21]のモデルを基にしているため、三井らの研究より 0.25、0.5 で値を固定する。また宮田[22]の研究ではリンク先の友人とコミュニケーション

ョンする確率とコミュニティを介してコミュニケーションする確率をアンケートにより得ている。これを基に pf_i , pc_i を 0.46, 0.54 とし、全ユーザで共通のものとする。次に知識の吸収能力である α_i は Cowan[1]より 0.01 と固定し、全エージェントで共通にする。

そして残りのパラメータに関しては mixi の実データである平均次数 10.55, 平均コミュニティ参加数 16.18, クラスタ係数 0.33 を基に次節で述べる逆シミュレーションの手法により決定していく。

4.2 パラメータの探索

ここではパラメータの探索に用いる逆シミュレーション手法について説明したのちに、具体的なパラメータの探索手順について述べていく。逆シミュレーションは倉橋ら[17]が提案した手法である。本来シミュレーションとはパラメータのセットを行い、結果を得るものであるが、逆シミュレーションはパラメータの値が決定しておらず、システム全体の評価関数が求まっている場合に、それを満たすパラメータの値を得る方法である。本研究では求めたい各パラメータを遺伝子として捉え、遺伝的アルゴリズムによりパラメータの探索を行う。探索手順は図3に示す

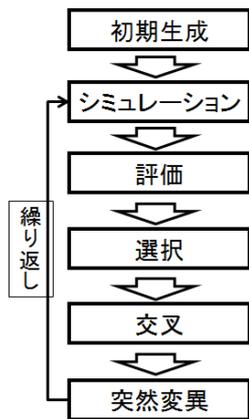


図3 逆シミュレーションによる探索手順

(i) 初期生成

ここではまず求めたいパラメータの値のセットを多数発生させる。この初期生成は探索の手順の初期の段階であり、全通りのパラメータセットを生成する必要はない。

(ii) シミュレーション

ここでは (i) で生成したパラメータごとにシミュレーションを行う

(iii) 評価

ここでは (ii) で行ったシミュレーション結果ごとに、結果の評価を行う。シミュレーション結果ごとに適応度という評価値を与え、評価する。今回のシミュレーションの場合、適応度はより mixi のデータに近い結果ほど適応度が高くなるようにする。適応度を算出するための関数は以下になる。

$$fitness = a \cdot \frac{1}{|realLink - link| + 1} + b \cdot \frac{1}{|realCommu - commu| + 1} + c \cdot \frac{1}{100 \cdot |realCluster - cluster| + 1} \quad (10)$$

- *realLink* : 実データの平均次数
- *link* : シミュレーション結果の次数
- *realCommu* : 実データの平均コミュニティ参加数
- *commu* : シミュレーション結果の平均コミュニティ参加数
- *realCluster* : 実データのクラスタ係数
- *cluster* : シミュレーション結果のクラスタ係数

この適応度関数から求められた適応度が高いシミュレーション結果ほど mixi のデータを再現しており、その結果を生み出したパラメータが高く評価されることとなる。

また a, b, c, の値は 1, 1, 0.007 と設定した。これは本研究のモデルを三井ら[21]のモデルと比較すること、さらに三井らのモデルが平均次数、平均コミュニティ参加数が実際のデータに近い値を出していることから、本研究でも平均次数、平均コミュニティ参加数が実際のデータに近い値を出せるように重みづけをしたためである。また c のみクラスタ係数が三桁小さいのはクラスタ係数の値自体が他の二つの指標よりも小さいためである。

(iv) 選択

この選択の段階では適応度が高かったシミュレーション結果を出したパラメータセットを残し、低かったパラメータセットを淘汰していく。まずシミュレーション結果ごとの適応度の合計を算出する。続いてルーレット選択により、残すパラメータセットを選択する。適応度の合計に乱数をかけ、値 (ルーレット) が止まったパラメータセットが残されるパラメータセットとなってくる。つまり適応度が高いパラメータセットほどルーレット選択で選択されやすいのである。この選択を繰り返し、残すパラメータセットが初期生成したパラメータセットの数だけ算出された状態で選択の段階は終了する。

(v) 交叉

ここではより探索を行う解の範囲を広げるために交叉を行う。選択を行ったパラメータセット群の中から二つのパラメータセットを選び出し、交叉確率に基づき交叉を行う。本研究では交叉確率は 0.6 とし、2つのパラメータを交叉する。全パラメータセットに対して交叉を行った段階で交叉は終了となる。

(vi) 突然変異

ここでは解探索がパラメータセットの初期生成に依存しないようにするため、突然変異確率に基づき突然変異を行い、新たなパラメータを生み出す。突然変異の確率は 0.01 とする。

このように (ii) ~ (vi) までの手順を繰り返し行うことで、最適な結果を得ることができるパラメータセットが探索されることとなる。

続いて具体的なパラメータ探索方法を説明する。今回のシミュレーションで平均次数に影響するパラメータは r , F_i , CF_i , 平均コミュニティ参加数に影響するのは r , CP_i である。そこでまず適応度関数を用いて、平均次数、平均コミュニティ参加数を実データと差がないように、これらのパラメータの値のセットを逆シミュレーションにより得る。続いてブログ更新量、コメント量に影響するパラメータ β , γ の値をよりクラスタ係数が低くなるような値の組み合わせを得ることにする。

セットを得る。続いてブログ更新量、コメント量に影響するパラメータ β , γ の値をよりクラスタ係数が低くなるような値の組み合わせを得ることにする。

得られた結果は次節で表記、考察を行う。

5. シミュレーション結果と考察

ここでは 4 で述べた逆シミュレーション手法により得られたパラメータセットを分析する。続いてそのパラメータセットにより得られたシミュレーション結果について分析を行い、mixi の挙動を再現できるモデルが構築できていることを確認する。そして mixi を再現できるモデルであることが確認できた後、最後にネットワーク上ハブとなっているユーザの特性や、ハブとなる条件を明示する。

5.1 パラメータの分析

始めにパラメータセットを分析する前に、このパラメータセットが得られるまでの探索の過程を考える。逆シミュレーションによる探索の平均適応度の推移は図 4 のようになった。



図 4 逆シミュレーションによる平均適応度の推移

図 4 を見てわかるようにシミュレーション数が 60 前後あたりで、平均適応度が 0.85 前後で収束していることが分かる。つまり正しく探索がなされ、シミュレーション数が 60 前後で探索が終了し、得たいパラメータセットが得られていることがわかる。

逆シミュレーション手法により得られたパラメータセッ

トは表 1 のようになった。

	r	F_i	CF_i	CP_i	β	γ
設定値	0.167	0.096	0.043	0.093	0.382	0.756

表 1 得られたパラメータセット

まず F_i と CF_i の比較を行う。 F_i はリンク先の友人の友人とのリンクを結ぶ確率であり、 CF_i はコミュニティ内でリンクを張る確率である。値を比較してもわかるように、 F_i の値のほうが高い。つまり友人を介して新たなリンクを張る (友人関係を形成する) ほうが、コミュニティを介して友人関係を形成することより多いということが分かる。これは松尾[19]の研究でも実際の mixi の分析を行い示されている。松尾[19]は mixi でリンクが張られる状況を (i) 自分の友人関係を辿る、(ii) 共通のコミュニティ内で探すの二つに分け、すべての友人関係について共通の友人経由、共通のコミュニティ経由のパスを求め、どちらが短いかを集計している。その結果共通の友人経由の友人関係のほうが短く、友人経由の友人関係がコミュニティ経由よりも多いことを示した。このことから本研究でも友人経由の友人関係が成り立つ確率が求められていることから、実際の mixi の挙動を示しているモデルになっていることが分かる。

5.2 シミュレーション結果

ここでは得られたシミュレーション結果を mixi のデータと三井ら[21]の研究結果と比較して考察する。結果を比較した表は表 2 となる。

	平均次数	平均コミュニティ参加数	クラスタ係数
mixi	10.55	16.18	0.33
三井ら	9.85	15.66	0.007
本研究	10.38	16.16	0.4

表 2 本研究の結果と mixi の比較

表 2 を見てわかるように平均次数、平均コミュニティ参加数、クラスタ係数の 3 つの指標とも、三井らのモデルよりもより mixi のデータに近い結果が得られている。また適応度関数上も 2.007 が最高値であるが、1.93 程度の適応度が得られている。このことからモデル内にコミュニケーション要因を取り入れたことや、逆シミュレーションセットにより最適なパラメータセットを得たことによって、実際の mixi のネットワーク成長の動きを再現することができるモデルを構築できたことが分かる。

またクラスタ係数の値が実データより高かった原因として、本研究では mixi の主要な機能の一つである友人、コミュニティの検索機能が考慮されていない点が挙げられる。この機能が追加されれば既存のリンクや周辺のクラスタ構造に関係なく、リンクが結ばれることになり、クラスタ係数の値も下がることは明白であるため今後考慮すべき点である。

5.3 次数分布

ユーザごとの次数を以下の確率密度関数により、対数グ

ラフとしてグラフ化したものが図5である。

$$p(k) = k^{-\chi}$$

k : ユーザの次数

χ : べき係数

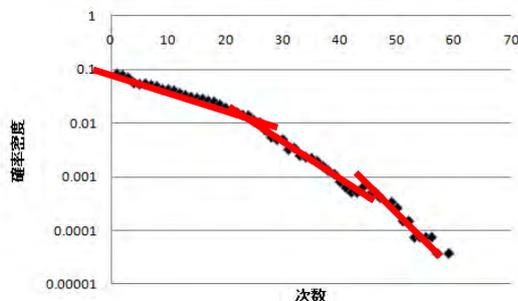


図5 次数の確率密度分布

図5を見てもわかるように確率密度分布はべき係数の違いにより3つの区分に分かれていることが分かる。三井ら[21]の研究においてもmixiの次数分布は低次、中次、高次の3つの領域でそれぞれ区分が分かれていることを示している。このことから本研究の次数の確率密度分布もmixiの次数の挙動を示すことができていると考えられる。

5.5 ハブの分析

ここでは結果からネットワーク上でハブとなっているユーザの特性を述べる。そもそもハブは次数が高くコミュニティ参加数が高いユーザが相当する[22]。そのため本研究では情報量が多いユーザほどブログ更新量、コメント量が高く、リンクも結ばれやすいことから、ハブとなる最低条件として初期の情報量が多いことが考えられる。しかし、実際の結果を見てみるとシミュレーションの初期に追加されたユーザ以外は初期情報量が高くとも実際に次数が低いユーザも多くおり、その反対に情報量が低いにもかかわらずハブとなっているユーザも観察できる。そこで実際にハブとなっているユーザを分析したところ、どのハブとなっているユーザも、ユーザ自身が生成された段階で初期にリンクを張るユーザが次数が高く、クラスタ係数が低いユーザであることがわかった。また情報量の低いユーザにおいてもハブとなっている状況が観測されている。この場合は高い情報量を持つユーザとリンクする必要がある。このことからハブになるためのユーザの特性とその条件は以下の3つであることがわかった。

	初期情報量	ユーザ生成時期	リンク先のユーザ		
			次数	クラスタ係数	情報量
条件1	高い	初期	-----	-----	-----
条件2	高い	中期以降	高い	低い	-----
条件3	低い	中期以降	高い	低い	高い

表3 ハブとなる条件

6. 終わりに

本研究では前章までで述べたようにmixiを対象とし、ユーザ間のコミュニケーション要因によりネットワークが成

長するモデルを提案した。そして逆シミュレーション手法により、最適なパラメータの探索を行った。また平均次数、平均コミュニティ参加数、クラスタ係数、次数分布などの指標から本モデルがmixiのネットワーク成長を再現できていることを示した。そして最後にmixiのネットワーク成長を再現できるモデルを構築したことにより、ハブとなるユーザの特性と条件を分析し、実際のmixi上でもそのようなユーザがハブとなっているという示唆を与えることができた。

今後の展望としてはユーザの志向を考慮することが考えられる。mixi上ではユーザはそれぞれ自身の志向があり、それらに応じてブログ作成、コミュニティ参加などを行う。そのためユーザの志向を考慮したネットワーク成長モデルの提案が望まれる。またもう一つの展望としてはmixiのデータの再現が挙げられる。本研究では逆シミュレーションにより、mixiのデータを再現できるパラメータセットを求めたが、まだクラスタ係数の値がやや高い。そのためクラスタ係数をより実データに近付ける必要がある。そのための一つの手段としてはmixiにも機能として存在する検索機能を取り入れる必要があるように思われる。これによりクラスタ構造やリンク構造に関係なくリンクが張られ、クラスタ係数の値が低くなると考えられる。

参考文献

- 1)Cowan. R, Jonard. N, “Network Structure and the diffusion of knowledge,” Journal of Economic Dynamics and Control, Vol.47,No.3 ,pp. 865 – 874, (2006)
- 2)Danah.M,Boyd,Nicole,B.Ellison, “ Social Network Sites :Definition , History,and Scholarship,” Michigan State University,(2007)
- 3)Eszter Hargittai, “Whose Space? Differences Among Users and Non-Users of Social Network Sites,” Journal of Computer-Mediated Communication, Vol . 13 , No.14,(2007)
- 4) Girvan.M, Newman.M, “Community structure in social and biological networks ,” Proceedings of the National Academy of Sciences, Vol. 99, No. 12, pp. 7821-7826,(2002)
- 5)Joan Dimico, David R. Millen, Werner Geyer, “Motivations for social networking at work,” Computer Supported Cooperative Work,pp. pp.711-720,2008.
- 6)Johnny Snyder, Donald Carpenter, “MySpace.com – A Social Networking Site and Social Contract Theory,” Informetion Systems Education Journal, Vol. 5, No.2, pp. 1-11,(2007)
- 7) Jose I Santos, “The Emergence of Social Networks from Interactive Learning ” Advancing Social Simulation: The First World Congress, pp237-248,(2006)

- 8)Patti M. Valkenburg, Jochen Peter, Alexander P. Schouten. “ Friend Networking Sites and Their Relationship to Adolescents' Well-Being and Social Self-Estee ” CyberPsychology&Behavior.Vol.9, No.5,pp.584-590,(2006)
- 9)Yong-Yeol Ahn,Seungyeop Han , “ Analysis of Topological Characteristics of Huge Online Social Networking Services,” Proceedings of the 16th international conference on World Wide Web ,pp.835-844,(2007)
- 10) 石岡卓也, “ネットワーク構造によって決定づけられるブログ上の情報伝播規模特性,” 日本知能情報ファジィ学会誌 No. 6 pp.680-688.,(2007)
- 11) 稲葉真純, 長野伸一, 長健太, 溝口祐美子 “CGM 分析技術の現状と課題,” 人工知能学会研究資料, No. 6,pp1-8,(2006)
- 12) 内田誠, 白山晋, “複雑ネットワーク分析による利用者間の情報伝播モデルの構築,” , 設計工学・システム部門講演会講演論文集, No. 15, pp.184-187, (2005)
- 13) 内田誠, 白山晋, “SNS のネットワーク構造と情報伝搬現象の分析,” 第 1 回横幹連合コンファレンス予稿集 CD-ROM, (2005)
- 14) 大久保和彦,林幸雄, “Web 的ネットワークにおける情報伝搬率と速度,” 電子情報通信学会論文誌,Vol.J85-D-I No.2 pp.241-244,(2002)
- 15) 小川美香子 “黙って読んでいる人たち (ROM) の情報伝搬購買への影響,” 慶應義塾大学大学院管理研究科修士論文,(2003)
- 16) 金城敬太, 相澤彰子 “多重ネットワークの調査とシミュレーション,” ,人工知能学会研究資料,pp23-29,(2007)
- 17)倉橋節也,南潮,寺野隆雄:逆シミュレーション手法による人工社会モデルの分析,計測自動制御学会論文集 Vol.35,N0.11,pp1454-1461, (1999)
- 18)根来龍之, “mixi と第二世代ネット革命” 東洋経済新報社,(2006)
- 19) 松尾豊, 安田雪 “SNS における関係形成原理-mixi のデータ分析-,” 人工知能学会論文誌, Vol. 22, No. 5 , pp. 531 – 541, (2007)
- 20)松本俊明, “ネットワーク特性を考慮した消費者間の知識伝播への広告投下の影響分析” 早稲田大学卒業論文,(2008)
- 21)三井一平, 内田誠, 白山晋 “コミュニティを有するネットワーク成長モデル,” 情報処理学会研究報告, No. 2 , pp. 17 – 24,(2006)
- 22)宮田加久子, “消費者行動におけるオンラインでのクチコミの影響,” 研究所年報, No. 36 , pp. 99 – 108,(2006)
- 23)山本品, 阿部誠 “消費者間ネットワークを利用したレコメンデーション・エージェント,” Web マーケティングの科学ーリサーチとネットワーク, 5 章, 千倉書房,(2007)

24) 山本仁志, 諏訪博彦, “ブログ空間上のコミュニケーションスタイル,” 日本社会情報学会誌,vol.20,No.1,pp.29-42,(2008)

25) 湯田聡夫, 小野直亮, 藤原義久 “ソーシャル・ネットワーキング・サービスにおける人的ネットワークの構造,” 情報処理学会論文誌, Vol. 57, No. 3 , pp. 865 – 874,(2006)

[著者紹介]

みやまき たいき 君



2008 年早稲田大学理工学部経営システム工学科卒業。現在、早稲田大学大学院創造理工学研究科経営システム工学専攻在学中。マーケティング、社会シミュレーション等の研究に従事

たか ほんご 君 (正会員)

1989 年東京工業大学大学院総合理工学研究科システム科学専攻博士課程修了, 理学博士。現在早稲田大学理工学術院教授 (創造理工学部経営システム工学科)。システム論, ソフトシステムアプローチ, 社会シミュレーション等の研究に従事。

ファシリテーションのためのトレーニングシミュレータ開発と適用事例

佐藤 龍広*・森 健二*・高橋 真吾*

*早稲田大学 大学院理工学研究科 新宿区大久保 3-4-1

* Graduate School of Science and Engineering, Waseda University 3-4-1 okubo, sinjuku-ku, tokyo.

1. はじめに

1.1 研究背景

現在の企業では、グループで働くことが基本であり、意見の食い違いを解消し、質の高い商品やサービスを生み出し、複雑な仕事を調整する機能をもつものとして、グループはますます注目されている。

企業がグループ意思決定を行う際、アイデアの初期生成が重要であり、企業の創造力を向上させる手法としてブレインストーミングがよく用いられている。グループが効果的に機能すれば、個々人の能力の総和を超えた成果が生まれると期待されているが、実際には生産ロス[1]によって、グループがうまく機能しないことがある。

Offner[2]は、ブレインストーミングは適切にトレーニングされたファシリテータによって、生産ロスを克服し、グループがより生産的になることを示した。

しかし、ファシリテータの行動がどのようにグループの生産性を向上させたかは明らかになっていない。実際にファシリテーションを行うには経験が必要であり、ファシリテータはできるだけ幅広い、多くの経験を積むことによって、ファシリテーションの本質が理解でき、実践的なスキルが磨かれる。

つまり、ファシリテータがグループの生産性を向上させるためには、適切なトレーニングが必要であり、Nicole[3]もファシリテータの有効性はファシリテータのトレーニングに大部分依存すると説いている。

しかし、現実の状況でトレーニングを行うためには、話し合いに真剣に参加してくれる参加者や話し合いの場を用意したりしなければならず、トレーニング環境を作り出すことが難しい状況が存在しているため、いつでもどこでもトレーニングできるツールが求められている。

1.2 研究目的

本研究では、生産ロスの概念を組み込んだブレインストーミングの発散過程をモデル化し、シミュレーション上の話し合い状況を見ながら、介入を選択できるファシリテーションのためのトレーニングシミュレータを開発する。

多様な参加者や様々な話し合い状況下で行う介入が、話し合いに与える影響を理解・経験することで生産ロスを克服し、グループの生産性を向上させる介入方法・タイミン

グをトレーニングできる。

2. 先行研究と本研究の特徴

ファシリテータをモデルに組み込み、Agent Based Simulation(ABS)を用いたシミュレーションシステムがいくつか存在する[4][5][6]。

本川[4]は、組織内のミーティングにおけるエージェントの相互作用プロセスと、そのファシリテーションのメカニズムを分析するためのモデルを構築し、分析した。堀江[5]は、話し合いの発散過程におけるファシリテータに対して、有効な介入の示唆を与えるプロトタイプシステムを構築し、秋山[6]が入力・出力のインターフェースを強化したシステムを構築した。

これらの研究は、ファシリテータがモデル内に組み込まれており、初期条件を入力して結果を分析するシステムであったため、話し合い状況の変化を見ながらインタラクティブな介入を行うことができなかった。また、現実の討論で問題となる生産ロスを考慮していない。

そこで本研究では、モデルに生産ロスの概念を組み込み、シミュレーション上の話し合い状況を見ながら、介入を選択できるシミュレータの開発を行う。

3. ファシリテーションとブレインストーミング

3.1 ファシリテーション

ファシリテーションとは「中立的な立場で、チームのプロセスを管理し、チームワークを引き出し、そのチームの成果が最大になるように支援する」ことであり、その役割を担う人がファシリテータである [7]。

ファシリテーションの効果は、大きく分けて3つある[8]。

- 学習するスピードを高める
- チームの相乗効果を発揮させる
- メンバの自律性を育む

堀はファシリテーションのタイプを、①問題解決型、②合意形成型、③教育研修型、④体験学習型、⑤自己表現型、⑥自己変革型(自己啓発型)の6タイプに分類した。本研究では①問題解決型、②合意形成型のブレインストーミングにおけるファシリテーションを考える。

3.2 ブレインストーミング

Osborn[9]によって実用化された発散技法であるブレインストーミングは、様々な背景をもつ人々が集まって自由に発言しあうことで、独創的なアイデアを発掘する試みである。ブレインストーミングには遵守すべき4つのルール①判断延期、②自由奔放、③質より量、④統合改善がある。

ブレインストーミング研究の中で最も重要な発見の1つに“Productivity Loss (生産ロス)” [1]がある。

“生産ロス”を説明する3つの要素を以下に記す。

- ◇ **ただ乗り**: 他のメンバが高いレベルのパフォーマンスを示していると、自分はグループ成功に関係ないだろう、自分一人くらい頑張らなくても変わらないだろうと他人に依存して努力を怠る。
- ◇ **評価懸念**: 他のメンバからの潜在的な評価的反応を心配するので、不快に思ったり社会的不安を持ったりする。
- ◇ **生産妨害**: 誰かが話していると、他の人が話すのは難しくなり、自分のターンがくるまでに思いついたアイデアは忘れてしまうかもしれない。また、他のメンバのアイデアが考えていたアイデアと全く異なる場合、思考連鎖を抑制してしまう。

3.3 ブレインストーミングのファシリテーション

Offner[2]は、ファシリテータを用いることで、グループ討論で起こる生産ロスを克服し、グループパフォーマンスを向上できることを実験で示し、Nicole[3], Kramer[10]も同様の結果を示した。

しかし、これらの研究では、ファシリテータの行動がどのようにパフォーマンスを向上させたのかは明らかになっていない。また、ファシリテータなら誰でもいいわけではなく、適切にトレーニングされたファシリテータを用いる必要があると述べられている。

4. シミュレータに必要な機能

ファシリテーションのためのトレーニングシミュレータとして、必要な機能を抽出していく。まず、図4.1に示すゴール分析を行った。「シミュレーションでファシリテーションのトレーニングを行う」ことをゴールに設定して分析したところ、ユーザーインターフェースと話し合い状況を設定できることが重要であることが分かった。次に、図4.2 ユースケース図を作成して、具体的な機能に落とし込んでいく。抽出したトレーニングシミュレータとして必要な機能を以下にまとめる。

1. 特定の話し合い状況を設定

参加人数、制限時間、テーマを設定でき、同じ意見ばかり出ている状況や、深い意見が出ていないなどの特定の状況を設定して、話し合いの途中からシミュレートできる機能が必要である。

2. 参加者の属性を設定

参加者の知識の違いや、積極性の度合い、不安の大き

さなどを表現できる必要がある。

3. 介入方法の選択

話し合いの場の状況や参加者の状態を見ながら、自分の好きなタイミングで誰に、何の介入を行うか選択することができる必要がある。

4. 介入が与えた影響を分析

参加者の状態や話し合いの場の状況がどのように変化するか、行った介入がどのような影響を与えたか理解し、分析することができる必要がある。

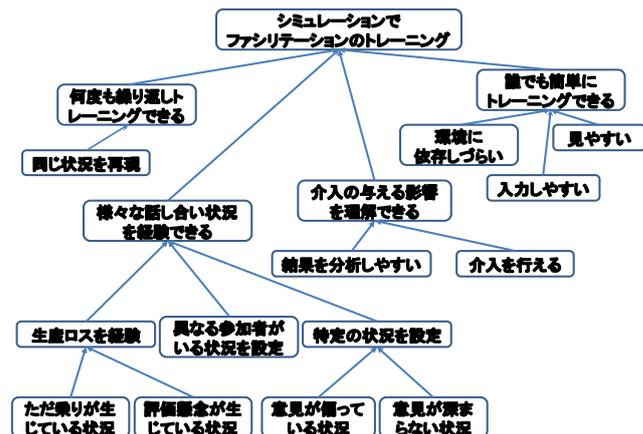


図 4.1 ゴール分析

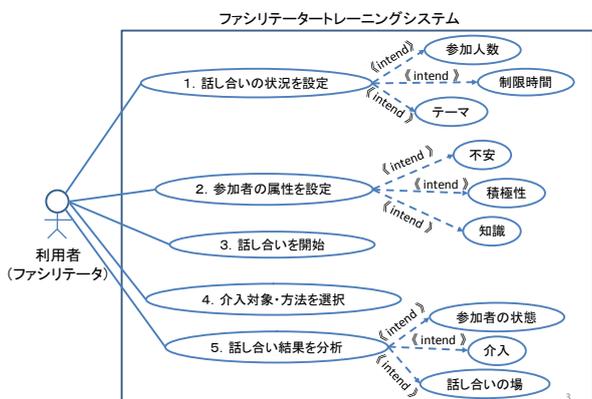


図 4.2 ユースケース図

シミュレータを開発するにあたり、初期設定のための入力機能や、介入判断、分析のための出力機能、また一般的なパソコンで使用できるといったユーザーインターフェースを重視するため、EXCELで実行できるよう開発を行う。

5. モデル概要

5.1 モデル

本モデルは「話し合いの場」と「参加者」から成る。参加者は順番に発言する機会が回ってきて、発言プロセスに従って発言を行う。発言された意見は話し合いの場に蓄積されていく。意見は影響度と意見種類の2属性を持っているため、話し合いの場は、影響度と意見種類ごとの意見数

で表現される.

話し合いの場

● **意見**

意見は意見種類と影響度を持っている
Statement \equiv (Category, Influence)

● **意見種類**

意見の種類, KJ 法でいうカテゴリのようなもの. 値が近い程類似したカテゴリを表す.

Category $\in \{C_1, \dots, C_i, \dots, C_n\}$, $C_i \in N$
 $1 \leq i \leq n, \forall i, k [i \neq k \Rightarrow C_i \neq C_k]$
 N: 自然数の集合, n: 意見種類数

● **影響度**

意見が場に与える影響の度合い
 Influence $\in \{i_1, \dots, i_j, \dots, i_m\}$, $i_j \in N$, N: 自然数の集合
 $1 \leq j \leq m, \forall j, k [j \neq k \Rightarrow i_j \neq i_k]$

● **意見強度**

意見種類ごとの場に与えている影響の強さを表す値で, 意見数と影響度の積和で表す

$$\text{Strong} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \text{OpinionCount}_i \times \text{Influence}_j$$

i: 意見種類の数, m: 影響度のレベルの数

● **意見分布**

意見種類, 影響度ごとの意見数の分布

Field

$$= \begin{pmatrix} \text{OpinionCount}_{11}, \text{OpinionCount}_{12}, \dots, \text{OpinionCount}_{1m} \\ \text{OpinionCount}_{21}, \text{OpinionCount}_{22}, \dots, \text{OpinionCount}_{2m} \\ \dots \\ \text{OpinionCount}_{n1}, \text{OpinionCount}_{n2}, \dots, \text{OpinionCount}_{nm} \end{pmatrix}$$

n: 意見種類の数, m: 影響度のレベルの数

影響度	10	0	0	0	1	2	9	3	1	0	0	16
	9	0	0	0	1	1	1	1	3	0	0	7
	8	0	0	0	0	2	2	1	1	0	0	6
	7	0	0	0	0	2	3	2	0	1	0	8
	6	0	0	0	0	1	2	0	1	0	0	4
	5	0	1	1	2	0	2	0	1	0	0	7
	4	0	0	1	4	2	0	0	1	0	0	8
	3	0	0	0	5	0	1	1	2	1	0	10
	2	0	0	1	2	2	0	0	1	0	0	6
	1	0	1	0	1	4	0	1	1	0	1	9
意見種類	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	合計	
意見数	0	2	3	16	16	20	9	12	2	1	81	
意見強度	0	6	11	65	81	161	65	69	10	1	469	

図 5.1 話し合いの場

● **支配意見種類**

意見強度が一番大きい値の意見種類, つまり場を支配している意見種類. 上記図 5.1 の場合, 意見強度 161 の C6 が支配意見種類となる.

$$\text{DominantCategory} \equiv \arg \max_{C_i} \text{Strong} \in \{C_1, \dots, C_i, \dots, C_n\}$$

● **反支配意見種類**

意見強度が一番小さい値の意見種類, つまり場が一番弱い意見種類. 上記図 5.1 の場合, 意見強度 1 の C10 が反支配意見となる. C1 の意見強度は 0 だが, 意見が

出ていないため, 反支配意見とはならない.

$$\text{NonDominantCategory} \equiv \arg \min_{C_i} \text{Strong} \in \{C_1, \dots, C_i, \dots, C_n\}$$

参加者

生産ロスの要素として, 「ただ乗り」, 「評価懸念」, 「生産妨害」 [1]があるが, 本研究では協同者のモチベーションや感情的効果によって, パフォーマンスを抑制する「ただ乗り」, 「評価懸念」をモデルに組み込む.

ただ乗りは, 他者がいるから自分は頑張らなくてもいいだろうと思うことで, 生産性を低下させ, 評価懸念は, 他者から自分の意見を評価される懸念があるために発言を控え, 生産性が低下する.

本研究の参加者は, 適合度, 積極度, 不安の 3 属性を持っており, ただ乗りは積極度の低下によって, また評価懸念は不安の上昇によって表現する.

● **知識量**

各参加者が持つ, 各意見種類に関する知識の量
 CategoryQuantity = 0,1,2,3, ..., k
 k $\in N$, N: 自然数の集合

● **ポジション**

ある参加者の知識量が最も大きい値の意見種類
 Position $\equiv \arg \max_{C_i} \text{CategoryQuantity} \in \{C_1, \dots, C_i, \dots, C_n\}$

● **反ポジション**

ある参加者の知識量が最も小さい値の意見種類
 NonPosition $\equiv \arg \min_{C_i} \text{CategoryQuantity} \in \{C_1, \dots, C_i, \dots, C_n\}$

● **適合度**

場の支配意見種類・反支配意見種類と, 自分のポジション・反ポジションの適合度合い. 支配意見種類が得意な分野だと”大”に近づき, 不得意な分野だと”小”に近づく.

$$\text{Fit} \equiv \{\text{大}, \text{中}, \text{小}\}$$

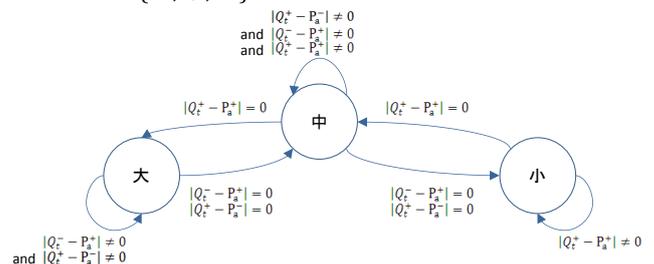


図 5.2 適合度の状態遷移

- Q_t^+ : t 時点の支配意見種類
- Q_t^- : t 時点の反支配意見種類
- Q_t^f : t 時点のフォーカス意見種類
- P_a^+ : 参加者 a のポジション
- P_a^- : 参加者 a の反ポジション
- F1, F2, F3, F4: 介入の種類

● 積極度

参加者の話し合いに対する積極性の度合い。支配意見が得意な分野な程，“+”に近づく。個人介入を受けすぎると参加者の自主性を損ない“-”に近づく。

Active ≡ {+, 0, -}

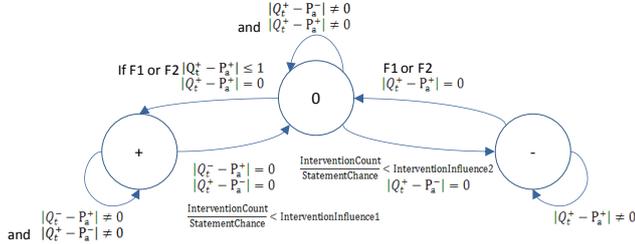


図 5.3 積極度の状態遷移

● 不安

参加者の話し合いに対する不安の度合い。支配意見が不得意な分野な程，“大”に近づく。また、他の人よりも発言数が少ないと“大”に近づく。

Worry ≡ {大, 中, 小}

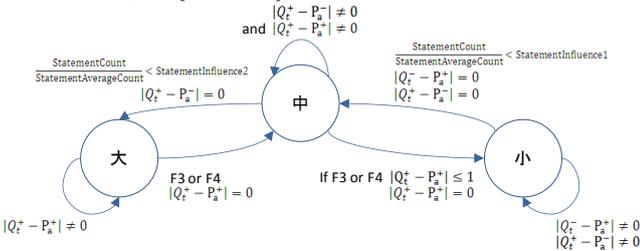


図 5.4 不安の状態遷移

ファシリテータの介入

介入を行うか行わないか判断を行い、介入を行う場合は6種類の介入方法から選択する。F6 フォーカス解除はフォーカス介入時のみ行うことができる介入である。積極度をあげる介入 F1, F2 は、ただ乗りを克服する介入であり、不安を解消する介入は、評価懸念を克服する介入 F3, F4 である。F1, F3 は個別介入なので、介入対象を指定することができる。介入効果の大きさを個人でみると、全体介入の効果は、個別介入に比べ、参加者人数分の1の介入効果になる。

表 5.1 介入の種類

選択肢	対象	影響
F1 アイデア生成を促す	個人	積極度(ただ乗り)
F2 競争を促す	全体	積極度(ただ乗り)
F3 理解を促進	個人	不安(評価懸念)
F4 ブレストルール確認	全体	不安(評価懸念)
F5 フォーカス介入	全体	支配意見種類
F6 フォーカス解除	全体	支配意見種類

5.2 発言プロセス

参加者の発言プロセスは4ステージから成る。図5.1は通常の発言プロセスで、図5.2はフォーカス介入時の発言プロセスである。

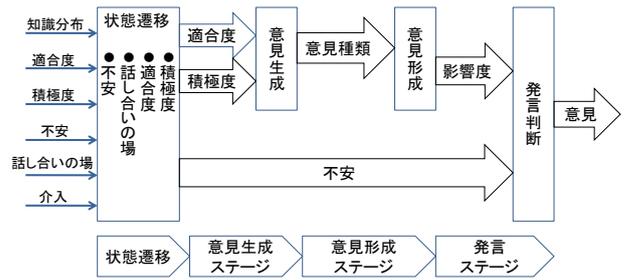


図 5.5 発言までのプロセス (通常時)

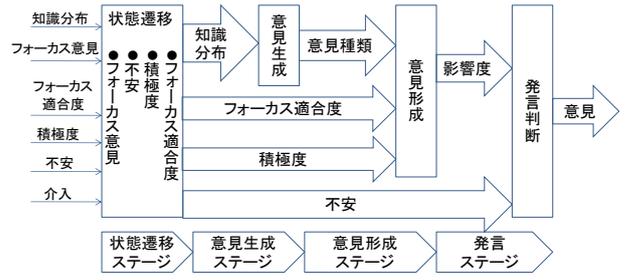


図 5.6 発言までのプロセス (フォーカス時)

各ステージに関して述べていく。

1. 状態遷移ステージ

参加者の知識量や積極度、不安の状態、話し合いの場、介入の状況などの影響を受けて、参加者の状態と話し合いの場の状況が状態遷移する。

2. 意見生成ステージ

状態遷移後の参加者の適合度と積極度の状態に基づき、意見が生成される。生成とは、頭の中に意見が思いついた状態のことを指す。ここで生成された意見は、意見種類のみ保持している。参加者の積極度が低くて、適合度も低い場合、意見生成をしない、つまりただ乗りの状態を表現している。

表 5.2 通常時の意見生成

意見生成		積極度		
		+	0	-
適合度	大	自分のポジション	自分のポジション	支配意見※2
	中	①自分のポジション ②支配意見 ③直前の意見 からランダム※1※2	①自分のポジション ②支配意見 ③直前の意見 からランダム※1※2	①支配意見 ②直前の意見 からランダム※1※3
	小	知識量6以上の意見からランダム。 6以上がない場合は自分のポジション	各意見種類の知識量の総和の割合で選択される	意見生成されない

※1一番最初の発言は、一番最初に発言する人のポジション
※2支配意見にあたる種類が複数ある場合はランダムで選択

フォーカス時の意見生成は、フォーカス意見種類とその前後を合わせた3意見種類の中から、知識量に応じた確率で意見生成される。フォーカス意見種類とは、フォーカス介入を行う時に指定する意見種類である。フォーカス時の

各意見種類の生成確率を表 5.3 に示す。

表 5.3 意見生成（フォーカス時）

意見種類	フォーカス意見の左隣	フォーカス意見種類	フォーカス意見の右隣
確率	$\frac{CQ_{n-1}^a}{CQ_{n-1}^a + CQ_n^a + CQ_{n+1}^a}$	$\frac{CQ_n^a}{CQ_{n-1}^a + CQ_n^a + CQ_{n+1}^a}$	$\frac{CQ_{n+1}^a}{CQ_{n-1}^a + CQ_n^a + CQ_{n+1}^a}$

CQ_n^a : 参加者 a の意見種類 n の知識量

3. 意見形成ステージ

遷移後の参加者の適合度と積極度の状態に基づき、生成された意見が、どれくらいの影響度を持つか決定され、意見が形成される。つまり、意見種類と影響度を持った意見が頭の中に思いついている状態になる。

表 5.4 意見生成

意見形成		積極度		
		+	0	-
影響度の決定				
適合度	大	if $k(C_i) \geq 6$ のとき 「1～場の最大値+2」 if $k(C_i) < 6$ のとき 「1～場の最大値+1」 の間でランダム※3	if $k(C_i) \geq 7$ のとき 「1～場の最大値+1」 if $k(C_i) < 7$ のとき 「1～場の最大値」 の間でランダム※3	if $k(C_i) \geq 8$ のとき 「1～場の最大値+1」 if $k(C_i) < 8$ のとき 「1～場の最大値」 の間でランダム※3
	中	認知された種類 C_i の最頻影響度の「影響度-影響度+1」の中からランダム※3※4	認知された種類 C_i の最頻影響度の「影響度-1～影響度+1」の中からランダム※3※4	認知された種類 C_i の最頻影響度の「影響度-2～影響度-1」の中からランダム※3※4
	小	if $k(C_i) \geq 7$ のとき 「1～場の最大値+1」 if $k(C_i) < 7$ のとき 「1～場の最大値」 の間でランダム※3	認知された種類 C_i の最頻影響度の「影響度-2～影響度+1」の中からランダム※3※4	意見形成されない

※3 10+1=10, 1-1=1, 1-2=1と定義
※4 認知された種類 C_i に意見がない時(意見数=0)は、ランダム

4. 発言ステージ

参加者の不安と適合度と積極度の状態に基づき、頭に思いついている意見を発言するかどうか判断する。参加者の不安が大きい状態だと、意見生成されていても発言しない状態がある、つまり意見が頭の中に思いついているが、評価懸念があり発言できない状況を表現している。発言した場合、意見は話し合いの場に蓄積されていく。影響度-1, -2 というのは、意見形成された影響度の値より-1, -2 されるという意味で、そのままというのは、意見形成された時の影響度の値の意見を発言するということである。

表 5.5 発言判断

発言判断			積極度		
			+	0	-
適合度	大	不安	大	そのまま	影響度-2
		中	そのまま	そのまま	影響度-1
		小	そのまま	そのまま	そのまま
	中	不安	大	影響度-2	発言しない
		中	そのまま	影響度-1	影響度-2
		小	そのまま	そのまま	影響度-1
小	不安	大	影響度-2	発言しない	
	中	影響度-1	影響度-2	発言しない	
	小	そのまま	影響度-1	発言しない	

6. シミュレータの使い方

利用者であるファシリテータは、話し合いの状況や参加者の個性を初期設定することで様々な話し合い状況を想定し、話し合いの進行状況を見ながら、自分の判断で誰に・どの介入を行うか決めることができる。そして介入が参加者の状態や話し合いの場と与えた影響を理解、経験することで介入のトレーニングを行うことができる。使い方の詳細を述べていく。

- 参加人数、制限時間、テーマの設定
 - まずは、話し合いの規模やテーマを想定し、参加者人数、制限時間、意見種類数を設定する。
 - 参加者人数：最大 24 人まで設定できる。
 - 制限時間：時間 1 単位あたり 1 発言機会もしくは 1 介入。発言機会とは参加者に順番に回ってくる発言する機会のことで、発言してもしなくても時間経過する。また介入を行っても時間経過する。
 - 意見種類数：20 種類まで設定できる。意見種類数が多いほど、幅広い分野に関するテーマを想定する。
- 話し合いの場の初期設定
 - 話し合いの途中の状況を設定し、トレーニングを行うことができる。例えば、似たような意見ばかり出ている状況や、幅広く意見が出ているが影響度の高い意見が出ていない状況を設定することができる。前回の話し合いの状況を再現することもできる。
- 参加者の状態の初期設定
 - 参加者の状態は話し合い最中に状態遷移するものだが、初期設定によって、話し合いが始まる前の積極性や、不安の度合いを表すことができる。例えば、話し合いのテーマが自分の分野と異なるため、積極度が低かったり、権力関係があるため、話し合いに参加するのが不安だったりというような状況を想定することができる。
- 参加者の知識分布の設定
 - 意見種類ごとに各参加者の知識の量を設定することで、参加者の得意分野や不得意分野を想定できる。
- シミュレーション開始
 - 初期設定が終わり、開始ボタンを押すと話し合いが始まる。利用者であるファシリテータは、参加者の状態や話し合いの場の状況を見て、介入の判断を行う。
- 話し合い結果の分析
 - 時系列に沿って、参加者の状態の変化、話し合いの場の変化、介入履歴を見ることで、介入が与えた影響を分析することができる。例えば、「特定の人ばかり発言して発言できなかった人がいたので、次はもっと早めに介入してみよう」「偏った意見ばかり出てしまったので、違う視点から考えさせるべきだった」といった示唆を得ることができる。

7. シミュレータの評価

シミュレータの評価を行う際、モデルの妥当性を証明するために実証実験の結果と比較を行い、ファシリテーションのトレーニングとして有効かどうか評価するためにファシリテータの方に評価を頂く。

7.1 実証実験との比較

今回は、林[11]の行ったブレインストーミングにおけるファシリテーション方法と意見数の分析実験の結果と比較を行う。林は、ファシリテータの介入に関する実験を行い、「Pull 型介入の方が、Push 型介入よりも、多くの意見を得ることができる」と示した。

- Pull 型介入：話し合いの主導権は参加者
例)なにか意見はありませんか
～について意見はありませんか(話題転換型)
- Push 型介入：話し合いの主導権はファシリテータ
例)A 君の意見を聞かせて下さい

本シミュレータでは以下のように定義する

- Pull 型介入：F2 競争を促す介入, F5 フォーカス介入(話題転換型)
- Push 型介入：F1 アイデア生成を促す
まず Pull 型”F2 競争を促す”と Push 型”F1 アイデア生成を促す”を比較し、次に Pull 型”F5 フォーカス介入(話題転換型)”と Push 型”F1 アイデア生成を促す”を比較する。

表 7.1 林の実験を想定した参加者の知識分布

参加者名	a1	a2	a3	a4	a5
C1知識量	7	6	5	4	4
C2知識量	7	7	4	5	5
C3知識量	7	8	5	6	5
C4知識量	8	8	6	6	5
C5知識量	8	7	6	7	6
C6知識量	8	7	7	6	6
C7知識量	7	6	7	6	5
C8知識量	6	5	7	7	5
C9知識量	6	4	6	6	4
C10知識量	5	6	5	5	4

林の実験で得た意見数と介入数を考慮し、制限時間は 100 とする。参加者数は林の実験と同じく 5 人とし、意見種類数は 10 種類とした。参加者の状態の初期設定は、同じ研究室メンバのため、積極度”0”, 不安”中”とした。また、林の実験の参加者は、同じ研究室メンバの学部 3 年生～修士 2 年生までが参加していたため、得意な分野は似ているが、修士 2 年生と学部 3 年生では、知識の量が違うことを想定し、表 7.1 のように参加者の知識分布を設定した。

林の実験においてファシリテータは、1 回の話し合いあたり Pull 型介入 15 回程度に対し Push 型介入は 40 回と倍以上行っているため、本シミュレータでも同様に Push 型介入を Pull 型介入の倍以上行った。

Pull 型介入”F2 競争を促す”と”F5 フォーカス介入(話題転換)”, Push 型介入”F1 アイデア生成を促す”によって得た意見数の比較を表 7.2 に示す。結果、”F2 競争を促す”の

場合も”F5 フォーカス介入(話題転換)”の場合も、”F1 アイデア生成を促す”よりも意見が多く出た(1%有意)ため、「Pull 型介入の方が、Push 型介入よりも、多くの意見を得ることができる」という林の結論をサポートすることができた。よって、本シミュレータの話し合いモデルは妥当であるといえることができる。

表 7.2 Pull 型 (F2 競争促す), Pull 型 (F5 フォーカス介入) と Push 型 (F1 生成促す) による意見数の比較

意見数	PULL(F2)	PULL(F5)	PUSH(F1)
1 回目	73	74	49
2 回目	85	77	42
3 回目	86	76	56
4 回目	75	76	49
5 回目	87	68	51
平均	81.2	74.2	49.4

7.2 ファシリテーションのトレーニングツールとしての有効性

実際にファシリテーションを専門に行っているプロのファシリテータの方 2 名と、会議設計者の方 1 名に本シミュレータがファシリテータのトレーニングとして有効かどうか評価を頂いた。その結果、以下のような評価を頂くことができた。

- ファシリテーションとは何か、どのような効果があるのか等について具体的なイメージをもたない人に向けて動機づけを行ったり、自身がファシリテーションを行う際の「仮説」を構築するのに役に立つ。
- ファシリテータを目指す人のための入門ツールとして、どのような場面でどのようなタイプの介入を行うのがよいのか、また、ある介入を行ったときにどのようなことが起こりうるのかを確認、理解することができる。
- 議論が低調であれば介入を行い、議論が軌道に乗っていれば身を引いて流れに任せるといった押し引きについて学べるトレーニングシミュレータになっている。

具体的には、以下の介入トレーニングで効果があると評価を頂いた。

- 似たような意見ばかり出ている時に、参加者からアイデアを引き出させる介入トレーニング
- やる気のない参加者を話し合いに参加させる介入のトレーニング(ただ乗り克服)
- 立場の弱い参加者を話し合いに参加させる介入トレーニング(評価懸念克服)
- 参加者の間で順調にアイデア出しが進んでいる場合の不介入の判断

また、ファシリテーションの重要性があまり知られていないため、本シミュレータをクライアントへの「営業」ツールとして使用することで、ファシリテータの役割の重要性を伝えることもできるという評価も頂いた。

8. シミュレータ適用事例

8.1 グループ編成と意見共有

森[12]は本シミュレータを用いて、ステークホルダー型会議における参加者の利害関係を考慮したグループ編成と意見共有の関係を分析した。ステークホルダー型会議では、参加者の利害関係が強い場合、自分の主張ばかり発言する参加者とそれに委縮して発言しなくなる参加者の二極化が起きやすい。参加者数が多いほどより多様な考え方を網羅的に抽出可能である反面、利害関係が発生しやすく発言者に偏りが生じ意見共有が起きにくくなる。参加者の利害関係を緩和する方法論として用いられる **Nominal Group Technique [13]**のプロセスを参考に、段階分けを含むグループ編成と意見共有の分析を行った。段階分けとは、参加者を小グループに分けて話し合い、その後、小グループで出た意見を参加者全員で共有して話し合うことである。また、グループの段階分けをしないと、参加者全員が終始同一のグループで話し合うことである。小グループに分けることで少人数になり、利害関係がある参加者が少なくなる可能性が高くなる。これにより、参加者全員で終始話し合うグループでは委縮して発言しない参加者も、小グループでは発言するため意見共有が起これと考えられる。更に、小グループで出た意見を、その後、参加者全員で共有して話し合いを行うことが可能であるため、アイデア創発が起きやすくなり、より意見が出て意見共有が起これやすくなると考えられる。

8.2 参加者の知識分布

2つの立場からなる利害関係を表現するために、参加者の知識分布を図 8.1 のように 2 タイプ設定する。

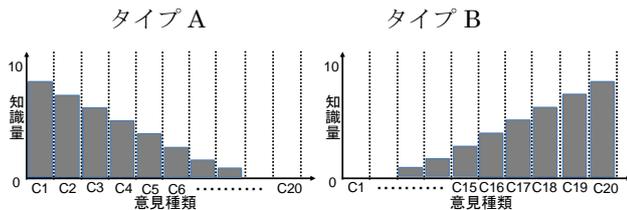


図 8.1 参加者の知識分布

タイプ A とタイプ B の知識分布を比較すると、タイプ A は意見種類 C1 側の知識量が多く、タイプ B は意見種類 C20 側の知識量が多い。C1 から C20 までの距離が遠く知識量も多いので、タイプ A とタイプ B が最も利害が強い関係となる。参加者の知識量に差をなくすため、ポジション・反ポジションの数・知識量の合計を統一する。

8.3 実験概要

参加者人数は 6 人で意見種類数は 20 種類、制限時間は 200 とする。グループの段階分けは、実際の話し合いで時間などの物理的な制約から実現可能な 2 段階に設定する。議論時間を統一するために、段階分けの場合、1 段階目と 2 段階目をそれぞれ制限時間 100 とする。実験は、グループ

編成のみの効果を見るためにファシリテータの介入なしの場合と、実際の話し合いにより近い効果を見るためにファシリテータの介入ありの場合の 2 通り行う。ファシリテータの介入なしの場合は、終始参加者のみで自由に議論させる。一方、ファシリテータの介入ありの場合は、まず、参加者に自由な発言を促し、次に発言された意見を似たグループにまとめ、グループごとに注目して更に議論を促す（フォーカス介入）。そして最後に、発言された意見全体を見て議論を促すといった、一般的なファシリテーション方法を用いる。

図 8.2 のように、参加者 6 人のうち、知識分布が A タイプの参加者を 5 人、B タイプの参加者を 1 人とした場合の段階分けなし①と、同じ参加者での段階分けあり①及び②で発言された意見種類数を比較する。そして図 8.3 のように知識分布が A タイプの参加者を 4 人、B タイプの参加者を 2 人とした場合の段階分けなし②と、同じ参加者での段階分けあり③～⑥で発言された意見種類数を比較することで、グループ編成の効果进行分析する。

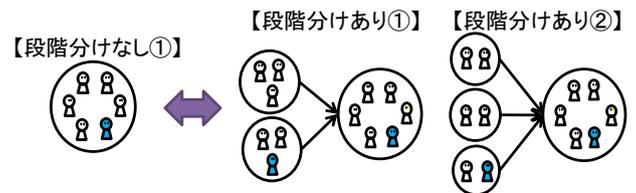


図 8.2 タイプ A5 人とタイプ B1 人の段階分け

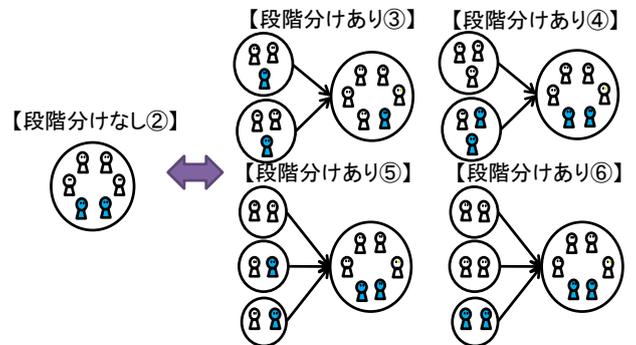


図 8.3 タイプ A4 人とタイプ B2 人の段階分け

8.4 実験結果

図 8.4 にタイプ A が 5 人、タイプ B が 1 人の場合の発言された意見種類数を示す。段階分けなし①と段階分けあり①及び②の場合の意見種類数に違いがあるとは言えなかった。図 8.5 はタイプ A が 4 人、タイプ B が 2 人の場合だが、この場合は、段階分けなし②と段階分けあり⑥の時に、段階分けあり⑥の方が、意見種類数が多くなった（1%有意）ため、より意見共有が起きたといえる。

また、介入ありの場合は、段階分けありの①以外は、段階分けをしない時よりも、段階分けをした方が、意見種類数が多くなった（1%有意）。

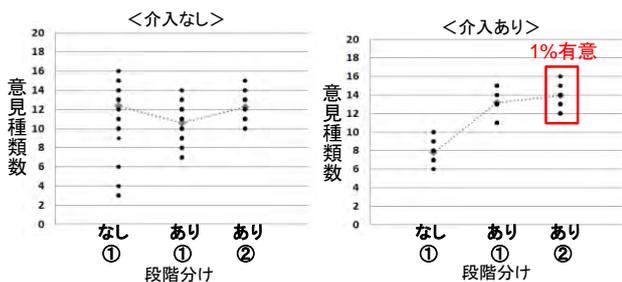


図 8.4 タイプ A5 人とタイプ B1 人の意見種類数比較

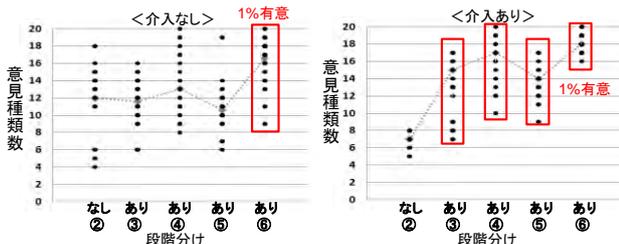


図 8.5 タイプ A4 人とタイプ B2 人の意見種類数比較

表 8.1 に、グループ編成による意見共有の効果をまとめる。○は比較対象より意見種類数が多い (1%有意)、つまりより意見が共有されていることを表し、×は比較対象より意見種類数が多いとは言えないことを表す。

表 8.1 効果があったグループ編成

	介入なし	介入あり	意見種類数の比較対象
段階分けあり①	×	×	段階分けなし①
段階分けあり②	×	○	
段階分けあり③	×	○	段階分けなし②
段階分けあり④	×	○	
段階分けあり⑤	×	○	
段階分けあり⑥	○	○	

9. まとめ

本研究では、生産ロスの概念をモデルに組み込み、話し合いの状況や参加者の状態を見ながら、インタラクティブな介入を行い、介入の与える影響を体験できるファシリテーションのためのトレーニングシミュレータを開発した。本シミュレータを評価するにあたり、ブレインストーミングにおけるファシリテーション方法と意見数の分析を行った実証実験と比較して、シミュレーションモデルの妥当性を証明した。また、トレーニングツールとしての有効性に関して、プロのファシリテータと会議設計者の方にシミュレータを使用してもらい、ファシリテーションのためのトレーニングとして有効であるという評価を頂くことができた。(2010年2月19日受付)

参考文献

1) Diehl, M. and H.B.Gerard, : Productivity Loss in Idea-Generating Groups, "Toward the Solution of a Riddle", Journal of Personality and Social Psychology, Vol53,pp.497-509 (1987)

2) Anne K. Offner, Thomas J. Kramer and Joel P. Winter, : The Effects of Facilitation, Recording, and Pauses on Group Brainstorming, Small Group Research, 27; 283 (1996)

3) Nicole L. Oxley, Mary T. Dzindolet, : The Effect of Facilitator on the Performance of Brainstorming Groups, Journal of Social Behavior and Personality, Vol.11, No.4, pp.633-646 (1996)

4) 本川友理,中條尚子, : エージェントベースシミュレーションによるミーティングにおけるファシリテーションの創発効果の分析, 経営情報学会, pp502-505 (2007)

5) 秋山満, : ファシリテーター支援のためのデスクトップ型シミュレーションの開発, 早稲田大学卒業論文 (2008)

6) 堀江亮介, : 実時間ファシリテーター支援のためのプロトタイプシステムの構築, 早稲田大学卒業論文 (2006)

7) フラン・リース, : ファシリテーター型リーダーの時代, プレジデント社 (2002)

8) 堀公俊, : 問題解決ファシリテータ, 東洋経済新聞社 (2003)

9) Osborn, A. F., : Applied imagination (rev.ed), New York, Scribner, (1957)

10) Thomas J. Kramer, Gerard P. Fleming, Scott M. Mannis, : Improving Face-to-Face Brainstorming Through Modeling and Facilitation, Small Group Research, Vol32, No.5, October, pp.533-557 (2001)

11) 林秀和, : 合意形成型ワークショップの設計とファシリテーション方法の分析, 早稲田大学卒業論文 (2005)

12) 森健二, : ステークホルダー型会議における参加者のグループ編成と意見共有に関する分析,早稲田大学修士卒業論文 (2009).

13) M.Gallagher, T.Hares, J.Spencer, C.Bradshaw, I.Webb, : The Nominal Group Technique: A Research Tool for General Practice?, Family Practice (1993)

[著者紹介]

佐藤 龍 広 君

2010年早稲田大学大学院理工学研究科修士課程修了予定。



森 健 二 君

2010年早稲田大学大学院創造理工学研究科修士課程修了予定。

髙橋 真 吾 教授

1989年東京工業大学大学院総合理工学研究科システム科学専攻修士課程修了, 理学博士。現在早稲田大学理工学術院教授(創造理工学部経営システム工学科)。システム論, ソフトシステムアプローチ, 社会シミュレーション等の研究に従事。

地域SNSにおけるユーザの相互作用を考慮した 運用手法の提案

A Proposal of Operational Methods Considering User Interactions in Regional SNS

稲垣 浩^{*} 市川 学^{*} 出口 弘^{*}

^{*}東京工業大学 大学院総合理工学研究科

^{*} Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

^{*} E-mail: inagaki09@cs.dis.titech.ac.jp

キーワード: エージェントベースシミュレーション, SNS (Social Networking Sites)

1. はじめに

近年, インターネットによる地域内での人間関係の構築や情報流通を促す手段として, 地域 SNS (Social Network Sites) の導入が地方自治体で行われている. これらの SNS の中には, 利用者の交流が活発に行われず十分な効用が得られない例が数多くある. このため, 運営者が導入計画を立てる際, 運用手法の妥当性の検討が重要となる.

従来の友人関係やコミュニティ形成等に基づく統計解析や数理モデルでの分析は, 成長規模の予測や数値目標の達成には有用だが, SNS 上でのユーザ間の交流や口コミなどコミュニケーションを含む詳細なシナリオ表現は難しい. 一方, シミュレーションを用いることで, 数理モデルなどでは表現できなかった詳細なシナリオ分析が可能となる. ユーザをエージェントとして表現しボトムアップに構築するエージェントベースモデルは, エージェント個人が相互作用のもと独立して意思決定するため, 相互作用の再現がしやすく, 実社会の問題に適したモデルだと考えられる.

本研究では, 地域 SNS 上でのユーザエージェント間の相互作用を考慮したエージェントベースシミュレーションにより, 運用者が取るべき運用手法や運用方針をシナリオごとに比較することで, 運用手法の違いがユーザの利用率向上や地域社会へ及ぼす影響を解析する. これにより, 各 SNS における目的達成に有効な運用手法を示し, 運営者の意思決定を支援することが可能である. また, 運営主体や対象地域, ビジネスモデルなど, 各 SNS の特徴を比較し分析することで, それぞれの達成目標に適した運用手法を提案することが可能である.

本稿では, ユーザをエージェントとした SNS モデルを試作し, 運用シナリオのシミュレーションにより運用シナリオを検証した結果について述べる. 試作したモデルは, ユーザの興味や嗜好の傾向を各ジャンルの評価軸で表現し, 他のユーザと接触する際の評価指標に用いている. これによ

りユーザ同士の興味・嗜好の類似性による相互作用が表現できるため, 今後, 実際の SNS からのデータを本モデルに適用する際にも有用だと考えられる. シミュレーションでは, 初期のログイン頻度の変化や特定機能の追加を仮定したときの, ユーザの利用率やアクティブなユーザに現れる興味傾向を分析する. これにより, 本モデルが実際の SNS に見られるユーザの相互作用とそれによる全体への影響を表現可能であることを確認する.

2. 関連研究

地域 SNS に関する選考研究はいくつか存在する.

庄司¹⁾ は, 社会ネットワーク論やソーシャルキャピタル論に基づき地域 SNS を目的や運用主体別に分類し, 地域 SNS を用いた地域活性化モデルを検討し, SNS 運営者への聞き取りとアンケート調査によりモデルの妥当性を検証した. しかし, それぞれの地域 SNS の目指す様々な目的に対してどのような運営方針を取ることが効果的であるのか, 具体的な例は述べていない.

鳥海ら²⁾ は, 小規模 SNS の活性化のために有効な方法を分析するため SNS のコミュニケーションモデルを提案し, 実際に大学内で運用されている SNS と比較することで, モデルの妥当性を検証した. この結果, SNS の書き込み率を向上させるためには, 既存ユーザのログイン率を向上させることが新規ユーザを増やすよりも効果的であることを示した. ただし, このモデルでは地域 SNS における評価指標を満たすための方法については触れていない.

松尾ら³⁾ は, mixi についてのネットワーク構造分析を行い, コミュニティにおいて中心性の高いユーザの関係を分析している. ここで中心性の高いユーザとは, 多くのユーザとリンク関係をもっているユーザを意味する. 結果, mixi の友人関係はスケールフリー性があり, 多くのコミュニティ関係は中心性が高い傾向にあることが分かっている. また, 中心性の高いユーザは複数の完全グラフのノードとなり,

コミュニティ間の橋渡しの役割を果たしていることが確認された。松尾らは、mixi が友人のつながりから新たな友人を探索する傾向が強いことが、コミュニティの結合性や中心性の高さを促していると考えており、システムのデザインがユーザの挙動に与える影響は大きいとみることができる。一方、実際の SNS で見られるようなユーザの興味や嗜好による傾向を考慮していない。

3. 地域 SNS モデルの設計

本手法では、SNS におけるユーザの単体行動と相互作用をエージェントベースモデルで表現することにより、エージェントであるユーザの相互作用が SNS 全体へ及ぼす効果を表現する。例えば、ユーザ同士が頻繁に返信しあうことが全体の書き込み率やログイン頻度に影響する効果を検証するなどが考えられる。ユーザ本 SNS モデルはユーザごとの日記とそのコメント欄が設置されており、ユーザは以下の行動を取ることが可能である。

- SNS へのログイン選択
- 自分自身の日記への興味のある話題の書き込み
- 他ユーザの興味のある日記への返信

ここでの日記への書き込みとは、ユーザが自分の日記に書き込みを行うことを意味する。友人や興味のある書き込みへの返信とは、他ユーザの日記の書き込みに対し興味や友人かどうかをもとにコメントを書くことを意味する。リンク構築はまだ友人関係を結んでいないユーザ同士でリンクをつくることを意味する。

3.1 ユーザのパラメータ

ユーザは内部に以下のパラメータをもつ。

- ログイン頻度 $l(t)$ ($0 \leq l(t) \leq 1$)
- 書き込み頻度 $w(t)$ ($0 \leq w(t) \leq 1$)
- 興味のある話題
- 書き込みタイプ

ログイン頻度 $l(t)$ は SNS へログインする頻度を表すパラメータである。たとえば $l(t) = 0.5$ のとき、ユーザは 50% の確率でログインする。また、 $l(t) = 1.0$ であればユーザは必ずログインする。

書き込み頻度 $w(t)$ は、ユーザが SNS へログインした後、日記やグループの掲示板への書き込みを行う頻度を表すパラメータである。ログイン頻度 $l(t)$ と同様に確率 w ($0 \leq w(t) \leq 1$) で表現される。たとえば $w(t) = 1.0$ のとき、ユーザはログインすれば必ず日記へ書き込みを行う。一方、 $w(t) = 0$ であればユーザはログインしたとしても書き込みを行わず閲覧のみ行う。

興味のある話題はユーザが興味を示している話題の集合である。たとえば、興味ジャンルを { 趣味 1, 趣味 2 } の 2 項目とすると、ユーザ A の興味: {0.5, 0.1}, ユーザ B の興味: {0.3, 0.3} のように各ユーザは異なる傾向をもち、より興味のある話題についての書き込みを行う。ユーザは興味

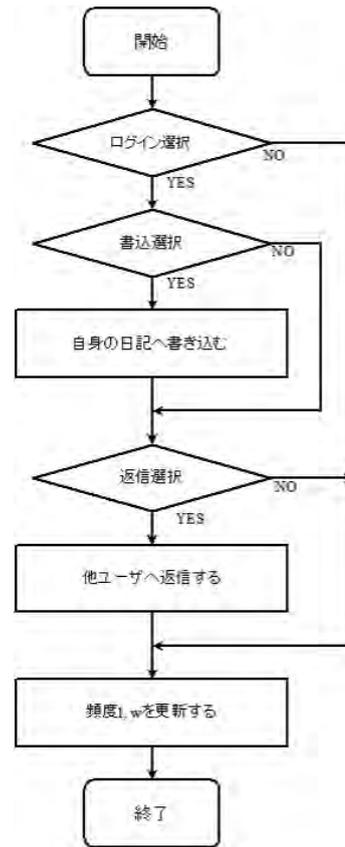


図 1 ユーザエージェントの行動手順

のある話題についての書き込みに対して応答しやすくなるため、結果として共通の興味をもつユーザ同士ほどコミュニケーションを取る傾向となる。

書き込みタイプは、話題についてのユーザの書き込みの傾向を表すものである。SNS におけるユーザの書き込みの傾向としては、以下の様に 1 度に 1 つの話題に絞って書き込むユーザ、1 度に複数の話題を広く浅く書き込むユーザの 2 系統が考えられる。

- タイプ A: 1 度に 1 つの話題について深く書き込み
 - タイプ B: 1 度に複数の話題について簡単に書き込み
- ユーザは、タイプ A において興味のある話題に触れていれば強く感化され、タイプ A の書き込みに対し返信する確率が高くなる。一方、タイプ B の場合は書かれる話題が複数となる分、話題が共通する可能性は高くなるが感化されにくくなる。

3.2 ユーザの行動

図 1 がユーザエージェントの行動手順である。各ユーザは与えられたパラメータをもとに、 t ごとに以下の 1~4 の行動を順に行う。

1. 頻度 l でログイン
2. ログインしたとき頻度 w で日記に書き込み
3. 興味のある他ユーザの書き込みへの返信
4. ログイン頻度 l 、書き込み頻度 w の更新

ユーザは1~4の行動の後、日記への書き込みに対する返信の頻度に基づき、次のログイン頻度 l と書き込み頻度 w を更新する。以下、それぞれの行動について詳しく述べる。

(1) ユーザのログイン

ユーザは、ログイン頻度 l の確率に従ってログインするかどうかを決定する。ログインした場合は、次に述べるように、日記への書き込み、他ユーザへの返信、ユーザ間のリンク構築を順に行う。ログインしなかった場合、ユーザは書き込みや返信などを行わずそのターンを終了する。

(2) 日記への書き込み

ユーザによる日記への書き込みは、内部パラメータのうち書き込み頻度 w 、興味のある話題、書き込みタイプに基づき内容が決定される。まず、ユーザは書き込み頻度 w の確率に従って、ログイン後に自分の日記に書き込むかどうかを決定する。書き込む内容はユーザの興味のある話題によって決定する。例えば、ユーザ A の興味が $\{0.5, 0.2\}$ 、書き込みタイプが1つの話題について深く書き込むタイプ(タイプ A) のとき、書き込む話題は第1成分の値を重視したパラメータとなる。一方、書き込みタイプが複数の話題について簡単に書き込むタイプ(タイプ B) のとき、書き込む話題は第1成分が若干抑えられたパラメータとなる。

(3) 他ユーザへの返信

ユーザの日記へ返信するかどうかの確率は、ユーザ自身の興味と書かれている話題とのマッチングにより決定する。マッチングには、Kozma と Baratt⁴⁾ の意見形成モデルを採用する。このモデルでは、Deffuant モデルに基づき、エージェントの意見や状態を $[0, 1]$ の連続区間で表し、エージェント間の意見の差が閾値 d 以内のとき接触し、意見や状態が互いに近づくことで相互作用による集団が形成される。設計するモデルでは、ユーザは次の手順で返信を行う。

1. ユーザはランダム、もしくは特定の規則に従い他ユーザの日記を選択
2. 自身の興味 x_f と他ユーザの書き込み x_w について、 $\|x_f - x_w\| \leq d$ であれば返信

ユーザは、図2のように、自身の興味と他ユーザの日記に書かれた話題とを $[0, 1]$ の座標空間に配置したときの距離に基づき、距離が閾値 d 以内であれば返信する。この規則は、社会集団において意見や興味が近い人同士が近づきあい影響されることを表現する。Kozma らの研究ではさらに、両者の意見が中間値の方へ増減することで意見形成を表現しており、研究結果として意見変化量のパラメータによって意見形成の収束の速さや形成される意見集団が大きくなることが確認されている。

(4) ログイン頻度、書き込み頻度の更新

ログイン頻度と書き込み頻度は他ユーザからの返信の有無に影響される。ユーザはログインや書き込み、リンク構築などの活動を行った後、自身の次回ログイン頻度 $l(t+1)$

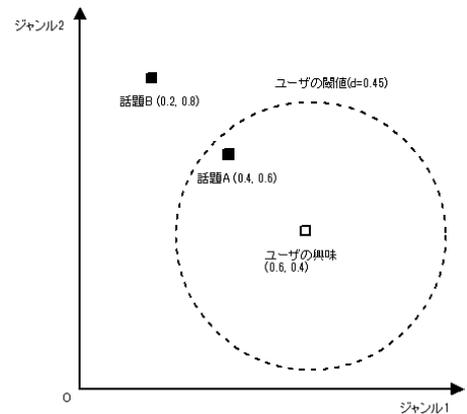


図2 話題の表記方法、返信の判定方法

と書き込み頻度 $w(t+1)$ を以下の式に従って更新する。

$$l(t+1) = l(t) \pm \rho \quad (1)$$

$$w(t+1) = w(t) \pm \sigma \quad (2)$$

ここで t はターン数、 ρ はログイン頻度の変化量であり、 σ は書き込み頻度の変化量である。 ρ, σ は、他のユーザからの返信があれば加算し、返信がなければ減算する。つまり、前回の時間 t のときの他ユーザからの日記の閲覧や返信の有無によって変化することを意味する。日記の書き込みに対する他ユーザからの返信があれば、ログイン頻度と書き込み頻度は上昇し、より積極的に SNS を利用するようになる。一方、他ユーザからの返信がなければ、ログイン頻度と書き込み頻度は減少し、ユーザはログインや日記の更新をあまりしなくなる。

4. 運用シナリオ評価のためのシミュレーション

提案した SNS モデルを用いて運用シナリオの妥当性を検証するため、運用シナリオ評価の例として、初期の平均ログイン率が異なるとき、コメントがあったことをユーザに知らせる機能を追加した場合でのシミュレーションを行った。

本シミュレーションではユーザの行動を簡単に表現するため、ユーザによるログイン、日記への書き込みやコメントなど各行動回数は1日1度までとする。つまり、本シミュレーションにおけるユーザは同じ日記への書き込み、返信などを1日1度だけ行うこととする。なお評価環境として、Java で実装されたエージェントベースシミュレーションの実行環境である SOARS (Spot Oriented Agent Role Simulator)⁵⁾ を用いた。またシミュレーションにおける初期パラメータは以下の通りである。

- 最大ターン数: 500
- ユーザエージェント数: 500
- ログイン頻度 $l(0)$: 変動

- 書き込み頻度 $w(0)$: 0.8
- ログイン変化量 ρ : 0.01
- 書き込み変化量 σ : 0.01
- 興味の要素数: 2
- 興味の閾値 d : 0.6

なお興味の要素として、各ユーザに $[0,1]$ 間のランダムな 2 つの実数を初期値として割り当てる。

4.1 初期のログイン頻度の比較

まず、ログイン頻度の初期値が異なる場合のユーザの行動頻度を比較する。ユーザ参加型のメディアは、初期の利用率によりコンテンツ量が増え続けるサイクルが形成される可能性がある。このため SNS 運営者が新サービスを実施する時にも、広告での宣伝や特典を用意するなど、初期の利用率を高めるための活動が行われている。これを本モデルで再現するため、ユーザのログイン頻度の初期値を変化させたときのユーザの行動頻度の推移を確認する。

シミュレーションでは、ログイン頻度の初期値 $l(0)$ を 0.6, 0.7, 0.8 の 3 通りに設定した。図 3 は $l(0) = 0.6$ のときの各時間 t ごとのユーザ全体の平均的なログイン率、書き込み率、返信率である。また、図 4 は $l(0) = 0.6$ のときのデッドユーザの数、およびデッドユーザを除いたアクティブユーザのログイン率、書き込み率、返信率である。ここでいうデッドユーザとはログイン頻度が $l(t) < 0.01$ のように著しく低く、SNS に滅多にログインしないユーザのことを意味する。以下、同様に図 5、図 6 が $l(0) = 0.7$ のときのユーザ全体の行動頻度、およびアクティブユーザの行動頻度である。また、図 7、図 8 が $l(0) = 0.8$ のときのユーザ全体の行動頻度、およびアクティブユーザの行動頻度である。

シミュレーション結果では、初期のログイン頻度 $l(0)$ が高いほど多くのユーザが SNS へ定着する一方、 $l(0)$ が低い場合、多くの割合のユーザがログインしなくなることが確認された。しかし、アクティブユーザだけで見ると、いずれの場合も高いログイン率と返信率を保っていることも分かった。結果として、時間が経過するに従って行動頻度の高いユーザと低いユーザとの差が大きくなり、行動頻度の高いヘビーユーザとまったく行動しないデッドユーザに二極化しているといえる。これは、興味・嗜好の近いユーザ集団が頻繁に接触する一方、少数派のユーザは日記への返信が得られにくいためだと考えられる。

4.2 ユーザへの返信の通知

次に、ユーザに対して他ユーザから返信があったことを積極的に通知したときのユーザの行動頻度の変化を調べる。本モデルにおいて、ユーザはログインしなければたとえ自身の日記にコメントがあったとしても確認することができない。しかし、既存の SNS で提供されている機能として、ログインしていないユーザへメールでコメントがあった旨を知らせる機能がある。これにより、ログイン頻度が低い

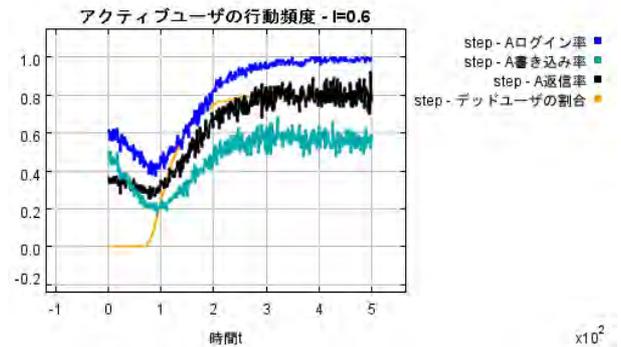


図 3 ユーザ全体の行動頻度 ($l(0) = 0.6$)

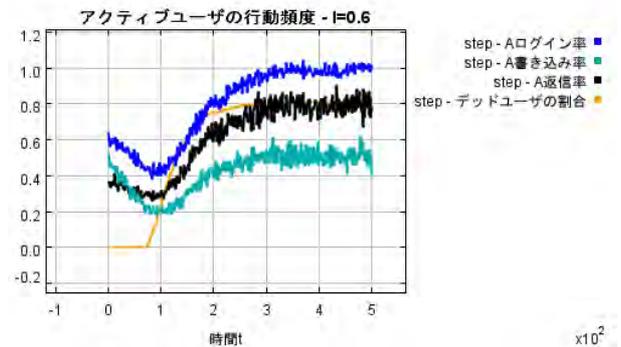


図 4 アクティブユーザの行動頻度 ($l(0) = 0.6$)

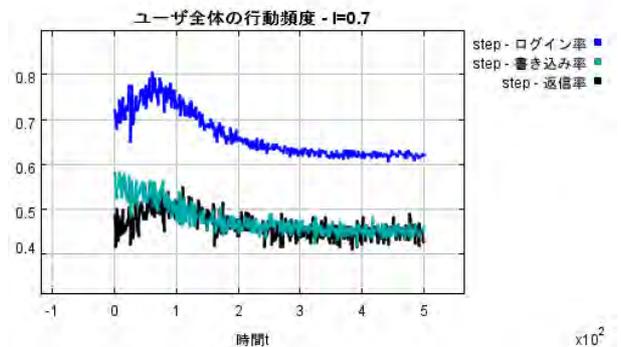


図 5 ユーザ全体の行動頻度 ($l(0) = 0.7$)

ユーザであっても他のユーザからの接触によりモチベーションを維持できる可能性がある。本シナリオでは、ログイン頻度と書き込み頻度の更新において、ユーザがログインしていない場合でも、ターン終了時に他のユーザから返信があったことを通知し、これによりそのターンにログインしなかったユーザにも返信によるログイン頻度の向上の効果が見込まれる。

以上の条件のもと、ログイン頻度の初期値 $l(0)$ が 0.6, 0.7, 0.8 の 3 通りの場合でシミュレーションを行った。図 9 が $l(0) = 0.6$ のときの各時間 t ごとのユーザ全体の平均的なログイン率、書き込み率、返信率である。また、図 10 が $l(0) = 0.6$ のときのデッドユーザの数、およびデッドユーザ

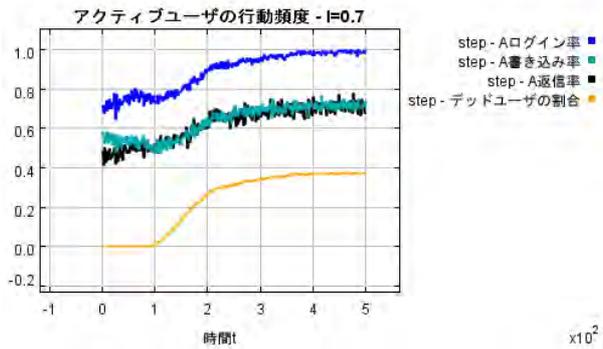


図6 アクティブユーザの行動頻度 ($l(0) = 0.7$)

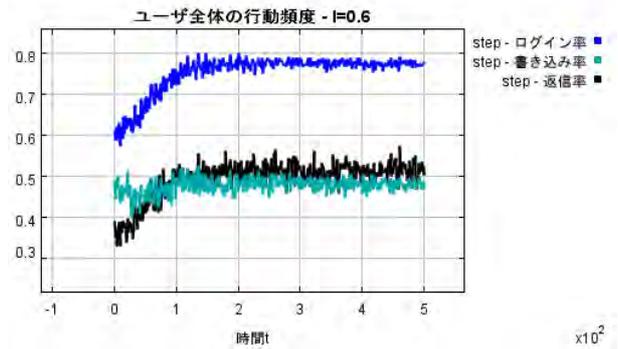


図9 ユーザ全体の行動頻度 ($l(0) = 0.6$, 通知あり)

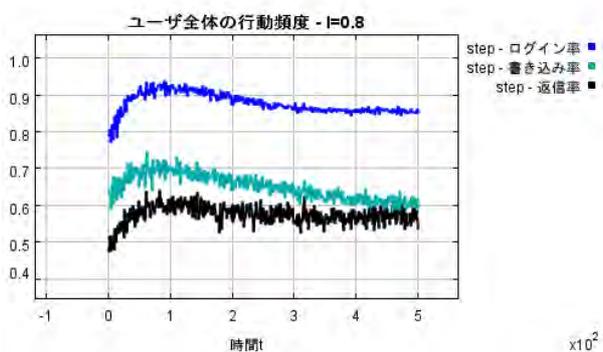


図7 ユーザ全体の行動頻度 ($l(0) = 0.8$)

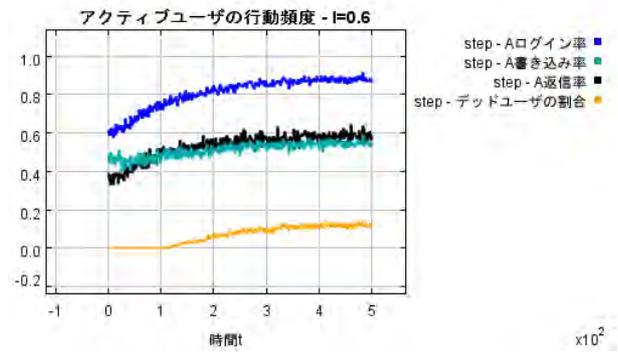


図10 アクティブユーザの行動頻度 ($l(0) = 0.6$, 通知あり)

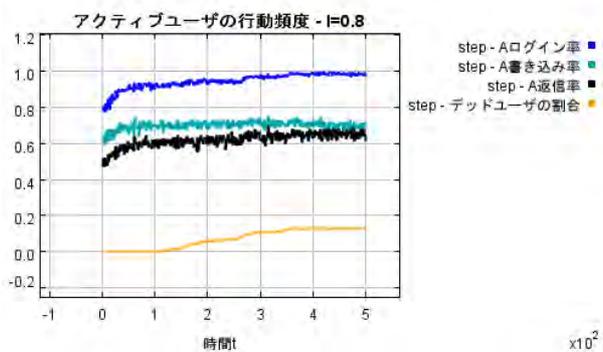


図8 アクティブユーザの行動頻度 ($l(0) = 0.8$)

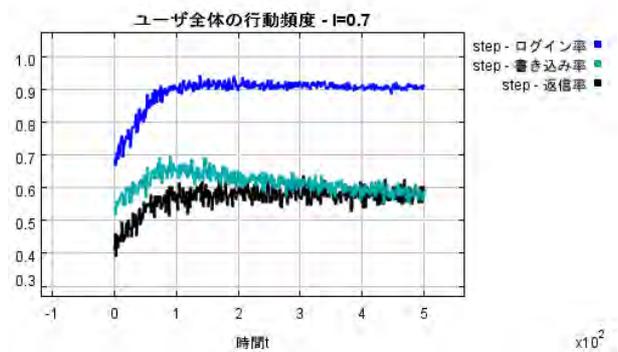


図11 ユーザ全体の行動頻度 ($l(0) = 0.7$, 通知あり)

を除いたアクティブユーザのログイン率，書き込み率，返信率である．以下，同様に図11，図12が $l(0) = 0.7$ のときのユーザ全体の行動頻度，およびアクティブユーザの行動頻度である．また，図13，図14が $l(0) = 0.8$ のときのユーザ全体の行動頻度，およびアクティブユーザの行動頻度である．

結果，他ユーザからの返信を通知する場合，返信を通知しない場合に比べ，アクティブユーザの割合を高く維持しているが，返信率と書き込み率については低い値となっていることが確認できた．

5. おわりに

本研究では，地域 SNS の活性化を促す運用シナリオを分析するため，ユーザの相互作用を考慮したモデルをエージェントベースシミュレーションの手法に基づいて構築した．本モデルを用いることで，運用者が取るべき手法や方針について，実社会では測定が困難な運用シナリオごとのシミュレーションが可能である．これにより，運用手法の違いがユーザの利用率向上などに及ぼす影響を解析し，運営主体や対象地域，ビジネスモデルなど各 SNS の特徴を考

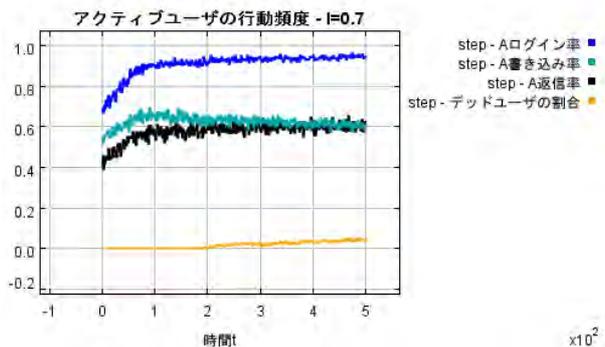


図 12 アクティブユーザの行動頻度 ($l(0) = 0.7$, 通知あり)

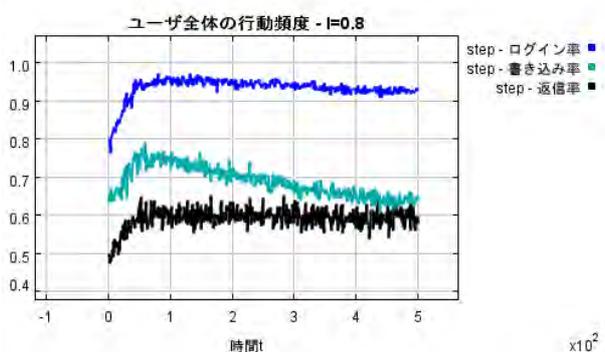


図 13 ユーザ全体の行動頻度 ($l(0) = 0.8$, 通知あり)

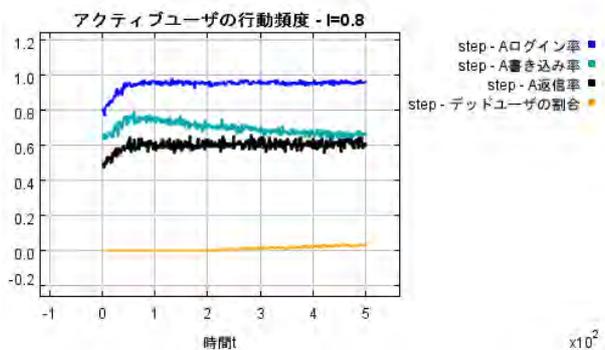


図 14 アクティブユーザの行動頻度 ($l(0) = 0.8$, 通知あり)

慮しつつ、SNS 活性化に有効な運用手法を示すことができる。また本モデルでは、ユーザエージェントの嗜好を数値で表すことで、ユーザ間で嗜好の近い人での意見形成やグループ形成の表現も可能であり、柔軟性と拡張性の高いモデルだといえる。

シミュレーションにおいて、初期のログイン率の向上、ログインしていないユーザへの返信通知など、簡易的な運用シナリオを適用し、ユーザのログイン率、書き込み率、返信率、およびアクティブユーザの割合を分析した。結果として、本モデルに運用シナリオを適用することで、アクティブ

ユーザの割合の増減や行動頻度の変化など予測される効果表現できていることが分かった。本モデルにおいてユーザ行動をさらに詳細に表現し、実際の SNS のパラメータを適用することにより、再現性の高い運用シナリオのシミュレーションが行うことができ、さらに多様な運用手法と運用方針を検討できると考えられる。

今後の課題として、日記やそのコメントを通じて行われるユーザ間の相互作用を詳細に分析し、現実のユーザ行動とその結果により近いモデルを構築する必要がある。提案モデルは、インターネット上での相互作用やその効果については表現されているが、地域の口コミやオフイベントなど現実の地域社会への影響は考慮されていない。地域 SNS のなかには、オフラインでの活動や実社会への影響を達成目標とするものもあり、SNS 外の環境もモデル化していくことが運用手法の多様化のために必要といえる。また、SNS の類型に即した運営手法についての研究を取り入れ、活性化に失敗した事例との比較や、地域経済の活性化に占める地域 SNS の効果がどの程度なのか調査することも、シミュレーション結果の妥当性を確認する上で必要だと考えられる。

本研究では、地域 SNS 活性化のための最適な運用手法の評価を行っているが、提案したモデルはユーザ属性やコミュニケーションパターン、評価指標を検討することで、社内 SNS や学内 SNS など他の SNS での適用が可能だと考えられる。今後、これらの SNS の特徴分析とデータ抽出を行うことで、本モデルのさらなる妥当性と汎用性を検証することができると考えられる。

参考文献

- 1) 庄司昌彦 “地域 SNS サイトの実態把握、地域活性化の可能性” 情報通信政策研究プログラム研究成果論文, 2008 .
- 2) 鳥海不二夫, 石田健, 石井健一郎 “小規模 SNS のモデル化と活性化シミュレーション” 電子情報通信学会論文誌, Vol. J91-B, No. 4, pp. 397-406, 2008 .
- 3) 松尾豊, 安田雪 “SNS における関係形成原理 - mixi のデータ分析 -” 人工知能学会論文誌, Vol. 22, No. 5, pp. 531-541, 2007 .
- 4) B. Kozma and A. Barrat “Consensus formation on coevolving networks: groups’ formation and structure” J. Phys. A: Math. Theor. 41, 224020, 2008.
- 5) H. Tanuma, H. Deguchi, and T. Shimizu “SOARS: Spot Oriented Agent Role Simulator: Design and Implementation” Post-Proceeding of the AESCS International Workshop, pp. 49-56, 2004.

Investigation of Cooperative Behavior among Heterogenous Agents

Manahan Siallagan* Manabu Ichikawa* Hiroshi Deguchi*

* Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

Keyword : Multi-Agent Systems, Reinforcement Learning, Social Dilemma, Cooperative Behavior, Heterogenous Agents, SOARS

1. INTRODUCTION

In multi-agent learning system, where one agent's action might strongly influence the behavior of the whole systems, might exhibit cyclic and predicted behaviors. When agents are playing stationary policies, agents might learn. But, the environment can also change to non-stationary, because the other agents are learning and changing their policies. The situations where agents have to achieve an agreements to receive the best outcome is an interesting issue. Self-interested agents can take advantage from cooperative agents. Many learning algorithm have been built to overcome this issue in multi-agent learning ¹⁾⁻⁴⁾. All algorithms is intended to improve cooperative behavior among agents in self-play or agents have same way of learning. In this paper we interest to make an investigation about learning algorithm to solve cooperative problem. The interesting situation in learning is that agents have different learning algorithm, and based on their way of learning the agents must achieve the best outcome to all agents. To point out our investigation we use four algorithms of learning, i.e., Q-Learning, Q-SARSA Learning, PHC Learning, and WOLF-PHC Learning. Q-Learning and Q-SARSA Learning has been used widely in multi-agent systems, but converges only to pure strategies ^{2), 7)}. On the other hand, PHC Learning and WOLF-PHC Learning can learn mixed strategies and WOLF-PHC Learning is guaranteed to converge to Nash equilibrium of the repeated game ⁵⁾. However, the algorithms work among homogeneous learners (self-play). We use a social dilemma game to illustrate the environment in which cooperative behavior among agents can be observed. The purpose of this investigation is to find a combination of learning types that can establish cooperative behavior among agents. To simplify this search process, we build a mechanism that can find a combi-

nation of learning that establishes cooperative behavior among agents. In section 2, we described about social dilemma and learning algorithms. In section 3, we do our analysis to found out what characteristics of the algorithms, and in section 4, based on our finding, we purpose a mechanism to improve cooperative behavior among agents. In section 5, we do a simulation to see the performance about the mechanism, and section 6, we discuss our finding and conclude.

2. A SOCIAL DILEMMA AND LEARNING ALGORITHMS

Multi-agent social dilemma is a game with the same essential characteristics as the prisoner's dilemma, but which allows for multiple agents and action ⁴⁾. Consider a system consisting of N agents. At each time, every agent is faced with a decision of allocating M units of some discrete resource toward two possible goals S_i and G . S_i is some purely self-interested goal for agent $i \in \{1, \dots, N\}$ and G is some group goal for all agents. Let a_i be the amount contributed by agent i toward the goal G . Let $\mathbf{a} = [a_1, \dots, a_N]$ denote the vector of all actions taken by the agents (joint action). For each agent there are $M + 1$ possible value for $a_i \in \{0, 1, 2, \dots, M\}$. The utility to agent i given the actions of all agents is

$$r_i(\mathbf{a}) = \frac{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N a_j - ka_i}{M(1-k)} \quad (1)$$

where $\frac{1}{N} < k < 1$ is a constant that indicates how much each agent estimates its contribution toward the selfish goal. When all agents contribute M units in the group goal, each agent is rewarded with 1. On the other hand, if all agents contribute nothing in the group goal, a payoff 0 is produced. Let a_i^t be an action of agent i at time t , and \mathbf{a}_{-i}^t be a vector of all actions taken by the agents except agent i . With this game, we want to investigate about cooperative behavior among the agents in which every agent can learn. We assume at any time, any

agent can observe the actions chosen by other agents, but knows neither the intentions of others, nor the reward functions. Thus, an agent's experience at any time is characterized not only by its own action and payoff but also from all the actions actually executed by the agents in environment $\langle a_i, \mathbf{a}_{-i}, r_i \rangle$. Learning agents might benefit from knowing the history of joint action \mathbf{a}^t . So, we adopt a particular version of Q-Learning in which states are represented by joint action^{2), 3)}.

2.1 Q-Learning

In Q-learning, an agent seeks to learn the true expected discounted reward Q that it will receive for taking an action a from a particular joint action \mathbf{a} . Let $\mathbf{a} = [a_1, \dots, a_N] \in \mathcal{A}$ be a joint action, let $a_i \in A_i = \{0, 1, 2, \dots, M\}$ be a set of actions available for agent i , and $\alpha \in (0, 1]$ be a learning rate. For each agent i :

Algorithm 1 Q-Learning

01. Initialize $Q(\mathbf{a}, a_i), \forall \mathbf{a} \in \mathcal{A}, a_i \in A_i$
 02. Choose a random action a_i^0
 03. Execute a_i^0
 04. Read the joint action \mathbf{a}^0
 05. $t \leftarrow 1$
- for all step do
1. Choose action a_i^t
 2. Execute a_i^t and get payoff r_i^t
 3. Read the joint action \mathbf{a}^t
 4. $Q(\mathbf{a}_i^{t-1}, a_i^t) \leftarrow (1 - \alpha)Q(\mathbf{a}_i^{t-1}, a_i^t) + \alpha(r_i^t + \gamma \operatorname{argmax}_{a_i} Q(\mathbf{a}^t, a_i^t))$
 5. $t \leftarrow t + 1$
- end for
-

Q-learners typically learn slowly, they require little knowledge of their environment. A Q-learner requires only that it know the actions it can take from each joint action and the immediate rewards that it receives when it takes those actions. It does not require a model of its environment (i.e., reward structure).

2.2 Sarsa Learning

Like Q-learning, an agent seeks to learn the true expected discounted reward Q that it will receive for taking an action a from a particular joint action. But in updating Q value, Sarsa chooses an action based on the next joint action. Let $\mathbf{a} = [a_1, \dots, a_N] \in \mathcal{A}$ be a joint action, let $a_i \in A_i = \{0, 1, 2, \dots, M\}$ be a set of actions available for agent i , and $\alpha \in (0, 1]$ be a learning rate. For each agent i : (Algorithm 2)

2.3 Policy Hill-Climbing (PHC)

A simple extension of Q-learning to play mixed strategies is policy hill-climbing (PHC). The algorithm, performs hill-climbing in the space of mixed policies. Q-

Algorithm 2 Sarsa-Learning

- [ht] 01. Initialize $Q(\mathbf{a}, a_i), \forall \mathbf{a} \in \mathcal{A}, a_i \in A_i$
 02. Choose a random action a_i^0
 03. Execute a_i^0
 04. Read the joint action \mathbf{a}^0
 05. $t \leftarrow 1$
- for all step do
1. Choose an action a_i^t
 2. Execute a_i^t and get payoff r_i^t
 3. Read the joint action \mathbf{a}^t
 4. With joint action \mathbf{a}^t choose action a_i^{t+1}
 5. $Q(\mathbf{a}_i^{t-1}, a_i^t) \leftarrow (1 - \alpha)Q(\mathbf{a}_i^{t-1}, a_i^t) + \alpha(r_i^t + \gamma Q(\mathbf{a}^t, a_i^{t+1}))$
 6. $t \leftarrow t + 1$
- end for
-

Algorithm 3 PHC-Learning

01. Initialize $Q(\mathbf{a}, a_i), \forall \mathbf{a} \in \mathcal{A}, a_i \in A_i$
 02. Initialize $\pi(\mathbf{a}, a_i) \leftarrow \frac{1}{|A_i|}, \forall \mathbf{a} \in \mathcal{A}, a_i \in A_i$
 03. Choose a random action a_i^0
 04. Execute a_i^0
 05. Read the joint action \mathbf{a}^0
 06. $t \leftarrow 1$
- for all step do
1. Choose action a_i^t according to mixed strategy $\pi(\mathbf{a}^0)$
 2. Execute a_i^t and get payoff r_i^t
 3. Read the joint action \mathbf{a}^t
 4. $Q(\mathbf{a}_i^{t-1}, a_i^t) \leftarrow (1 - \alpha)Q(\mathbf{a}_i^{t-1}, a_i^t) + \alpha(r_i^t + \gamma \operatorname{argmax}_{a_i} Q(\mathbf{a}^t, a_i^t))$
 5. Step π to the optimal policy w.r.t Q,

$$\pi(\mathbf{a}, a_i) \leftarrow \pi(\mathbf{a}, a_i) + \Delta_{sa}$$
 while constrained to a legal distribution,

$$\Delta_{sa} = \delta \text{ if } a_i^t = \operatorname{argmax}_{a_i} Q(\mathbf{a}^t, a_i^t),$$
 otherwise

$$\Delta_{sa} = \frac{-\delta}{|A_i| - 1}$$
 6. $t \leftarrow t + 1$
- end for
-

values are maintained just as in normal Q-learning. In addition the algorithm maintains the current mixed policy. The policy is improved by increasing the probability that it selects the highest valued action according to a learning rate. Let $\mathbf{a} = [a_1, \dots, a_N] \in \mathcal{A}$ be a joint action, let $a_i \in A_i = \{0, 1, 2, \dots, M\}$ be a set of actions available for agent i , and $\alpha \in (0, 1]$ and $\delta \in (0, \infty]$ be a learning rates. For each agent i : (Algorithm 3)

Notice that when $\delta = 1$ the algorithm is equivalent to Q-learning, since with each step the policy moves to the greedy policy executing the highest valued action with probability 1 (modulo exploration)⁵⁾.

2.4 WoLF Policy Hill-Climbing

This algorithm use a variable learning rate and the WoLF (Win or Learn Fast) principle. The basic idea is to vary the learning rate used by the algorithm in such a way as to encourage convergence, without sacrificing

rationality⁵). The principle is learn quickly while losing and slowly while winning. The specific method for determining when the agent is winning is by comparing the current policy's expected payoff with that of the average policy over time. This principle aids in convergence by giving more time for the other players to adapt to changes in the players' strategy that at first appear beneficial, while allowing the player to adapt more quickly to other players' strategy changes when they are harmful. The algorithm requires two learning rate parameters, δ_{lose} and δ_{win} , with $\delta_{lose} > \delta_{win}$. The learning rate that is used to update the policy depends on whether the agent is currently winning (δ_{win}) or losing (δ_{lose}). Let $\mathbf{a} = [a_1, \dots, a_N] \in \mathcal{A}$ be a joint action, let $a_i \in A_i = \{0, 1, 2, \dots, M\}$ be a set of actions available for agent i , and $\alpha \in (0, 1]$ and $\delta_l > \delta_w$ be learning rates.

For each agent i :

Algorithm 4 WoLF-Learning

01. Initialize $Q(\mathbf{a}, a_i), \forall \mathbf{a} \in \mathcal{A}, a_i \in A_i$
 02. Initialize $\pi(\mathbf{a}, a_i) \leftarrow \frac{1}{|A_i|}, \forall \mathbf{a} \in \mathcal{A}, a_i \in A_i$
 03. Initialize $C(\mathbf{a}, a_i) \leftarrow 0, \forall \mathbf{a} \in \mathcal{A}, a_i \in A_i$
 04. Choose a random action a_i^0
 05. Execute a_i^0
 06. Read the joint action \mathbf{a}^0
 07. $t \leftarrow 1$
- for all step do
1. Choose action a_i^t according to mixed strategy $\pi(\mathbf{a}^0)$
 2. Execute a_i^t and get payoff r_i^t
 3. Read the joint action \mathbf{a}^t
 4. $Q(\mathbf{a}_i^{t-1}, a_i^t) \leftarrow (1 - \alpha)Q(\mathbf{a}_i^{t-1}, a_i^t) + \alpha(r_i^t + \gamma \arg\max_{a_i} Q(\mathbf{a}^t, a_i^t))$
 5. $C(\mathbf{a}_i^t, a_i^t) \leftarrow C(\mathbf{a}_i^t, a_i^t) + 1$
 6. $\forall a_i \in A_i, \bar{\pi}(\mathbf{a}_i, a_i^t) \leftarrow \frac{1}{C(\mathbf{a}_i, a_i^t)}(\pi(\mathbf{a}^t, a_i^t) - \bar{\pi}(\mathbf{a}^t, a_i^t))$
 7. Step π to the optimal policy w.r.t Q ,
 $\pi(\mathbf{a}^t, a_i^t) \leftarrow \pi(\mathbf{a}_i, a_i^t) + \Delta_{sa}$
while constrained to a legal distribution,
 $\Delta_{sa} = \delta$ if $a_i^t = \arg\max_{a_i} Q(\mathbf{a}^t, a_i^t)$,
otherwise
 $\Delta_{sa} = \frac{-\delta}{|A_i| - 1}$
where,
 $\delta = \delta_{win}$ if $\sum_{a_i} \pi(\mathbf{a}_i, a_i) Q(\mathbf{a}_i, a_i) > \sum_{a_i} \bar{\pi}(\mathbf{a}_i, a_i) Q(\mathbf{a}_i, a_i)$
otherwise,
 $\delta = \delta_{lost}$
 8. $t \leftarrow t + 1$
- end for
-

3. ANALYSIS OF THE ALGORITHMS

In this section we want to simulate the four learning algorithms to playing social dilemma game. Q-Learning and Q-SARSA Learning has been used widely in multi-

Tab. 1 Scenarios of Simulation I

First scenario	All agents use $LA = Q$, $LA = S$, $LA = PHC$, and $LA = WoLF$.
Second scenario	Each agent use different algorithm, $p_1 = Q$, $p_2 = S$, $p_3 = PHC$, and $p_4 = WoLF$.

Tab. 2 Parameters of Learning Algorithms

<i>Q-Learning</i>	$\gamma = 0.95$ $\alpha = \frac{0.1}{(1+0.01k_{a_i}^{\mathbf{a}})}$ $\epsilon = \max(0.2 - 0.0006t, 0)$
<i>Sarsa</i>	$\gamma = 0.95$ $\alpha = \frac{0.1}{(1+0.01k_{a_i}^{\mathbf{a}})}$ $\epsilon = \max(0.2 - 0.0006t, 0)$
<i>PHC</i>	$\gamma = 0.95$ $\alpha = \frac{0.1}{(1+0.01k_{a_i}^{\mathbf{a}})}$ $\epsilon = \max(0.2 - 0.0006t, 0)$ $\delta = \frac{1}{(1000+k_{a_i}^{\mathbf{a}})}$
<i>WoLF</i>	$\gamma = 0.95$ $\alpha = \frac{0.1}{(1+0.01k_{a_i}^{\mathbf{a}})}$ $\epsilon = \max(0.2 - 0.0006t, 0)$ $\delta_{lost} = \frac{4}{(1000+k_{a_i}^{\mathbf{a}})}$ $\delta_{win} = \frac{1}{(1000+k_{a_i}^{\mathbf{a}})}$

agent systems, but converges only to pure strategies. On the other hand, PHC Learning and WOLF-PHC Learning can learn mixed strategies and WOLF-PHC Learning is guaranteed to converge to Nash equilibrium of the repeated game. However, the algorithms work among homogeneous learners (self-play). Table 1 shows all scenarios that we used. In the first scenario we want to show performance of each learning algorithm in homogeneous learners (self-play) and the second scenario shows performance of each algorithm in heterogeneous learners. Let $P = \{p_1, p_2, p_3, p_4\}$ be a set of agent and let $LA = \{Q, S, PHC, WoLF\}$ be a set of learning algorithm. Q stand for Q-Learning, S stand for Sarsa-Learning, PHC stand for Policy-Hill Climbing, and $WoLF$ stand Win or Learn Fast, respectively. Table 2 shows all model parameters that we used in this simulation.

$k_{a_i}^{\mathbf{a}}$ is the number of times that action a_i has been played in joint action \mathbf{a} . We use an ϵ -greedy exploration. In the ϵ -greedy exploration, an agent chooses the action that produces maximum Q value or π value with probability $1 - \epsilon$ and explores other actions randomly with probability ϵ . Parameters of the game are $M = 1$, each agent can take an action from $A = \{0, 1\}$ and $k = 0.5$ (satisfied $\frac{1}{N} < k < 1$). We set initial

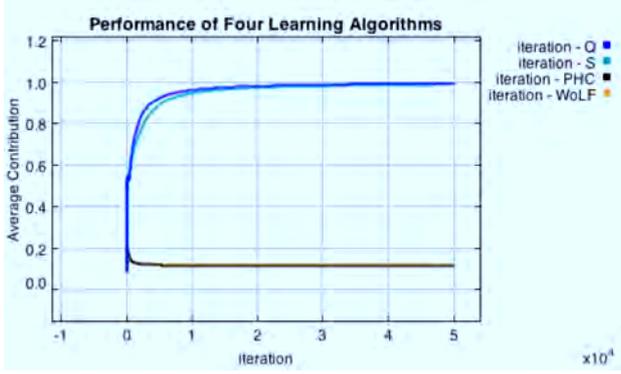


Fig. 1 Self-play learning

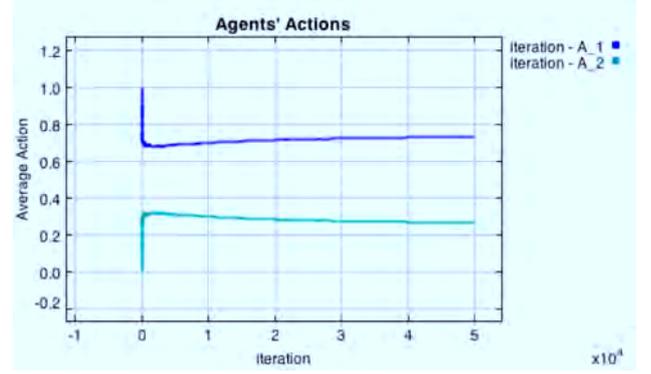


Fig. 3 Heterogenous Action

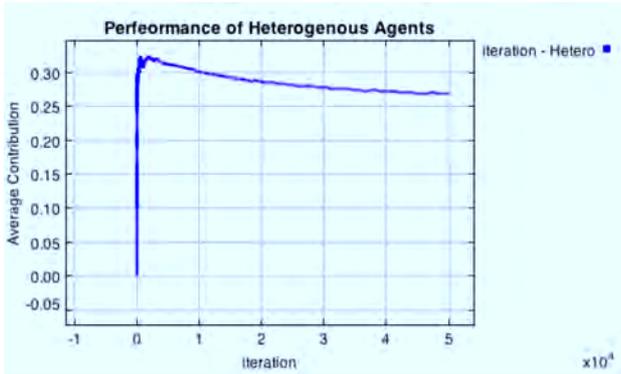


Fig. 2 Heterogenous learning

value of $Q(\mathbf{a}, a_i^0) = 50$, the larger of initial value of Q is better. We run the simulation by 50 trails, and each trail by 50000 iterations. As we can see from Figures 1, Sarsa and Q learning algorithms perform better than PHC and WoLF. WoLF is designed to converge to a best response rather than a Nash Equilibrium. PHC has a same structure like Q learning, besides PHC played mixed strategy by δ . Actually, when $\delta = 1$, PHC is same like Q learning. Sarsa and Q learning exhibited almost same behavior and good performance toward cooperative result. However, PHC and WoLF also exhibited same behavior and not reach good performance toward cooperative result. It is interesting to see a group with different kind of learning to promote cooperative behavior. The second scenario shows the situation. As we can see in Figure 2, at the beginning all agents want to contribute as shown with increasing in average contribution. As time goes on, every agent reduces his contribution and hence average contribution decreases. Figure 3 shows dynamics of agent's action, and we can see that action $a = 1$ increases at the beginning and remains stable with low value. In self-play learning, agents have same mechanism to learning. Two agents

with WoLF learning algorithm tends to play the best action and its rational and convergent to best response action⁵⁾. In heterogeneous-play, agents might find different response toward an action that he taken. As we can see in Figure 2, at the beginning all agents are still searching the best action that he can take. So, every agent tends to explore his action space. Exploration of each agent might make the average contribution increase. Figure 3 shows dynamic of agents action. An agent at several times might be contribute all his endowment (i.e., $a = 1$) and then reduces it, because another agent tends to exploit him. The situation make the other agent tends to take an action that exploit cooperative agent. As a result, we can see in Figure 3, cooperative action (i.e., $a = 1$) remain stable with low value. From the above results, we see that PHC and WoLF learning can make cooperative behavior decrease. PHC and WoLF learners exploited Q and Sarsa learners.

4. A MECHANISM TO IMPROVE COOPERATIVE BEHAVIOR

Based on the above analysis, we propose a mechanism to improve cooperative behavior among heterogeneous agents. From the above explanation, there is an opportunity to maintain and improve cooperative behavior at the beginning. The behavior of the simulation at the beginning shows the average of contribution increase. So, there are some agents that contribute all of their endowment. The mechanism is designed as follow: Let G_k be a group of N agents, $k \in \{1, 2, \dots, g\}$. We assume that every agent in a group G_k can move randomly to group G_j , $k \neq j$. The condition that can make an agent i to move is if his current payoff (i.e., r_i) is lower than

Tab. 3 Scenarios of Simulation II

First scenario	$G_1 := \{Q, S, PHC, WoLF\}$ $G_2 := \{Q, S, PHC, WoLF\}$
Second scenario	$G_1 := \{Q, PHC, WoLF, WoLF\}$ $G_2 := \{Q, S, PHC, WoLF\}$
Third scenario	$G_1 := \{Q, S, S, WoLF\}$ $G_2 := \{PHC, PHC, WoLF, WoLF\}$
Fourth scenario	$G_1 := \{S, PHC, WoLF, PHC\}$ $G_2 := \{Q, WoLF, PHC, WoLF\}$

his previous payoff. This means that the agent do not want to be exploited by the other agent. Suppose an agent i in group G_k has $r_i^t < r_i^{t-1}$ and he randomly select a group G_j . Agent i must found an agent $m \in G_j$ such that $r_m^t < r_m^{t-1}$ and $LA_i \neq LA_m$, otherwise agent i stay in his group. This mean that there is an agent in a group G_j that want to move and has different learning algorithm. After they make replacement, both of them still use his past experience in learning, i.e., Q , π , or other variables and parameters he already use. So, all agents can experienced their action over time, and because all learning algorithm use joint action as a state to upgrade their Q value, this make all agents can have much time to explore their action.

5. SIMULATION AND RESULTS

To simulate the mechanism, we construct two groups of N people with different model of learning to play social dilemma game. Each group consist of $N_1 = N_2 = N = 4$ with different learning model. Table 3 shows all scenarios we use in the simulation. The objective of all scenarios is to find a composition of learning algorithm that exhibits cooperative behavior through moving mechanism. In the first scenario, each agent in a group has different learning algorithm, the first group of the second scenario consists of non-cooperative learning (PHC and WoLF) and only one agent has cooperative learning (Q). The second group of the third scenario consists of all non-cooperative learning and each group only has one agent with cooperative learning in the fourth scenario. We set the same simulation parameters as in Table 2 and the game parameters are also same as in Section 3. As we can see in Figure 4, average contribution with moving mechanism can increase cooperative behavior among agents. Cooperative action that increases in the second group can be maintained and improved. As a result, no improvement produced in the first group. There are no agents want to move to

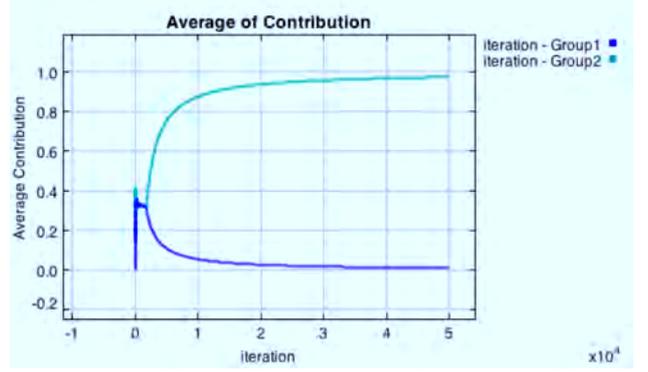


Fig. 4 Performance of the First Scenario

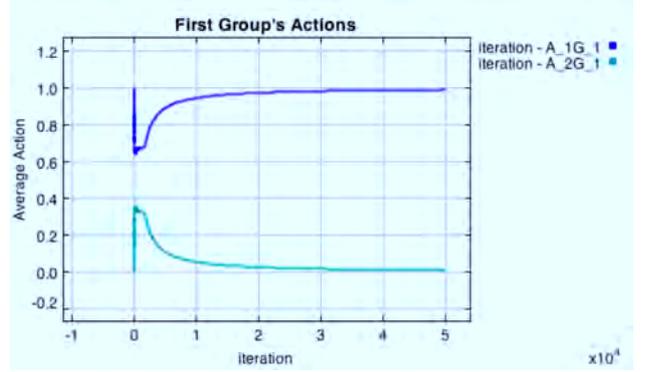


Fig. 5 Average Action of the First Scenario (G1)

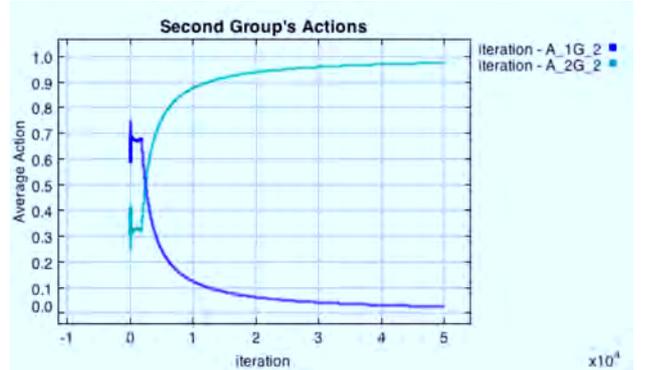


Fig. 6 Average Action of the First Scenario (G2)

the first group, because their feel better in the second group.

Figure 5 and Figure 6 shows the dynamic of average action of the first group and the second group, respectively. In the second group, cooperative action ($a = 1$) increase over time and non-cooperative action ($a = 0$) tends to zero. This situation did not happened in the first group, cooperative action tends to zero and non-cooperative action tends to one. The

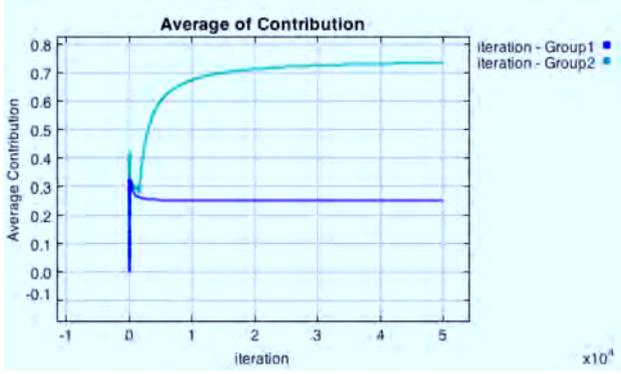


Fig. 7 Performance of the Second Scenario

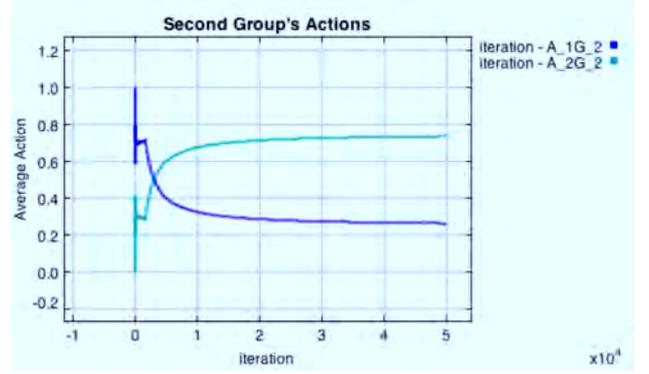


Fig. 9 Average Action of the Second Scenario (G2)



Fig. 8 Average Action of the Second Scenario (G1)

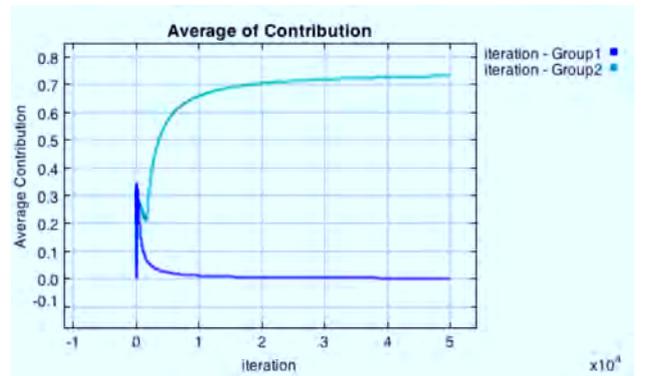


Fig. 10 Performance of the Third Scenario

first group becomes worst because after the agents of the second group feel better in their group, no agents move. The final composition of learning algorithm for each group in the first scenario is: $G_1 := \{WoLF, PHC, PHC, WoLF\}$ and $G_2 := \{Q, Q, S, S\}$. In a group dominated by non-cooperative learning, cooperative agent will move to other group. As we can see in Figure 7, the second group can improve cooperative behavior after cooperative agent in the first group move to the second group.

This situation is differing from the first scenario, as we can see in Figure 8 and 9 cooperative action ($a = 1$) does not drastically goes to 1. The final composition of learning algorithm for each group in the second scenario is: $G_1 := \{PHC, WoLF, PHC, WoLF\}$ and $G_2 := \{WoLF, Q, Q, S\}$. As we can see in the Figures 10, 11, and 12 of the third scenario exhibits same behavior with the second scenario. If in the group there are enough number of cooperative agents, cooperative behavior still be developed. The final composition of learning algorithm for each group in the third scenario is: $G_1 := \{WoLF, PHC, WoLF, PHC\}$ and

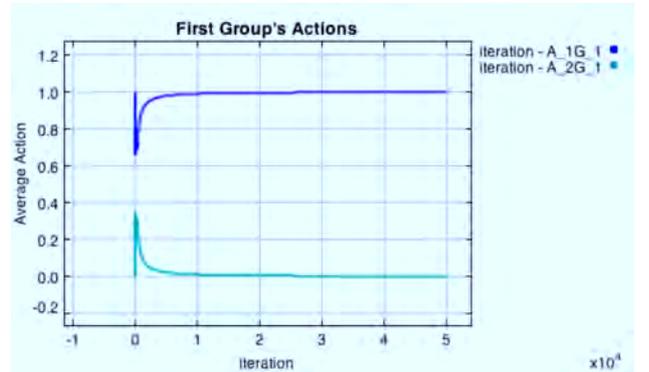


Fig. 11 Average Action of the Third Scenario (G1)

$G_2 := \{S, Q, WoLF, S\}$. What happen if in the group there is not enough number of cooperative agents?

Figures 13, 14, and 15 shows that cooperative behavior cannot be achieve. Non-cooperative learners dominate both groups so that cooperative learners do not have much opportunity to move.

The mechanism make one group do better but not to another group. If a group had already do better (cooperative behavior), the member of the group

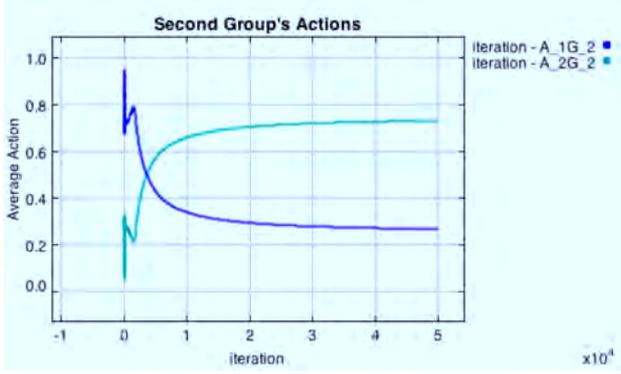


Fig. 12 Average Action of the Third Scenario (G2)

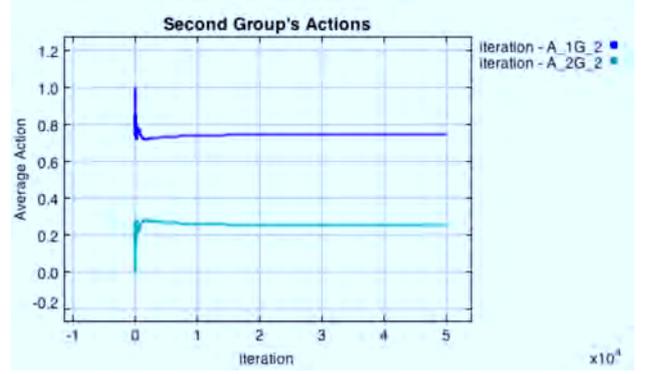


Fig. 15 Average Action of the Fourth Scenario (G2)

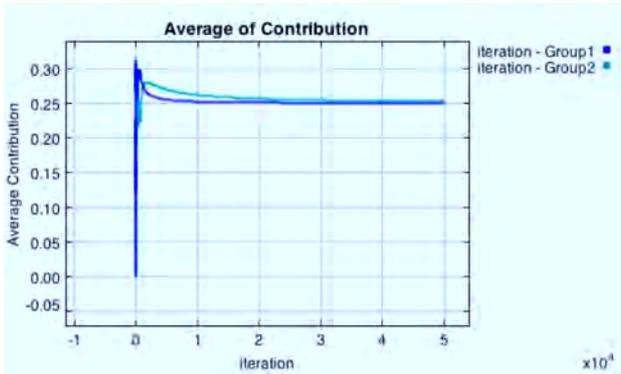


Fig. 13 Performance of the Fourth Scenario

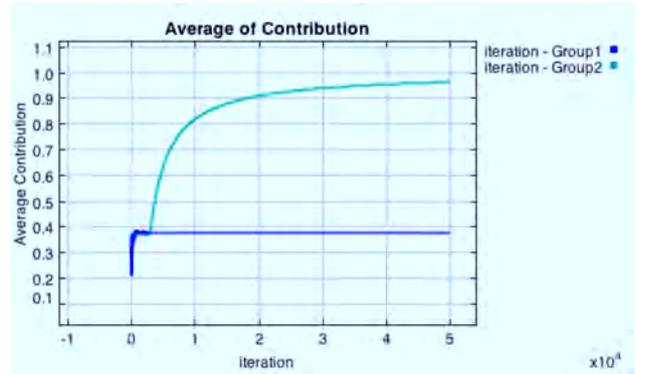


Fig. 16 Performance



Fig. 14 Average Action of the Fourth Scenario (G1)

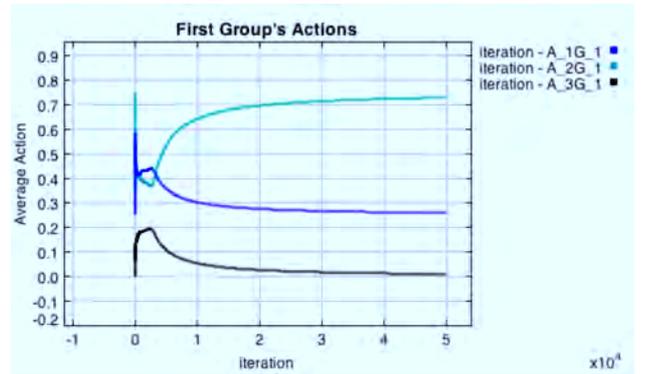


Fig. 17 Average Action (G1)

do not want to move anymore. So, the moving process is finished and another group cannot do better anymore. The final composition of learning algorithm for each group in the fourth scenario is: $G_1 := \{PHC, PHC, WoLF, WoLF\}$ and $G_2 := \{S, WoLF, PHC, Q\}$. Although in the second group there are two agents with cooperative learning algorithm, the effect of non-cooperative agents is too high in determines a joint action. We want to shows the

performance of moving mechanism if the number of actions is increases. We set the learning algorithm same as the first scenario. Figures 16, 17, and 18 shows the results of simulation. Cooperative behavior can be achieved in the second group. The final composition of learning algorithm for each group is: $G_1 := \{WoLF, PHC, WoLF, PHC\}$ and $G_2 := \{S, Q, Q, S\}$.

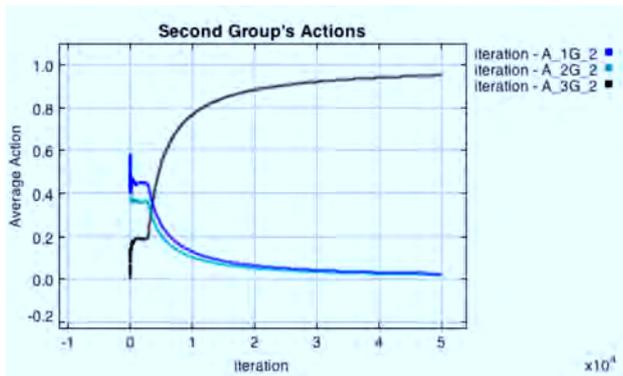


Fig. 18 Average Action (G2)

6. DISCUSSION AND CONCLUSION

From the above results, we can find three interesting results about how agents can improve their cooperative behavior by learning. The first one is agents might have different way of learning. In this situation, agents have possibility to explore their alternatives. The exploration process can make possibility to find cooperative action, but can be exploited by the other agent. The second one is moving mechanism allow an agent to move from his group and can make the exploiter do not have chance to exploit another agent. An Agent did not move if he satisfied with the group response. If an agent feels the other agents in a group do not want to increase their contribution, he move to another group. An agent moves to another group with different way of learning and with his past experience. So, cooperative agents always move and keep his cooperative behavior. Because all agents do exploration in their learning, it is possible at one time a moving agent with cooperative behavior will found another agent in a group that behave cooperatively (make more contribution) and stay there. The mechanism also makes joint action vary overtime so that an agent can learn all of joint action. The third one is by searching the composition of agent with different way of learning; we can improve cooperative behavior among agents. The composition can be achieved with moving mechanism based on agent's satisfaction. If in the group there are enough number of cooperative agents, cooperative behavior still be developed, and found the composition. However, the mechanism only makes one of the group with cooperative behavior, and the other group with low cooperative behavior. Our simulation only use two groups with four agents in each group, it

is possible to add the number of groups and the number of agents. With only two groups, the opportunity for an agent to move is low and can make one group fail to establish cooperative behavior because the other group had already perform better, as a result no agents want to move. Our future research will discuss about this issue and a mechanism that will achieve high cooperative behavior among all groups. Based on the discussion above, we conclude that learning in heterogeneous agent to improve cooperative behavior can be achieved with moving mechanism based on agent's satisfaction as long as the number of cooperative learners are enough to make non-cooperative learners do cooperative action.

References

- 1) Caroline Claus, Craig Boutilier., "The dynamics of reinforcement learning in cooperative multi-agent systems", *In Proceedings of the 6th Conference On Artificial Intelligence (AAAI-98) and of the 11th Conference On Innovative Applications of Intelligence (IAAI-98)*, pp764-752, 1998.
- 2) Dipyaman, B., Sandip, Sen., " Reaching pareto-optimality in prisoner's dilemma using conditional joint action learning ", *Auton Agent Multi-Agent Syst*, Vol. 15, pp91-108, 2007.
- 3) Enrique Munoz de Conte., Alessandro Lazaric., Marcello Restelli., " Learning to cooperate in multi-agent social dilemma", *In Proceedings of the fifth international joint conference on Autonomous agents and multi-agent systems*, pp783-785, 2006.
- 4) Jeffrey R. Stimpson., Michael A. Goodrich., " Learning to cooperate in a social dilemma: A satisficing approach to bargaining", *In Proceedings of the 20th International Conference on Machine Learning*, pp728735, 2003.
- 5) M. Bowling., M. Veloso," Multi-agent learning using variable learning rate", *Journal of Artificial Intelligence*, pp136:215-250, 2002.
- 6) Richard S. Sutton., Andrew G. Barto., " Reinforcement Learning: An Introduction", *MIT Press*, 1998.
- 7) Tuomas W.S, Robert H.Crites., " Multi-agent reinforcement learning in the iterated prisoner's dilemma", *Biosystems*, Vol. 37(1-2), pp147-146, 1995.

Problem Digestion by Assembly of Interest-Driven Agents

Hamed KHANDAN[†], Takao TERANO[†]

[†]Terano Lab., Dep. Computational Intelligence and System Sciences, Tokyo Institute of Technology
4259-J2-52 Nagatsuta-Cho, Midori-ku, Yokohama, Japan 226-8502
emails: hamed@trn.dis.titech.ac.jp, terano@dis.titech.ac.jp

Abstract

It is well understood that an ensemble of problem solvers works better than any single of them, as a fact that is studied with Bagging, Boosting and Hierarchical Mixture of Experts. We bring this power of ensembles to a whole new front by employing autonomous problem solver agents who engage in problem solving organizational assemblies, and propose it as a superior framework for these sorts of problems. The organization has higher level nodes, namely, agencies, who keep track of other agents, but do not manage them. Experts have absolute freedom to choose their parts in the problem at hand, giving the assembly certain advantages. Implementation of this idea demonstrates considerable improvement both in terms of accuracy and speed.

Introduction

Several decades ago, Marvin Minsky introduced the concept of agents; and the way these simple agents can work together to carry out considerably complicated intelligent tasks. Today software agents are widely used for simulation purposes and networking (as mobile agents). In terms of AI, also, making so-called intelligent agents are common. But despite the ever increasing popularity of agent-based systems, the direction of original Minsky's vision is the least regarded. Yet, nothing is more idealistic than the ability of solving arbitrary problems by a computational system; and no other theory can make such a strong claim, but Minsky's "Society of Mind (Minsky 1988)".

With its aim in that direction, this report is a part of our research called "Trade-Oriented Artificial Social Intelligence" or TASI for short. TASI is an effort to establish a "society of mind" with a socio-mimicry discipline, assuming cooperation of people and organizations via trade, as the model. Currently we restrict this research to regression and classification problems. Specifically, regression solutions are vital for a wide range of intelligent machine control applications; and we hope to mark an advancement in machine control by focusing on that topic.

Our discussion here is dedicated to the interest-driven behavior of problem-solver agents. We testify this management philosophy that freedom helps productivity and leads to better results. Therefore, we eliminate the control of

Copyright © 2010, American Association for Artificial Intelligence (www.aaai.org). All rights reserved.

higher level authorities over their employees to establish them the right of *freedom*, and define a measure of *joy* for them, which is related to their payoff. We observe then, with less number of agents the problem can be effectively solved — a good lesson to learn not only by AI community, but also by corporate managers (More discussion in Section and).

There exist a number of classic solutions, collectively known as *ensemble methods*. Although these are not formulated from an agent-based perspective, they can be merely seen as if they were. These methods including, Bagging (Breiman 1996), Boosting (Freund 1995), Classification and Regression Trees (CART) (Bramer 2007), and Hierarchical Mixture of Experts (HME) (Jordan and Jacobs 1994) (Bishop and Svensn 2003), put together the outputs of an array of problem-solvers to carry out higher quality results. In ensemble literature, these problem solvers are called *experts*, but for certain reasons we rather the term *specialist* here. There is a lesson to learn from the simplest one, namely, Bagging, which says the result of joining several problem-solvers together is just better than any single of them.(Bhlmann and Yu 2002) Boosting, yet works better than Bagging. HME is generalized decision tree with soft-switching functionality that identifies the best solvers for each input. In order to achieve our objective in this paper, we came up with a *meta* framework that not only covers all of these ensemble methods, but helps to create newer ones easily. However, in contrast with these methods, our main concern will be the specialists rather than the fusion algorithm.

In the next section of this paper (section) we talk about the framework just mentioned above. In section , functional behavior of agents is explained. Section describes the platform we created to implement our solution as well as the practical results. Section concludes this paper with a few discussions.

Modular Model

Social Roles

In factories or corporations, employees are usually assigned to a set of tasks such as cleaning the floor or research for a cure for cancer. We say, these employees are specialists in those tasks and call him an *specialist agents*. The job of specialists is always production, whether they pro-

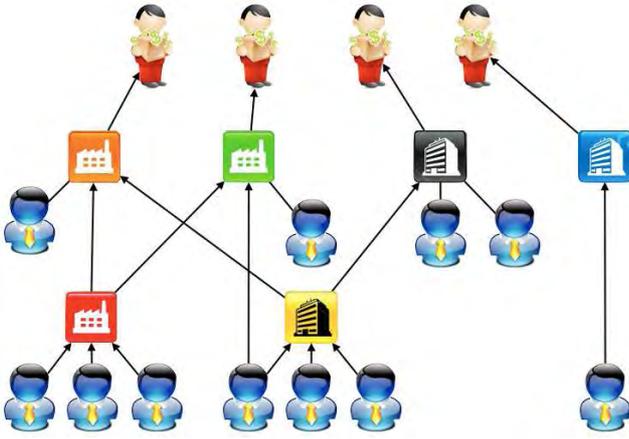


Figure 1: Product chain model

duce goods or services. For example, product of an specialist can be the service of clearing the floor. Factories and corporations and other forms of institutions are not just a gathering of agents but they provide facilities for them to put their products together and produce more sophisticated products. We apply the term *agency* to these institutions. Agencies are, in a sense, complex specialist; since they are productive in specific fields. So, in the terms of object-oriented programming, it is fair to call *Agency* as a sub-classes of *Specialist* which have references to a collection of other specialists. Specialists (and agencies) bound themselves via *contracts* with their respective institution(s), which, among other things, indicates how they are going to be rewarded for their productivity. The network of interconnected agents that leads to production of an specific product is called a *supply chain*. At the top of the supply chain stand the *customers* who are the actual payers for the whole chain. The operation of agents in a supply chain is driven by end customers (see Figure 1).

Hence, we defined three essential types of agents:

- Specialist — those who implement a specific solution and focus on a limited portion of the pattern-space.
- Agency — A specialist institution emerged by the gathering of some specialists. The function of agency is (1) to maintain a record of its members and their performance, (2) provide members with information about the overall performance of their group, (3) identify and advertise opportunities for higher payoff to its members.
- Customer — A human or machine agent who asks the system to solve a problem.

Ensemble Framework

Here, three types of agents introduced above are used to establish a framework for ensemble methods. These framework is essential for future topics.

A regression or classification problem is about the mapping between a set of inputs or patterns to a set of output or targets. We call the set of inputs, the pattern-space, and

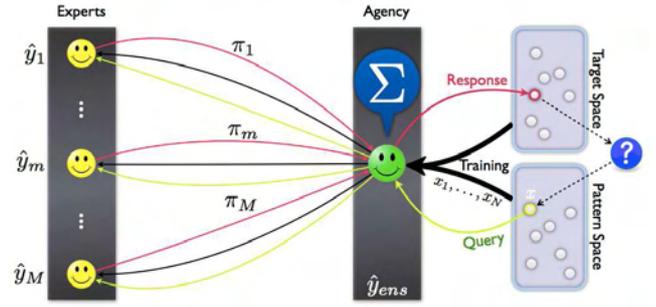


Figure 2: Framework for ensemble methods

the set of outputs, the target-space. In classification problems, the target-space is discrete and countable. If we imagine a classifier or a regressor as an specialist, formulating an ensemble method is the matter of designing the agency which is going to combine the products of those specialists working on the same patterns-space to produce outputs with higher accuracy.

The function of agency is illustrated with M specialists in Figure 2. First, it feeds training data to the corresponding specialists in a proper manner. Then, customer comes and makes a query asking a pattern to be solved. The agency forwards the query to appropriate specialists and each individual of them sends back a value in the target space. The agency uses a function per expert, called the gating function (π_m) which indicates the trustability of each specialist's results. π_m is sometimes a number which is derived from overall error of each expert, and sometimes is a function of pattern x , denoted as $\pi_m(x)$, which determines the trustability of each expert for each point in the patterns space. Having the value of π_m , the agency performs a weighted average on the outputs of experts and provides the customer with the final result in the target-space.

Table 1 summarizes how we can fit all types of ensemble methods inside this framework. It can be seen how it was easy for us to propose a better ensemble method. And it shall be easy for others as well.

Now, although this framework is very useful, our real intention was not to formulate the agency, but to put them aside with peace of mind, and open up a space for the specialists to show up. This will be the topic of the next section.

Functional Model

We believe providing employees with enough information and letting them to be free to choose what they want to do, will enhance their performance. We put this idea into test here. We want specialists to be free to choose their part in the work at hand, rather than to be chosen by agencies. In fact, the specialists (1) shall create their higher-level agencies, and (2) shall decide which part of the problem they want to solve. The following sub-sections describe the functionality of agencies, and the personal and social aspects of the functionality of specialists.

	Gating	Training	Query
Bagging	$\pi_m = \frac{1}{M}$	Bootstrap	Send to all
Boosting	$\pi_m = g(1 - \epsilon_m)$	$w_{m,n} = f(\hat{y}_{m-1}(x_n))$	Send to all
Decision Tree	$\pi_m \in \{0, 1\}$	Send to all	To the best
HME	$\pi_m(x) = \frac{e^{\epsilon_m(x)}}{\sum_{k=1}^M e^{\epsilon_k(x)}}$	Send to all	Send to all
Ours	Mixture of Gaussians	Interest agents	Eligible agents
Your's

Table 1: Summary of ensemble methods

Functionality of Agencies

In fact, the important capability of higher level agents is not their potential to give orders to the others, but their broader knowledge of the problem space and meta parameters. That means, it doesn't heart to eliminate management privilege from agencies to set specialists free. Instead, an agency can provide its knowledge to it member agents a service. Hence, we define agency as an agent providing the following services:

- Provision of training data for the area of its coverage.
- Storing and providing meta-information of its member agents.
- Calculation and publication of the ensemble error profile of its under-cover agents.
- Identification of potential places with higher payoff.

Personal Functionality of Specialists

A specialist should be able to decide which part of the pattern-space it wants to focus on, and they make that decision based on their sense of "joy". We call this, *the pattern-space allocation problems*. Basically, joy is a measure of satisfaction. One can imagine many interpretations for joy as well as many approaches to pattern-space allocation. We explain only a simple one of them here. In this work, the satisfaction is determined with respect to the amount of contribution of an individual in the reduction of ensemble error.

The pattern-space allocation problem can be discussed with two parameter: the center of focus, and the area of focus. As of the center, we implement a sort of steepest ascend, that can also be compared with sugar-scape problem. An agent, first asks its agency for information about ensemble error profile. Then, with the help of agency, it identifies the nearest and steepest way up and moves in that direction. The movement paste is proportional to the attractiveness of the target point. For the focus range, the expert can employ recursive least squares to determine whether to shrink or expand its coverage, and to converge to a appropriate amount of coverage.

Social Functionality of Specialists

When a specialist finds a problem hard to solve, it advertises that opportunity for other specialists. Perhaps, one may be interested to make profit out of that problem and replies to the advertisement of that agent. Two agents, then, establish an agency together in order to produce ensemble results and

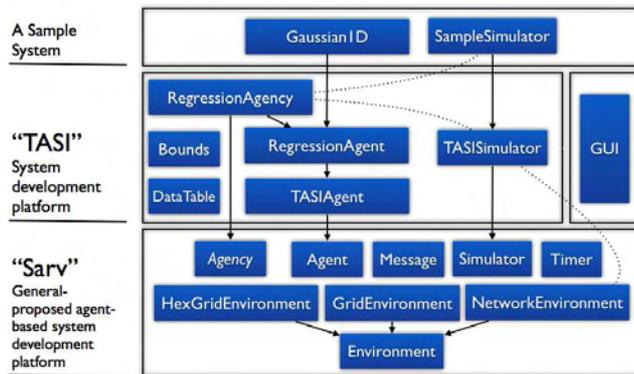


Figure 3: Inheritance graph for Sarv/TASI class library bundle

farther continue their collaboration. If the problem is hard enough, or wide enough, that agency may employ more specialists later.

Please notice this interesting phenomena of bottom-up assembly of the organization, which is very rare in computational intelligence, but very common in the real business world.

The bottom-up approach in formation of the social assembly comes up with an interesting property of self-healing, from within its very nature. If an agency fails for any reason, replacement will be generated by specialists. And if specialists fail, replacements will be also generated by agencies. If it was top-down approach, higher level agencies which are more vital, could not be replaced.

Implementation and Results

We created a class library called *TASI* in Java in order to make a development platform for interest-driven trade-oriented agents. Because existing agent-development platforms were not sufficient for our purposes, we also developed a general-purposed agent-development with the desired properties and called it *Sarv*. Figure 3 shows the Sarv/TASI platform bundle at one glance. We also made a basic GUI to observe the performance of TASI-based agents.

In TASI platform, TASI Agent implements "Contract-Net" protocol (Smith 1980) for interaction between agents. Regression Agent implements the interest-driven behavior explained above, and Regression Agency is a sub-class of Regression Agent, as expected.

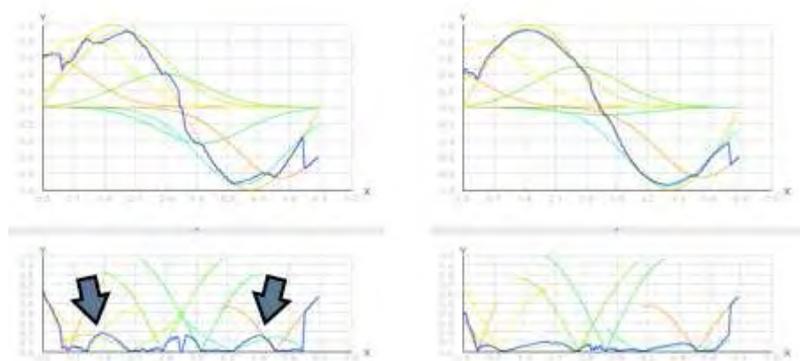


Figure 4: Evaluation result — Upper parts show the output of individuals and the ensemble. The lower parts show the error. The left set of images show the system after one step, and the right set of images shows it after 10 steps.

The figure 4 shows the test we conducted with this system. The target function is a period of sine function, and specialists are single Gaussian bell-shaped function who fit themselves to the portion of the problem under their coverage using simple IR-LS algorithm (Bishop 2006)¹. It can be seen that in the second step, the experts move towards two high “hills” marked in the picture. As of the third step, the estimation already makes sense, and it takes about 10 steps for the system to converge to an acceptable estimation.

While usually a linear regression solution needs about 25 instances of basis function (Bishop 2006)², we could achieve with only a few, by implementing our solution. Although in training phase, this system has high message cost and may waste more time for interaction between agents, it is obviously faster and more accurate in evaluation phase and is expected to demonstrate an enormous degree of adaptability.

Conclusion and Future Works

The innovations and experiences reported in this paper was made to revive the theory of “Society of Mind” with a new discipline of socio-mimicry. Our work in that respect, is to use business as a model and design three basic types of software agents, namely, specialists, agencies, and customers, with certain properties and behaviors to establish an institutionalized society accordingly. We are also constantly working to develop a software platform to make it easy to create these agent.

We focus on regression problem, designing an *adaptable* ensemble meta architecture, and programming a number of simple agents for that purpose. Giving the agents the right of “freedom” and feeling of “joy” we observe that the ensemble becomes far more productive than known ensemble method, producing better results by consuming less resources. It can also be argued that a social assembly generated by these interest-driven agents demonstrates the capability of self-healing.

¹Section 4.3.3

²See figure 3.5

As of the future, we will continue this trend. We plan to implement heterogeneous specialists and let this system solve more sophisticated problems. Also an economical system is missing in our design which will be designed and implemented.

References

- Bishop, C. M., and Svensn, M. 2003. Bayesian hierarchical mixtures of experts. In Kjaerulff, U., and Meek, C., eds., *Proceedings Nineteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, 5764. Morgan Kaufmann.
- Bishop, C. M. 2006. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer Science.
- Bramer, M. 2007. *Principles of Data Mining*. Springer London.
- Breiman, L. 1996. Bagging predictors. *Machine Learning* 24(2):123–140.
- Bhlmann, P., and Yu, B. 2002. Analyzing bagging. *Annals of Statistics* 30(4):927–961.
- Freund, Y. 1995. Boosting a weak learning algorithm by majority. *Information and Computation* 121(2):256 – 285.
- Jordan, M. I., and Jacobs, R. A. 1994. Hierarchical mixtures of experts and the em algorithm. *Neural Computation* 6(2):181–214.
- Minsky, M. 1988. *The Society of Mind*. Simon & Schuster.
- Smith, R. 1980. The contract net protocol: High-level communication and control in a distributed problem solver. *Computers, IEEE Transactions on C-29*(12):1104–1113.

エージェントベースシミュレーションによる ワークフロー支援システムの評価

齋藤 博己, 阿部 哲也
京都大学 大学院情報学研究科
池田 心

北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科
大平 健司, 森 幹彦, 上原 哲太郎, 喜多 一
京都大学 学術情報メディアセンター

An Agent-Based Approach to Evaluation of Workflow Support Systems

Hiroki Saito, Tetsuya Abe
Graduate School of Informatics, Kyoto University
Kokolo Ikeda

School of Information Science, Japan Advanced Institute of Science and Technology
Kenji Ohira, Mikihiro Mori, Tetsutaro Uehara, Hajime Kita
Academic Center for Computing and Media Studies, Kyoto University

Abstract— ワークフロー支援システムの利用により、業務手続きの効率化が期待される。しかしそのためには、業務を行う作業員の振る舞いを考慮したシステム構築が課題となる。この課題に対して、本研究では作業員をエージェントとしてモデル化したワークフローシミュレータを構築した。このシミュレータを用いて、職種の異なる複数の職員が関与する問い合わせ管理システムにおける業務改善の事例についてシミュレーションによる効果の分析を行う。

1 はじめに

「ワークフロー」とはオフィス業務などのビジネスプロセスのモデルや、実現される手続きを指す用語である。ワークフローは複数の担当者からなる手続きを効率的に実行するために設計されるもので、(1) 作業内容、(2) 作業の実行順序、(2) 作業の担当者という3種類の要素でモデル化する事が出来る¹⁾。

ワークフローは情報システムによる自動化などの支援のもとで効率的に実現される。このような情報システムはグループウェアの分類では離散的、非同期的なものと位置づけられる。ワークフローとそれに関連する情報技術は、業務処理時間の短縮、業務管理の効率化、BPR (ビジネス・プロセス・リエンジニアリング) に役立てられることが期待されている²⁾。

本稿では、ワークフローを効率的に実現するための情報システムを「ワークフロー支援システム (Workflow Support System 以降 WSS と略す)」と呼ぶ。ワークフロー支援の基本的な枠組みは、外部から与えられたワークフローの定義に従って、作業の実行単位であるタスクを作業員に割り当てるもので、そのフレームワークを定義した物として Workflow Management Coalition (WfMC) のワークフロー参照モデルがある³⁾。

WSS などで利用されるワークフローモデルとして、様々なワークフロー記述言語が提案されている。ワークフロー記述言語の表現能力と言語に対応した WSS の機能は多様である。ワークフロー記述言語や WSS の振る舞いの類型として、ワークフローパターンが研究されている^{4, 5, 6)}。

以上の技術はワークフローを実現するために有用なものであるが、効率的なワークフローを実現するためには、さらに人間の業務担当者の振る舞いを考慮して

システムの設計を行う事が課題となる。例えば、手続きの処理時間に影響する項目としては、(1) 次の担当者に作業内容を届けるための所要時間 (2) 作業内容が届けられてから実行されるまでの滞納時間 (3) 作業でのミス (4) 作業内容の届け先のミス (5) 作業の処理能力、などがある²⁾。

このような課題に対して、本研究では業務を行う人間をソフトウェアエージェントとしてモデル化し、一般的なワークフローや WSS を評価するシミュレータを開発した。このシミュレータによってワークフロー業務に影響する作業員の能力やスケジュール振る舞いなどを考慮して WSS を評価することが可能になった。本稿では、ワークフローの業務実例をモデル化しシミュレートすることで開発したシミュレータの有効性を示した。

本論文の構成は次のようになっている。本章は、ワークフローに関連する研究背景と目的の解説である。次の2章ではワークフローシミュレーションに関わる関連研究について述べる。3章では開発したワークフローシミュレータを解説する。4章では、問い合わせ管理システムのワークフローの業務実例のシミュレーションについて解説する。最後の5章は本稿のまとめである。

2 ワークフローシミュレーション

ワークフローでは、限られたリソースによって、複数の手続きが並列に処理される。さらに、手続きの実行手順の複雑さなどが評価の難しさにつながる。そこで、ワークフローの評価や改善のためのツールとして、コンピュータによるシミュレーションが期待されている。実用化された WSS 製品の機能としても、ワークフローの可視化分析ツールが提供されているがこの章では主に学術研究領域での評価アプローチについて説明

する。

ワークフローを制御ルールに着目してモデル化した研究として、ペトリネットを用いて業務シミュレーションを行なったものがある。このモデルでは、作業状態を表すノードと、作業実行状態遷移に対応するネットワークの上を、作業員に対応するトークンを移動させることで業務を表現する事が出来る⁷⁾。

作業員の振る舞いを評価に組み入れるアプローチとしては、エージェントベースシミュレーションが代表的である。人間をソフトウェアエージェントとして表すこのアプローチは社会シミュレーションの分野に多くみられる^{8, 9, 10, 11, 12)}。

エージェントベースのアプローチは、個別の事例の評価に適用されるだけでなく、汎用的なシミュレータにも取り入れられている。その例としては、SOARS¹³⁾やBrahms¹⁴⁾などが挙げられる。これらのシミュレータは社会システムや業務のシミュレーションに広く利用でき、モデルの記述や分析のための有用なツールも備わっている。ワークフロー評価のためにもこのようなシミュレーションツールを実現することが期待される。

先行研究には、開発したWSSの評価にエージェントベースシミュレーションを用いたものがある¹⁵⁾。この研究では作業員の振る舞いが業務に与える影響が示された。この先行研究でのシミュレータは特定のWSSのスケジューリング機能に関連して作業員エージェントの振る舞いが設計されていたが、本研究では一般的なWSSの構成や作業員の振る舞いをモデル化できる汎用的なシミュレータを実現する。本研究の作業員エージェントはシステムにアクセスしタスクを確認する頻度を扱っているが、この先行研究で述べられたアイデアを参考にした。本研究ではこの様な、エージェントの多様性や特殊性をワークフロー評価のための重要な点として扱う。

3 シミュレータの開発

本研究では業務を行う人間の振る舞いを考慮した上で一般的なワークフローやWSSを評価できるシミュレーションツールを開発する。そのためのアプローチとして、作業員をエージェントベースのモデルで記述する。以降ではまず、具体的な設計に先立ってワークフロー評価の要点とそれに対応するエージェントモデルの設計について述べる。

ワークフローの評価のポイントとしては、

- 手続きの開始から完了までの所要時間 (ターンアラウンド)
- 特定の期間内で処理出来る手続きの件数 (スループット)
- 作業員への作業負荷

の3点であり、これらに大きく影響するエージェントの振る舞いは、

1. 業務を実行する期間
2. 業務を実行するタイミング
3. 業務の処理能力

以上の3点だと考えた。

これら3点に關係する条件を実際の業務の状況に即して設定出来ることをモデル設計の課題と定め、そこで、(1) 業務スケジュール (2) タスク確認のタイミング (3) タスク処理の所要時間という3つのパラメータを与えることとした。このようなモデルによると、例えば次のような業務を記述する事が出来る。「作業員Aは毎週月曜の9:00から12:00まで作業する、タスクを30分ごとに確認し、タスクがあった場合には一件当たり10分かけて処理する。」業務時間外ではタスクがあっても処理されない、業務時間内でもタスクに気がつかなければ処理されないという現実が起こりうる状況を表現する事が可能となる。

3.1 シミュレーションモデル

シミュレーションのモデルはWSS、顧客エージェント、作業員エージェントの3つの部分からなる。

WSSはタスクとタスクの実行順序などの業務に関する情報を持つ。シミュレーションのために分岐先や所要時間を決定する確率的な条件などもここで扱う。また、作業員エージェントに対してどのようにタスクを割り当てるかもタスクの種類ごとに定められる。ワークフローの制御方式やタスクの割り当て方式はワークフローパターンやワークフロー関連実務に関わる作業員へのインタビューを通じて設計した。

- タスクの所要時間 (確率的に変動)
- タスクの実行手順 (確率的に変動)
- タスクの割り当て方式

顧客エージェントは曜日ごとに分単位で定められた業務スケジュールを持ち、業務時間内にワークフローに対応する手続きの実行要求を確率的に発生させる。

- 曜日ごとの業務時間
- 要求対象のワークフロー
- 要求の発生頻度

作業員エージェントも顧客エージェントと同様に曜日ごと分単位で定められた業務スケジュールを持ち、その間にWSSに割り当てられたタスクを処理する。タスクは業務時間開始時に確認しその後は定められた間隔で新たなタスクがないかを確認する。タスクの割り当てに気付くと定められた処理時間を使い処理する。複数のタスクがある場合などのタスク処理の優先順位を定めることが出来る。

- 曜日ごとの業務時間
- 処理するタスクと処理速度
- タスクを確認する時間間隔
- タスクの優先順位

WSS、顧客エージェント、そして作業員エージェントのインタラクションはFig. 1に示す。まず、顧客エージェントがWSSに新たな手続きの生成を要求すると、

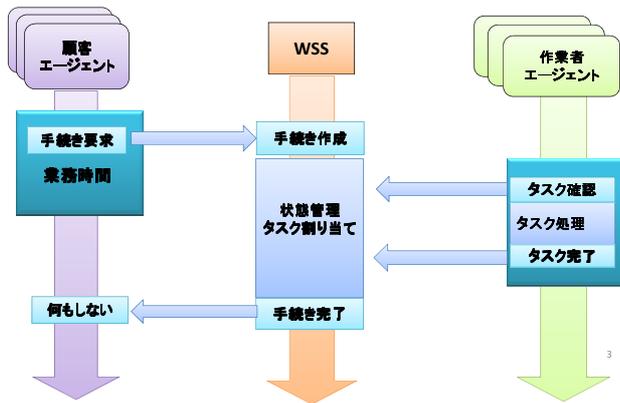


Fig. 1: エージェントと WSS のインタラクション

WSS は新たな手続きの状態を管理し、その中に含まれるタスクの割り当てを決定される。作業者エージェントは WSS にアクセスして新たなタスクを確認し、そのとき新たなタスクが割り当てられていれば既定の所要時間かけて処理し、完了したらそれを WSS に報告する。

3.2 シミュレータの実装

実装は Java で行なった。ワークフロー、顧客エージェント、作業者エージェントの 3 つの設定ファイルに加えて、作業ディレクトリやシミュレーション期間などを設定するコンフィグファイルを XML 形式で与えた。

シミュレータは設定ファイルをもとにエージェントやシステムのインスタンスを作成したのち、1 分ごとの状態を更新していく。その時、シミュレーションのログとして手続きやタスクの開始終了時間や作業者エージェントの毎分のステータスを記した CSV ファイルが保存される。この CSV ファイルの分析には表計算ソフトなどを用いる。

シミュレータ内部での確率的な挙動は 1 つの乱数発生モジュールを用いて実現した。ただし、異なる設定のシミュレーション間で顧客エージェントによる手続き発生タイミングや、確率的な振る舞いを共通にすることも必要であるため、顧客エージェントによる手続き発生タイミングや確率的な条件分岐に用いた乱数パラメータを中間ファイルに書き出しておき、他のシミュレーションで利用することも可能な構成をとった。

4 業務実例のシミュレーション

大学での問い合わせ管理システムのワークフローの業務実例をモデル化し、シミュレートした。この業務シミュレーションによって、開発したシミュレータの利用方法や有効性を示す。

例としてとりあげた問い合わせ管理システムでは、コンピュータシステムの利用者からの全ての問い合わせを問い合わせ窓口担当者で技術職員らで処理する。手続きの流れは次のようになっている。

1. 全ての問い合わせ内容を窓口担当者が確認する
2. 技術的に難しい問い合わせは技術職員に送られる
3. 技術職員の回答は窓口で取りまとめられ利用者に送られる



Fig. 2: ケース 1: 問題と業務時間シフト

4. 簡単な問い合わせは窓口で処理される

このワークフローは、技術職員の業務を煩わせないために、窓口担当者が質問の確認作業と割り当てに行っている。また、このワークフローでは、異なる担当者を経由する事による遅延や作業割り当てのミスが生じる点などを考慮する必要がある。このワークフローについて次の 3 つのケースをシミュレートした。

ケース 1 窓口担当者の業務時間シフトによる業務改善の効果

ケース 2 タスク確認頻度の業務への影響

ケース 3 窓口担当者の問い合わせ割り当てミスの業務への影響

ケース 1 は業務の現場における業務改善の実例をシミュレートしその効果の評価したものである。ケース 2 とケース 3 では作業者の振る舞いの変化がシステムにどのように影響するかをパラメータを少しずつ変化させて評価した。以降の章では各ケースについて、構築したシミュレーションモデルを解説し、シミュレーションの結果について議論する。

4.1 ケース 1: 窓口担当者の業務時間シフトによる業務改善

このワークフローでは、窓口担当者が技術職員に問い合わせを割り当てが、技術職員が忙しい時間帯にかけ、問い合わせの処理が滞るといった問題があった。その背景として次の 2 つの状況があった。

- 業務を 8:30 から技術職員が開始するのに対して、窓口担当者は業務開始が 10:00 からと遅かった
- 日中には技術職員はミーティングやメンテナンス業務などの問い合わせ対応以外の業務で忙しかった

この状況を改善するために、実際に窓口担当者の業務開始が 1 時間早い 9:00 に変更され (Fig. 2), その結果問い合わせ処理のターンアラウンドが向上した。この業務改善の効果をシミュレーションによって示す。

4.1.1 シミュレーションモデル

業務のモデルは窓口担当者と技術職員の 2 人にインタビューした結果をもとに設計したが、業務のパラメータはシミュレーションのために簡略化したものを設定してある。業務手続きのモデルは Fig. 3 に示したように、1 人の窓口担当者と 2 人の技術職員でコンピュータシステムの利用者からの問い合わせを処理するという

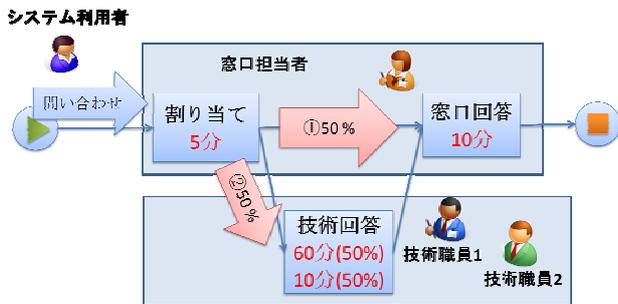


Fig. 3: ケース 1 : 業務手続きのモデル

Table 1: ケース 1 : シミュレーション設定

<タスク>	
問い割り当て	5分
窓口回答	10分
技術回答	10分(50%) 60分(50%)
<手続き 1 > (50%)	
問い割り当て	→ 窓口回答
<手続き 2 > (50%)	
問い割り当て	→ 技術回答
技術回答	→ 窓口回答
<タスク担当者>	
問い割り当て	窓口担当者
窓口回答	窓口担当者
技術回答	技術職員 1, 技術職員 2
<タスク割り当て>	
問い割り当て	窓口担当者
窓口回答	窓口担当者
技術回答	技術職員が選択
<タスク確認>	
窓口担当者	10分ごと
技術職員	10分ごと, 1件タスク取得
技術職員	技術職員 1 と同じ

ものである。処理の中で確率的に変化する部分は、(1) 問い合わせが窓口で処理するか、技術職員が処理するかという手続きの流れと(2) 技術職員の処理する問い合わせは10分で処理できる簡単なものか、60分で処理できる難しいものかということの2点である。

業務時間は Fig. 4 に示されている。窓口担当者の業務開始時間については業務変更前の10:00からと変更後の9:00からの2通りをシミュレートする。技術職員2人は日中他の業務で忙しくなることを表現するため、日中の業務時間を数時間ずつ減らしてある。数値で表されるシミュレーションの設定は Table 1 にも表した。

4.2 シミュレーション結果

100日のシミュレーションで352件の手続きが完了した、手続きの内訳は次のようになっている。

- 窓口職員が回答 165件 (47%)
- 技術職員が10分で回答 92件 (26%)
- 技術職員が60分で回答 95件 (27%)

窓口担当者の業務時間の変更によって、手続きのターンアラウンドがどのように変化したかを散布図 (Fig. 5) に示した。横軸と縦軸がそれぞれ変更前と変更後のター

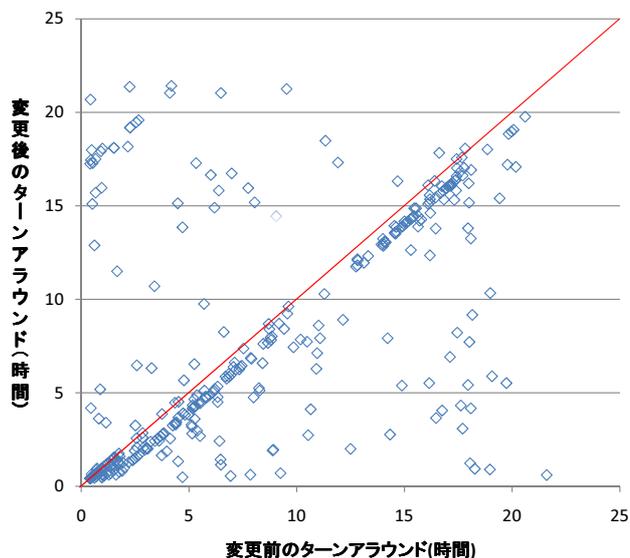


Fig. 5: ケース 1 : 業務時間変更によるターンアラウンドの変化

ンアラウンドを示しており、各点は同じタイミングに発生した手続きの業務変更前後のターンアラウンドを表している。表の左上に位置する手続きは業務変更によって大きくターンアラウンドが伸びたもので、逆に、この図の右下に位置する手続きはターンアラウンドが大きく短縮されたものである。左下から右上に向けて引かれた直線の下に多くの手続きが集まっていることが分かるが、これらは業務時間の変更によって1時間程度ターンアラウンドが向上した手続きである。

変更後のターンアラウンドの変化量に着目して、ヒストグラムで手続きを集計したものが Fig. 6 である。ターンアラウンドが短くなった手続きは左側の矩形内のカテゴリに集計され、伸びたものは右側の矩形内のカテゴリに集計されている。この図からはターンアラウンドの変化について次の事が分かる。

- 短くなったもの 248件 (70.5%)
- 変化なし 46(14%)
- 伸びた物 58(16.5%)

このシミュレーションでは窓口担当者の業務終了時間を1時間早めたため、手続きの翌日繰越が生じてターンアラウンドが大きく伸びたものがあった。実際の業務の現場では、業務時間の延長や補充要員などによって対処する事が出来る。

業務変更による改善の効果としては、約70%の手続きのターンアラウンドが向上したことから見てとることが出来る。また、一時間の業務時間変更によって、95件 (27%) の手続きが一時間以上改善したことに注目できる。

4.3 ケース 2 : タスク確認頻度の業務への影響

問い合わせ管理システムでは、Webベースのインタフェース上でタスクが処理されているが、それと同時に電子メールによってタスクに関する情報がやりとりされている。その理由として、窓口職員と技術職員は

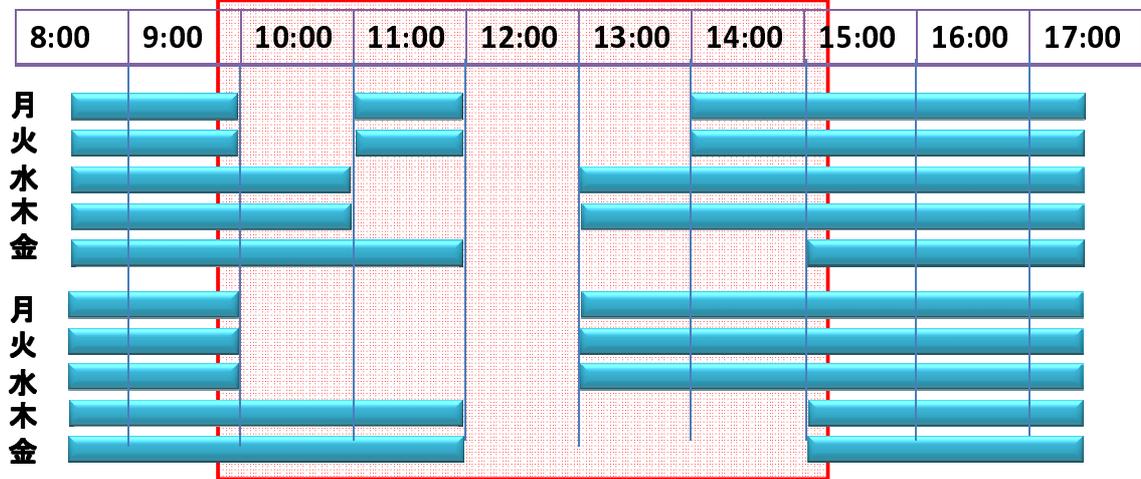
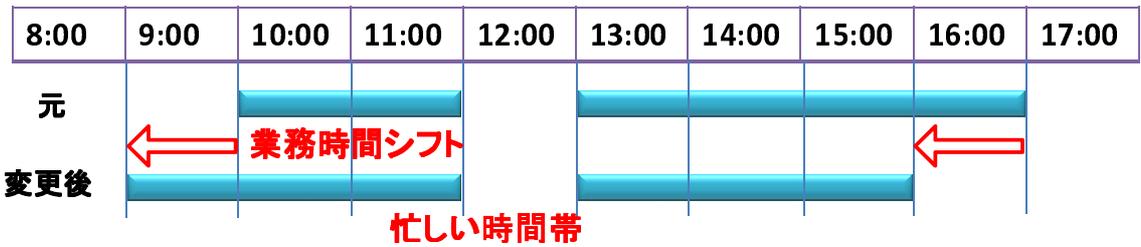


Fig. 4: ケース 1 : 業務時間のモデル

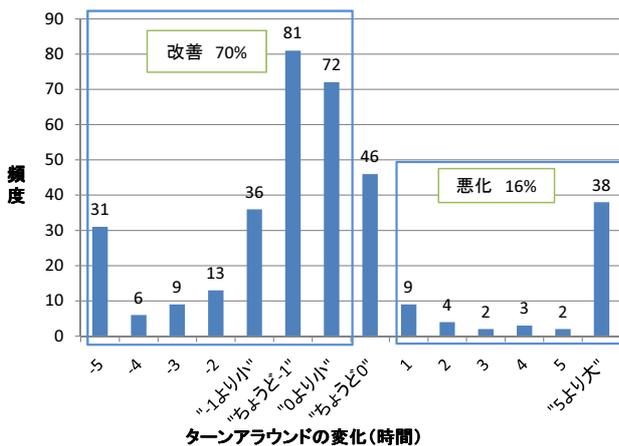


Fig. 6: ケース 1 : ターンアラウンド変化と対応する手続き件数

電子メールで伝えられることで、タスクの割り当てに素早く気付くことができるからである。

このケースでは、タスクに気付くまでの時間の変化が問い合わせ管理システムの業務にどのような影響するかをシミュレーションによって評価する。

4.3.1 シミュレーションモデル

シミュレーションモデルはケース 1 の業務時間シフト後のものを用いる。このシミュレーションでは、全ての作業者のタスク確認の時間間隔を 1,2,4,8,16,32,64,128 分と変化させた。

4.3.2 シミュレーション結果

平均のターンアラウンドの変化は Fig. 7 のようになった。タスクを確認する頻度が少なくなるにつれターンアラウンドが伸びているのが分かる。

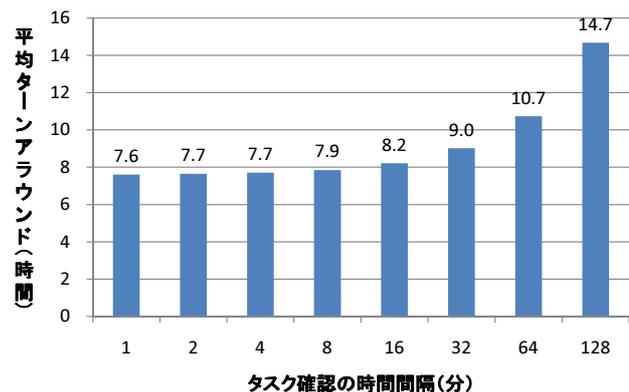


Fig. 7: ケース 2 : タスク確認間隔のターンアラウンドへの影響

タスク確認頻度を変えたことの影響は手続き完了時刻の変化から見る事が出来た。タスクを 1 分間隔で確認した際の手続き完了時刻について手続きを集計したヒストグラムが Fig. 8、タスクを 128 分間隔で確認したさいの手続き完了時刻について手続きを集計したヒストグラムが Fig. 9 である。タスクを確認する頻度減らしていくと、最初業務開始時刻に集中していた手続きの完了が業務時間全体に分散するという変化が確認出来た。一方、このシミュレーション設定ではタスク確認が特定の時刻に行われるために、手続きの完了時刻が特定の時刻に集中することも確認された。

手続きの完了時刻が業務時間全体に分散した理由については、タスク確認間隔が 1 分の場合と 128 分の場合でのタスク完了時刻を比較した散布図 (Fig. 10) より確認することができる。この図の横軸はタスクを 1 分間隔で確認した際の手続き完了時刻で、縦軸はタスクを 128 分間隔で確認した際の手続き完了時刻である。

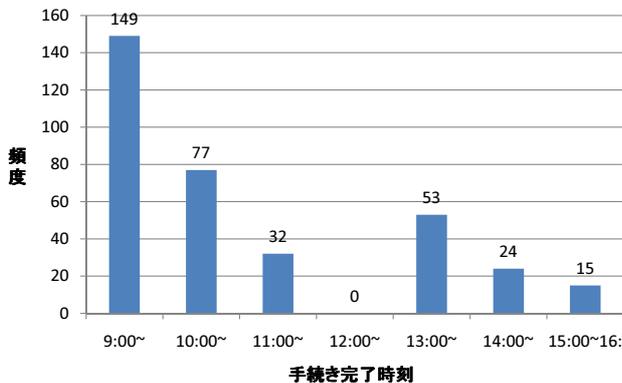


Fig. 8: ケース 2 : タスク確認 1 分間隔での手続き完了時刻

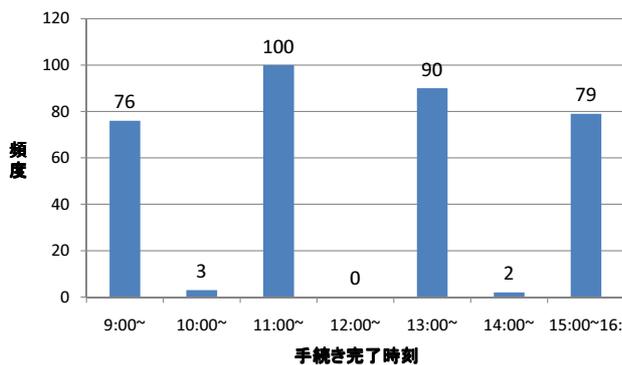


Fig. 9: ケース 2 : タスク確認 128 分間隔での手続き完了時刻

一つの点は同じ時刻に要求された手続きに対応する。図の左部分に多くのタスクが集中している部分があるが、そこは 1 分間隔の場合では業務開始すぐの時間に終了していた手続きがより遅い時間にずれ込んで完了したものである。図の下部分に広がる手続きは、タスク確認間隔を 128 分に伸ばしたことによって翌日に繰り越された手続きの集まりであり、これらの手続きが繰り越されたことで、もともと早い時間帯に完了していた手続きが後の時間帯にずれ込んで図のような結果になったと考えられる。

4.4 ケース 3 : 問い合わせ割り当てミスの影響

これまでのケースでは扱わなかったが、技術職人は異なる担当業務を持っており、窓口担当者は問い合わせの内容を確認した上で適切な技術職員に割り当てるといった役目を負っている。しかし、窓口担当者は技術に関する専門家ではないので問い合わせの全てを適切に割り当てることが出来ない。業務の現場では、どの部署が担当するか分からない場合には特定の技術者に常に業務を割り当てるといった事が行なわれている。このような割り当ての結果が間違いであった場合には、問い合わせが窓口に戻され、改めて別の技術職員に正しく割り当てがなされる。このような割り当てミスが業務に与える影響をシミュレートする。

4.4.1 シミュレーションモデル

このモデルでは、エージェントが割り当てをミスするという状況を表す手続きの流れを新たに設定する、ミ

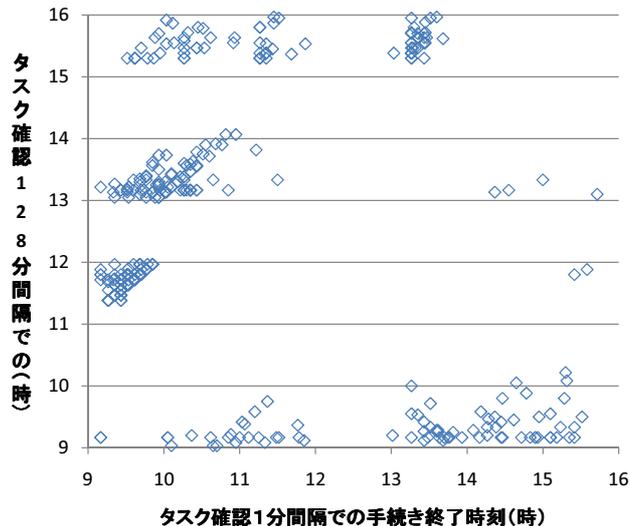


Fig. 10: ケース 2 : 手続完了時刻の変化

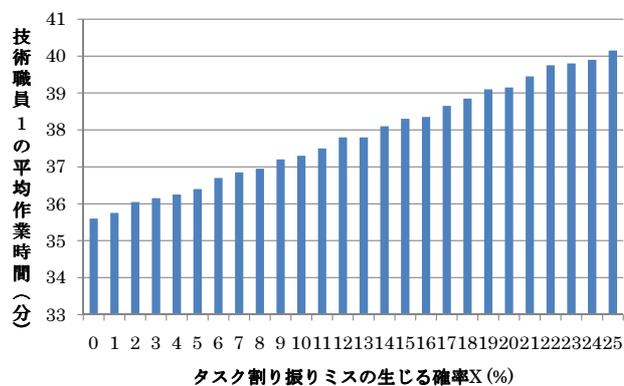


Fig. 12: ケース 3 : 問い合わせ割り当てミスによる技術職員 1 の作業時間の変化

スが生じる確率の変化はその手続きの流れが実行される確率を変化させることによって表現する (Fig. 11)。窓口で処理する問い合わせが 50%、技術職員 1 が処理する問い合わせが 25%、技術職員 2 が処理する問い合わせが 25%含まれる状況を設定する。窓口担当者は全体に占める $X\%$ の問い合わせ、なおかつ技術職員 2 が処理すべき問い合わせを誤って技術職員 1 に割り当ててしまう。この時、技術職員 1 は所要時間 5 分の問い合わせ差し戻しを行い、窓口担当者は所要時間 5 分の問い合わせ再割り当てを行う。

細かな設定項目は Table2 に示し、業務時間などの設定はこれまでのケースと同様にした。シミュレーションは X の値を 0% から 25% まで変化させて実行した。

4.4.2 シミュレーション結果

Fig. 12 からは割り当てミスによる余計なタスクによって、技術職員 1 の作業時間が増えている事が分かる。また Fig. 13 には問い合わせ割り当てミスが、ターンアラウンドに及ぼす影響が表される。技術職員の作業時間としては単純な伸びを示しているが、ターンアラウンドは途中の待ち時間などが影響することでより複雑に変動していることがわかる。

システム利用者

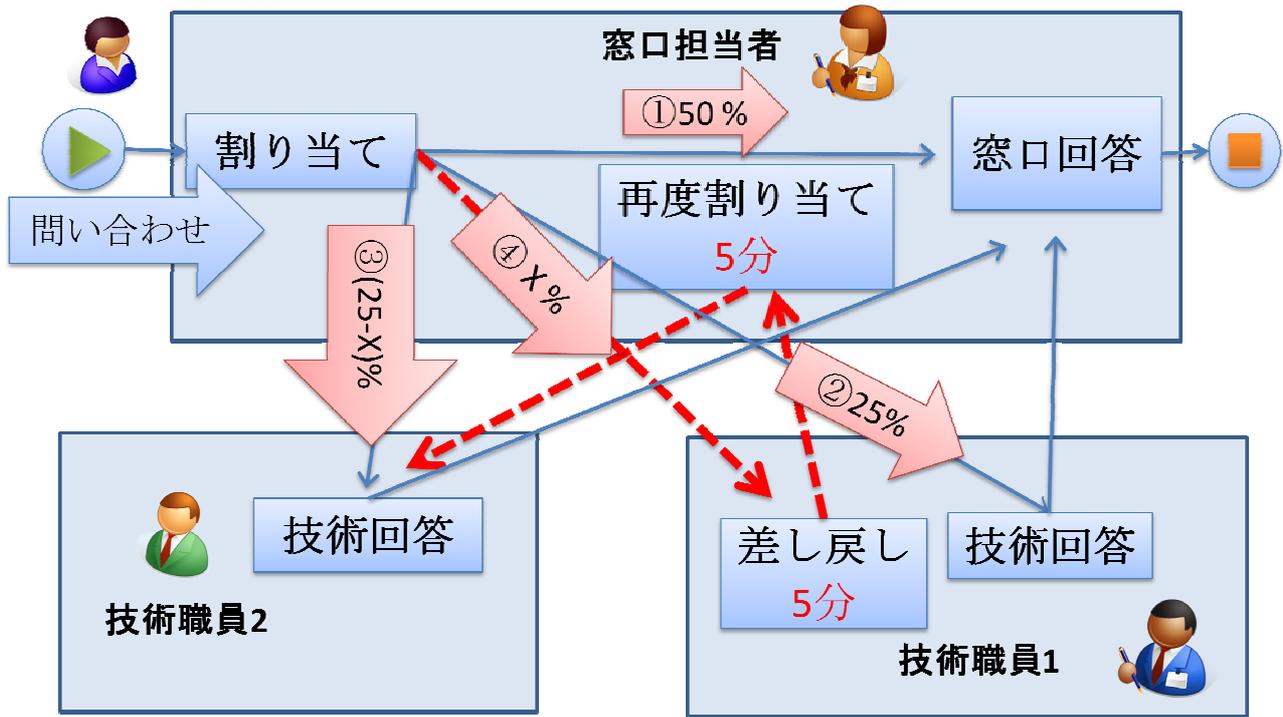


Fig. 11: ケース 3 : 業務手続きのモデル

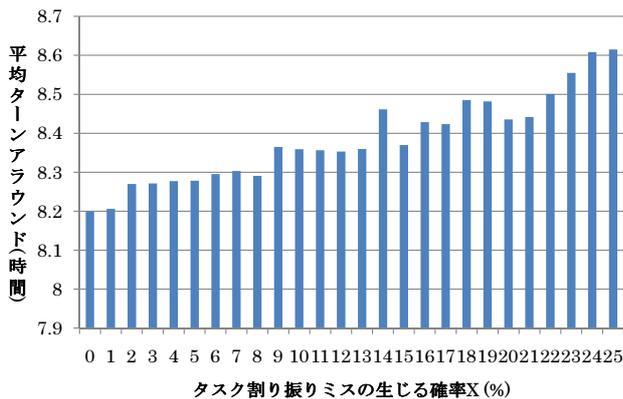


Fig. 13: ケース 3 : 問い合わせ割り当てミスによるターンアラウンドの変化

5 おわりに

本稿では、まず、ワークフローやワークフローシミュレーションに関連技術について解説した。ワークフローやワークフロー支援システム (WSS) を評価するためには作業者の人間の振る舞いを考慮することが課題となるが、その課題に対して本研究ではエージェントベースのワークフローシミュレーションというアプローチを取り、シミュレータの開発を行った。

開発したワークフローシミュレータでは人間の振る舞いを (1) 業務スケジュール (2) タスク確認タイミング (3) タスク処理速度、という 3 点からモデル化し、それにより実際の業務状況に対応した作業者のモデル化が可能となった。さらに、業務実例として大学での問い合わせ管理システムのワークフローを扱い、このシステムの作業者に対するインタビューの結果はシミュ

レータの設計と 4 章の業務実例のシミュレーションに反映させた。

シミュレータの利用方法や応用の可能性を示すために、問い合わせ管理システムの業務実例をモデル化しシミュレートした。その結果、手続きのターンアラウンド、手続きの完了時間、作業員への業務負荷などからワークフローの特性や利用者の振る舞いの影響を示すことが出来た。

今後の展望としては新たなワークフローや WSS の構築にシミュレータを活用する事が期待される。

参考文献

- 1) Robert M. Shapiro, “XPDL 2.1 Integrating Process Interchange & BPMN”, Workflow Management Coalition White Paper (2008)
- 2) 速水治夫, “ここまで来たワークフロー管理システム (1) ワークフロー入門”, 情報処理, Vol.39, No.11, pp.1160-1165(1998)
- 3) David Hollingsworth, “Workflow Management Coalition, The Workflow Reference Model”, Workflow Management Coalition Specification (1995)
- 4) W.M.P. VAN DER AALST, “Workflow Patterns”, Distributed and Parallel Databases, 14, 5-51, (2003)
- 5) W.M.P. van der Aalst. Patterns and XPDL, “A Critical Evaluation of the XML Process Definition Language”, BPM Center Report BPM-03-09, BPMcenter.org, (2003)

Table 2: ケース 3 : シミュレーション設定

<タスク>	
問い割り当て	5分
問い差し戻し	5分
再割り当て	5分
窓口回答	10分
技術回答 1	10分 (50%) 60分 (50%)
技術回答 2	10分 (50%) 60分 (50%)
<手続き 1 > (50%)	
問い割り当て	→ 窓口回答
<手続き 2 > (25%)	
問い割り当て	→ 技術回答 1
技術回答 1	→ 窓口回答
<手続き 3 > (25-X%)	
問い割り当て	→ 技術回答 2
技術回答 2	→ 窓口回答
<手続き 4 > (X%)	
問い割り当て	→ 問い差し戻し
問い差し戻し	→ 問い再割り当て
問い再割り当て	→ 技術回答 2
技術回答 2	→ 窓口回答
<タスク担当者 >	
問い割り当て	窓口担当者
問い差し戻し	技術職員 1
再割り当て	窓口担当者
窓口回答	窓口担当者
技術回答 1	技術職員 1
技術回答 2	技術職員 2
<タスク割り当て >	
全タスク	担当者に割り当て
<タスク確認 >	
全作業員	10分ごとに確認
<業務時間 >	
全作業員	ケース 1 と同じ

STEM科学宣言 地球社会のリベラルアーツめざして”, 勁草書房 (2009)

- 12) Kathleen M. Carley, Michael J. Prietula, “Computational Organization Theory”, Psychology Press(1994)
 - 13) Takao Terano, Hajime Kita, Toshiyuki Kaneda, Kiyoshi Arai, Hiroshi Deguchi, “SOARS: Spot Oriented Agent Role Simulator - Design and Implementation”, Springer Tokyo(2005)
 - 14) Maarten Sierhuis, William J. Clancey, Ron J.J. van Hoof, “Brahms: A multiagent modeling environment for simulating work processes and practices”, International Journal of Simulation and Process Modelling, Inderscience Publishers, 2007. 3(3): pp.134-152(2007)
 - 15) Mizutani S, Tarumi H, Kambayashi Y, “Simulating the Impact of Business Process Management Agents and Human Factors”, Proc of International Symposium on Principles of Software Evolution (ISPSE 2000) pp. 49-53(2000)
- 6) Wohed, P., Andersson, B., ter Hofstede, A.H.M., Russell, N.C., van der Aalst, W.M.P. “Patterns-based Evaluation of Open Source BPM Systems: The Cases of jBPM, OpenWFE, and Enhydra Shark.”, BPM Center Report BPM-07-12, BPM-center.org (2007)
 - 7) 中山 直樹, 山口 真悟, 葛 崎偉, 田中 稔, “カラーペトリネットによるワークフローのモデリングおよび評価”, IEICE technical report. Circuits and systems 99(416) pp.41-47(1999)
 - 8) Nigel Gilbert , Klaus Troitzsch, “Simulation for the Social Scientist”, Open University Press(2005)
 - 9) 山影 進, 服部 正太, “コンピュータの中の人工社会”, 構造計画研究所 (2002)
 - 10) Joshua M. Epstein, Robert Axtell 著, 服部 正太, 木村 香代子 訳, “人工社会 複雑系とマルチエージェント・シミュレーション”, 構造計画研究所 (1999)
 - 11) 出口 弘, 木嶋 恭一, “エージェントベースの社会シ

エージェントシミュレーションにを用いた教員配置の効果分析
How many teachers are necessary in education systems?
- An Agent-Based Simulation Analysis -

神澤 篤啓[†] 山田 隆志[†] 山本 学[†] 吉川 厚[†] 寺野 隆雄[†]
Atsuhiko Kanzawa[†] Takashi Yamada[†] Gaku Yamamoto[†] Atsushi Yoshikawa[†] Takao Terano[†]

[†]東京工業大学 大学院総合理工学研究科
[†]Dept. Computational Intelligence and Systems Science,
Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering,
Tokyo Institute of Technology

Abstract: Recently, it became an attractive topic to make a prior assessment for the education policies. We propose an agent-based modeling in order to evaluate an educational policy, which is to determine the number of teachers necessary in educational system. The proposed model focuses on improvements in the academic achievements of each individual as well as an age-group as a whole. As a result of this study, major findings are, 1) the effective strategy for the below-average students is to raise the ratio of teachers placed in the compulsory education; and 2) the effective strategy for excellent students is to reduce the ratio of teachers placed in the primary education.

1. 序論

近年、学力低下論争から、教育施策に関する議論が盛んに行われている[市川 02][荻谷 03]。一言に教育施策といっても、教員の資質の向上を目指した教員免許更新制や教員養成制度の充実、学生に注目した奨学金制度など様々である。

教育予算の内訳をみると、初等中等教育(小学校から高等学校)への教育予算は、8割以上が教員への人件費に利用されていることが明らかにされている[OECD 09]。それにもかかわらず、教員には子ども一人ひとりに応じた指導の充実が望まれている[文科省 05]。さらに、教育現場では教員数が不足しているとの調査報告もされている[Benesse 09]。それゆえに、教員増員に教育予算をさらに投入することが必要とされている。

従来研究では、世界各地域における初等教育への教員の増員が社会的に有益であるとされている[Psacharopoulos 85]。しかしながら、実証研究では、生徒の個人情報を取り扱うため、少数の事例しか集められないというデータ面の制約があり、教員配置が生徒個人の学力に与える影響や、その過程を把握することが困難とされている。

このような手法に対して、対象モデルを数理的・統計的に捉えた評価研究がある[荒井 95][矢野 01][小塩 03][小塩 04]。これらのモデル記述では、現実と整合的な結果が得られている[川崎 06][小塩 08]。しかし、これらのモデル記述では学校教育を受ける個々人の意思決定と行動に関して合理性を仮定してつくられているため、限定的な意味において、かなり強い前提条件がない限り、そのような仮定が崩れる場合がある[寺野 03b][山本 08]。そのため、モデル記述能力に不足があると指摘されている。

これら実証研究と数理的・統計的に捉えた評価研究の中間に位置するものとして、エージェント・ベース・シミュレーション(Agent Based Simulation; ABS)を用いた評

価研究がある。この方法では、実証研究や統計などで報告されたデータを基に、主体の行動ルールをモデリングして、それらの相互作用によって実現されるミクロレベル・マクロレベルの社会現象を観測する。つまり、ABSを採用することによって、社会現象として表れるプロセスについて理解を深めることが可能となる。このような手法を用い教育政策を評価した研究があるが、そこではゆとり政策の問題点について指摘されている[Arai 03]。

本稿では、前に述べたように教員の配置問題を取り扱う。そこで、制度設計の視座からABSを用い、小学校から高等学校までの学校種別ごとに教員配置比を変化させ、大学入学年齢に達した同年代の学力にどのような影響を与えるか分析を行う。

本稿の構成は以下の通りである。まず2章では関連研究について取り上げる。次に3章で各種定義について述べる。さらに4章では提案するモデルを示す。次の5章ではこのモデルについてシミュレーションを行い、その実験結果について考察する。最後に6章でこれらをまとめる。

2. 関連研究

2.1. 教育社会学

教育学における学力とは、学問を身につけた能力とされる。つまり、ある教育目標に対して、生徒が形成した能力である[田中 03]。

従来の日本型教育システムでは、入学時点でほぼ卒業が保証されており、深く学歴と社会との関連性があると指摘されている[矢野 01]。その意味において、明治以降の日本企業では、新入社員に対して仕事の範囲や量に適應できる人材、つまり最終学歴の入学までに総合的に成績が高い学生が社会的に求められていた。そのため、社会的な評価として入学年齢における学力指標が用いられてきた経緯がある。

2.2. 教育経済学

教育経済学では、生徒の学力と親の学歴や職業には相関があるが、学校外の教育投資は相関がみられないとの調査結果がある[盛山 84]。さらに、近年では大半の学生は塾に通っていることもあり、分析自体に意味を持たないことが指摘されている[小塩 03]

2.3. ABS

ABS の特徴としては、個々の合理性の仮定を緩めることによって、解明したいメカニズムを明確にすることが挙げられる。その際、現実の本質的な部分だけを捉えたモデリングが求められており、従来から KISS 原理を忠実に守る必要とされている[Axelrod 97]。これにより、現象として何が起きているのかを、他者にも理解可能な形で伝達することができ、それによって既存研究を前進させる潜在的な能力があると主張されている[Axelrod 00]。

ABS を社会科学へ適応した古典的な研究として、Schelling の分居モデルがある[Schelling 78]。ここでは、個人の選好によってもたらせる社会の分居関係を分析することを目的として、自身のまわりにいるエージェントとの選好から、住み分け現象が起こることがわかった。このようなモデリングでは、個人の限定合理的な相互作用がさほど大きくない場合でも住み分け現象が表されている。つまり、個人のわずかな選好の差によって、アメリカにおける白人と黒人の居住区が発生する現実世界を示唆している。

その一方で、単純なモデルでは不十分であるという見方もされている[和泉 03]。実際に Axelrod[寺野 03a] や Epstein [Epstein 96] のモデルでは極端な説明がされている場合もあり、シミュレーションのもとになった理論、エージェントに実装した機能の根拠、および結果の感度分析など厳密に行わなければ説得力に欠けると指摘されている[寺野 04b]。

2.4. 本稿の位置付け

教育施策を考える上で、政策立案の前に、その効果を確かめる手段が必要とされている[総務省 00]。このような問題に対して、ABS が適している。理由として前節でも述べたように、特定の実験的な応用例を正確に描くのではなく、そのプロセスについて理解を深めることが可能とされているからである[寺野 03a]。また、教育施策を分析することは、ABS が対象とする応用領域でもであると指摘されている[寺野 04a][出口 04]。教育施策を対象とした最初の研究としては、ゆとり政策の評価を行ったものがあり、そこでは施策の問題点について指摘している[Arai 03]。

本稿では、このような考えに沿いながら ABS を用い、小学校・中学校・高等学校の教員配分比が生徒の学力にどのような影響を与えるか分析する。本モデルでは、前節で取り上げた Schelling の分居モデルを参考に人工社会を構築する。このような概念を基に、エージェントベース手法でモデリングした。そして、教育課程の教員配分比を変動させ、1)全体として生徒の学力への効果、2)個々人の学習過程に与える影響について分析することを主題に置く。

3. 各種定義

本章では、学力の定義、学習の解釈を行い、モデル化する。そして、関連する諸概念について定義を行う。

3.1. 学力の定義

学力とは、学校で勉強する各科目の総合点を表す変数である。

3.2. エージェントの定義

エージェントには、学生と教員がある。学生は教員や友人たちを通して勉強したり、あるいは自身で勉強したりすることで学力の向上を図る。一方で教員は、学生に勉強を教える。

3.3. 場の定義

本モデルでは、物理的距離ではなくエージェントの心理的な距離として選好距離を定義する。つまり、ある二人のエージェントの選好距離が近いということは、心理的に近いということであり、友人関係であると考えられる。

選好距離の近さによって、エージェントのインタラクションの相手を決定する。例えば、ある友人と親しい仲であれば選好距離が近くインタラクションしやすいことになる。この選好距離によって考えられる距離空間を選好空間とする。これを学校とする。

3.4. ステップの定義

ステップとは、エージェントが意思決定を行う機会である。つまり、1ステップに1回、エージェントは学習方略を選択すると考える。本モデルでは、1 ステップを、1 週間程度のエージェントの行動と定義する。

3.5. 評価指標

前節までに提示した定義を基にし、学生全体の学力をマクロの問題、学生の学力向上の過程をミクロの問題として捉えた。

4. 提案モデルの詳細

本稿では小学校から大学入学までの期間を対象とし、この期間を教育課程として扱う。それぞれの学校には学生と教員が在籍しており、本モデルでは、学生エージェントと教員エージェントとして取り扱う(図 1)。

学生エージェントは学校の勉強に従事しており、学力を向上させる。学び方としては、前章の学習の定義より、学生が在学する学校の 1)教員から教わる、2)生徒と共に学ぶ、3)自分ひとりで勉強する、という 3 つの学び方がある。また、学生はそれぞれの学校を卒業すると、小学校から中学校へ、中学校から高等学校へ、高等学校から大学へ進学するものとする。中学校、高等学校卒業時に試験があるとする。ここでは入学定員を設け、学力が高い学生から順に振り分けられる。その際、高校受験と大学受験と 2 回試験がある。2 回の試験では、予め決められた合格基準の学力を超えたものだけがそれぞれ進学できるものとしている。これは現状を考えると希望

校には行けなくても何らかの学校に行けるということ、また奨学金の充実などで資金的に進学できない家庭は少数であるということを仮定して単純化したものである。一方、どの学校にも入れなかった学生は高校へ進学できないとし、その学生はそれ以上学ぶことができない。そして、その時点での学力を最終学力とし教育課程を終える。

また、教員エージェントは小学校、中学校、高等学校のいずれかに属し、学生エージェントの求めに応じて指導をする。さらに、それぞれ教員エージェントが属す学校に合わせた指導を行う。ただし、教員が教える人数には限界があるとした。詳細は学生エージェントのモデル化、教員エージェントのモデル化にて説明をする。

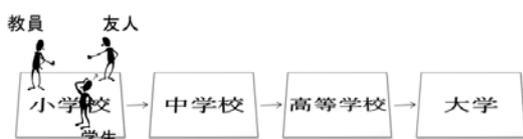


図 1. 概念モデル

4.1. 時間の流れ

まず始めに、本モデルが考慮する時間の流れについて説明する。本モデルが考慮する期間は学生エージェントが小学校に入学してから大学入学するまでの 12 年間である。浪人や留年、中退は考えない。この 12 年間のうち、1 年間を 100 ステップと考える。そのため、小学校に入学してから大学入学するまでに 1200 ステップあることになる。

(i) 小学校入学時(初期化)

学生エージェント i は以下の 6 つ初期化を行う:

- N 人の学生エージェントをランダムに配置する。
- M 人の教員エージェントをそれぞれの持つカテゴリに準じて、小学校・中学校・高等学校の選好空間にランダムに配置する。
- 学生エージェントは全て同じ年齢とする。
- 学生エージェントの学力初期値を $a_i = a_0$ とする。
- 学生エージェントの学習量初期値を $aw_i = aw_0$ とする。
- 学生エージェントの学習方略決定の選好をそれぞれ、 $w_{i,teacher} = wt_0$, $w_{i,friends} = wf_0$, $w_{i,self} = ws_0$ とする。

(ii) 中学校卒業時, 高等学校卒業時

それぞれ学生エージェントは、小学校・中学校・高等学校の学校教育を通して、学力を身につけていく。小学校から中学校へ進学では義務教育期間とし全員進学する。その際、小学校より在学生徒数が多くなる。中学校から高等学校、また高等学校から大学の進学率は、文部科学省[文科省 09]の公表データに基づき、それぞれ 95%, 60%とした。その際、順位が高い学生エージェントから進学を行う。中学卒業時に進学できなかった学生エージェントは、これ以降その学生エージェントの学力は卒業時のままとする。今回は大学入学年齢の時点での学力を考慮しているのでこのような設定にしている。

(iii) 大学入学時

大学入学を迎えた時点でシミュレーションは終わる。

4.2. 教育課程のモデル化

本モデルが対象とする教育課程には、初等教育(Ep)、前期中等教育(Els)、後期中等教育(Eus)、高等教育(Eh)と教育段階がある。そして、それぞれ順に小学校(Se)、中学校(Sj)、高等学校(Sh)、大学(Su)と学校が存在する。学生エージェント i は年齢と学力によって在学する教育段階と学校が変わり、教員エージェント k はいずれかの学校に配属されるとする。

次に、それぞれの教育段階における進学について説明をする。 Els へ進学する場合は、地域別に進学するとし、他の小学校の学生と一緒に中学校になる。さらに Eus 以降に進学する場合は、能力別に進学するとし、その年齢に達した学生エージェントの学力の高いものから順に振り分けられ入学する高等学校が決定する(図 2)。

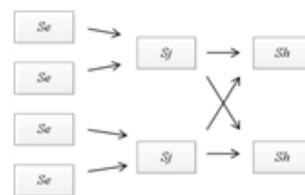


図 2. 本モデルにおける進学の説明

4.3. 学校のモデル化

前節で述べた教育課程において、それぞれ複数学校がある。本モデルでは、 $\sqrt{N} \times \sqrt{N}$ からなる二次元空間で表した選好空間が存在する(図 3)。そこには学生エージェントと教員エージェントが存在する。また、同一セル上においてエージェントの重なりを認める。

マクロレベルの学力に影響を与える要因には学校教育における集団形成があるが、教員から教えるを請う学生グループ、生徒同士で教えあう学生グループ形成が考えられる。このような学習過程を表現する上で、前章で取り上げた Schelling の分居モデルを参考にする。

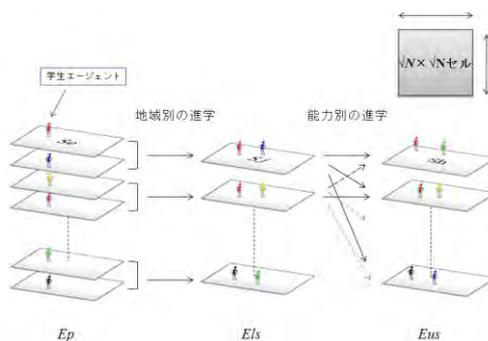


図 3. 本モデルにおける学校(場)の概念モデル

4.3.1. 学校のパラメタ

以下、学校で使用するパラメタを説明する。

- 従属項
- (i) 小学校数 NSe

小学校の総数を表す。

(ii) 中学校数 NS_j

中学校の総数を表す。

(iii) 高等学校数 NS_h

高等学校の総数を表す。

● 内部状態

(i) 在学する学生数 n

それぞれの学校に在学する学生エージェントの総数を表す。

(ii) 所属する教員数 m

それぞれの学校を担当する教員エージェントの総数を表す。

4.4. 学生エージェントのモデル化

学生エージェント i は、小学校に入学した時点では全ての学生は同じ学力を持っていると仮定する。それが在学期間に、学校で学ぶことによって徐々に学力を向上させる。

在学期間中、学生エージェントは各ステップにおいて、他者との相互作用を含む。1) 教員エージェントから教育を受ける、2) 友人と学習をする、または相互作用のない、3) 自分ひとりで学びのいずれかを選択し実行する。これら3つ学び方には選好があり、採用した学び方が成功したか失敗したかによって、選好を変える。具体的には、学生が在学する学校での順位変動に応じて、そのステップで採用された学びの選好に影響を与える。学内順位が上がった学生エージェントは、採用された学び方を好む。一方、学内順位が下がった学生エージェントは、採用した学び方の選好を下げる。また、学生エージェントは在学する教員や他者生徒としか学べない設定とし、もし該当するエージェントが存在しなければ探索する。このようなサイクルを通して、学力の向上を図る。

4.4.1. 学生エージェントのパラメタ

以下、学生エージェントモデルで使用するパラメタを説明する。

● 従属項

(i) 全学生数 N

学生数は、学生エージェントの総数を表す。

● 内部状態

(i) 年齢 age_i

学生エージェント i の年齢を表す。

(ii) 学校 $school_i$

学生エージェント i が所属する学校を表す。

(iii) 学力 $a_i(t)$

学力は自然数として表す。これは、 t ステップにおける学生エージェント i が到達した学力とする絶対指標である。本稿での学力とは、学校教育を通じて得た学習量が毎ステップ加算される。

(iv) 学習量 $aw_i(t)$

1 ステップにおける学生エージェント i の学力の増分である。つまり、単位ステップあたりの学習量を表す。これは、 $t-1$ ステップにおける学生エージェントの学内順

位 $sr_i(t-1)$ によって決まる。

(v) 順位 $r_i(t)$

順位は、 N 人の学生エージェントを学力順に並べたときに、自身の学力がどの程度であるかを 1 から N までの自然数として表す相対指標である。

(vi) 学内順位 $sr_i(t)$

学内順位は、学内に存在する学生エージェントを学力順に並べたときに、自身の学力がどの程度であるかを自然数として表す相対指標である。

(vii) 学力階層 $ac_i(t)$

学内順位 $sr_i(t-1)$ の上位 20% から順にラベルづけされ、学校での学力階層を表現するためにある。

(viii) 選好空間 (x_i, y_i)

学生エージェントは一辺が \sqrt{N} の選好空間にいる。

これは、学生が友人と学ぶときは親密な友達と学ぶこと、また教師から教わる時も親密な教師から教わることを表現する。その際、選好距離が近ければインタラクションが可能となる。

(ix) 学習方略 s_i

学生エージェントは、3 つの学習方略を持ち、毎ステップいずれかの意思決定を行う。教員への師事、友人との学習、自習のいずれかの値をとる。

(x) 学習方略決定の選好 $w_{i,j}$

学生エージェント i は学習方略 j に対して持っている学習方略選択の選好を持つ。この選好によってそのステップの学習が決定され、さらに学内順位 $sr_i(t)$ に変動があれば、該当する選好に影響があるとする。

4.5. 教員エージェントのモデル化

本節では、学校における教員エージェントのモデルについて示す。教員エージェントは、所属する学校に合わせた指導を行う。ただし、教員が教える人数には限界があったとした。

4.5.1. 教員エージェントのパラメタ

以下、本モデルで使用するパラメタを説明する。

● 従属項

(i) 教員数 M

教員数は、小学校から大学までに存在する教員エージェントの総数を表す。これは、どの教員も小学校でも高等学校でも教えられるということではなく、社会をみれば必要な人材はいつでも補充できるという考えから、総人数だけを問題にした。

● 内部状態

(i) カテゴリ c_k

教員エージェント k は、小学校・中学校・高等教育のいずれかの学校に配置される。

(ii) 限界人数 l_k

学校に在学する $n/2$ 人の生徒に対して教えることができる。

4.6. エージェントの意思決定ルール

ここで、エージェントの意思決定ルールについて取り上げる。

● 教員の意味決定ルール

教員エージェント k の意味決定ルールを示す. 教員エージェントのまわりに存在する学生エージェントにのみ教えることができる. 図4に示す教員エージェントを例に説明をする. たとえば, 該当教員エージェントは, 近傍の学生エージェント(図4における白丸)に対して教えることができる. しかしながら, 教員には指導できる範囲があるものとし, 図4における赤点線よりも選好距離が遠い学生エージェント(図4における黒丸)には教えることができない.

このステップにおいて当該教員エージェントから教わろうとしている学生エージェントがいれば教えようとするが, カテゴリが異なる学校の生徒には教えることができない. また, 限界人数に達すれば, それ以上教えることができない.

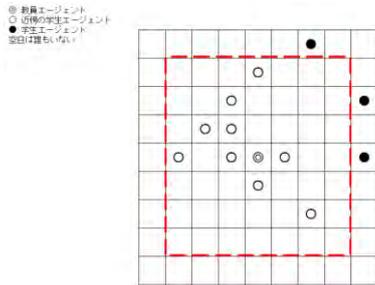


図4. 教員エージェントが指導範囲の説明

● 学生の意味決定ルール

t ステップにおける学生エージェント i の学習方略の選択 S_i 並びに選択する際の選好 w_{ij} の更新について説明する. それにあたり, 教員への師事, 友人との学習, 自習の学習方略を $teacher=s_i, friends=s_i, self=s_i$ とし, それぞれの意味決定の選好を $w_{i,teacher}, w_{i,friends}, w_{i,self}$ をとす.

まず, 学生エージェント i は $t-1$ ステップにおける学内順位に基づき学力階層のラベルづけがされる(表1). そして, 学習方略決定の選好 $w_{ij}(t-1)$ を用いてルーレット選択を行い, 学習方略 $s_i(t)$ を選択する. そして, 学習量を現在の学力に加えていくものとする. そして学内順位変動に応じて学習方略決定の選好 $w_{ij}(t)$ の更新が行われる. 以下, (i)~(v)について学校を卒業するまで限り繰り返す.

表1. 学内順位に基づく学力階層

$sr_i(t-1)$	$ac_i(t)$
上位 0~20%	5
上位 20%~40%	4
上位 40%~60%	3
上位 60%~80%	2
上位 80%~100%	1

(i) ルーレット選択

まず, 学生エージェント i がどのような学習をおこなうのか確率 P_{ij} により意思決定される. t ステップで選択された学習方略を $d=s_i$ とし, その意思決定の選好を $w_{i,d}$ とすると,

$$P_{ij} = \frac{w_{i,d}(t-1)}{\sum w_{i,j}(t-1)} \quad (1)$$

(ii) 学習

学生エージェント i の学内順位 $sr_i(t-1)$ に基づき学習量 $aw_i(t)$ が決まり, その増加量だけ学力を向上させる. ただし, 教師への師事, または友人との学習を選択した学生エージェント i の 8 近傍に該当するエージェントが存在しなければ, 異なる学び方をする.

たとえば, S_1 座標に存在する学生エージェントは, 8 近傍(図7における S_1 座標から等距離にある赤点線)に教員エージェント, 他者の学生エージェントが存在するので, $teacher, friends, self$ のいずれも可能である. 次に, S_2 座標に存在する学生エージェントについて, もし教員から教わろうとしても, 該当する教員エージェントがないため, $friends$ または $self$ が可能である. 最後に, S_3 座標に存在する学生エージェントについては, 近傍に教員や友人が存在しないため, $self$ を選択することになる(表2, 図5).

表2. 学び方の制約条件

	$teacher$	$friends$	$Self$
S_1	○ ₁	○ ₂	○ ₃
S_2	×	○ ₂	○ ₃
S_3	×	×	○ ₃

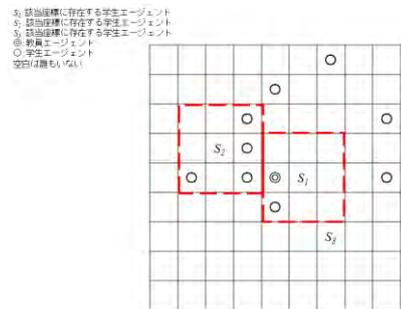


図5. 学習エージェントの学び方の説明

さらに, これらの学び方にも制約条件がある. $teacher$ を採用した場合, 学生と同じ学校の教員であること, かつ該当教員の定員に入ることが条件となる. もしこの条件に満たなければ, 他者エージェントとのインタラクションである $friends$ に切り替わる. $friends$ を採用した場合, 学生と同じ学校の学生エージェントであることが条件となる. もしこの条件に満たなければ, $self$ に切り替わる.

(a) $teacher$

$teacher$ を選択した学生エージェント i は, 教員への師事を行う. 学習量 aw_i は以下で表わされる(表3). ただし, 学生エージェント i の 8 近傍に教員エージェントがない場合, または教員エージェントが限界人数に達して学べない場合は, 他者とのインタラクションとして友人との学習を選択する.

表 3. *teacher* で得られる学習量

	aw_i
$ac_i=5$	1
$ac_i=4$	2
$ac_i=3$	3
$ac_i=2$	4
$ac_i=1$	5

(b) *friends*

friends を選択した学生エージェント i は、友人との学習を行う。具体的には、学生エージェント i の 8 近傍にいる学生エージェント f と共に学習する。その際、 $t-1$ ステップにおける学生エージェント i の学力階層 ac_i と学生エージェント f の学力階層ラベル ac_f によって以下の学習量 aw_i が決定する(表 4)。ただし、まわりに学生エージェント i が在学している学校の学生がいない場合は、自習を行うとする。この解釈としては、1) 自身の学力よりも少し上の学生がいれば目標が提示され学習量が上がる、2) 自身の学力よりも少し下の学生に教えることによって学ぶ(leaning by doing)、ことを考慮した。

表 4. *friends* で得られる学習量の対応表

	$ac_j=5$	$ac_j=4$	$ac_j=3$	$ac_j=2$	$ac_j=1$
$ac_i=5$	5	4	3	2	1
$ac_i=4$	4	5	4	3	2
$ac_i=3$	3	4	5	4	3
$ac_i=2$	2	3	4	5	4
$ac_i=1$	1	2	3	4	5

(c) *self*

self を選択した学生エージェント i は自習を行う。学習量 aw_i は自身の学力階層 ac_i の値とする。つまり、学内順位 $sr_i(t)$ が高い場合は自習を行えば学習量が高まる。

$$aw_i \leftarrow ac_i \quad (2)$$

(iii) 学力更新

学生エージェント i は、(ii) で得た学習量に基づき、学力更新を行う。

$$a_i \leftarrow a_i + aw_i \quad (3)$$

(iv) 学内順位及び学習方略決定の選好の更新

N 人の学生エージェントが(iii)まで終わると、学生エージェントと同じ学校の学生を学力順に並べる。学生エージェント i の $t-1$ ステップにおける学内順位 $sr_i(t-1)$ と t ステップにおける学内順位 $sr_i(t)$ を比較し、順位変動に応じて意思決定の選好 $w_{i,j}(t)$ の更新が行われる。学内順位が上がった学生エージェントは、選択した学習方略が良いと認識し、意思決定の選好を上げ、選択されていない学習方略の意思決定の選好を下げる。一方、学内順位が下がった学生エージェントは、選択した学習方略が自分にはあっていないと認識し近傍移動をし、

意思決定の選好を下げ、選択しなかった学習方略の意思決定の選好を上げる。変動幅 δ として、更新式を以下に示す。

(a) d が *teacher* の場合

$$w_{i,teacher}(t) \leftarrow \begin{cases} w_{i,teacher}(t-1) + \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) > 0 \\ w_{i,teacher}(t-1) - \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) < 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$w_{i,friends}(t) \leftarrow w_{i,friends}(t-1) + \frac{\delta}{2w_{i,teacher}(t)} (w_{i,friends}(t-1) + w_{i,self}(t-1)) \quad (5)$$

$$w_{i,self}(t) \leftarrow w_{i,self}(t-1) + \frac{\delta}{2w_{i,teacher}(t)} (w_{i,friends}(t-1) + w_{i,self}(t-1)) \quad (6)$$

(b) d が *friends* の場合

$$w_{i,friends}(t) \leftarrow \begin{cases} w_{i,friends}(t-1) + \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) > 0 \\ w_{i,friends}(t-1) - \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) < 0 \end{cases} \quad (7)$$

$$w_{i,self}(t) \leftarrow \begin{cases} w_{i,self}(t-1) - \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) > 0 \\ w_{i,self}(t-1) + \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) < 0 \end{cases} \quad (8)$$

(c) d が *self* の場合

$$w_{i,friends}(t) \leftarrow \begin{cases} w_{i,friends}(t-1) - \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) > 0 \\ w_{i,friends}(t-1) + \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) < 0 \end{cases} \quad (9)$$

$$w_{i,self}(t) \leftarrow \begin{cases} w_{i,self}(t-1) + \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) > 0 \\ w_{i,self}(t-1) - \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) < 0 \end{cases} \quad (10)$$

また、選好の更新において学習方略決定の選好は一定の範囲にあるものとしている。このことより、学習エージェントが存在する環境に適切な学習方略をとるようになる。

$$w_{i,j}(t) = 0.2 \quad \text{if } w_{i,j}(t) \leq 0.2 \quad (11)$$

(v) 選好空間の移動または進学

学生エージェント i は、在学する教員や学生と学びたいと選好を持つ。そのため、まわりに半数以上自身が在学しているエージェントでなければ 8 近傍をランダムに移動する。

また、学生エージェントは中学校と高等学校の教育課程終了期に、次の学校教育へ進学をする。ただし、進学には入学定員数が決められているとしている。

5. 教員配置の施策評価

5.1. 実験

本実験では、小学校・中学校・高等学校において教員エージェントが M 人いる社会に対して、 M^+ 人の教員エージェントを小学校から高等学校それぞれ配置を行う場合の学生エージェントの学力を測定する。教員配置の仕方として、

施策 1: 小学校から高等学校まで均等に配置を行う。

施策 2: 小学校のみに教員配置を行う。

施策 3:義務教育である小学校, 中学校に均等に教員配置を行う。

施策 4:中学校のみに教員配置を行う。

施策 5:中学校, 高等学校に均等に教員配置を行う。

施策 6:高等学校に教員配置を行う。

の 6 つのシナリオについて教員を配置させた。表 5 は, それぞれの施策における小学校・中学校・高等学校の教員の配置カテゴリ, そのカテゴリにおける教員エージェント数を示す。

表 5. 実験の施策一覧

シナリオ	Se	Sj	Sh
施策なし	$3k$	$3k$	$3k$
施策 1	$5k$	$5k$	$5k$
施策 2	$9k$	$3k$	$3k$
施策 3	$6k$	$6k$	$3k$
施策 4	$3k$	$9k$	$3k$
施策 5	$3k$	$6k$	$6k$
施策 6	$3k$	$3k$	$9k$

5.1.1. 実験に用いたパラメタ

本モデルに従い小学校数を Se , 中学校数を Sj , 高等学校数を Sh , 学生エージェント数を N 人, 教員エージェントを M 人, 各学校に配置されている教員数を m とした。学生エージェントの初期パラメタ設定を, どの学生エージェントも表 6 とした。

施策として増員する教員を M^+ 人(ある学校で増員できる上限数を m^+)とし, 前節で述べた施策に合わせ教員配置を行う。シミュレーションは, 施策がないとき施策があるときそれぞれについて 10 回行い分析した。表 6 は, 実験に用いたパラメタを示す。

表 6. 教員配置の施策評価におけるパラメタ一覧

パラメタ	説明	値
N	学生エージェント数	400
M	教員エージェント数	60
m	各学校にいる教員数	3
M^+	教員エージェント増員数	40
m^+	各学校での増員上限数	6
NSe	小学校数	10
NSj	中学校数	5
NSh	高等学校数	5
a_0	初期学力	0
aw_0	初期学習量	0
wt_0	教員への師事の初期選好	1.0
wf_0	友人との学習の初期選好	0.5
ws_0	自習の初期選好	0.5
δ	更新幅	0.01

5.1.2. 評価指標

本実験の評価指標としては, 施策を施さないデータを基にして, 施策シナリオごとに大学入学年齢に達した全学生の学力が高い順に, 最大学力, 第一四分位(上位 25%の学力), 中央値(全体 50%の学力), 第三四分位(下位 25%の学力), 最低学力の 5 つの項目の結果について比較を行う。この実験より, どのような配分比で教員配置すれば, その世代の落ちこぼれをつくらない施策かを探ることを主題に置いている。

5.2. 結果・考察

5.2.1. 全体結果

全学生エージェントの学力統計結果を示す(図 6)。縦軸を学力, 横軸を実験で用いたシナリオを表す。結果より, 本モデルでは, 小学校へ集中的に教員配置を行う施策では, その世代で学力が最も低いとされていた学生にとって効果があった。

また, 初等教育へ教員する施策では, 施策がない場合でみられていた二極化していた学力階層の是正がみられた。さらに, 小学校と中学校へ均等に教員配置を行った施策 2 では, 学力平均に達していない学生にとって効果がある施策であることが確認できた。これらより, 米国の落ちこぼれを作らないための初等中等教育法(No Child Left Behind)を示唆する結果が得られたことがみられた。

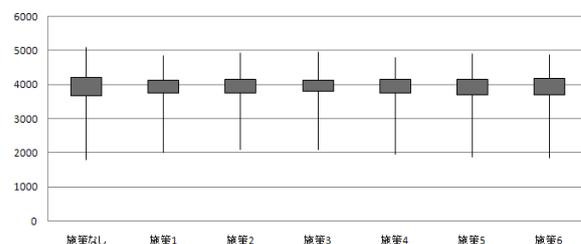


図 6. 実験の統計結果

5.2.2. 個人結果

施策なしの場合において, 上位学力階層の学生エージェントについて, 1)エリートとして育つ学生, 2)途中で学力が落ちた学生, 3)学力の巻き返しがみられた学生, の 3 つのパターンが確認できた。このことについて, 図 7 にそれぞれのパターンにおける学力推移図を示す。縦軸を学力, 横軸をステップ数として表す。

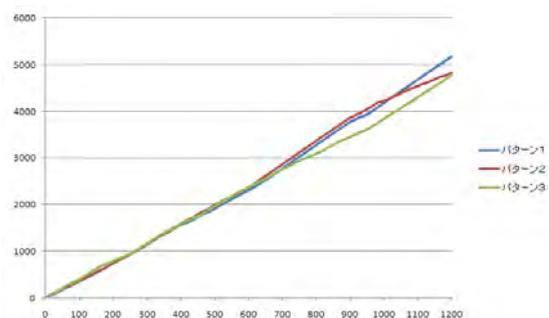


図 7. 3 パターンの学力推移図

また、それぞれのパターンにおける学習方略決定の選好推移について図8～図10までに示す。縦軸を学習方略決定の選好率、横軸をステップ数として表す。これらより、それぞれのパターンには、

- (i) パターン1
教員の選好率と自習の選好、共に高めている
- (ii) パターン2
教員との選好よりも自習の選好を高めている
- (iii) パターン3
自習の選好は、教員の選好よりも高めない
との特徴があることがわかった。これらより本モデルでは、教員から教わる選好について、他のどの選好よりも高めておくことが学力を向上する上で有利であることがわかった。

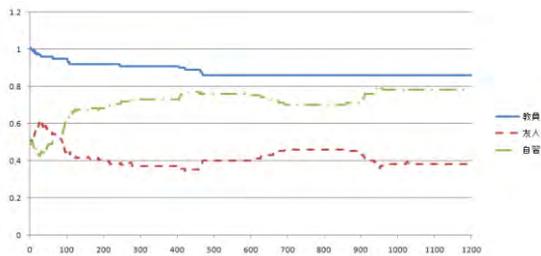


図8. パターン1の選好遷移図

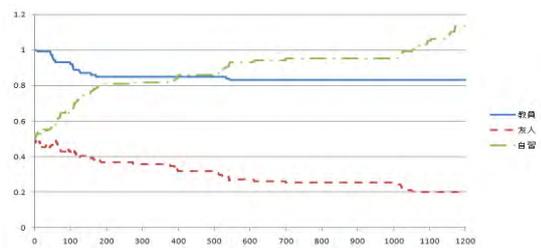


図9. パターン2の選好遷移図

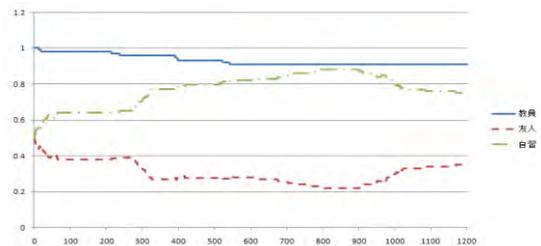


図10. パターン3の選好遷移図

5.2.3. まとめ

全体結果より、教員配置によって学力向上に影響していることがわかった。さらに、義務教育段階の教員数を増やす施策では、実証分析を示唆する結果が得られた。また、学生エージェント個人結果より、以下の3つのことがわかった。1)教員から教わる選好は、どの学び方よりも選好を高めておくことで学力向上に有利である、2)友人との学習は、順位変動に強い影響を与える、3)自習は、教員より選好を高めることは学力向上にとって不利である。

6. 結語

本稿では、小学校・中学校・高等学校の教員配分比を変えたときの大学入学年齢達成に達した同年代の学力に与える影響に関して施策評価を行った。本モデルでは、教員配置によって学力向上に影響していることが確認できた。シミュレーション結果より、以下2点の特徴がみられた。1)小学校の教員数を増員する施策では、学力の底上げが見られた。これより、本モデルでは小学校を対象とした教員配置には学生全体の学力へ与える影響が強いことがわかった。2)義務教育段階の教員数を増やす施策では、実証分析と同等の結果が得られた。つまり、全体の学力平均に満たない学生によっては、義務教育期間の教員が必要であるとの結果が得られた。

学生エージェントの学び方についてであるが、本モデルでは以下の3つの特徴がみられた。1)その世代でエリートとして育つ学生は教員と自習の選好を高めていた、2)友人との学習は順位変動に大きな影響を与える、3)教員の選好はどの学び方よりも高めておくことで学力向上にとって有利である。

今後の課題としては、本稿で扱った初等中等教育法では、毎年一斉試験を行っている。そこで、そのシナリオを取り入れた場合、学生全体の学力に与える影響を分析する。

参考文献

- [Arai 03] Arai, A, Terano, T.: Agent-Based Simulation for Educational Policy, Proc.34th Conf. Int. Simulation and Gaming, pp.267-274 (2003).
- [Axelrod 97] Axelrod, R.: The Complexity of Cooperation: Agent-Based Models of Competition and Collaboration. Princeton University Press (1997).
- [Axelrod 00] Axelrod, R., Cohen, M. D.: Harnessing Complexity: Organizational Implications of a Scientific Frontier. Free Press (2000).
- [Benesse 09] Benesse 教育研究開発センター: 中学校の学習指導に関する実態調査報告書 2009 (2009).
- [Epstein 96] Epstein, J, Axtell, R, Growing Artificial Societies: Social Science from the Bottom Up, The MIT Press (1996).
- [OECD 09] OECD 経済協力開発機構 編著: 図表でみる教育 OECD インディケータ 2009 年版, 明石書店 (2009).
- [Psacharopoulos 85] Psacharopoulos, George : Returns to Education: A Further International Upgrade and Implication, Journal of Human Resources, Vol.99, pp. 500-521 (1985).
- [Schelling 78] Schelling, Thomas C.: Micromotives and Macrobehavior. W.W.Norton. (1978).
- [荒井 95] 荒井一博: 教育の社会学-大学進学行動の分析, 有斐閣 (1995).
- [市川 02] 市川伸一: 学力低下論争. ちくま新書 (2002).
- [和泉 03] 和泉潔: 人工市場 市場分析の複雑系アプローチ. 森北出版(2003).
- [小塩 02] 小塩隆士: 教育の経済分析. 日本評論社 (2002).
- [小塩 03] 小塩隆士: 教育を経済学で考える. 日本評論社 (2003).
- [小塩 08] 小塩隆士, 佐野晋平, 末富芳: 教育生産関数の推計 中高一貫校の場合, 神戸大学経済学研究科 Discussion Paper, vol. 817 (2008)
- [荻谷 03] 荻谷剛彦: なぜ教育論争は不毛なのか, 中公新書ラクレ(2003).
- [川崎 06] 川崎一泰: 初等教育における少人数教育の政策評価～仮想市場法(CVM)を使った計量モデルによる検証～, 会計検査研究, No.33, pp.239-258 (2006).
- [総務省 00] 総務省: 政策評価制度の在り方に関する最終報告(2000).
- [田中 03] 田中耕治: 「学力」という問い: 学力と評価の戦後史からの応答. 教育學研究, Vol.70, No.4, pp. 473-483. (2003).
- [出口 04] 出口弘: エージェントベースモデリングによる問題解決-エージェントベース社会システム科学としての ABM-. オペレーションズリサーチ, Vol.49, No.3, pp.161-167 (2004).
- [寺野 03a] 寺野隆雄 監訳: 対立と協調の科学-エージェント・ベース・モデリングによる複雑系の解明-. ダイアモンド社 (2003).
- [寺野 03b] 寺野隆雄: エージェントベースモデリング:KISS 原理を超えて. 人工知能学会誌, Vol. 18, No. 6, pp.710-715 (2003).
- [寺野 04a] 寺野隆雄: エージェント・ベース・モデリングへの招待. オペレーションズリサーチ, Vol.49, No.3, pp.131-136 (2004).
- [寺野 04b] 寺野隆雄: エージェント・ベース・モデリング: その楽しさと難しさ. 計測自動制御学会. 計測と制御, Vol.43, No.12, pp.927-931 (2004).
- [盛山 84] 盛山和夫, 野口裕二: 高校進学における学校外教育投資の効果, 教育社会学研究, Vol.39, pp.113-126 (1984).
- [文科省 05] 文部科学省: 義務教育に関する意識調査 (2005).
- [文科省 09] 文部科学省: 学校基本調査 (2009).
- [矢野 01] 矢野真和: 教育社会の設計. 東京大学出版会 (2001).
- [山本 08] 山本和也: ネイションの複雑性-ナショナルリズム研究の新天地. 書籍工房早山 (2008).

製薬企業の研究開発組織における プロジェクト形成促進方策検討のシミュレーション

Simulation for Decision Support of the Project Management
for a Laboratory in a Pharmaceutical Firm

田部 千春*・高橋 真吾**

* 早稲田大学 大学院創造理工学研究所
* Graduate school of Creative Science and Engineering,
Waseda University

** 早稲田大学 理工学術院
** Faculty school of Science and Engineering, Waseda
University

1. 研究背景

1.1 研究開発組織を取り巻く状況

企業内の研究開発組織における研究員の従来の業績評価は、研究者の論文数や取得特許数などのアウトプットを評価することであった。研究成果を指標とすることで、研究員のパフォーマンスをモニタし、研究成果が上があれば、新製品が開発され、そのことが企業利益に結びつくとされていた。従来は、企業の研究開発において、そうしたリニアモデルが存在していた。研究員がアウトプット評価で良い評価をあげることは、すなわち企業利益に結びつくとされていた。

しかし、近年は、従来のアウトプット評価が良くても、必ずしも企業の業績に必ずしも結び付かない状況がみられるようになった。

こうした状況の原因の一つとして、製薬企業の研究開発組織においては、創造的な環境を整えるために、研究員に対して、行動に自由を持たせていた。以前はそうした環境下で生まれた新薬により、企業業績が大幅に向上したことがあった。一方で、論文数という成果が逃げ道となっていたため、大学で行うような基礎研究偏重となったり、市場のニーズから外れた研究を進めてしまったりと、逆作用を引き起こすことが多くみられるようになった。このため、企業は明確にあらかじめ目標を定めて研究開発を進めていく体制を整える必要性が出てきている。

1.2 製薬企業の研究開発組織が直面する状況

製薬企業は、リニアモデル後、競争環境が激化したこともあり、研究開発スピードの向上が急務となった。製薬企業においては、先行者の優位という観点から、元来から他の企業に先んじて研究開発を進めることが必須であった。

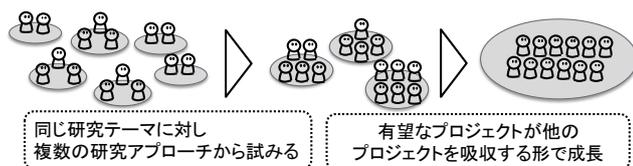


図 1 製薬企業におけるプロジェクト形成

製薬企業の研究開発組織においては、まず、研究テーマを設

定した上で、複数のアプローチの異なる比較的小規模な研究プロジェクトを結成し、有望な研究プロジェクトは他のプロジェクトを吸収するように大きなプロジェクトになっていくことが指摘されている。

そうした様子を、エージェントベースアプローチにより用いて分析を試みた研究に桑嶋ら[1]の研究がある。桑嶋は、研究プロジェクトの組織化プロセスを「アイデアをもった研究者エージェントがクラスターとなって研究プロジェクトを形成するプロセス」としてシミュレーションモデルを構築している。

1.3 製薬企業組織における研究プロジェクト継続・中止の判断の重要性

製薬産業は、研究開発の成果が企業業績に多大な影響を与える。企業は、画期的な新薬をいち早く市場に送り出すことが出来れば、莫大な利益を上げることができる。しかし一方で、医薬品開発には 20 年近い年月と 1 製品あたり莫大な費用がかかるといわれている。また、プロジェクトが途中で中止となることもあり、さらに費用がかさむこともある。

桑嶋ら[1]は、製薬企業の研究組織においては、初期の段階でプロジェクトの立ち上がり早く、より大きなプロジェクト形成されることが望ましいと述べている。その際に、プロジェクトを継続させるか、中止とするかの「go or no-go の判断」が組織に重大な影響を与えることを指摘している。しかし、プロジェクトを継続・中止の判断と、形成されるプロジェクトとの関連性には言及されておらず、プロジェクト継続判断の方策と形成されるプロジェクトに関する知見は現在のところ得られていない。

2. 研究目的

本研究では、製薬企業の研究開発組織におけるプロジェクト形成過程を分析可能なエージェントベースモデルを提案する。提案モデルを用いて、マネジャーのプロジェクト継続判断の方策の代替案を分析する。その際に組織の初期状態として、研究者エージェントの配置構造を複数想定したうえで分析を行う。こうした組織内の研究者の初期配置は、エージェント同士の近接性と他の研究テーマとの近接

性により表現される。初期配置の違いと、マネジャーのプロジェクト継続判断の方策の代替案が、形成されるプロジェクトの有望性に与える影響を分析し、マネジャーの判断方法に示唆を与える。

エージェントベースシミュレーションは、abstract モデル、middle-range モデル、facsimile モデルの3種類に分類される[2]。本研究においては、abstract モデルを採用し、抽象的なモデルから洞察を引き出すアプローチを試みる。本研究で作成するモデルは重要な要素だけ注目して取り出し、現実にはある様々な混乱や矛盾は捨象し、注目している要素のみ焦点をあて分析するアプローチをとる。またモデルの実行環境には（株）構造計画研究所の *artisoac 2.6 academic* を用い、エージェントの挙動を容易に観察できる環境を用いて行う。

3. 研究開発組織モデル

本研究の関連研究である桑嶋ら[1]は、マルチエージェントシミュレーションを用いて、製薬企業における研究開発組織を格子モデルで表現することで、研究プロジェクト形成にマネジャーの存在が与える影響を分析した。桑島のモデルでは、二次元の格子上におけるエージェントのムーア近傍に存在するエージェントとコミュニケーション可能とし、コミュニケーション可能なグループをまとめたクラスターという研究プロジェクトに相当するものを形成するモデルを作成した。ムーア近傍とは、あるマス目に着目した時の、隣接する上下左右および斜め4方向の計8か所を指す。

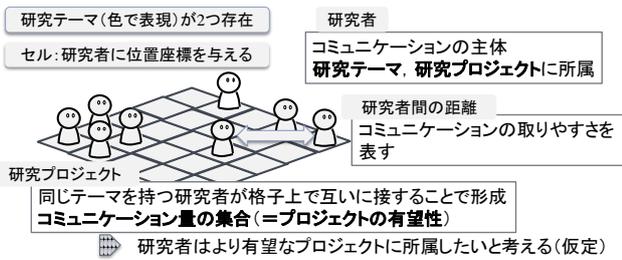


図2 製薬企業における研究開発組織

本研究では、桑嶋ら[1]のモデルを基礎にして発展させ、本研究では、製薬企業の1研究開発部門を想定する。

組織内には研究テーマが2つ存在し、格子モデル上のセルは研究者エージェントに位置座標を与え、エージェント間の距離を規定するものとした。桑嶋らは研究者エージェントをコミュニケーションの主体とすることで、距離がコミュニケーションの取り易さを示すものと表現した。研究者は研究テーマを持ち、同じ研究テーマの研究者と格子上で互いに接することで研究プロジェクトを形成する。また、研究テーマやアプローチの有望さについて外的基準を与え

ることは難しいため、研究プロジェクトをコミュニケーション量の集合として表すことで、コミュニケーション量により、研究プロジェクトの有望性を表した。この際、研究者はより有望なプロジェクトに所属したいと考えるものとする。エージェントは、アイデアを持ち、より多くの他のアイデアを持っているエージェントとコミュニケーションできるようなポジションを求めて移動する。また、複数の研究プロジェクトが存在する場合、より多くのアイデアとコンタクトできる研究プロジェクトを選択する。こうした挙動を記述するために、パス長と有効アイデア量という変数を定義する。

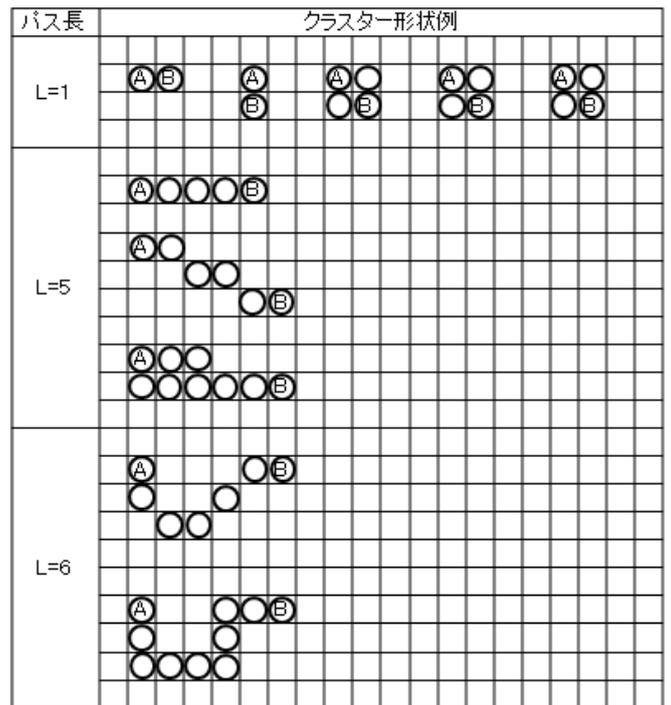


図3 パス長の計算例

(I) パス長 L

同じ研究テーマの二つのエージェントAとBの間がすべて同じ研究テーマのエージェントでつながっているとき、それをパスと呼び、AとBはコミュニケーション可能とする。パス長 L は、エージェントAからBに到達するまでに経由するエージェントの個数とする。ただし、B自体も数えるので、AとBが隣接している場合は $L=1$ となる。なお、複数のパスが存在する場合は、そのうち最小のものをパス長 L とする。

(II) 有効アイデア量 $VolumeIdea_i$

あるエージェント i にとってコミュニケーション可能な同じ研究プロジェクトのエージェントの個数をパス長の逆数で加重した合計個数として定義される。

$$Volumeldea_i = \sum_L \frac{1}{L} (memberSize_i^L) \quad (1)$$

$memberSize_i^L$: パス長 L のエージェント数

パス長の逆数で加重するのは、パス長 L が大きくなるとアイデアのインパクトが弱まり、伝達にも時間がかかると考えられるためである。

また、研究プロジェクトの有用性をはかる指標として合計有効アイデア量 $sumVolumeldea_j$ を設定する。これは、研究プロジェクトを構成しているすべてのエージェントの有効アイデア量を合計したものである。

$$sumVolumeldea_j = \sum Volumeldea_i \quad (2)$$

3.1 研究プロジェクト評価モデル

本研究において、マネジャーは研究開発組織全体を俯瞰できると仮定する。定められたステップ数に、マネジャーは定期的に現在の各研究プロジェクトの合計有効アイデア量を調査し、プロジェクトの継続・中止の判断を行う。ここで、プロジェクト継続に必要なプロジェクトの有望性を必要合計有効アイデア量とする。必要合計有効アイデア量より、研究プロジェクトのもつ合計有効アイデア量が小さいとそのプロジェクトは解散となる。解散となったプロジェクトに所属していたエージェントは次のステップにおいて、組織内の空いている箇所にランダムに移動する。

3.2 研究活動モデル

各エージェントは、1ステップにおいて、自分の有効アイデア量を増やすために、自らのムーア近傍を調べ、移動するかどうかを決定する。具体的には以下の手順である。まず、近傍における各テーマの最大有効アイデア量を調べるとともに、その最大有効アイデア量を持つエージェントを調べる。もし、近傍における最大有効アイデア量が自分の持つ有効アイデアより多いときは、そのエージェントの属する研究プロジェクトに属する他のエージェントとも密にコミュニケーションできるように移動する。また、近傍における最大有効アイデア量を持つエージェントが自身の有効アイデア量より多く、かつ自分と異なるテーマの場合、自身の研究テーマを変更し、自身の有効アイデア量を大きくしようとする。

もし、自らのムーア近傍にエージェントが存在しない場合は、ムーア近傍のいずれかの箇所にランダムに移動する。また、自身の所属していた研究プロジェクトが中止となった際はフィールド内の空いている箇所にランダムに移動する。エージェントにそうした行動を取らせることでプロジェクトの中止をモデル上で表現している。

以下に、エージェントの行動ルールをまとめる。

1) 各エージェントは自身がより大きな有効アイデア量となるように移動する。各エージェントが1ステップで移動できるのは距離0または1である。

2) 各エージェントはムーア近傍の他のエージェントをサーチする。逆に言うと、それ以外のエージェントは関知できない。これは、エージェントの認知における限定合理性を表している。

3) もう一方の研究チームと接触したとき、もし相手方に組みした方がより大きい有効アイデアとなるのであれば研究チームを乗り換える、とする。

4. シミュレーション実験

4.1 パラメータ設定

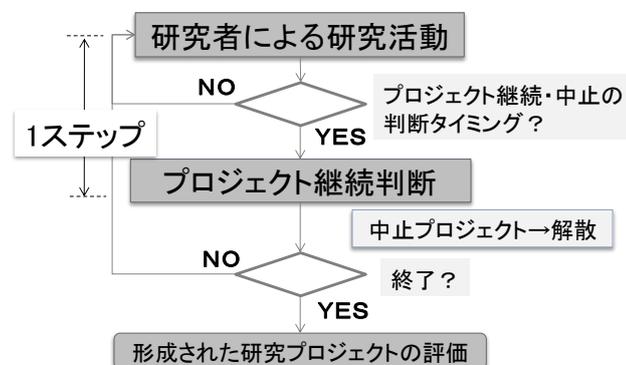


図4 組織・エージェント活動モデル

実験に用いるパラメータとして、本研究で想定する組織である製薬企業の1研究開発部門を 20×20 の格子状で表し、研究テーマを2つ保有しているとする。シミュレーション開始時は、各研究テーマには10人ずつ従事しているとする。各エージェントは格子のマス目に存在する。エージェントは研究活動として、周囲の状況を確認し、自身の行動を決定し、行動するまでを1ステップとし、300ステップを1試行とする。なお、エージェントは移動の際、ムーア近傍の空いているところに、1の距離だけ進むことができる。例外として、所属プロジェクトが解散となった際には、現在の位置にかかわらず、組織内の空いているマスに移動することができる。また、プロジェクトの評価は、所定のステップの終了時に行われるものとする。

なお、形成される研究プロジェクトの大きさやスピードは初期のエージェントの配置の構造に大きく影響すると考えられる。そのため、本研究では、こうした初期配置の代替案を複数考える。他のエージェントや他のチームとの接触の取りやすさを変化させて実験を行うことを指針とする。各研究テーマのエージェントが交互に整列している配置(配置1)、エージェントが研究テーマごとに整列している配置(配置2)、研究テーマごとに整列しているうち、

4 エージェントが互いに距離 2 で近接し、群れが形成されやすい配置 (配置 3), 各研究テーマが交互に整列する中、配置 3 同様に近接している配置 (配置 4), 研究テーマごとに整列し、4 エージェントが互いに距離 2 で近接している配置を 2 つとし、群れがより多くなる配置 (配置 5) を考える。

配置 1, 4 は異なる研究テーマのエージェントが近くに存在する状況を想定している。配置 3, 4 は初期から他のエージェントと比較的接触しやすいエージェントが存在し、配置 5 では、接触しやすいエージェントを増やして実験を行う。このように配置 3,4,5 は配置 1,2 に比べて、初期からある程度の規模の研究プロジェクトが出来やすい配置として想定した。

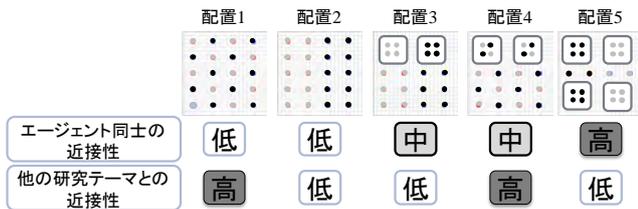


図 5 形成されるプロジェクトの有望性の平均の比較

なお、実験は、結果の再現性を確保するために乱数シードを用いる。乱数シードはエージェントの移動で用いる。1 の距離のうちどこに移動するか、プロジェクト解散となったときのエージェントの移動位置を決定するのに用いる。試行ごとに乱数シードを変化させ、50 試行シミュレーションを行い、結果を分析する。

4.2 シナリオ分析

本研究で行う実験は以下の通りである。まず、実験 1 として、初期配置毎に、マネージャーによるプロジェクト継続判断が行われない際のプロジェクト形成を観察する。実験 2, 3 は、必要合計有効アイデア量を固定し、プロジェクト継続判断の頻度を 10 ステップごと、20 ステップごと、30 ステップごとと変化させて実験を行い、継続判断がプロジェクト形成に与える効果を検証する。実験 4 では、プロジェクト継続判断ごとに必要合計有効アイデア量の大きさを段階的に引き上げて、同様の実験を行う。この時の必要合計有効アイデア量の増加は、プロジェクト継続判断の頻度により決定される。

表 1 実験設定

	必要合計有効アイデア量	プロジェクト継続・中止の判断の頻度
実験1	-	なし
実験2	2(固定)	10ステップ毎 20ステップ毎 30ステップ毎
実験3	12(固定)	10ステップ毎 20ステップ毎 30ステップ毎
実験4	初期値4, 見直し毎4ずつ増加	10ステップ毎
	初期値6, 見直し毎6ずつ増加	20ステップ毎
	初期値12, 見直し毎12ずつ増加	30ステップ毎

各実験において、組織内における研究プロジェクトの有望性をあらわす合計有効アイデア量の最大値をとり、これを最大合計有効アイデア量とする。300 ステップ後の最大合計有効アイデア量の平均と、その際の分布を追うことで、初期配置とプロジェクト継続判断の代替案が形成されるプロジェクトの有望性に与える影響を分析する。

図 6 は、実験 1 から実験 3 での実験結果を表し、各配置において、プロジェクト継続判断の方策ごとに 300 ステップ後に形成されるプロジェクトの最大合計有効アイデア量の 50 試行の平均をとったものである。実験 1 と実験 2 および実験 3 を比較すると、プロジェクトの継続判断を行うことで、より有望な研究プロジェクトが形成されることがわかる。また、継続判断の頻度が高い方が、形成される研究プロジェクトの有望性が高くなる傾向にあることがわかる。

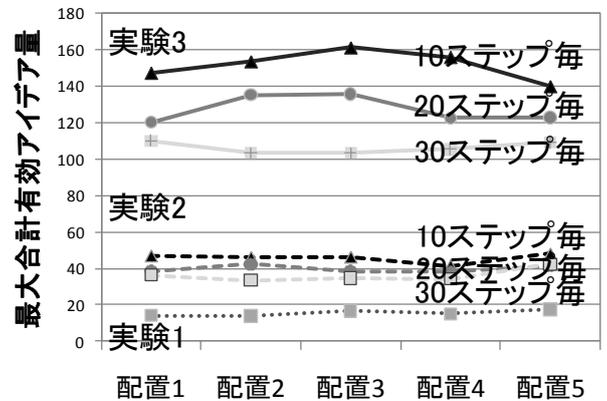


図 6 形成プロジェクトの有望性の平均 (実験 1,2,3)

実験 2, 3 を比較すると、プロジェクト継続に必要な有望背が高い実験 3 の方が、実験 2 よりもより有望なプロジェクトが形成されていることがわかる。また、継続に必要な有望性が高い実験 3 の方が、継続判断の頻度の違いが、形成されるプロジェクトの有望性に影響を与えていることがわかる。

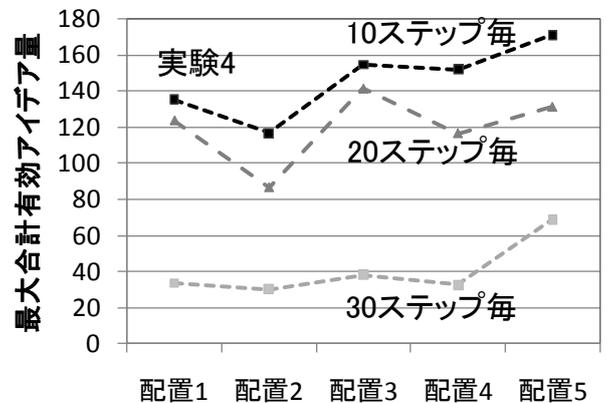


図 7 形成プロジェクトの有望性の平均 (実験 4)

実験4では、プロジェクト継続に必要な有望性を変化させて実験を行い、平均値を見ると、継続判断の頻度が高い10ステップ毎、20ステップ毎の場合においては、初期配置の違いにより、形成されるプロジェクトの有望性が異なる傾向を持つことが推察される。

ここからは、最大合計有効アイデア量の分布を観察する。プロジェクト継続に必要な有望性が低い実験2では、継続判断の頻度によらず、どの配置においても形成されるプロジェクトの分布に大きな違いが見られない。一方、プロジェクト継続に必要な有望性が高い実験3では、継続判断の頻度が低くなると、形成されるプロジェクトの有望性の分布が配置により異なる傾向がみられる。図8は、継続判断の頻度が30ステップ毎の場合の形成されるプロジェクトの有望性を表したものである。

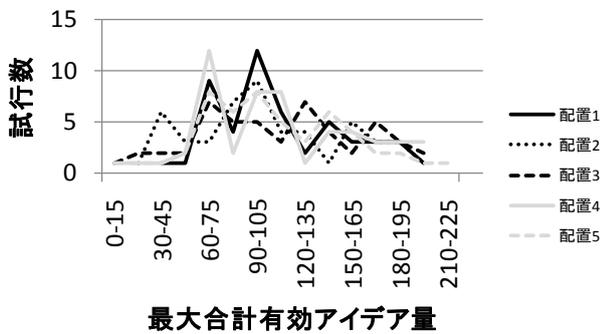


図8 実験3, 30ステップ毎に継続判断を行う場合の分布

このとき、エージェント同士の近接性が中程度以下で、他の研究テーマとの近接性が低い配置においては、有望なプロジェクトが形成される傾向がみられる。

プロジェクト継続に必要な有望性を変化させると、図9のように結果の二極性が生じることがわかる。図9は継続判断の頻度が10ステップの場合の配置毎の有望性の分布を示したものである。

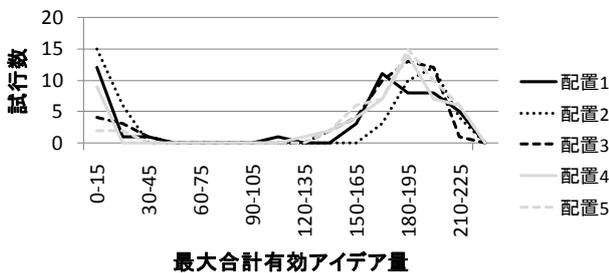


図9 実験4, 10ステップ毎に継続判断を行う場合の分布

このとき、エージェント同士の近接性が中以上で、他の研究テーマとの近接性が低い場合に有望なプロジェクトが形成されることがわかる。

これらの結果を表にまとめる、表2は、研究者の初期配置によらず得られた知見であり、プロジェクト継続に必要

な有望性の方策毎に示す。

表2 条件に応じたプロジェクト形成の傾向

	プロジェクト継続に必要な有望性		
	固定・低	固定・高	変化
継続判断の頻度の影響	小	大	大
有望なプロジェクト形成	-	継続判断の頻度【高】 形成される	
結果の頑健性	-	低	-
結果の二極化	-	-	発生

研究者の初期配置によらない知見として、プロジェクト継続に必要な有望性が低い場合、継続判断の頻度の影響は小さい一方で、有望なプロジェクトは形成されにくいことがわかる。プロジェクト継続に必要な有望性が高い場合か、変化していく場合においては、継続判断の頻度の影響を大きく受ける。これらの場合においては、プロジェクト継続判断の頻度が高い場合には、有望なプロジェクトが形成される傾向にあることがわかった。一方で、プロジェクト継続に必要な有望性が高い場合は結果の頑健性が低くなり、プロジェクト継続に必要な有望性が変化する場合の結果の二極が発生することが確認された。

表3 初期配置が影響するプロジェクト形成の傾向

	近接性		
	エージェント同士	【低】【中】	【中】【高】
研究者の初期配置	他の研究テーマ	【低】	【低】
プロジェクトに必要な有望性	固定・高	変化	

表3は、研究者の初期配置が影響を与えた知見をまとめたものである。研究者の初期配置において、エージェント同士の近接性が中以下で、他の研究テーマとの近接性が低い場合と、エージェント同士の近接性が中以上で、他の研究テーマとの近接性が低い場合においては、初期配置が形成されるプロジェクトの有望性に影響を与えることがわかった。いずれの場合においても、他の研究テーマとの近接性が低い場合であり、こうした初期配置が、プロジェクト継続に必要な有望性が高い場合と変化する場合に形成されるプロジェクトの有望性に影響を与えることがわかった。

5. 考察

本研究で行った実験では、結果として生成される研究プロジェクトの大きさが同じ初期配置50試行内で同じような傾向をとる場合とそうでない場合があることが見られる。このことから、組織内に研究者エージェントを初期にどのように配置するかは、プロジェクトの継続・中止の判断の方法によっては、形成されるプロジェクトに影響を与えることが分かる。これは、プロジェクトの継続・中止の方策

の評価をする際に、対象組織における状況を踏まえて評価を行う必要があることを示唆している。

実験 2 は、50 試行内で結果間の差は相対的に小さいが、実験 3 は結果にみられる傾向が実験 2 ほどは顕著に見られない。また、実験 3 では結果として生成される研究プロジェクトの平均的な有望性こそ大きいものの、方策が及ぼす結果の不確実性は大きい。実験 4 は、実験 2, 3 とは異なり、結果の二極化がみられた。方策間でこれほど異なる傾向がみられる原因としては、プロジェクトの解散による影響の違いが考えられる。実験 2 においては、必要合計有効アイデア量が 2 であり、このルールで解散となる研究プロジェクトはプロジェクトを構成する研究者エージェントが 2 人の場合である。

一方、実験 3 においては、必要合計有効アイデア量が 12 であり、解散となる研究プロジェクトの対象として、構成する研究者エージェントが 4 人の場合の場合まで含まれる。

実験 4 においては、ステップ数を追うと更に多くの研究者エージェントが中止、解散となるプロジェクトに所属することが想定される。解散により、影響を受けるのは、解散したプロジェクトに所属していた研究者エージェントだけでなく、解散とはならなかったプロジェクトに所属するエージェントにも影響を与える。解散により、組織内の任意の位置に移動するエージェントが多いほど、組織全体に与える影響が大きくなりうる。一方で、より大きい研究プロジェクトが形成されるかどうかは、解散となったプロジェクトに所属したエージェントが、解散とならなかった研究プロジェクトに参画する場合である。ただ、解散により、組織内にランダムに移動するエージェントが増えることで、解散とならず有望とされている研究プロジェクトに参画するのが増えるとは限らない。なぜなら、研究プロジェクト継続に必要な、必要合計有効アイデア量が増えることで、解散とまらない研究プロジェクトは少なくなるためである。そのため、実験 3 においては、解散により、組織内にランダムに移動するエージェントが増え、解散とまらない研究プロジェクトの数と有望性により、300 ステップ後に形成される最大合計有効アイデア量が決まると考えられる。段階的に研究プロジェクトが絞られていく実験 4 では、研究開発組織内で核となる研究プロジェクトが形成された場合には、大きなプロジェクトが形成される傾向にある一方で、必要な必要合計有効アイデア量が段階的に上昇し、すなわち、閾値が上昇するため、実験 3 までと比較して、その閾値をすべての研究プロジェクトが越えられない状況が起こりうるということが考えられる。そのため、組織内にその閾値を超えられた研究プロジェクトが存在した場合は、300 ステップ後の最大合計有効アイデア量が大きくなるが、どの研究プロジェクトも超えられなかった場合には、300 ステップ後の最大合計有効アイデア量が小さくなるため、二極化が起きると考えられる。

本研究から得られる知見を、実際の製薬企業における研究開発のマネジャーへの意思決定支援として利用する際には、まずは、研究開発組織内の研究者間の興味関心や研究者間のコミュニケーションの距離をマネジャーが見極める必要がある。その上で、研究プロジェクトの継続・中止の判断を、ある程度の頻度で行い、こまめに研究プロジェクトの進捗管理を行い、プロジェクトの継続・判断の際により、あまり多くの研究者に対し影響を与えないようにすることで、より大きい研究プロジェクトが形成されることが考えられる。

6. 結論

本研究では、格子モデルを用いて、製薬企業の研究開発組織におけるプロジェクト形成を表現した。形成されるプロジェクトの有望性の基準は、研究プロジェクトをコミュニケーション量の集合として表現することで、コミュニケーション量の多寡で表現し、外的にプロジェクトの有望性の基準を与えることの困難性を緩和してモデルを作成した。製薬企業の研究開発組織において形成されるプロジェクトの有望性が、初期配置とマネジャーによるプロジェクト継続判断の方策から受ける影響を分析可能な抽象モデルを作成した。組織内の研究者の初期配置の違いにより、形成されるプロジェクトの有望性が異なるプロジェクト継続判断の方策が存在し、このことから、初期配置の違いを考慮したうえで、プロジェクト継続判断を行う必要があることが示唆され、マネジャーによる継続・中止の判断の方策検討の際の示唆を得ることができた。

参考文献

- 1) 桑嶋健一, 高橋伸夫, 玉田正樹, "研究開発パフォーマンスとコミュニケーション," 研究・技術計画学会誌, Vol.19, No.3, pp.214-225, 2004.
- 2) 小山友介, "第 2 世代社会シミュレーションの着地点," 社会・経済システム, Vol.29, pp.93-100, 2008.

[著者紹介]

たなべ ちひろ
田部 千春

2008 年早稲田大学理工学部経営システム工学科卒業, 現在早稲田大学大学院創造理工学研究科修士課程在学中。

たか ほん じゅん
高橋 真吾

1989 年東京工業大学大学院総合理工学研究科システム科学専攻博士課程修了, 理学博士。現在早稲田大学理工学術院教授 (創造理工学部経営システム工学科)。システム論, ソフトシステムアプローチ, 社会シミュレーション等の研究に従事。

特定テーマパークのリアリティのあるモデル構築と 混雑情報提示政策への意思決定支援

齊藤 陽介*・大堀 耕太郎*・鈴木 広人**・飯田 真理子***・高橋 真吾**

* 早稲田大学 大学院創造理工学研究科 東京都新宿区大久保 3-4-1
* Graduate School of Creative Science and Engineering,
Waseda University, 3-4-1 Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo
** 早稲田大学 理工学術院 東京都新宿区大久保 3-4-1
** Faculty of Science and Engineering, Waseda University,
3-4-1 Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo

*** 早稲田大学 理工学部 東京都新宿区大久保 3-4-1
*** College of Science and Engineering, Waseda University,
3-4-1 Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo

1. 研究背景

近年、テーマパーク型施設において、アトラクションにおける待ち時間を短縮させることで来場者の満足度を向上させるために、様々な混雑緩和政策が導入されている。例えば、東京ディズニーシーでは混雑箇所の分散のために掲示板によるアトラクションの待ち時間の提示や、特定時間の間に優先的に搭乗可能な「ファストパス」と呼ばれるバスの発券を行っている。また、テーマパークにおける混雑の発生と来場者の満足度向上に関する問題は、川村ら⁸⁾によって「テーマパーク問題」と定義されている。ここで、テーマパーク問題とは「複数の施設や道路からなるテーマパーク内を多数のエージェントが訪問するとき、その訪問スケジュールの調整により、エージェント全体の満足度の向上を目的とする問題」と定義づけられている。

テーマパーク問題に対しては複数の研究者によって、アトラクションにおける混雑緩和のための政策を提案し、その効果をエージェントベース社会シミュレーション(ABSS)によって検証が行われている。従来研究で検証されている政策は、主に来場者に対してアトラクションの待ち時間を提示するという「混雑情報提示政策」に関する研究が行われている。「混雑情報提示政策」とは来場者に対してアトラクションの待ち時間を提示し、混雑箇所の回避を促すことで待ち時間の削減を目指すというものである。従来研究では、片岡ら⁷⁾、刀根ら⁹⁾により混雑情報提示政策の効果に関する研究が行われている。これらの研究から、混雑情報の提示を行うことでアトラクションの混雑緩和に一定の効果が得られることや、混雑情報に基づいて行動するエージェントの割合が増えることでかえって混雑が発生する、といった知見が得られている。

ABSS における研究では、各自の目的に応じて様々な粒度のモデルを用いる。Gilbert²⁾は ABSS における model を、重要な概念や要素のみに着目してモデル化した“abstract models”(ex Schelling⁵⁾の segregation model), 多くの状況に適用可能なレベルまで一般化されたモデルである“middle range models”(ex 片岡ら⁷⁾によるテーマパーク問題における混雑情報提示の効果の分析に関する研究), 対象とする制度・組織を可能な限り正確に再現したモデルである“facsimile models”(ex Putro et al.⁴⁾のインドネシア・

バンドンにおける新型インフルエンザ流行時の対策に関する研究)の3種類に分類している。これらの3種類のモデルには優劣が存在するわけではなく、分析したい項目や対象に合わせてモデルの規模を選択する必要がある。

テーマパークにおける従来の研究では混雑緩和を目的とした政策を提案し、その有効性を検証することを目的としているため、特定のテーマパークへの対応を意識しないような、middle range model を取り扱う研究が中心である。従来研究で用いられているテーマパークのモデルでは、アトラクションの数や配置、収容能力、稼働時間等に関して特定のテーマパークを意識して設定したものではなく、仮想的に構築されたモデルとなっている。また、来場者を表すエージェントのアトラクション選択モデルに関しても、すべてのエージェントのアトラクションに対する好みが同一の値である、一度アトラクションを選択すると搭乗するまで選択を変更しない、という仮定が置かれている。

しかしこの場合、現実世界のテーマパークの管理者が、提案された政策がパーク内において有効であるかを判断するには、1)テーマパーク全体のマクロ的な振る舞いの観点における問題として、現実世界のテーマパークで起きている状況と従来研究のシミュレーションで示される振る舞いに乖離が生じている、2)エージェントの行動というミクロな視点の問題点として、待ち時間に対する反応が、現実世界での来場者のものと、シミュレーションにおけるエージェントのものとの間に乖離が生じている、という2つの問題点が存在するため、不十分なものとなっている。1)については、例えば、刀根ら⁹⁾のモデルでは人気アトラクションにのみエージェントが集中するという状況が起こる。しかし、現実世界におけるテーマパークでは人気のアトラクションにおいて混雑が発生し、なおかつ他のアトラクションにも混雑は分散している。2)についても同様に、テーマパークにおける政策検討を行うには、エージェントの政策に対する反応がリアリティのあるものを表現していると感じられるように作る必要がある。このように実際のテーマパークにおける混雑状況を表現できないモデルでは、パーク管理者自身のパーク内における政策効果を見積もることは困難である。そのため、従来研究のモデルで実際のテーマパークにおける政策検討時の意思決定支援に役立てるには難しいものとなっている。従来研究では政策の混雑緩和に対する効

果の検証を目的としていたため、middle range model を用いることが有用であったが、パーク形状や距離などを考慮した政策を検討する際には、対象とするテーマパーク内の状況を再現した facsimile model を構築する必要がある。

本研究では東京ディズニーシー(以下TDS)を対象として、混雑情報提示政策の効果について特定のテーマパークにおける効果について検証を行い、パーク管理者に対して混雑情報提示政策の導入の意思決定時に示唆を与えることを目的とする。そのためにTDSのアトラクション配置や入場者数等を再現した、政策意思決定時の判断材料となりうるような facsimile model の構築を行う。その上で、混雑情報提示政策を導入した際の効果についてシミュレーションを行い、政策の持つ特徴や効果について検討を行う。

2. テーマパークモデル

テーマパークモデルは、アトラクション・エンターテイメント・通路・入退場ゲートの4つの要素をノードとし、各ノードをつなぐ道をリンクとするネットワークグラフとして表現する。ノードの配置はTDSを想定している。テーマパークモデルの構造は図1に示すとおりである。

2.1 アトラクション

アトラクションの集合は $A = \{a_i | i=1,2,\dots,26\}$ で表現され、 i 番目のアトラクション a_i は収容人数 c_i 、サービス時間 st_i 、搭乗させる間隔 $interval_i$ 、待ち人数 $waiting_i$ 、待ち行列リスト $waiting_list_i$ 、搭乗中のエージェントリスト $riding_list_i$ 、隣接している通路 $adjacent_road_i$ を持つ。

収容人数 c_i はアトラクション a_i が収容する人数を表す。サービス時間 st_i はエージェントがアトラクション a_i に収容される時間の間隔を表す。搭乗させる間隔 $interval_i$ はアトラクション a_i にエージェントを収容する時間の間隔を表す。東京ディズニーシーでは、複数台のマシンが稼働しているアトラクションが存在する。このため、本モデルでもこのような状況を表現するために搭乗させる間隔 $interval_i$ がサービス時間 st_i と一致しないアトラクションも存在する。待ち行列リスト $waiting_list_i$ は、アトラクションの待ち行列を表し、アトラクションに到着したエージェントは待ち行列リスト $waiting_list_i$ の最後に入る。搭乗中のエージェントリスト $riding_list_i$ はアトラクションに搭乗しているエージェントのリストを表す。搭乗中エージェントリスト $riding_list_i$ 内のエージェントは、サービス時間 st_i 経過後に搭乗中エージェントリスト $riding_list_i$ から削除され、隣接している通路 $adjacent_road_i$ へ戻り、次のアトラクション選択を行う。

また、一部のアトラクションをファストパス発券アトラクション $FASTPASS_At = \{a_i | i=4,8,11,12,15,17,18,22\}$ とし

て定義し、特定時間に優先的に搭乗可能となるファストパスの発券を行う。なお、ファストパスの発券は隣接通路 $adjacent_road_i$ で行う。 $a_i \in FASTPASS_At$ の場合、さらにファストパス搭乗人数 $FASTPASS_ride_number_i$ 、ファストパス待ち行列リスト $FASTPASS_waiting_list_i$ の二つの変数を持つ。ファストパス搭乗人数 $FASTPASS_ride_number_i$ はファストパス待ち行列リスト $FASTPASS_waiting_list_i$ から優先的に搭乗可能なエージェントの数で、 $a_i \in FASTPASS_At$ の場合、ファストパス待ち行列リスト $FASTPASS_waiting_list_i$ の先頭からファストパス搭乗人数 $FASTPASS_ride_number_i$ 分のエージェントを搭乗中のエージェントリスト $riding_list_i$ へ入れ、残りの人数分を待ち行列リスト $waiting_list_i$ から搭乗中のエージェントリスト $riding_list_i$ へ入れる。

2.2 エンターテイメント

エンターテイメント $E = \{e_k | k=1,2,\dots,9\}$ はパレードやショーなど、特定の時間のみサービスを行うものを表す。 k 番目のエンターテイメント e_k は固有の収容人数 c_k 、サービス時間 st_k 、隣接通路 $adjacent_road_k$ 、観賞中のエージェントリスト $seeing_list_k$ を持つ。

観賞中のエージェントリスト $seeing_list_k$ に含まれるエージェントの数が収容人数 c_k になるまでは、エンターテイメント e_k に訪問したエージェントは観賞中のエージェントリスト $seeing_list_k$ に加えられ、収容人数 c_k に達した場合は観賞できない。サービス開始から st_k 経過後、観賞中のエージェントリスト $seeing_list_k$ 内のエージェントはリストから削除され、隣接している通路 $adjacent_road_k$ へ戻る。

2.3 通路

通路はアトラクションやエンターテイメント、入退場ゲートの周辺を表し、混雑情報の提示やファストパスの発券が行われ、エージェントの意思決定の場となる。通路の集合は $R = \{r_l | l=1,2,\dots,27\}$ で表現され、 l 番目の通路 r_l はアトラクション a_i への所要時間 at_time_{li} ($i=1,2,\dots,26$)、エンターテイメント e_k への所要時間 en_time_{lk} ($k=1,2,\dots,9$)、通路 r_m への所要時間 $road_time_{lm}$ ($m \neq l, m=1,2,\dots,27$)、

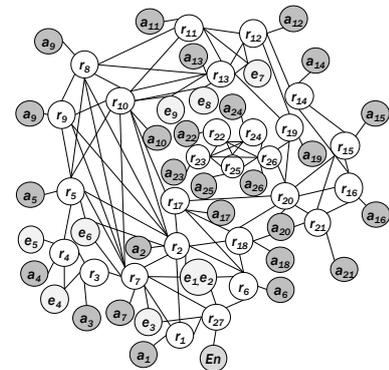


図1 テーマパークモデル

隣接している通路 $adjacent_road_l$, 隣接しているアトラクション $adjacent_at_l$, アトラクション a_i の混雑情報 W_{li} ($i=1,2,\dots,26$), 掲示板 $Information_board_l \in \{0,1\}$, 隣接しているアトラクション a_i の混雑情報参照確率 $at_congestion_rate_l$ を固有に持つ.

アトラクション a_i への所要時間 at_time_{li} は通路 r_l からアトラクション a_i に移動する際の所要時間であり, エンターテイメント e_k への所要時間 en_time_{lk} , 通路 r_m への所要時間 $road_time_{lm}$ も同様の定義である. なお, 隣接しているアトラクションへの移動の際の所要時間は 0 ステップとする. 通路では隣接している通路 $adjacent_road_l$ に含まれるアトラクション a_i の混雑情報 W_{li} が提示されており, 隣接しているアトラクション a_i の混雑情報参照確率 $at_congestion_rate_l$ の値によって参照するかどうかが決まる. 掲示板 $Information_board_l$ は掲示板の配置の有無を表し, $Information_board_l=1$ の場合には掲示板が配置され, 全てのアトラクションの混雑情報が参照可能となる.

$adjacent_at_l \in FASTPASS$ の場合はファストパスの発券を行う. このとき通路 r_l はパラメータとしてファストパス発券枚数 $FASTPASS_release_l$, ファストパス発券予定枚数 $FASTPASS_max_l$, ファストパス利用時間 $FASTPASS_available_l$, ファストパス利用時間更新枚数 $FASTPASS_update_l$ をもつ. ファストパスが発券されるごとにファストパス発券枚数 $FASTPASS_release_l$ が+1 され, ファストパス発券予定枚数 $FASTPASS_max_l$ と等しくなるまで発券が行われる. $FASTPASS_update_l$ 分の発券が行われる毎に $FASTPASS_available_l$ を+5 する.

2.4 入退場ゲート

入退場ゲート En は, 一定のルールに基づいて入場するエージェントを生成し, 退場するエージェントの削除を行う. パラメータとして, ポアソン分布における平均到着率 λ を持つ. λ は 1 ステップでの来場者の平均到着率を表す.

3. エージェントモデル

エージェント $V = \{v_h | h=1,2,\dots\}$ はテーマパークの来場者を表す. エージェントのアトラクション選択モデルは, Ohori et al. ³⁾ により提案されたモデルを用いる. このモデルは想起集合(evoked set)と選択集合(choice set)の概念を考慮した消費者の購買行動モデルを基に構築したものである. このモデルでは想起集合を「パーク入場時に搭乗することを考慮に入れるアトラクションの集合」, 選択集合を「パーク内の状況を基に, アトラクション選択の時点で考慮されたアトラクションの集合」と定義する.

h 番目のエージェント v_h はセグメント $segment_h$ とアトラクション想起集合 $at_evoked_set_h$, エンターテイメント

ト想起集合 $en_evoked_set_h$, アトラクション選択集合 $at_choice_set_h$, 認知したアトラクション a_i の混雑情報 $congestion_info_{hi}$, 混雑に対する閾値 $threshold_{hi}$, ファストパス所持集合 $FASTPASS_possess_{hi}$, ファストパスの予定時刻 $FASTPASS_time_{hi}$, エンターテイメント e_k の予定時刻 $entertainment_time_{hk}$, アトラクション a_i の固有の魅力度 α_{hi} , 距離・混雑に対するウェイト β_{1h}, β_{2h} を持つ. エージェントは入場時にセグメント $segment_h$ が与えられ, セグメントの値に対応したアトラクション想起集合 $at_evoked_set_h$ とエンターテイメント想起集合 $en_evoked_set_h$, 待ち時間に対する閾値 $threshold_{hi}$, アトラクション a_i の固有の魅力度 α_{hi} , 距離・混雑に対するウェイト β_{1h}, β_{2h} が与えられる. エージェントは図 2 のフローに沿って行動を行う.

3.1 混雑情報の認知

現在いる通路 r_l において, $Information_board_l=1$ の場合は掲示板参照確率 $IB_watch_rate_h$ に応じて, それ以外の場合は通路 r_l における, 隣接しているアトラクションの混雑情報参照確率 $at_congestion_rate_l$ に応じて混雑情報を入手する. その際, アトラクション a_i の混雑情報を入手した場合は, アトラクション a_i の混雑情報認知の有無 $awareness_{hi}$ を 1 とし, それ以外の場合は 0 とする.

次に想起集合 $at_evoked_set_h$ 内に含まれるアトラクションの中で $awareness_{hi}=0$ のアトラクションにおける $congestion_info_{hi}$ の更新を行う. $W_{li} \neq congestion_info_{hi}$ となる場合, (1)式により $congestion_info_{hi}$ の更新を行う.

$$congestion_info_{hi} = congestion_info_{hi} \times \lambda_{hi} \quad (1)$$

$$\text{ただし } \lambda_{hi} = \frac{\sum_i \lambda_{hi}}{\sum_i awareness_{hi}} (\sum_i awareness_{hi} \neq 0),$$

$$\lambda_{hi} = \begin{cases} \frac{W_{li}}{congestion_info_{hi}} & (W_{li} \neq congestion_info_{hi}) \\ none & (otherwise) \end{cases}$$

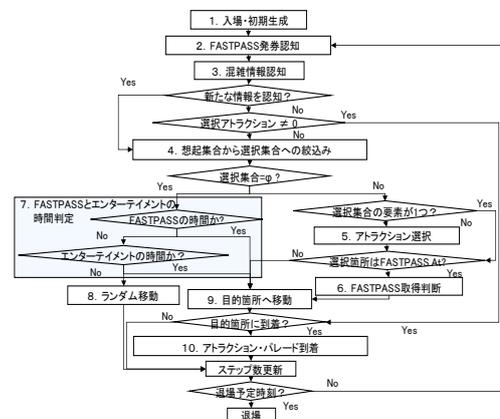


図 2 エージェントの行動フロー

3.2 想起集合から選択集合への絞り込み

アトラクション選択集合 $at_choice_set_h$ は、アトラクション想起集合 $at_evoked_set_h$ の中から、認知したパーク内の状況に応じて絞り込みを行うことで形成される。絞り込みを行う際、 $a_i \in FASTPASS_aware_h$ である場合とそうでない場合を区別して、以下のようなルールで行う。

(1) $a_i \in FASTPASS_aware_h$ の場合、以下の3つを満たすアトラクション a_i が選択集合に含まれる。

- ① $FASTPASS_blank_h = 0$.
- ② $a_j \in FASTPASS_possess_h (j=1,2,\dots,26 \quad j \neq i)$,
 $FASTPASS_time_{ij} \geq congestion_info_{hi}$
 $+ st_i + at_time_{ij} + at_time_{ij}$
- ③ $e_k \in en_evoked_set_h (k=1,2,\dots,9)$,
 $entertainment_time_{hk} \geq congestion_info_{hi}$
 $+ st_i + at_time_{ij} + en_time_{ik}$

(2) $a_i \notin FASTPASS_aware_h$, もしくは(1)で条件を満たさない場合、以下の条件を満たすアトラクション a_i が選択集合に含まれる。

- ①' $threshold_{hi} \geq congestion_info_{hi}$.
- ②' 上記②と同様の条件
- ③' 上記③と同様の条件

3.3 アトラクション選択

アトラクション選択の際、エージェントはアトラクション選択集合 $at_choice_set_h$ に含まれるアトラクションに対して、 $congestion_info_{hi}$ と通路 r_l からアトラクション a_i までの所要時間 at_time_{li} から(2)式により効用値を算出し、(3)式の多項ロジットモデルを用いて確率的にアトラクションを選択し、移動を行う。

$$U(i) = \alpha_{hi} + \beta 1_h \cdot at_time_{hi} + \beta 2_h \cdot (1 - \delta_i) \cdot congestion_info_{hi} \quad (2)$$

$$\delta_i = \begin{cases} 1 & (\text{if } a_i \in FASTPASS_At) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

$$p(i) = \frac{\exp U(i)}{\sum \exp U(n)} (a_n \in at_choice_set_h) \quad (3)$$

アトラクション選択は通路を一つ移動する毎に行われる。到着後、混雑情報 Wt_{li} が混雑に対する閾値 $threshold_{hi}$ より小さい場合に選択アトラクションに搭乗する。閾値 $threshold_{hi}$ を上回り、 $a_i \in FASTPASS_At$ の場合はファストパスの発券を受ける。

3.4 情報探索のためのランダム移動

アトラクション選択集合 $at_choice_set_h = \phi$ となる場合、乗りたいアトラクションがないものとして、ファストパスやエンターテイメントの時間になるか、パーク内の状況変化を認知するまでパーク内をランダムに移動する。今いる通路 r_l の

隣接通路集合 $adjacent_road_l$ に含まれる通路の中からランダムに一つ選択し、その通路へ移動する。また $threshold_{hi}$ と $explore_time_h$ を+1する。アトラクションに搭乗 or エンターテイメントを鑑賞すると $threshold_{hi}$ は元の値に戻る。

4. 混雑情報提示政策

本研究で用いる混雑情報提示政策は、従来研究で提案された混雑情報算出方法により算出された混雑情報を、通路に配置された掲示板で提示するというものである。

4.1 現在混雑情報提示

現在混雑情報提示はエージェントが情報を参照した時点での待ち時間である。アトラクション a_i の現在混雑情報 nWt_i は収容人数 c_i 、収容させる間隔 $interval_i$ 、待ち人数 $waiting_i$ を用いて(4)式のように計算される。

$$nWt_i = waiting_i \times \frac{interval_i}{c_i} \quad (4)$$

4.2 補正混雑情報提示

補正混雑情報とは、情報参照箇所からアトラクションに到着するまでの待ち行列への増加人数 inc_{li} と減少人数 dec_{li} による補正をかけた待ち時間で、参照場所により待ち時間が異なる。通路 r_l におけるアトラクション a_i の補正混雑情報 rWt_{li} は (4)式により算出される。

$$rWt_{li} = (waiting_i + inc_{li} - dec_{li}) \times \frac{interval_i}{c_i} \quad (4)$$

減少人数 dec_{li} はアトラクション a_i の収容人数 c_i 、収容させる間隔 $interval_i$ 、通路 r_l からアトラクション a_i までの所要時間 at_time_{li} を用いて(5)式のように算出される。

$$dec_{li} = \frac{c_i}{interval_i} \times at_time_{li} \quad (5)$$

増加人数 inc_{li} は、以下の二つの算出方法を用いる。

4.2.1 人気度による補正混雑情報

人気度による補正混雑情報は、統計データを基にしたアトラクションの人気度により、アトラクションの待ち時間に補正をかけるというものである。人気のアトラクションほど混雑しやすいと考え、待ち時間をより多く見せる。増加人数 inc_{li} は通路 r_l よりアトラクション a_i に近い通路の人口の推定値 obj_num_{li} とアトラクション a_i の人気度 at_pop_i を用いて(6)式で示される。人気度 at_pop_i の設定はTDSの運営会社である株式会社オリエンタルランドからの待ち時間の提供データを基に行った。

$$inc_{li} = obj_num_{li} \times \frac{at_pop_i}{\sum at_pop_i} \quad (6)$$

通路 r_i からアトラクション a_i までの所要時間が at_time_{li} より短い通路にいるエージェント数の推定値 obj_num_{li} は、現在いる通路 r_i よりアトラクション a_i まで遠い場所にいるエージェントが先に並ぶことはないことと、各通路にいるエージェントの数は等しいという仮定を基に、パーク内の全人口 all_num と各アトラクションでの待ち時間、収容人数、通路 r_i よりアトラクション a_i へ近い通路数 $near_r_{li}$ を基に、(7)式で算出される。

$$obj_num_{li} = \left\{ all_num - \left(\sum_{26} waiting_i + \sum_{26} c_i \right) \right\} \times \frac{near_r_{li}}{26} \quad (7)$$

4.2.2 フェロモンモデルによる補正混雑情報

フェロモンモデルは、社会性昆虫のインタラクシオンメカニズムを模倣したもので、交通渋滞予測手法など様々な場面で応用されているものである。この場合、通路の交通量をカウントすることで擬似的にフェロモンを生成させ、集計されたフェロモンを用いて混雑情報を算出する。増加人数 inc_{li} はアトラクション a_i におけるフェロモン量 $F(t, a_i)$ を用いて(8)式のように算出される。

$$inc_{li} = obj_num_{li} \times \frac{F(t, a_i)}{\sum F(t, a_i)} \quad (8)$$

通路 r_i からアトラクション a_i までの所要時間が at_time_{li} より短い通路にいるエージェント数の推定値 obj_num_{li} は、現在いる通路 r_i よりアトラクション a_i まで遠い場所にいるエージェントが先に並ぶことはないことと、総フェロモン量 $F(t, r_i)$ が多い通路は利用する人が多い傾向にあり、今後も同様であるという仮定から、通路 r_i の総フェロモン量 $F(t, r_i)$ を用いて(9)式で算出される。

$$obj_num_{li} = \left\{ all_num - \left(\sum_{26} waiting_i + \sum_{26} c_i \right) \right\} \times \frac{\sum F(t, r_i)}{\sum_{27} F(t, r_i)} \quad (9)$$

(r_m は $at_time_{mi} \leq at_time_{li}$ の通路)

5. シミュレーションの設定

5.1 テーマパークに関するパラメータの設定

本モデルでは東京ディズニーシーにおける夏休みの状況を想定してシミュレーションを行う。この状況は、ある一定上の混雑が発生する状況である。

テーマパークに関するパラメータについては、株式会社オリエンタルランドからの提供データやTDSでの現地調査などを基にアトラクションの収容人数やサービス時間などのパラメータ設定を行い(表 1,2)、それ以外のパラメータは東京ディズニーシーにおける混雑状況を表現できるように表 3 のように設定を行った。なお、本シミュレーションでは1ステップを1分と考える。

表1 アトラクションパラメータ

アトラクション	サービス時間	収容人数	搭乗させる間隔	ファストパス収容人数
1	12	16	1	
2	12	24	2	
3	3	49	3	
4	3	66	3	53
5	12	49	2	
6	8	49	4	
7	8	16	1	
8	18	122	9	98
9	2	24	1	
10	3	44	3	
11	4	48	2	38
12	2	36	2	29
13	6	49	2	
14	10	24	1	
15	25	320	25	256
16	3	190	3	
17	3	15	1	12
18	5	12	1	10
19	1	32	1	
20	2	30	2	
21	1	4	1	
22	20	700	20	560
23	1	10	1	
24	2	32	2	
25	2	24	2	
26	5	20	1	

表2 ファストパス用パラメータ

通路	ファストパス発券予定枚数	ファストパス時間更新枚数
4	2904	22
8	1789	14
11	3168	24
12	2376	18
15	1690	13
17	1980	15
18	1584	12
22	4620	35

表3 それ以外のパラメータ

1-30ステップの間の入場者		λ		
500	75	31-180ステップ	541-630ステップ	631ステップ- それ以外
1試行の平均入場者数				
35000				
混雑情報参照確率		シミュレーションステップ		
隣接アトラクションがFASTPASS At	それ以外			
1	0.8	780		

5.2 エージェントのパラメータ設定

エージェントの持つパラメータはTDSに訪問経験のある1500人に対して行ったアンケートを基に推定したパラメータを用いる。行ったアンケートは、1)搭乗したいと考えるアトラクションを選択(想起集合の形成)、2)選択したアトラクションの中から、位置情報、待ち時間情報を表示し、その中で搭乗したいと考えるアトラクションを選択(選択集合への絞り込み)、3)絞り込まれたアトラクションの中から最終的なアトラクションの選択(アトラクション選択)、という一連の流れに沿って行ったものである。

パラメータ推定を行う際にはアトラクションの好み傾向によっていくつかのセグメントに分類し、セグメントごとにパラメータ推定を行う。

5.2.1 セグメントの分類

セグメントの分類方法としては、想起集合データからサンプルを数量化Ⅲ類によって数量化し、クラスタ分析によってグループ化する。それによって分割されたグループを1

表4 セグメント決定確率

ステップ数	セグメント生成確率						
	セグメント1	セグメント2	セグメント3	セグメント4	セグメント5	セグメント6	セグメント7
1-540ステップ	0.325	0.364	0.312	0	0	0	0
541ステップ以降	0	0	0	0.158	0.267	0.130	0.445

表5 推定されたパラメータ

	セグメント1	セグメント2	セグメント3	セグメント4	セグメント5	セグメント6	セグメント7
α_1	0.529	0.945	0.164	1.245	0.716	0.599	0.802
α_2	0.000	0.000	-0.584	0.451	0.000	-0.114	0.023
α_3	-0.078	0.000	0.342	0.410	0.000	-0.167	0.142
α_4	2.052	1.410	1.506	1.930	1.058	0.521	0.852
α_5	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.168	0.000
α_6	0.000	0.000	-0.430	0.000	0.000	0.477	0.000
α_7	0.253	0.000	-1.174	0.000	0.000	-0.012	-0.146
α_8	1.050	0.308	0.841	0.875	0.341	-1.132	0.166
α_9	0.557	0.011	0.203	1.353	0.532	0.757	0.544
α_{10}	0.439	0.000	-0.210	0.449	0.000	0.724	0.399
α_{11}	1.811	1.079	1.776	2.840	0.967	0.109	0.817
α_{12}	0.942	0.654	0.974	1.133	0.655	0.000	0.217
α_{13}	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.555	0.000
α_{14}	0.205	-0.644	0.069	0.833	0.000	0.000	-0.028
α_{15}	0.586	-0.218	0.498	1.087	-0.092	0.000	0.155
α_{16}	0.072	0.000	0.000	-0.270	0.000	0.000	-0.237
α_{17}	1.498	0.999	1.415	1.613	0.762	0.525	0.730
α_{18}	1.435	0.450	1.073	1.181	0.607	0.000	0.201
α_{19}	0.123	0.717	-0.366	0.736	0.000	0.000	0.186
α_{20}	-0.252	0.000	0.000	-0.440	0.000	0.000	0.000
α_{21}	0.224	0.000	0.000	0.129	0.000	0.000	0.000
α_{22}	0.728	0.537	1.205	0.540	0.000	0.000	0.554
α_{23}	-0.187	0.000	0.000	0.427	0.000	0.000	0.000
α_{24}	-0.399	0.000	0.000	0.537	0.000	0.000	0.000
α_{25}	0.072	0.000	0.000	0.184	0.000	0.000	0.000
α_{26}	-0.282	0.000	0.000	-0.015	0.000	0.000	0.000
β_1	-0.003	-0.019	0.001	-0.029	-0.012	-0.035	-0.023
β_2	-0.056	-0.054	-0.045	-0.111	-0.080	0.033	-0.042

つのセグメントとする。まず、数量化Ⅲ類による分類として、アンケート結果より想起されたアトラクションを1、そうでないアトラクションを0としたデータを使用してサンプルを数量化した。その後、累積寄与率が60%以上となる9軸までを利用した非階層的クラスタ分析を行い、グループ化した。軸によって特徴づけられるアトラクションの想起確率がグループごとに違う場合のグループ数を採用した。表4が分類されたセグメントと、その発生確率である。

5.2.2 パラメータ推定

パラメータ推定については最尤法を用いる。なお、最尤法により推定するパラメータは、アトラクション a_i の固有の魅力度 $\alpha_{hi}(i=1,2,\dots,26)$ 、距離・混雑に対するウェイト β_{1h}, β_{2h} である。(表5)。サンプル数が確保できないアトラクションは正確にパラメータ推定されないため、本研究ではサンプルのうち5%未満しか選択集合に残っていないアトラクションについてはその他として一まとめにする。

そのほか、アトラクション想起集合 $at_evoked_set_h$ とエンターテイメント想起集合 $en_evoked_set_h$ 、待ち時間に対する閾値 $threshold_{hi}$ のパラメータは、各セグメントに含まれる回答サンプルの平均値を採用した。

6. 状況の再現の確認

6.1 テーマパークのマクロ的振る舞い

ここで、本モデルが想定する状況である東京ディズニーシーにおける混雑状況を表現していることを示すため、 r_{13}

と r_{27} に掲示板を配置し、現在混雑情報を提示した場合についてシミュレーションを行う。表現の判断基準としては、1)人気アトラクションに混雑が集中し、かつそれ以外のアトラクションにも来場者が訪問する、2)パレードが行われる時にはアトラクションの待ち時間が減少する、という2つとする。これは、東京ディズニーシーにおける現地調査及び株式会社オリエンタルランドからの提供データを基に構築したものである。

図3は人気アトラクションの待ち時間の平均値と、それ以外のアトラクションの待ち時間の平均値の推移を時系列で表したものである。これより、人気アトラクションに来場者が集中しつつ、それ以外のアトラクションにもある程度の来場者が訪れていることが分かる(基準の1))。また430ステップと670ステップ時には e_1 と e_2 でパレードが行われている。この時間帯にも待ち時間が減少していることから(基準の2))、この状況も表現されていると考えられる。

6.2 エージェント個人の振る舞い

次にエージェントの個々の振る舞いについて検討を行う。まず、本シミュレーションにおける最初に入場した来場者の行動について、表6のエージェントのアトラクション選択の履歴を示す。この中で、何度か選択したアトラクションに搭乗せず、別のアトラクションを選択していることがわかる。これは移動後に認知したパークの状況が変化し、それに応じて意思決定を変化させるという行動が起きている。従来研究では、エージェントは一度アトラクション選択を行うと、必ずそのアトラクションに搭乗するというモデルとなっているが、実際のテーマパークでの来場者の行動は、到着したアトラクションの混雑をみて意思決定を変更するという行動が考えられものである。このことから、本研究におけるモデルがエージェントのパーク内の状況に対する反応が表現できていると考えられる。

7. シミュレーション実験

本研究では、東京ディズニーシーにおける混雑情報提示政策の効果の検証を行う。そのために本研究では以下の項で説明する2つの実験を行う。各政策に対する評価は、各エージェントにおける「1アトラクションあたりの平均待ち時間」と「アトラクション搭乗数」の全エージェントの平均値により評価を行う。

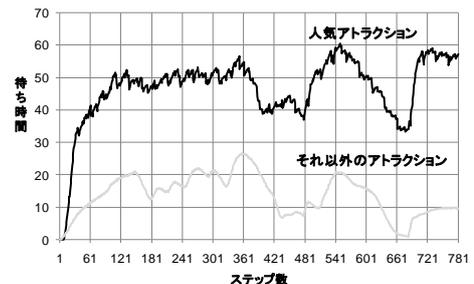


図3 人気箇所とそれ以外のアトラクションの待ち時間

表6 アトラクション選択の流れ

ステップ数	選択アトラクション
0	入場
1-2	アトラクション11(搭乗せず)
3-14	アトラクション18
15-60	アトラクション15
61-63	アトラクション11(搭乗せず)
64-66	アトラクション26(搭乗せず)
67-68	アトラクション11(搭乗せず)
69-85	アトラクション12
86-100	アトラクション11
101-171	なし(ランダム移動)
172-211	エンターテイメント9
212-213	アトラクション25(搭乗せず)
214-227	アトラクション19
228-244	なし(ランダム移動)
245-253	アトラクション25
254-262	アトラクション16
263-269	アトラクション24
270-290	なし(ランダム移動)
291-303	アトラクション26
304-331	アトラクション22
332-335	アトラクション9(搭乗せず)
336-344	アトラクション7(搭乗せず)
345-373	アトラクション5
374-406	なし(ランダム移動)
407-436	アトラクション7
437-442	なし(ランダム移動)
443-476	エンターテイメント1
477-514	アトラクション9
515-518	アトラクション17(搭乗せず)
519-559	アトラクション14
560	退場

7.1 実験1：混雑情報提示掲示板による混雑情報提示政策

本実験では東京ディズニーシーで行われている混雑情報提示掲示板において、提示する情報の種類や掲示板の配置数についての検討を行うために、混雑情報の算出方法3種類と、掲示板の配置数が2箇所の場合と7箇所の場合の2種類を組み合わせた、合計6種類の政策について10試行ずつシミュレーションを行った。なお掲示板を7箇所配置する場合は $r_4, r_8, r_{13}, r_{15}, r_{18}, r_{22}, r_{27}$ に配置を行う。

図4は各政策導入時の1アトラクションあたりの平均待ち時間1試行ごとにプロットしたものである。これより、掲示板の数が同じ場合は補正混雑情報の提示、特にフェロモンモデルによる補正混雑情報の提示を行うときに待ち時間を短縮できるということが示された。また、掲示板が7箇所の場合は2箇所の場合と比較して、どの情報算出方法でも待ち時間が1ずつ増加している。なお、数値が1異なる

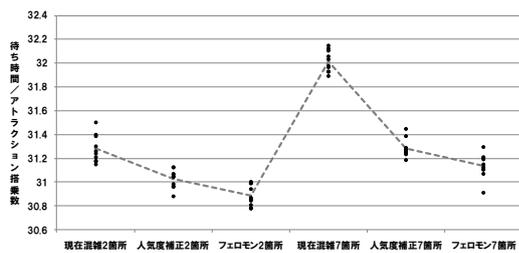


図4 各提示方法での1アトラクションの平均待ち時間

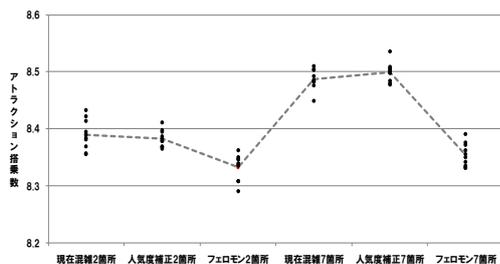


図5 各提示方法での平均アトラクション搭乗数の違い

る場合、搭乗数を加味すると全体で10分程度の待ち時間の違いを表す。本研究ではエージェント数が平均で35000人來場しており、35000エージェント全員の待ち時間が10分程度異なるということを表す。

図5はアトラクション搭乗数を1試行ごとにプロットしたものである。これより、フェロモンモデルによる補正混雑情報を提示する場合にはエージェントのアトラクション搭乗数が少なくなる。また、掲示板が7箇所の場合2ヶ所の場合と比較して、現在混雑情報と人気度による補正混雑情報の場合ではアトラクションの搭乗数の平均値が0.1ほど増加し、フェロモンモデルの場合は掲示板の配置数が増えてもそれほど変化は見られなかった。なお、0.1の差は、エージェント10人に1人、つまり、35000人のエージェントが訪問するという状況では、3500人分のアトラクションの搭乗数が1つ異なることを意味する。

よって、待ち時間の短縮に重点を置く場合には「フェロモンモデルによる補正混雑情報を掲示板2箇所提供」が、アトラクションの搭乗数に重点を置く場合には「人気度による補正混雑情報を掲示板7箇所提供」が有効となる。

7.2 実験2：携帯端末による混雑情報提示政策の比較

東京ディズニーシーには2009年12月から新たに携帯端末による混雑情報提示政策を導入している。本実験では携帯端末による混雑情報提示を想定し、利用するエージェント数の割合がそれぞれ0(現行の政策), 1/6, 1/3, 1/2, 2/3, 1の異なる計6種類の条件で、現在混雑情報を提示した場合について10試行ずつシミュレーションを行った。

図6は各利用率での1アトラクションあたりの平均待ち時間を1試行ごとにプロットしたものである。携帯端末による情報提示の場合、利用者の割合が多くなるにつれて1人あたりの待ち時間は長くなるという結果になった。従来研究では、情報を利用するエージェントが一定の割合になるまでは待ち時間は減少し、それ以上の割合になると待ち時間が増加するというものであったが、今回の結果では従来研究と異なる形の結果となった。

図7は各利用率でのアトラクション搭乗数を1試行ごとにプロットしたものである。これより、端末の利用率が高くなるほどエージェント1人あたりのアトラクション搭乗数は多くなる。これは実験1での結果と同様、混雑情報を得るエージェントが多くなるほど多くのアトラクションに搭乗可能となるというものである。

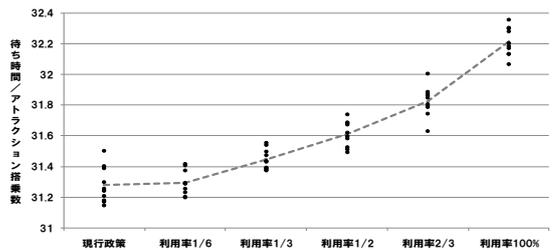


図6 各利用率での1アトラクションの平均待ち時間

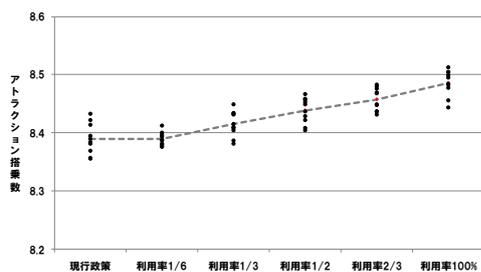


図7 各利用率での平均アトラクション搭乗数の違い

表7 各情報利用率での移動時間の平均

	現行政策	利用率1/6	利用率1/3	利用率1/2	利用率2/3	利用率100%
移動時間	140.56	139.79	138.17	137.99	135.85	132.91

ここで、混雑情報利用率について考察を行う。表7は情報利用率ごとのエージェントの移動時間を表したものである。これより、混雑情報を利用するエージェントの割合が増加するほど移動する時間が短くなっている。混雑情報を利用できないエージェントは、アトラクションに到着するまで、選択されたアトラクションの混雑情報を認知することができないため、到着後に混雑情報を認知して搭乗箇所を変更する、という行動が観察されている。その結果移動の時間が長くなり、アトラクションの搭乗数も少なくなっている。一方混雑情報を利用するエージェント数が増えると待ち時間は増えるが、アトラクション搭乗数も増えており、上手く分散が起きていると解釈できる。

8. おわりに

本研究では東京ディズニーシーを対象として、パーク管理者に対する混雑情報提示政策の意思決定支援を行うため、混雑状況を再現したパークモデルを構築し、アンケートデータからパラメータ推定を行ったエージェントを用いたシミュレーションモデルを構築した。その上で、政策導入時の想定される効果についてシミュレーションを行った。これにより待ち時間を短縮するような政策、あるいはより多くのアトラクションに搭乗できるようになる政策について検討を行い、パーク管理者が混雑緩和政策における意思決定時への判断材料の提示が可能となった。

今後の課題としては、個々のエージェントの振る舞いを分析しながら、混雑情報に対する反応や、混雑に起因するような行動を分析することが必要である。これにより、特定のエージェントに働きかけるような、新たな混雑情報提示政策の可能性について検証可能となり、さらなる意思決定支援への可能性が広がると考えられる。

参考文献

- 1) Andrews, R. L., and Srinivasan, T.C., "Studying Consideration Effects in Empirical Choice Models Using Scanner Panel Data," *Journal of Marketing Research*, 32-1, 30/41(1995)
- 2) Gilbert, N, Agent-Based Models, SAGE Publications, (2007)

- 3) K.Ohori, H.Suzuki, Y.Saito, M.Iida and S.Takahashi, "A Visitor Agent's Decision Making Model with Evoked Set in Theme Park Simulation," *Proceedings of the 9th Asia-Pacific Complex Systems Conference*, 271/278(2009).
- 4) Putro, U. S., Novani, S, Siallagan, M., Deguchi, H, Kaneda, Y, Koyama, M, Ichikawa, and H, Tanuma, "Searching for Effective Policies to Prevent Bird Flu Pandemic in Bandung City Using Agent-Based Simulation," *System Research and Behavioral Science*, 26,663/673,(2008).
- 5) Schelling, T.C., "Dynamic Models of Segregation," *Journal of Mathematical Sociology*, 1,143/186. (1978)
- 6) 安藤 靖志, 深澤 良彰, 増谷 修, 佐々木 宏, 岩崎 弘利, 本位田 真一, "フェロモンモデル: 交通渋滞予測への適用," *電子情報通信学会論文誌*, J88-D-I-9, 1287/1298(2005).
- 7) 片岡 崇, 川村 秀憲, 車谷 浩一, 大内 東, "テーマパーク問題における混雑状況の提示とその効果," *情報処理学会研究報告*, 2004-29, 77/82(2004).
- 8) 川村 秀憲, 車谷 浩一, 大内 東, "テーマパーク問題のマルチエージェントによる定式化と調整アルゴリズムに関する検討," *電子情報通信学会研究報告*, 102-612, 25/30(2003).
- 9) 刀根 哲也, 小原 和博, "テーマパークでの混雑情報と優先搭乗パスの効果に関するマルチエージェントによる検討," *電気学会論文誌*, 2007-3, 407/415(2007).

[著者紹介]



斉藤 陽介 君

2008年早稲田大学理工学部経営システム工学科卒業。現在早稲田大学創造理工学研究科経営システム工学専攻在学中。社会シミュレーションによるテーマパークの混雑情報提示政策に関する研究に従事。

大堀 耕太郎 君

2007年早稲田大学理工学研究科経営システム工学専攻博士前期課程修了, 工学修士。現在早稲田大学創造理工学研究科経営システム工学専攻博士後期課程在学中。社会シミュレーションによるユーザーインターフェース, マーケティングの研究に従事。

鈴木 広人 君

2003年早稲田大学理工学研究科経営システム工学専攻博士前期課程修了, 工学修士。現在早稲田大学理工学術院助手(創造理工学部経営システム工学科)。マーケティングサイエンスの研究に従事。

飯田 真理子 君

現在早稲田大学理工学部経営システム工学科在学中。社会シミュレーションによるテーマパークの混雑情報提示政策に関する研究に従事。

高橋 真吾 君(正会員)

1989年東京工業大学大学院総合理工学研究科システム科学専攻博士課程修了, 理学博士。現在早稲田大学理工学術院教授(創造理工学部経営システム工学科)。システム論, ソフトシステムアプローチ, 社会シミュレーション等の研究に従事。

集合住宅内装工程計画に対するエージェントベースモデリングの適用

小松 祐介*・市川 学*・出口 弘*

* 東京工業大学 大学院総合理工学研究科 知能システム科学専攻
* Tokyo Institute of Technology, Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Department of Computation Systems and Science
横浜市緑区長津田町 4259

1. 背景と目的

1.1 背景

近年、日本では、建築基準法で高さ 60 メートル以上の建物である高層集合住宅が増加している。集合住宅の内装仕上工事は、工期短縮への期待が高い反面、ある時点で見た時の作業が行われている住戸の比率(以下、住戸の稼働率)が低く、効率化の余地が残されている¹⁾。ここで、内装仕上工事とは集合住宅における住戸の内装工事と設備工事の総称と定義する。集合住宅はフロアを 1 単位としたタクト方式で工程を計画することが一般的だが、単一住戸毎に着目すれば、同一の工事内容を繰り返して行うため、フローショップスケジューリング問題の特徴を持つと考えられる。フローショップスケジューリングとは、一般的には加工対象物が同一の加工順序に従って生産するスケジューリング問題をいう²⁾。しかし、従来のフローショップスケジューリング問題では生産資源である機械が固定で加工対象が移動していたのに対し、集合住宅の場合は生産資源にあたる作業員が、加工対象にあたる住戸を移動して作業を行うという違いが存在する。また、同一フロアの住戸は複数の間取りで構成されるため、住戸毎に施工数量が異なる。以上の点から、従来のフローショップスケジューリング問題のように数理モデルで最適解を計算するトップダウン型の手法は集合住宅の内装仕上工事に適用しにくい。

1.2 目的

本研究では集合住宅の内装仕上工事を、生産資源が加工対象を移動しながら繰り返し作業を行う、「生産資源寄り付き型」のフローショップスケジューリング問題と定義し、生産資源が加工対象に寄り付くルールをモデル化する手法を提案する。本手法のメリットは、職種毎の作業員の変化、作業員の作業効率、住戸の稼働率を視野に入れた内装仕上工事全体の工期を評価できることである。本研究ではまずフローショップスケジューリング問題の適用の定義から検討する。次に、従来手法で表現できない点を明らかにした上で、提案手法のモデル化を行う。モデル化概念に基づいたプロトタイプを作成し、本提案手法の有効性を示す。また、現場で起こる問題に基づくシナリオ分析を行う。

2. 関連研究

集合住宅の内装仕上工事に関する研究ではないが、躯体工事に対する繰り返し工程に関する研究はいくつか行われている。また、集合住宅の場合、フロア単位で工区を分割したタクト方式で計画が立案され、フロア内の工程はラインバランシング方式で行われると考えられる。ここで、工区とはある時間的まとまりの中で作業を行う対象となる単位空間をいう。タクト方式とは各作業チームが各工区で 1 つの作業を担当し、同一のタイムモジュールで各作業を進行させることで、作業チームに手待ちを生じさせないようにする計画をいう。ラインバランシング方式とは、各工区内の作業を各作業チームにバランスよく配分し、手待ちが生じないように計画を行う方式である³⁾。

植田らは、繰り返し型建築工事のモデル化を行い、TOC(Theory of Constraints)を用いてコストの最小化を目的とした工程計画を作成する手法を提案した³⁾。従来、制約条件は「守るべき条件」として捉えられていたが、TOCの理論に従って、「コストの増減を伴うことで変更可能な条件」とすることで、計画者が本来考慮することのなかった範囲も含めた最適な工程計画を作成した。また、Local Searchを組み込むことで、TOCに意味付けられた 3 種類のパラメータを同時に効率よく変更しながら準最適解の探索を可能にした。鎌田らは、GA(Genetic Algorithm)を用いて、労務平準化を考慮に入れた労務コストの観点で最適な工程計画を合理的に作成する手法を提案している⁴⁾。資機材の制約条件や作業個別の制約条件を考慮したシミュレーションにより最適化を図るものであり、現実のプロジェクトに適用し有効性を示している。

上記の研究は、いずれも躯体工事の繰り返し生産を想定しており、作業員の意思決定は考慮されていない。内装仕上工事は躯体工事と異なり、作業場所である住戸を一望できないだけでなく、作業同士の相互関係が複雑であり、作業員の作業場所をトップダウン的に指示することができない。そのため、作業員が作業終了後にどの住戸に移動するかを意思決定を考慮する必要がある。

国外で繰り返し生産を扱った研究としては、Robert B. Harris らの研究がある⁵⁾。Robert らは、繰り返し生産を考慮したクリティカルパスの記述法を提案した。さらに、図

示化することで生産を連続的に行うために必要となる制御点を発見する手法を提案した。しかし、この方法は繰り返し回数が増大するにつれて表現方法が飛躍的に困難になる。集合住宅の内装工事計画に対してシミュレーションを取り入れた先行研究としてはV.Gonzalezらによる分析がある⁶⁾。V.Gonzalezらは、建築プロジェクトにおける生産の可変性を抑制するために建築現場の仕掛バッファ設計に取り組んだ。シミュレーションの結果、時間とコストを考慮した上で、実問題に適用可能で、かつ最適なバッファサイズを提案を行った。しかし、作業のばらつきを正規分布で取るなど問題全体に対してトップダウンの手法でモデル化を行っているため、作業者の意思決定など詳細な問題を表現できていない。

3. 方法

3.1 フローショップスケジューリング問題としての内装仕上工事

本研究では、集合住宅の内装仕上工事をフローショップスケジューリング問題として考える。以下に各用語について内装仕上工事での対比を検討する。

『生産資源』

管理対象を構成する機械、装置、原材料、中間製品などの主要な要素をいう²⁾。内装仕上工事では、専門工事会社の現場作業者を指す。

『加工対象』

管理対象で加工あるいは処理の対象となるもので、資材や仕掛品などをいう²⁾。内装仕上工事では、施工対象である住戸を指す。

『評価指標』

生産計画の評価を行う指標となるもので、総加工時間や総納期遅れなどをいい、これらの観点から最小化することを意味する。内装仕上工事では、総工期日数や生産効率などを指す。

『制約条件』

生産を行う上で制約となる条件となるもので、機械や設備制約、先行順序関係などをいう。内装仕上工事では上記の他に躯体工事の進捗状況や作業場所の選択の裁量なども制約条件となる。

以上の内容を表1にまとめる。

表1 フローショップと内装仕上工事の比較

	フローショップ	内装仕上工事
対象	主に製造業	集合住宅
評価指標	総加工時間 総納期遅れ 設備投資費 他	総工期日数 総工期遅延 労務コスト 他
制約条件	納期、現場の安定性 機械・設備制約 搬送時間制約 他	構造体制約 ロジスティクス制約 雇用形態制約 他
生産資源	機械・装置	作業員
加工対象	資材・仕掛品	施工対象

3.2 内装仕上工事の特性

内装仕上工事は、住戸毎に工事の進捗が異なり、職種により工区分割の仕方が異なる⁷⁾。また、個々の作業の進め方は作業員や専門工事会社に一任されている部分もあり、請負形態によって作業員の意思決定の裁量が異なる⁷⁾。これらの特徴が全体の生産性に影響を及ぼすと考えられるが、従来のフローショップスケジューリング問題ではそれらを正確に表現出来ているとは言いがたい。また、生産資源である機械に投入出来る加工対象は一つだが、内装仕上工事は、複数の職種が同じ住戸で作業を行う。即ち、複数の生産資源が単一の加工対象に同時に寄り付くケースがある。この点からも従来のフローショップスケジューリング問題のモデルで内装仕上工事を表現することは困難である。以上より、集合住宅の内装仕上工事には、各作業員の意思決定や行動が工事計画全体に及ぼす影響を把握できるモデル化とそれに基づいたステークホルダー間の調整が必要となる。

3.3 エージェントベースモデリングの適用

内装仕上工事では、作業員の意思決定が工程計画全体に及ぼす影響や住戸の稼働率を把握できるモデル化が必要となる。また、作業員の習熟効果と総工期日数の影響が考えられる³⁾。そのため、作業員数の平準化が問題となり、これに関する分析を考慮したモデル化が必要となる。

本研究では、上記の特徴を持つ内装仕上工事をモデル化するために、ABMの手法を適用する。ABMとは、個々の主体(エージェント)が多様な意思決定基準に応じた自立的な活動を行い、それを制約条件や評価指標に基づいて機能的に分析することを狙いとしたモデリング手法である。つまり、各作業員の職種や雇用形態を設計し、それに応じた意思決定基準によって自立的な活動を行い、制約条件や評価指標に基づいた工事計画全体の分析、例えば総工期日数や労務コストなどの分析が可能である。また、ABMは、個々のエージェントやエージェントが活動する場の分析が可能である。つまり、作業員ごとの作業効率や住戸の稼働率の分析が可能である。

4. モデル

本節では、集合住宅の内装仕上工事を「生産資源寄り付き型」のフローショップスケジューリング問題と定義した上でABMの手法を適用し、モデル化する。モデル化に基づいて集合住宅内装仕上工事に対するプロトタイプを開発し、本手法の有効性として個々の作業員の作業状況や住戸の稼働率などを把握できることを検証する。

4.1 モデル概要

ABMでは、個々のエージェントの設計とエージェントが移動や相互作用を行う場の設計が必要となる。内装仕上工事では、作業員がエージェントであり、場が作業現場に相当する。

4.2 モデル定義

4.2.1 作業現場の定義

作業現場とは、集合住宅内の各住戸を示しており、加工対象と考える。集合住宅全体の中にフロアが存在し、フロアごとに決められた数の作業現場が存在する。本研究では、これらが階層構造を保有するがこれに関しては 4.3.1 で詳細に説明する。

4.2.2 作業者の定義

作業者とは、作業現場で作業内容を実行する主体であり生産資源と考える。作業者は職種に属しており、それぞれ可能となる作業内容が異なる。

4.3 詳細設計

4.3.1 建築対象

本研究では、集合住宅を階層型で捉える方法を利用する。階層型シミュレーション環境の研究としては、市川らの研究がある⁸⁾。集合住宅の建物を第1階層として捉え、その包含関係としてフロア集合 $Floor = \{f_1, \dots, f_i, \dots, f_m\}$ を配置する。Room[x]をフロア x 階にある住戸の集合とすると、フロアごとの集合で決まる作業現場である住戸集合は、 $Room = \bigcup_{x \in Floor} Room[x]$ と与えられる。住戸 $x \in Room$ に対して間取り集合 $type(x) \in RT$ が割り当てられる。ただし、 $type: Room \rightarrow RT$, $RT = \{1LDK, 2LDK, 3LDK, 4LDK\}$ である。時刻集合 T に対するある住戸の完了作業リストは、 $cjl: Room \times T \rightarrow \wp[Job]$ と表せる。完了作業リストは、住戸毎に完了した作業の集合を与える。なお、 \wp は power set を表す。各フロアにフロア当りの住戸数 $rf: Floor \rightarrow N$ が与えられる。間取りは各住戸の規模を示し、それに応じて作業時間が異なる。上記の構造と各変数とその所持者の関係を図 1 に示す。作業現場とは、集合住宅内の各住戸を示しており、加工対象と考える。集合住宅全体の中にフロアが存在し、フロアごとに決められた数の作業現場が存在する。本研究では、これらが階層構造を保有するがこれに関しては 4.3.1 で詳細に説明する。

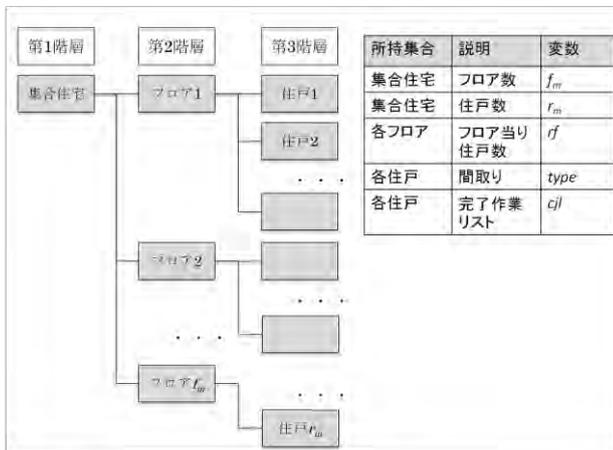


図 1 作業現場の構造図と変数

4.3.2 作業者

第2節で述べたように本研究では、作業者の意思決定は、雇用形態に応じて決定される。本モデルでは簡単のため雇用形態を2つに大別した。ここでは、 $m_{WT} \in N$ 種類の職種を区別し、職種集合 $OC = \{oc_1, \dots, oc_{m_i}, \dots, oc_{m_{WT}}\}$ で表わす。また、作業者集合を $W = \{a_1, \dots, a_{n_i}, \dots, a_{n_w}\}$ で表わし、 n_w は作業者の人数を表す。ある作業者 $x \in W$ に対する職種集合 $wt(x) \in OC$ を割り当てる関数は $wt: W \rightarrow OC$ である。また、ある作業者 $w \in W$ に対する雇用形態集合 $etype(w) \in ET$, $ET = \{請負, 雇用\}$ を割り当てる関数は、 $etype: W \rightarrow ET$ で与えられる。ある職種集合 $y \in OC$ に対する作業者の人数は、 $wp(y) = |\{x \in W \mid w(x) = y\}|$ と表される。また、時刻 T における作業者 $w \in W$ に対する作業現場リストは $wtl(w), wtl: W \times T \rightarrow Room$ である。雇用形態は、作業者が請負か雇用かを意味する。作業人数は職種ごとの投入人数である。作業者は職種に割り当てられた作業内容を実行する形で内装工事を施工する。作業内容集合 $Job = \{b_1, \dots, b_{m_k}, \dots, b_{m_j}\}$ 、ここでは m_j 種類の作業を区別する。また、ある間取り $x \in RT$ と作業内容 $j \in Job$ における作業時間 $pt(x, j)$ は、 $pt(x, j) = RT \times Job \rightarrow TS$ で与えられる。但し、TS は時間集合を示す。ある Job の前提になる先行作業は、 $PJ(x) \in \wp[Job]$, $PJ: Job \rightarrow \wp[Job]$ で表される。各作業現場において作業順序は常に同一である。作業内容には内装仕上工事で行われる作業が網羅されており、作業同士の先行後続関係を定義した順序制約が存在する。また、各作業現場に存在する作業内容や先行後続関係は同一である。例えば、作業 b_1 の次に行われる作業は全ての作業現場において b_2 であり、 b_{m_j} まで同様である。また、作業者に入場時刻 $st \in T$ 、退場時刻 $ft \in T$ 、残業可能時間 $ot \in TS$ 、探索時間 $searchT \in TS$ が与えられる。残りの作業時間が残業可能時間以下である場合、作業制約となる。

$$(x \in RT, j \in Job)(pt(x, j) \leq ot \Rightarrow \text{残業実施})$$

作業者の作業リストは、職種 $x \in OC$ に対して可能な Job の集合 $f_j(x) \in \wp[Job]$ として定義される。ただし、 $f_j: OC \rightarrow \wp[Job]$ である。各作業者は、作業リストにある作業の先行作業リストと作業現場の完了作業リストとを比較し作業可能な場合、作業内容を実行する。作業完了後に現場の完了作業リストを更新し、作業現場リストから次作業現場を選択する。作業者が持つ探索時間は、次作業現場を探索する時間である。例えば、作業者が住戸 1 にて作業を行い、次の作業現場が住戸 2 である場合、住戸 2 が作業可能であるかどうかを判定するのに探索時間 $searchT$ を要するとした。上記の作業者集合、作業内容集合とそれに関連した変数の関係を表 2 に示す。

表 2 作業者集合, 作業内容集合と保持変数

所持集合：作業者集合 W		所持集合：作業内容集合 Job	
説明	変数	説明	変数
雇用形態	$etype$	作業時間	pt
作業者人数	wp	先行作業リスト	PJ
作業リスト	f_j		
作業現場リスト	wl		
入場時刻	st		
退場時刻	ft		
残業可能時間	ot		
探索時間	$searchT$		

4.3.2 前提条件

モデルの前提条件は以下のようになる。

- ① 内装仕上工事は, 最小 1 分間隔でシミュレーション時間が経過して作業を進行する。
- ② モデルは, 0:00 から始まり, 経過単位毎にシミュレーション計算を終了条件が満たされるまで行う。
- ③ 24:00 で一日を終了し, 次の日になる。

4.5 作業者の意思決定

作業者は雇用形態に応じて次の作業現場を選択する。雇用形態は, 請負と雇用の 2 つを仮定する。本研究では, 請負の作業者は, 利益が高い, 即ち施工数量の大きい住戸を好み, 雇用の作業者は, 移動の少ない作業現場を好むと仮定する。本研究のモデルでは, 雇用形態が請負の作業者は作業現場の規模の大きさの順番に, 雇用の作業者は作業現場の距離の近さの順番に作業現場リストを与える。作業者はこのリストに従って, 次の作業現場を選択する。

4.6 評価指標

評価尺度としては, 総工期日数や労務コストの最小化が主な対象となるが, これらは一般的にトレードオフ関係にある多元尺度になっている。このため, パレート最適の観点から望ましい組合せ案の導出が必要となる。労務コストは実態調査に基づくデータが必要なため, 本研究では総工期日数を評価尺度とする。

5. シナリオ設定

本研究での目的は, 作業者が自律的に活動する中で, 総工期日数を算出する一方で, 個々の作業者の作業状況や住戸の稼働率を明らかにする手法の提案である。

実際の現場で用いた作業内容を対象に本研究の概念に基づく集合住宅の内装仕上工事に関するプロトタイプを作成を行った。シナリオを設定, モデル分析を行うことで, ABM の適用による提案手法が総工期日数を算出すると共に個々の作業者の作業状況や住戸の稼働率を把握できる点について明らかにする。また, 現場の主な問題に基づく問題のシナリオ分析を行った。プロトタイプを作成にあたって社会シミュレーション言語: SOARS を利用した¹⁰⁾¹¹⁾。

5.1 基本設定

実態調査によって得られたデータは 55 階建てであったが, 今回は提案手法の有用性を示すことを目的としているため, 3 階建ての集合住宅をモデル化した。間取りは 2LDK, 3LDK, 4LDK の 3 種類として, 住戸割を表 3 に示す。各パラメータを表 4 に示す作業番号, 作業内容, 先行順序, 担当作業, 各間取りにおける作業時間の関係について表 5 に示す。

表 3 住戸割

1 階		2 階		3 階	
r_m	$type$	r_m	$type$	r_m	$type$
1	2LDK	17	2LDK	33	2LDK
2	2LDK	18	2LDK	34	2LDK
3	2LDK	19	2LDK	35	2LDK
4	2LDK	20	2LDK	36	2LDK
5	2LDK	21	2LDK	37	2LDK
6	2LDK	22	2LDK	38	2LDK
7	3LDK	23	3LDK	39	3LDK
8	3LDK	24	3LDK	40	3LDK
9	3LDK	25	3LDK	41	3LDK
10	3LDK	26	3LDK	42	3LDK
11	3LDK	27	3LDK	43	3LDK
12	3LDK	28	3LDK	44	3LDK
13	4LDK	29	4LDK	45	4LDK
14	4LDK	30	4LDK	46	4LDK
15	4LDK	31	4LDK	47	4LDK
16	4LDK	32	4LDK	48	4LDK

表 4 基本変数設定一覧

変数	説明	値
f_m	フロア数	3
r_m	住戸数	48
rf	フロア当り住戸数	全て 16
$type$	間取り	2LDK, 3LDK, 4LDK
m_j	住戸当り作業数	121
m_{wr}	職種数	43
$etype$	雇用形態	雇用
wp_l	各職種作業人数	1
st	入場時刻	am8:00
ft	退場時刻	pm16:00
ot	残業可能時間	0 時間
$searchT$	探索時間	10 分

表 5 の見方は, 例えば $m_k=6$ の場合, サッシ工が先行作業 $m_k=1$ である「サッシ枠の取付け」作業の間取りが 2LDK, 3LDK の作業現場では 60 分, 4LDK の作業現場では 180 分の作業時間で作業することを意味している。ここで, フロア単位作業を説明する。フロア単位作業とは, フロアが要する住戸において全ての作業現場において作業可能でなければ, 施工を開始できない作業をいう。具体的には, 表 3 の 1 階では $r_m=1\sim 16$ まだが作業可能であるとき, 始めて施工を開始できる作業を指す。 $m_k=48, 49, 51$ がフロア単位作業となる。 $m_k=48$ である「住居間区画壁・耐火仕様のボード張り」の作業時間は, フロア全体を施工するときの作

業時間である。一方で、 $m_k=49, 51$ である「発泡ウレタン・吹付け前の養生」、「発泡ウレタン・吹き付け」はフロア単位作業であるが作業時間は各作業現場での作業時間を示している。例えば $m_k=49$ において、2LDK:6住戸, 3LDK:6住戸, 4LDK:4住戸の場合、作業時間は $20(2LDK) \times 6$

+ $20(3LDK) \times 6 + 20(4LDK) \times 4 = 320$ 分となる。

次の作業現場の探索手法は、住戸番号 r_i の順番通りであり、かつ作業時間中は継続的に探索時間に基づくモデルとした。勤務中に探索を停止したり、探索順序を変更したりすることはない

表 5 作業内容, 担当作業者, 各間取りの作業時間, 先行作業

m_k	Job	OC	2LDK	3LDK	4LDK	PJ	m_k	Job	OC	2LDK	3LDK	4LDK	PJ
1	間仕切り壁・基本墨出し	造作大工A	150	150	180		61	2重天井・2重天井下地用のアンカー打設	アンカー工	60	60	90	60
2	ダクト・外壁貫通部分の配管	ダクト工A	10	10	10		62	2重天井・2重天井の下地組み	造作大工C	720	960	1200	27.61
3	換気スリーブ・外壁貫通部分の配管	金属工	10	10	10		63	間仕切り壁・間仕切り壁下地組み	造作大工C	1800	1920	2400	62
4	ドレン管・外壁貫通部分の配管	エアコン工	10	10	10		64	スプリンクラーヘッド・天井面との高さ調整	スプリンクラー工	30	30	60	62
5	配水管・外壁貫通部分の配管	給排水衛生工B	10	10	10		65	ダクト・天井面との高さ調整	ダクト工A	30	30	30	62
6	サッシ・サッシ枠の取付け	サッシ工	60	60	180	1	66	システム収納・システム収納の組み立て	家具工	90	90	90	63
7	玉米材・玉米材の加工と取付け	造作大工A	36	36	36	1	67	ドレン管・間仕切り壁内の配管	エアコン工	10	10	30	63
8	スプリンクラーヘッド・天井面に墨出し	スプリンクラー工	12	12	12	1	68	間仕切り壁内配線・間仕切り壁内の配線	電気工B	420	540	840	63
9	天井内配線・天井面に墨出し	電気工A	12	12	12	1	69	床暖房・床暖房電源用の配線	電気工B	30	30	30	63
10	パイプシャフト・床面に配管位置の墨出し	給排水衛生工A	30	30	30	1	70	給排水管・給水・給湯管を 間仕切り壁下地に固定	給排水衛生工B	60	60	60	63
11	ダクト・床面に墨出し	ダクト工D	90	90	90	1	71	ボード・天井のボード張り	ボード工	420	480	600	58.63, 64.65
12	給排水管・床面に墨出し	給排水衛生工C	150	150	150	1	72	建具枠・建具枠の取付け	造作大工C	240	240	240	63
13	ドレン管・床面に墨出し	エアコン工	10	10	10	1	73	ボード・間仕切り壁のボード張り	ボード工	1200	1440	1800	66, 67, 68, 69, 70, 71, 72
14	ユニットバス・ユニットバスの組み立て	ユニットバス工	288	288	288	1	74	間仕切り壁内配線・天井ボードへの穴あけ	電気工B	270	270	270	71
15	間仕切り壁・先行間仕切り壁用の墨出し	造作大工A	180	180	180	1	75	床暖房・床暖房パネルの敷き込み	床暖房工	120	120	120	69
16	床暖房・床暖房電源用のケーブル配管	電気工B	20	20	20	1	76	防火ダンパー・点検口取付け	ダクト工A	60	60	60	73
17	サッシ・サッシ枠周囲のモルタル詰め	左官工	120	120	150	6	77	間仕切り壁内配線・壁ボードへの穴あけ	電気工B	240	270	360	73
18	スプリンクラーヘッド・送水管固定用の アンカー打設	スプリンクラー工	30	30	30	8	78	レンジフード・ レンジフード(カバー除く)の取付け	システムキッチン工	180	180	180	73
19	パイプシャフト・床コンクリートのコア抜き	はつり工	120	120	120	10	79	洗面化粧台・洗面化粧台の組み立て	システムキッチン工	60	60	60	73
20	ガラス・サッシへのガラス取付け	ガラス工	40	40	60	17	80	玄関床石・石パネルの敷き込み	石工	180	180	180	73
21	額縁・サッシへの額縁取付け	造作大工A	180	180	240	17	81	システムキッチン・隠蔽部分の コンセント取付け	電気工B	30	30	30	77
22	天井内配線・ケーブル固定器具取付け	電気工C	60	60	60	9, 18	82	キッチンパネル・キッチンパネル取付け (コンセントの穴開けを含む)	パネル工	90	90	90	77
23	パイプシャフト・縦配管の設置	給排水衛生工A	180	180	180	19	83	吊戸棚・吊戸棚の取付け	システムキッチン工	120	120	120	78
24	パイプシャフト・漏水対応のブロック設置	左官工	30	30	30	19	84	玄関床石・石パネル敷き込み後の養生	石工	60	60	60	80
25	スプリンクラーヘッド・送水管の取付け	スプリンクラー工	120	120	150	18	85	レンジフード・レンジフードへのダクト接続	ダクト工A	30	30	30	78
26	ガラス・ガラス固定用のシール打設	ガラス工	20	20	30	20	86	洗面化粧台・給排水管の接続	給排水衛生工B	30	30	30	79
27	天井内配線(ユニット)・ ユニットケーブルの配線	電気工C	90	90	120	22	87	調理台・調理台の取付け	システムキッチン工	60	60	60	81, 82, 83
28	天井内配線・ケーブルの配線	電気工C	60	60	60	22	88	玄関ドア・玄関ドア枠の中塗り塗装	塗装工	10	10	10	44, 84
29	パイプシャフト・配管貫通部分の 開口金物の取付け	給排水衛生工A	30	30	30	24	89	ディスプレイ・ディスプレイの取付け	ディスプレイ工	30	30	30	87
30	ダクト・天井内配管	ダクト工A	60	60	60	2, 11, 25	90	調理台・給排水管の接続	給排水衛生工B	30	30	30	87
31	額縁・サッシ額縁取付け後の養生	クリーニング工	60	60	60	21, 26	91	玄関ドア・玄関ドア枠の上塗り塗装	塗装工	30	30	30	88
32	パイプシャフト・パイプシャフト内部の 床面モルタル仕上げ	左官工	30	30	30	23, 29	92	長尺塩ビシート・長尺塩ビシート張り付け	床仕上げ工	60	60	60	79, 87
33	住居間区画壁・先行ランナーの 取付け(墨出し含む)	耐火壁工	168	168	168	29	93	玄関ドア・玄関ドアの吊り込み	金属建具工	30	30	30	91
34	ダクト・保温材取付け	ダクト工B	120	120	120	30	94	パテ・パテ下地処理	クロス工	300	360	480	74, 76, 79, 87, 91
35	給排水管・排水管の配管	給排水衛生工B	180	180	180	12, 23, 29	95	玄関ドア・エアタクトゴム、 ドアクロージャーの取付け	金属建具工	20	20	20	93
36	ユニットバス・ユニットバス電源の結線	電気工B	30	30	30	14, 27	96	玄関ドア・玄関ドアの取付け	金属建具工	20	20	20	93
37	玄関ドア・玄関ドア枠の取付け	金属建具工	40	40	40	33	97	パテ・パテ下地乾燥	クロス工	240	240	240	94
38	給排水管・給水・給湯管の配管	給排水衛生工B	150	150	150	35	98	玄関ドア・玄関ドアの鍵を取付け	金属建具工	30	30	30	96
39	ドレン管・床下部分の配管	エアコン工	30	30	60	13, 35	99	パテ・パテ仕上げ乾燥	クロス工	300	360	480	97
40	配水管・配水管の敷設	オール電化工	30	30	30	5, 35	100	パテ・パテ仕上げ乾燥	クロス工	240	240	240	99
41	分電盤・一次側の引き込み	電気工D	150	150	150	33	101	クロス・クロス張り	クロス工	960	1080	1440	100
42	インターホン・インターホン用の配線	電気工C	15	15	15	28, 37	102	分電盤・分電盤の取付け	電気工B	30	30	30	41, 101
43	玄関ドア・玄関ドア枠周囲のモルタル詰め	左官工	10	10	10	37	103	TV/LAN共聴システム・分配器の取付け	視聴通信工	30	30	30	41, 101
44	玄関ドア・玄関ドア枠の下塗り塗装	塗装工	10	10	10	37	104	インターネット・モデムの取付け	情報通信工	60	60	60	41, 101
45	ユニットバス・設備配管の接続	給排水衛生工B	15	15	15	14, 38	105	インターホン・インターホンの取付け	インターホン工	15	15	15	101
46	配水管・ユニットバスへの接続	オール電化工	60	60	60	14, 40	106	シューズクローゼット・ シューズクローゼットの棚を取付け	造作大工A	120	120	120	101
47	配水管・ヒートポンプへの接続	オール電化工	60	60	60	40	107	クローゼット・クローゼットの パイプの取付け	造作大工A	30	30	30	101
48	住居間区画壁・耐火仕様ボード張り	耐火壁工	1920	1920	1920	23, 42, 43	108	スプリンクラーヘッド・ スプリンクラーヘッドの取付け	スプリンクラー工	60	60	60	101
49	発泡ウレタン・吹付け前の養生	断熱工	20	20	20	2, 3, 4, 5, 21, 48	109	照明器具・照明器具の取付け	電気工B	120	180	240	101
50	エコキュート・貯湯タンクの設置	オール電化工	30	30	30	32, 48	110	換気関係カバー・カバーの取付け	電気工C	60	60	90	101
51	発泡ウレタン・吹き付け	断熱工	50	50	72	7, 31, 49	111	換気スリーブ・カバーの取付け	金属工	60	60	60	101
52	配水管・貯湯タンクへの接続	オール電化工	30	30	30	40, 50	112	床暖房・操作リモコンの取付け	床暖房工	60	60	60	75, 101
53	先行間仕切り壁・遮音仕様部分の 先行間仕切り壁下地	造作大工B	720	720	720	14, 15, 34, 35, 51	113	コンセント・コンセント取付け	電気工B	360	420	480	101
54	パイプシャフト・水平貫通部分の穴埋め	給排水衛生工B	30	30	30	38, 52	114	洗面化粧台補助鏡・補助鏡の取付け	システムキッチン工	20	20	20	101
55	間仕切り壁内配線・ 先行間仕切り壁内の配線	電気工B	240	240	240	27, 53	115	便器・便器の設置	給排水衛生工B	60	60	60	92, 101
56	2重床・腰視木・束の設置	床工	240	270	300	39, 53	116	レンジフード・レンジフードカバーの取付け	システムキッチン工	10	10	10	36, 101
57	2重床・接着剤乾燥	床工	360	360	360	56	117	分電盤・二次側の結線	電気工B	30	30	30	102
58	先行間仕切り壁・遮音仕様部分の 天井内部分のボード張り	ボード工	150	150	150	55	118	TV/LAN共聴システム・二次側の結線	視聴通信工	30	30	30	103
59	2重床・床パネルの敷き込み	床工	150	180	300	16, 45, 46, 54, 57	119	インターネット・二次側の結線	情報通信工	30	30	30	104
60	間仕切り壁・間仕切り壁用の墨出し	造作大工C	210	240	300	59	120	フローリング・タミー合板の設置と フローリング張り	フローリング工	900	1080	1260	75, 109, 110
							121	巾木・巾木の取付け	床仕上げ工	150	180	240	102, 112, 115, 120

決定は重要な問題である。そこで、投入人数と工期の関係性について実験を行い、投入人数が及ぼす影響を図る。これにより、現在の投入人数が適正かどうかを議論すること

5.2 投入人数問題

集合住宅の工事計画において適正な作業者の投入人数の

が可能となる。投入人数の評価としては、各職種作業人数 $wpl=1\sim5$ のケースを想定する。なお、施工対象である建物は3フロアと5フロア ($f_m=3,5$) で共に $rf=16$ として検討した。5フロアのフロア構成は表3と同様である。また、投入人数と工期の関係性を見る本問題では、各職種を1~5人に増大させたケースと特定職種(オール電化工, 造作大工 A, 造作大工 C, 電気工 C, ボード工)を2人に設定した場合を検討した。これは、作業時間の長い5職種であり、職種による効果の違いを図ることを目的としている。

5.3 雇用形態の問題

集合住宅の内装工事は、多種の職種が同時並行で作業を行う。これらの作業者の雇用形態は、個々に決められており、均一的ではない。 $etype=\{\text{雇用}\}\text{or}\{\text{請負}\}$ の総工期日数を算出し、作業現場の探索順路の違いが工期に及ぼす影響を図る。なお、施工対象である建物は3フロア16住戸 ($f_m=3, rf=16$) で実験を行う。

6. シミュレーション結果と考察

6.1 基本設定

5章のシナリオをシミュレーションし、得られた結果の一部を表6, 表7にまとめた。表6は各作業者の状態を示したシミュレーション結果の一部であり、表7は各作業現場の状態を示したシミュレーション結果の一部である。表6, 表7の1列目は時間経過を示しており、延日数, 時間, 分がわかる。なお, SOARSでは1日目を0日目からカウントされる。例えば, 362/09:30は363日目の09:30を示している。表6の1行目は作業者の職種を示しており、職種ごとの作業状態や作業場所, 作業内容を時間ごとに分析することが可能となる。作業状態は、「作業前」, 「入場中」, 「作業中」, 「退場」, 「終了」を示す。作業状態で「終了」と表示した場合、担当する作業が全て終了したことを示している。作業内容は、「作業中」の場合にだけ表示され、「作業中」の場合は作業内容が表示される。例えば, ID:w2は0/08:00のエアコン工は、作業状態は「作業中」であり、住戸1で作業4である「ドレン管・外壁貫通部分の配管」を行っていることを示している。表7の1行目は住戸番号, 2行目は住戸の所属するフロア, 3行目は住戸の間取りを示している。各住戸についても状態を分析することができ、現在は「未完成」「完成」を判定することが可能である。ここで「完成」とは、該当住戸における作業が全て終了したことを意味する。例えば, ID:r4は113/09:40に住戸2が完成したと表現されている。

表6のシミュレーション結果によって各作業者の作業内容が分かり、作業場所を探索中、つまり、手待ち状態の作業者を全て把握することができる。例えば、1日目の8:00から8:50までの間、石工は手待ち状態になっていることが分かる。一方で、同時刻にエアコン工は連続的に作業を行っている。エアコン工は連続同一作業を行っていることが

分かる。表6のシミュレーション結果により集合住宅全体の総工期日数だけでなく、住戸ごとの総工期日数を分析することも可能である。本シナリオでは、作業人数各1人で総工期日数が517日目09:40(516日間1.66時間)であった。

以上の結果から提案手法は、総工期日数を算出できると共に作業者の個々の作業状態や住戸の稼働率を把握できることを示された。これにより、現在発生している遅延原因を究明し、実現可能かつ総工期日数の観点からより優れた工事計画案を提案することが可能になる。以降の節では、この基本設定の変数を変更することで、現場であげられている問題に対してシナリオを設定し、分析を行う中で、妥当性や考察を述べていく。

表6 シミュレーション結果の一部(作業者)

ID		石工	エアコン工	..
w1	0/00:00	作業前	作業前	..

w2	0/08:00	入場中,住戸1	作業中,住戸1,作業4	..
w3	0/08:10	入場中,住戸2	入場中,住戸2	..
w4	0/08:20	入場中,住戸3	作業中,住戸2,作業4	..
w5	0/08:30	入場中,住戸4	入場中,住戸3	..
w6	0/08:40	入場中,住戸5	作業中,住戸3,作業4	..
w7	0/08:50	入場中,住戸6	入場中,住戸4	..

w8	402/15:40	入場中	終了	..
w9	402/15:50	入場中	終了	..
w10	402/16:00	退場	終了	..

w11	516/09:40	終了	終了	..

表7 シミュレーション結果の一部(作業現場)

ID		住戸1	住戸2	...	住戸27	...
	フロア	1階	1階	...	2階	...
	間取り	2LDK	2LDK	...	3LDK	...
r1	0/00:00	未完成	作業前	...	作業前	...

r2	113/09:20	完成	未完成	...	未完成	...
r3	113/09:30	完成	未完成	...	未完成	...
r4	113/09:40	完成	完成	...	未完成	...
r5	113/09:50	完成	完成	...	未完成	...

r6	516/09:40	完成	完成	...	完成	...

6.2 投入人数問題

図2は縦軸に総工期日数, 横軸に作業者人数を設定したグラフである。また, 表8に詳細な値を示した。人数が増大するに従って、総工期日数は削減されているが、削減率は減少している。また、作業時間の長い5職種の人数だけを2倍にする方が全体的に人数を増員するよりも生産性を改善させられることが分かった。作業者人数を増員させる場合は、担当する作業やその内容を把握した上で行う必要があるといえる。

作業者人数と構造との関係性について作業中である作業現場数の推移に着目し、考察を行う。図3~5に各作業者人数における作業中である作業現場数の時間推移を示した。

縦軸が作業中の作業現場の数であり、住戸の稼働率を意味し、横軸が時間経過を示している。なお、これらのグラフは全て3階建ての建築物に対する図である。

図3~5において作業者を増員するほど作業中の作業現場数の振幅は大きくなっている。これは、作業によって増員効果がある作業とない作業が存在することに起因すると考えられる。増員していくにつれてこの効果は顕著になり、各作業者人数が5人である図5では数名の作業員で作業を行い、多くの作業員が待機状態である時間帯が存在する。この時間帯に行われる作業こそが本作業におけるボトルネック作業であるといえる。ボトルネック作業は生産工程において確定することは難しく、現実の工程を観測する必要があることが一般的だが、本プロトタイプでは増員させることでボトルネック作業が発見できることを示した。また、ボトルネック作業を起こす作業員を把握できる点も工程管理の観点から有益であるといえる。

表 6 各作業者人数の総工期日数

	43人	48人	86人
総工期日数	516日 1.7時間	362日 1.5時間	272日 1.8時
	129人	172人	215人
総工期日数	180日 7.3時間	159日 7時間	124日 6.5時

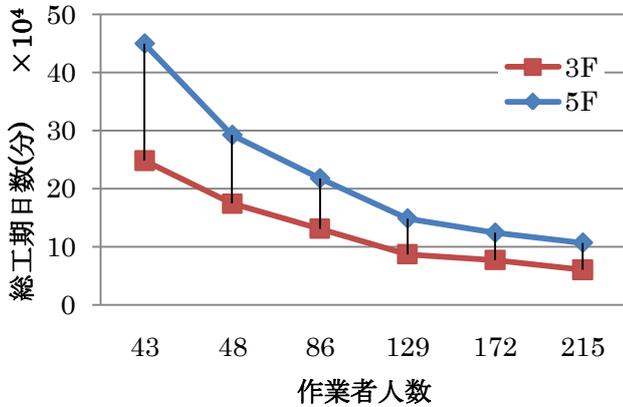


図 2 作業員人数と総工期日数



図 3 3階建て建築、各作業員人数 1人



図 4 3階建て建築、各作業員人数 3人



図 5 3階建て建築、各作業員人数 5人

6.3 雇用形態の問題

雇用形態の問題として、住戸の近さ順に作業現場を選択する雇用形式と住戸の規模順に作業現場を選択する請負形式を実験した。なお、施工対象である建物は3フロア16住戸 ($f_m=3, r_f=16$)、作業員人数に関しては、6.2で用いた「5職種のみ2人にしたケース」 ($w_p=48, m_j=121$)で実験を行った。表9が雇用形態別の総工期日数を示した結果である。本ケースでは、雇用形式と請負形式で20日近くの総工期日数の違いが起こることが分かった。これは、作業の中にフロア単位の作業が存在することが要因となっていると考えられる。請負形式の作業員は作業現場を規模順に探索してしまうため、1フロア確認するまでの探索時間が雇用形式に比べて遅れてしまい、後続作業員を待機させてしまう。このことが全体としての総工期日数を遅延させてしまうと考えられる。図6、7は本ケースにおいて作業中である作業現場の数を縦軸、時間経過を横軸に示したものである。図6が雇用形式、図7が請負形式の作業中作業現場の推移であるが、請負形式はフロア作業終了後の作業現場数が雇用形式に比べて少ない点からも上記の内容がいえる。

表 9 雇用形態別の比較

	雇用形式	請負形式
総工期日数	362日 0.5時間	381日 2.16時間

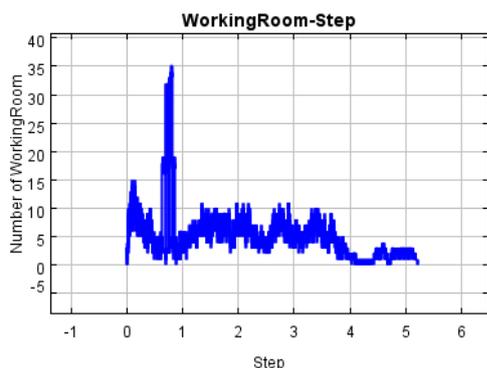


図 1 雇用形式の作業中作業現場数



図 7 請負形式の作業中作業現場数

7. 結論と今後の展開

ABM の手法を用いることで、従来のフローショップスケジューリング問題では困難であった作業者の裁量や雇用形態を表現することができた。作業者の職種や雇用形態を考慮し、それに応じた意思決定基準によって自立的な活動を行い、制約条件や評価指標に基づいた工事計画全体の分析が可能となった。また、実際に想定されるケースに関してシナリオを設定し、実験を行った。作業者人数に関しては、増員効果が発揮される作業と発揮されない作業が存在することを指摘した。また、作業者を増員するほどその効果は顕著に出るため結果的にボトルネック作業を発見することができることを示した。このボトルネック作業が起因し、フロア数が増大するほど作業者増員がもたらす生産性向上の効果が表れにくくなることが考えられる。作業現場探索の問題では、探索順路によって総工期日数に差異が生じることを示した。

今後の展開として、ボトルネック工程を管理する観点からムダが少なく、ロバストな施工計画の提案手法を検討する。本手法ではボトルネック工程の発見手法を提案し、その工程を引き起こす作業者の発見も可能となっている。この結果に基づいて、集合住宅の内装工事におけるボトルネック工程の特徴を明確にし、管理する手法を提案する。ま

た、予期せぬ作業遅延が生じる場合においてロバスト性の高い施工計画を提案する手法についても検討する。

参考文献

- 1) 志手,湯浅,蟹澤,山本: 集合住宅の内装仕上工事における工程パターンの分析,日本建築学会技術報告集第 15 号,pp557-562,2009
- 2) 黒田,村松: 生産スケジューリング,朝倉書店,2002
- 3) 植田,古阪,藤沢,室谷,金多: 繰り返し型建築工事における TOC を用いた工程計画に関する研究,日本建築学会計画系論文集(557),pp281-288,2007
- 4) 鎌田,古阪,金多,勝山: 繰り返し型工事における遺伝的アルゴリズムを用いた工程計画手法の考察と実プロジェクトへの適用,日本建築学会計画系論文集第 522 号,pp255-262,1999
- 5) Robert B.Harris, Photios G. Ioannou: Scheduling Projects with Repeating Activities, Journal of Construction Engineering and Management, pp269-278,1998
- 6) V.Gonzalez, L.F.Alarcon, K.Molenaar: Multibjective design of Work-In-Process buffer for scheduling repetitive building projects, Automation in Construction pp95-108,2009
- 7) 志手,湯浅,染谷,蟹澤,石田: 集合住宅における内装仕上工事の特性に関する研究—(その 2)内装仕上工事における工程進捗情報の伝達に関する考察—,第 25 回建築生産シンポジウム,日本建築学会,2009
- 8) 市川,小山,出口: 階層構造を利用したシミュレーション環境の理論と構築,JAWS2008,2008
- 9) Ichilawa,M.,Tanuma,H.Koyama,Y.Deguchi,H.: SOARS for simulations of social interactions and gaming. Introduction as a social microscope., Proceedings of the 38th Annual Conference of the International Simulation and Gaming Association,pp.36,2007
- 10) SOARS Project, <http://www.soars.jp>

[著者紹介]



小松 祐介

2008 年大阪府立大学工学部機械システム工学科卒業, 東京工業大学総合理工学研究科知能システム科学専攻博士前期課程在学中。

市川 学

助教。2004 年東京工業大学理学部物理学卒業, 2006 年東京工業大学総合理工学研究科修士課程修了, 2009 年東京工業大学総合理工学研究科博士課程修了

出口 弘

教授。1980 年東京工業大学理学部物理学卒業, 1983 年東京工業大学総合理工学研究科修士課程修了, 1986 年東京工業大学総合理工学研究科博士課程修了

金融市場における市場制度分析のための人工市場の開発

Development of an Artificial Market System for Analysis of Institutional Issues in Financial Markets

秋元 圭人¹⁾, 森 直樹¹⁾, 小野 功²⁾, 中島 義裕³⁾, 喜多 一⁴⁾, 松本 啓之亮¹⁾

¹⁾大阪府立大学, ²⁾東京工業大学, ³⁾大阪市立大学, ⁴⁾京都大学

Yoshihito Akimoto¹⁾, Naoki Mori¹⁾, Isao Ono²⁾, Yoshihiro Nakajima³⁾,

Hajime Kita⁴⁾, Keinosuke Matsumoto¹⁾

¹⁾Osaka Prefecture University, ²⁾Tokyo Institute of Technology,

³⁾Osaka City University, ⁴⁾Kyoto University

Abstract In this paper, we first discuss the notion that artificial market systems should meet the requirements of fidelity, transparency, reproducibility, and traceability. Next, we introduce history of development of the artificial market system named U-Mart system that meet the requirements well, which have been developed by the U-Mart project. Next, we propose a novel U-Mart system called "U-Mart system version 3.0" to solve problems of conventional U-Mart systems. The computational experiments are carried out taking a market simulation where the futures price affects the spot price to show the effectiveness of U-Mart system version 3.0.

1 はじめに

年々取引量が増大している金融市場は、経済全体のみならず社会全体に影響を与える度合いが増しており、市場を制御する市場制度の研究は重要な課題となっている。市場制度の設計には市場の分析が必要であるが、市場の分析は工学、経済学、心理学、金融工学などの多分野の技術が不可欠な難問である。また、現実世界で新たな制度を実験するにはリスクが高く、困難であるとされている。

近年、従来の経済理論では扱うことが困難であった市場参加者の個性や矛盾する思考といった要因を紐込むことで、より現実的な市場モデルの構築を目指すアプローチとして人工市場 [1][2][3][4] が注目を集めている。既存の人工市場研究では従来の経済理論の検証、為替シナリオの分析などがされているが、個々の市場制度による価格変動への影響についてはあまり着目されてこなかった。

U-Mart プロジェクト [5][6] では、1999 年より現実世界に直接応用可能な制度設計をするため、エージェントベースシミュレーションに基づく人工市場システムを開発しており、高い評価を得ている。エージェントベースシミュレーションはボトムアップ的に実験環境を構築する手法であり、数学的な理論で説明ができず、トップダウン的な実験環境構築が不可能な分野でよく用いられる手法である。当初の U-Mart システムは板寄せ方式のみであったが、ザラバ方式や市場制度を導入したシステムも開発されている。しかしながら、取引が先物に特化している点や先物が現物に影響を与えない点、市場

制度の新規導入が困難である点といった問題も存在している。

本論文ではこれまで U-Mart で議論されてきた人工市場の要件のもと、U-Mart システムのサーバを新たに設計し、今後の U-Mart プロジェクトの中核となる U-Mart システム version 3.0 を提案する。それにより従来の U-Mart システムの問題点を解決する。

2 U-Mart における人工市場の要件

本論文では、U-Mart における人工市場の要件として、忠実性、透過性、再現性、追跡性の 4 つを示す。

2.1 忠実性

以下に示す 4 つの条件を満たしている人工市場を、忠実性を満たす人工市場とする。これにより、様々な制度や取引戦略を評価できると考えられる。

- 市場制度を正確に再現
- 現実の市場について検証できる制度の組み込み
- 全パラメータを変化でき、影響分析が可能
- 現実の市場の出来事を正確に再現

2.2 透過性

人間の行動に対する忠実性を持つマシンエージェントを作成するためや、加速実験で得られた結果をヒューマンエージェントによる実験で検証するため、マシンエージェントと同様の環境でヒューマンエージェントが取引可能であることとする。前者は忠実性を確保するため、

後者は科学的な正当性を与えるために重要な役割を果たすと考えられる。

2.3 再現性

マシンエージェントのみを用いて全く同じ条件で実験した場合に、同一の結果が得られることが保証されていることとする。これにより、誰もが結果を再現し検証する手段が与えられる。

2.4 追跡性

エージェントや市場の状態が全てデータとして保存できることとする。これにより、様々な現象を追跡し、原因を探ることができる。

3 U-Mart システム

3.1 従来の U-Mart システム

U-Mart システムは現実の価格系列を原資産とした仮想先物市場である。ヒューマンエージェントとマシンエージェントの両方が取引に参加可能であり、板情報が表示可能であるといった特徴を持つ。2000年にU-Mart システム version 1.0 が開発され、公開実験や教育の教材としての利用を通じてシステムの改良と各種ツールの拡充が進められた。2002年には、U-Mart システム version 1.0 で得られた知見を基に問題点を解決したU-Mart システム version 2.0 が開発された。U-Mart システム version 2.0 はネットワーク環境とスタンドアロン環境での実験や、ヒューマンエージェントを含めた実時間実験と、マシンエージェントによる加速実験がシームレスにできる完成度の高いシステムであった。

しかしながら、U-Mart システム version 2.0 は、教育のコースウェアとしての側面を持ち、プログラム演習の課題として利用することも考えられるために、使用時の理解の容易さや理論の整合性を優先して、市場制度を意図的に排除していた。さらに、U-Mart システム version 1.0 から価格決定メカニズムは板寄せ方式のみであり、現実の市場で採用されている価格決定メカニズムであるザラバ方式とは異なるものとなっていた。そのため、2節で述べた要件のうち忠実性において不十分なものであった。

そこで、要件を満たす人工市場として、U-Mart システム version 2.0 を拡張して、U-Mart システム version 2.0 ザラバ版が開発された。

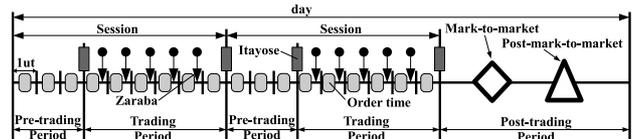


図 1: U-Mart システム version 2.0 ザラバ版のスケジュールの例

3.2 U-Mart システム version 2.0 ザラバ版

U-Mart システム version 2.0 ザラバ版で主に考慮された人工市場の要件として忠実性と再現性について述べる。

3.2.1 忠実性への対応

価格決定メカニズムとして一般的なザラバ方式を導入している。市場制度は更新値幅制限や呼値といった東京証券取引所 [7] の制度が実装され、各制度のパラメータは変更可能となっている。これにより、板寄せ方式のみである U-Mart システム version 2.0 より忠実性が向上している。

3.2.2 再現性への対応

U-Mart システム version 2.0 ザラバ版では時間を日、節、ut(単位時間:Unit Time) で管理し、ut を最小時間単位とする。図 1 にスケジュールの例を示す。図 1 では 1 日は 2 節としており、節は取引前時間帯と取引可能時間帯に分割される。価格と数量は取引可能時間帯の最初と最後では板寄せにより決定し、その間ではザラバによって決定される。取引後時間帯では現在の資産状況を計算する値洗いをし、取引後時間帯において値洗いの結果を反映させる。

ザラバ方式は注文を即時に処理し、約定させる方式であるが、U-Mart システム version 2.0 ザラバ版では ut という離散化された時刻でザラバ取引をする。同一 ut 間に受け付けられた注文は同時とみなされ、優先順位はランダムに決定される。これにより、エージェント間の公平性を確保しシステムの再現性に対応している。

3.3 U-Mart システムの問題点

U-Mart システム version 2.0 ザラバ版により、2 章の要件を満たすシステムとなった。しかしながら、U-Mart システムは仮想先物市場であり、一般の株式市場などは対象外である点や現物の価格系列に先物市場の結果が影響しない点といった問題がある。また、ヒューマンエー

ジェントに対してサポートが不足しているという問題もある。

また、U-Mart システム version 2.0 ザラバ版においても、U-Mart システム version 2.0 の拡張という形で開発されたため、サーバの実装が肥大化しており、クラスの依存関係が複雑である点や市場制度が価格決定メカニズムと密接に関わり、新規に市場制度を導入することが困難である点といった問題がある。

4 U-Mart システム version 3.0

4.1 設計方針

U-Mart システムの問題点を解決するために、新たに U-Mart システム version 3.0 を提案する。2 章で述べた人工市場の要件に基づき、U-Mart システム version 3.0 を設計する。

4.1.1 忠実性への対応

現物など先物以外の市場も対象とし、市場制度導入のコストを低下させる。これにより世界中の市場に忠実なシステムを容易に構築できるようにし忠実性に対応する。本論文では、新規制度として連続約定気配 [8] を実装し、東京証券取引所の次世代システム [8] をほぼ忠実に実装する。

4.1.2 透過性への対応

従来の U-Mart システムと同様にマシンおよびヒューマンエージェントが同時に取引に参加可能とすることで透過性に対応する。なお、従来はヒューマンエージェントに対してサポートが少なく、マシンエージェントとヒューマンエージェントの間に情報利用の格差が存在するという問題があった。そこで U-Mart システム version 3.0 ではチャートを高機能化することで、情報格差の解消を目指す。

4.1.3 再現性への対応

U-Mart システム version 2.0 ザラバ版と同様に ut 単位で離散化して管理し、同一 ut で受け付けた注文は同時として処理することで、再現性に対応する。

4.1.4 追跡性への対応

ログ出力を柔軟に変更できるようにすることで、すべての情報を出力して追跡性を満たすだけでなく、加速実験などで出力する情報を最小限とすることで計算時間を短くするなど、実験環境に応じた追跡性に対応する。

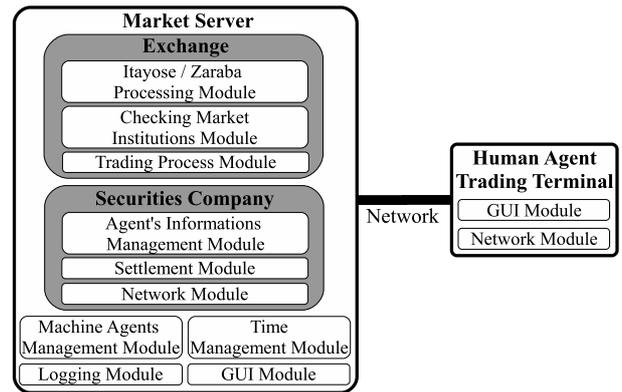


図 2: U-Mart システム version 3.0 の構成図

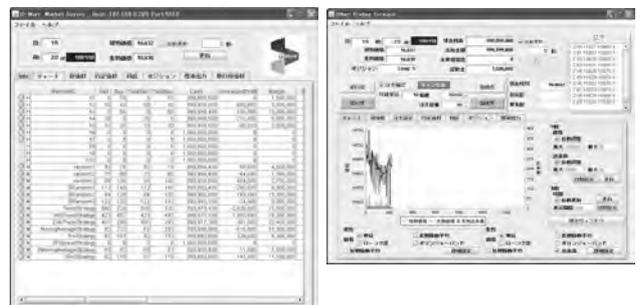


図 3: マーケット・サーバント・トレーディングターミナル GUI

図 4: ヒューマンエージェント・トレーディングターミナル

4.2 システム構成

図 2 に U-Mart システム version 3.0 の構成図を示す。U-Mart システム version 3.0 は U-Mart システム version 2.0 ザラバ版と同様にマーケット・サーバとヒューマンエージェント・トレーディングターミナルから構成される。図 3 にマーケット・サーバは取引や口座管理、決済処理などを請け負う。マーケット・サーバの GUI を示す。ヒューマンエージェント・トレーディングターミナルはヒューマンエージェントがネットワーク越しに取引に参加する際に用いる GUI である。図 4 にヒューマンエージェント・トレーディングターミナルを示す。

4.3 マーケット・サーバ

U-Mart システム version 2.0 ザラバ版においてマーケット・サーバの実装が肥大化しているのは、取引や口座管理、決済処理などの処理をひとつのクラスで管理しているためである。しかしながら現実を考えると、取引は取引所が、口座管理や決済処理は証券会社が処理する方が自然である。そこで、U-Mart システム version 3.0 のサーバでも機能を取引所と証券会社に分割し、問題の

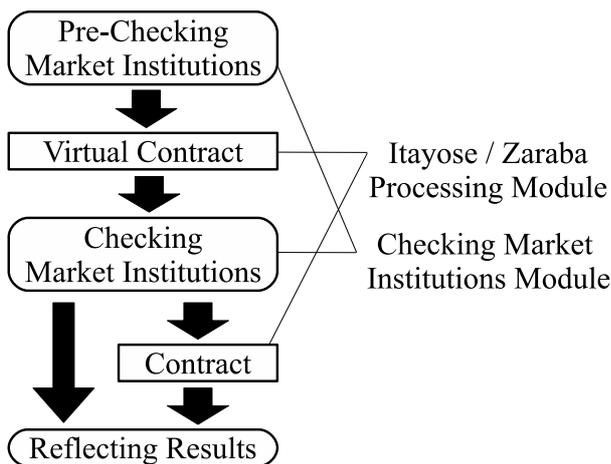


図 5: 取引処理モジュールの流れ

解決を図った。取引所は取引や注文の管理を、証券会社はユーザの口座や注文情報の管理や決済を受け持つとする。各機能はモジュール化を進め、汎用性を高める。

4.3.1 取引所部分

図 2 の取引所部分に示すように、単純な板寄せ処理やザラバ処理をするモジュールと市場制度判定をするモジュールを作成する。これらモジュールを組合せて取引処理モジュールを作成し、この取引処理モジュールにより各種取引所に対応させる。また、取引処理モジュールを複数持つことで、複数銘柄の取引が可能となる。

取引処理モジュールはまず制度の前判定をし、制度が発動していないか調べる。発動していた場合は適切な処理をする。ここでの制度としては、サーキットブレーカなどがある。次に仮約定処理をし、その結果を基に制度判定をする。制度が発動した場合、仮約定処理の結果は破棄し、制度発動という結果を反映させる。制度が発動しなかった場合、仮約定処理の結果を確定させるために本約定処理をし、約定結果を反映させる。ここでの制度は、特別気配などがある。図 5 に取引処理モジュールの処理の流れを示す。板寄せ、ザラバ処理モジュールは仮約定処理と本約定処理をし、市場制度判定モジュールは制度前判定と制度判定をする。

4.3.2 証券会社部分

従来は口座情報と注文情報が別々に管理されていたが、これをまとめてユーザに関係する情報を一元管理するようにする。決済方法は同じ銘柄でも現物と信用では異なるため、口座は銘柄と取引方法ごとに決済モジュールを管理する。口座はモジュールごとの決済情報を統合して

資産管理するものとする。これにより、現物などの先物以外の取引や複数銘柄取引に対応する。

4.3.3 上記以外のマーケット・サーバ部分

ログ出力部分をモジュール化し、用途に応じて出力内容を変更できるようにしている。マシンエージェントは管理モジュールで一元管理し、マシンエージェントに与える情報のうち、価格や板といった共通の情報は管理モジュールが問い合わせるようにし、負荷の軽減を図る。

4.4 ヒューマンエージェント・トレーディングターミナル

Java のグラフィックライブラリである JFreeChart [9] を用いて、チャート部分を高機能化した。図 4 の下部に高機能化したチャートを示す。チャートの右側でグラフの x, y 軸に関する設定が、下側で表示に関する設定が可能である。詳細設定ボタンで表示に関するパラメータやグラフの色が変更可能である。また、独立ウィンドウボタンで別ウィンドウのチャート表示が可能である。従来とは異なり、ウィンドウごとに表示設定を変えることが可能となった。

5 数値実験

U-Mart システム version 3.0 の有効性を示すため、これまでの U-Mart システムでは不可能であった先物市場の結果を現物市場に影響させる実験をした。

5.1 先物価格の現物価格への反映

先物価格を現物価格へ反映させるため、(1) 式により時刻 t における現物価格を算出する。ここで、 $P_f(t)$ を時刻 t における先物価格、 $P_s(t)$ を時刻 t における現物価格、 $D_s(t)$ を時刻 t に与えられる現物価格系列の値、 α を任意の定数とする。

$$P_s(t) = \begin{cases} D_s(0) & (t=0) \\ D_s(t) + \alpha(P_f(t-1) - P_s(t-1)) & (t>0) \end{cases} \quad (1)$$

5.2 マシンエージェント

ここでは使用したマシンエージェントについて述べる。

RandomStrategy 毎 ut , 売り注文か買注文をランダムに出すエージェントである。注文価格は平均を前 ut の先物価格、標準偏差を呼値単位とする正規分布に従う乱数値とし、注文数量は 1 から 10 の間で一様ランダムに決定する。

SRandomStrategy 注文価格決定の基準に現物価格を使用したエージェントで、注文アルゴリズムは RandomStrategy と同様である。

TrendStrategy 前々 ut の先物価格と前 ut の先物価格を比較し、上昇していれば買い注文を、下降していれば売り注文を出すエージェントである。価格変化がなければ注文はしない。注文価格は買い注文の場合、 $1/2$ の確率で最良売気配値、 $1/4$ の確率で最良買気配値、 $1/4$ の確率で最良買気配値の次の買気配値としている。売り注文の場合、 $1/2$ の確率で最良買気配値、 $1/4$ の確率で最良売気配値、 $1/4$ の確率で最良売気配値の次の売気配値としている。注文数量は注文価格に出されている数量を最大値として一様ランダムに決定している。決定した注文数量が 10 を超える場合は 10 とする。

STrendStrategy 前々 ut の現物価格と前 ut の現物価格を比較し、上昇していれば買い注文を、下降していれば売り注文を出すエージェントである。価格変化がなければ注文はしない。注文価格、注文数量の決定方法は TrendStrategy と同様である。

AntiTrendStrategy 前々 ut の先物価格と前 ut の先物価格を比較し、上昇していれば売り注文を、下降していれば買い注文を出すエージェントである。価格変化がなければ注文はしない。注文価格、注文数量の決定方法は TrendStrategy と同様である。

SAntiTrendStrategy 前々 ut の現物価格と前 ut の現物価格を比較し、上昇していれば売り注文を、下降していれば買い注文を出すエージェントである。価格変化がなければ注文はしない。注文価格、注文数量の決定方法は TrendStrategy と同様である。

MovingAverageStrategy 先物価格の 10 ut の移動平均と 20 ut の移動平均が交差したときに注文を出すエージェントである。10 ut の移動平均が上昇傾向なら買い注文を、下降傾向ならば売り注文を出す。注文価格の決定方法は TrendStrategy と同様で、注文数量は 1 から 10 の間で一様ランダムに決定する。

SMovingAverageStrategy 現物価格の 10 ut の移動平均と 20 ut の移動平均が交差したときに注文を出すエージェントである。10 ut の移動平均が上昇傾向なら買い注文を、下降傾向ならば売り注文を出す。注文価格の決定方法は TrendStrategy と同様で、注文数量は 1 から 10 の間で一様ランダムに決定する。

表 1: 実験条件

実験期間	150 日間	
エージェント構成	RandomStrategy	5
	SRandomStrategy	5
	TrendStrategy	1
	STrendStrategy	1
	AntiTrendStrategy	1
	SAntiTrendStrategy	1
	MovingAverageStrategy	1
	SMovingAverageStrategy	1
(1) 式の定数 α	0, ± 0.1 , ± 0.3 , ± 0.5	
試行数	100	

5.3 実験概要

現物価格系列は、2009 年 5 月 26 日から 2010 年 1 月 5 日まで 150 営業日の日経平均株価を使用した。U-Mart の最小時間単位である ut は現実の 1 分と対応させ、1 日の節数は 2, 1 節目が 120 ut 、2 節目が 150 ut とした。表 1 に実験条件を示す。

5.4 実験結果と考察

図 6 ~ 図 12 にそれぞれ $\alpha=0, 0.1, 0.3, 0.5, -0.1, -0.3, -0.5$ の 100 回試行平均の現物価格と先物価格を示す。

α の値が正方向に大きくなるに従って、ほぼ現物、先物ともに変化幅が小さくなり、先物の現物に対する追従性が向上している。 α の値が負方向に大きくなるに従って、ほぼ現物、先物ともに変化幅が大きくなり、先物の現物に対する追従性が低下している。これは、 $\alpha > 0$ の場合、現物と先物間に引力が、 $\alpha < 0$ の場合、現物と先物間に斥力が働くためであり、妥当な結果である。今後、15000 ut 前後の追従できていない部分を解析し、ザラバにおける安定なエージェントの組合せを探索する。それにより、U-Mart システム version 3.0 の標準エージェントセットを獲得する。

6 まとめと今後の課題

本論文では人工市場の要件として、忠実性、透過性、再現性、追跡性の 4 つを示した。U-Mart システム開発の流れを述べ、これら人工市場の要件を満たすように設計、実装された U-Mart システム version 2.0 ザラバ版について紹介し、U-Mart システムの問題点を指摘した。そこで、U-Mart システムの問題点を解決し、これまで

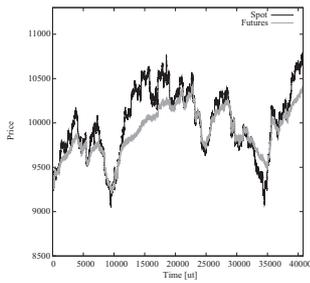
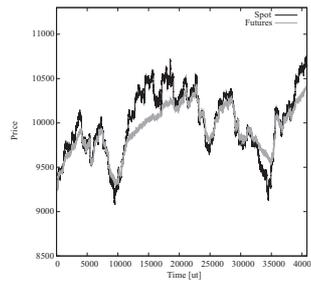


図 6: $\alpha=0$ の現物価格と先物価格



先物価格

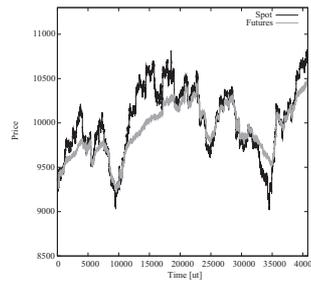
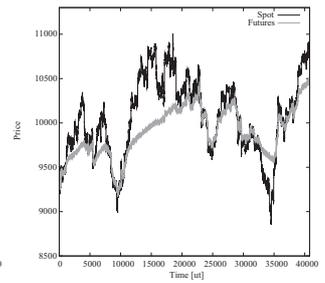


図 10: $\alpha=-0.1$ の現物価格と先物価格



と先物価格

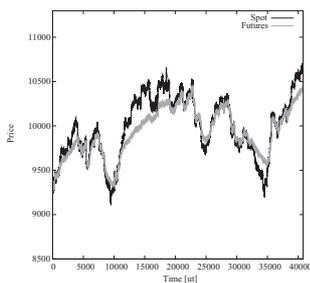
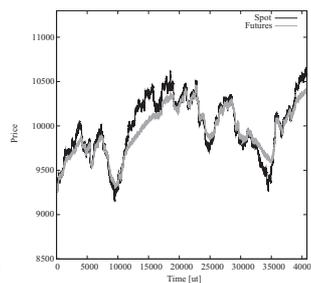


図 8: $\alpha=0.3$ の現物価格と先物価格



先物価格

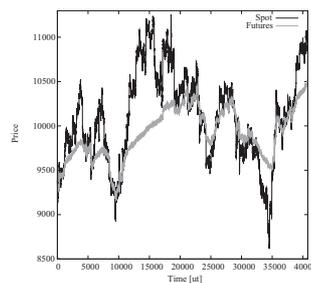


図 12: $\alpha=-0.5$ の現物価格と先物価格

よりも柔軟で拡張性があり，人工市場の要件を満たすシステムとして U-Mart システム version 3.0 を構築した．さらに，これまでの U-Mart システムでは不可能であった現物価格に先物価格を反映させる実験をし，U-Mart システム version 3.0 の優位性を示した．

今後は，システム面としては，取引処理モジュールを充実させ，世界中の取引所を再現可能とすることや GUI の改良，システムの高速化などがある．U-Mart システム version 3.0 を用いた実験としては，ザラバにおける標準的なエージェントセットの獲得や，長期間の加速実験による市場特性の解析，一般的な株式市場シミュレータとして活用し，デイトレード戦略の進化的獲得や日中の板の挙動の解析などがある．

参考文献

- [1] Chen, S.-H., Yeh, C.-H. and Liao, C.-C., Testing the Rational Expectations Hypothesis with the Agent-based Model of Stock Markets, Proc. International Conf. on Artificial Intelligence 1999, pp.381-387 (1999)
- [2] Kanehira, D., Kawamura, H., Kurumatani, K., Ohuch, A., Complexity of Information Structure

and Behavior of Artificial Market with Learning Trader Agents, Proc. 6th Joint Conf. on Information Science, pp.1077-1080 (2002)

- [3] 和泉潔，植田一博，人工市場アプローチによる為替シナリオの分析，情報処理学会研究報告，Vol.2000，No.3，pp.9-15 (2000)
- [4] 和泉潔，人工市場，森北出版 (2003)
- [5] 塩沢由典，中島義裕，松井啓之，小山友介，谷口和久，橋本文彦，人工市場で学ぶマーケットメカニズム - U-Mart 経済学編 - ，共立出版 (2006)
- [6] 喜多一，森直樹，小野功，佐藤浩，小山友介，秋元圭人，人工市場で学ぶマーケットメカニズム - U-Mart 工学編 - ，共立出版 (2009)
- [7] 東京証券取引所，<http://www.tse.or.jp/>
- [8] arrowhead ~ 次世代売買システム ~ ，<http://www.tse.or.jp/rules/stock/arrowhead/pamphlet1.pdf>
- [9] JFreeChart，<http://www.jfree.org/jfreechart/>

メディアミックスにおける広告出稿スケジュール意思決定支援のためのシナリオ分析

友永 吉昭* ・ 高橋真吾*

* 早稲田大学大学院創造理工学研究科経営システム工学専攻 東京都新宿区大久保 3-4-1

* Management Systems Engineering Waseda University 3-4-1 Okubo, Shinjuku, Tokyo 169-8555, Japan

E-mail bokugatomonagada@fuji.waseda.jp

キーワード：メディアミックス 広告 出稿スケジュール

1. はじめに

広告はメッセージをメディアに乗せ、ターゲットに届けて初めて効果を発揮する。メディアとメッセージは広告活動における2つの柱であり、広告が効果的であるためには、優れたメッセージと優れた媒体計画が必要である。広告活動費における媒体費用の比重は非常に高く、効率的なメディアの運用は広告主の最重要課題の一つである。

近年、インターネットの急速な普及を背景として、企業のインターネット広告費は大幅な伸びを続けている。2009年は新聞広告を抜き去り、TV広告に次ぐ第二の広告メディアとなり、存在感を強めている。企業は消費者のライフスタイルの変化に合わせて広告媒体の選択を変化させていく必要があるが、広告効果は測定が難しいため優れた媒体計画を立てるのが困難である。

媒体計画にはいつ広告を出稿するかという出稿スケジュール、どのメディアに出稿するかというメディア選択の大きく分けて2つの媒体戦略がある。

広告出稿スケジュールには典型的な形として、一定期間に集中的に出稿する間欠型と一定量を分散して出稿する連続型、その中間のパルス型がある。Zielskeは同じ量の広告を52週間投下する場合において、最初の13週間に集中して出稿した場合と、52週間に分散して出稿した場合で広告再生率がどう変わるかを実験で明らかにしている[1]。また、StrongはZielskeの実験を追実験し、忘却率を考慮した広告再生率を表す回帰式を示した[2]。しかし、これらの研究はあくまで特定のケースにおけるケーススタディに過ぎず、一般化された理論として利用することが困難であった。

Nerlove, Arrowは「広告ストック」という概念を用いて広告の長期効果をモデル化し、さらに、何期にもわたる広告効果からの利益の現在価値を極大化できるようにモデルを拡張している[3]。Naikは広告の摩耗効果(wearout)を考慮することでNerlove-Arrowモデルを拡張し、広告の飽きや飽和、回避を表現した[4]。Bassは広告テーマごとに忘却率、摩耗率を測定し、Naikのモデルに組み込むことで広告テーマごとの広告効果の減衰を表現できるようにモデルを拡張した[5]。NorrisはリニアモデルであるNerlove-Arrowモデルを拡張しMarkov chain Monte Carloを用いノンリニアモデルで表現することでより実データに

フィットしたシミュレーションを可能にした[6]。しかし、これらの研究は広告接触を前提とした広告効果の測定であり、実際に媒体戦略を立案するためにはこれらの研究の前提となっているメディアごとの広告接触状況などの特性を考慮する必要がある。

メディアごとの特性を考慮した広告媒体の組み合わせ手法にメディアミックスがある。長谷川[7]はMedia Contact Report(以下、MCR)の消費者の1週間の行動データから消費者のメディア接触をモデル化し、シミュレーションをすることで商品特性ごとにどのメディアを重視すべきかを明らかにしている。しかし、この研究ではこれまで述べてきた広告の長期効果を考慮していないため、広告スケジュールの意思決定支援ができない。

また、メディアへの出稿スケジュールの意思決定で重要な要素として露出パターンがある[8]。消費者のライフスタイルごとにメディアへの接触時間帯が異なる。またそれに伴ってメディアの時間帯ごとの広告費は異なる[9]。よって一定の広告費でより効果的な広告効果を生み出すためには露出パターンと消費者のライフスタイルの関係を考慮した広告戦略を立てることが必要である。

そこで、本研究では消費者の一週間のメディア接触データを平日、休日のプライムタイム、ノンプライムタイム、深夜の6つに分類し、その違いを考慮したモデルを構築する。さらに忘却率を考慮することで、広告の長期効果を表現する。そして、そのモデルを用いてシミュレーション実験を行い、シナリオ分析を行うことで、本モデルがメディアミックスにおける広告スケジュール意思決定を支援する可能性を有していることを示す。

2. 提案モデル

モデルは消費者集団、メディア空間、企業で構成される。メディア空間は、TV、インターネット、その他のメディアの3つのメディアで構成される。企業は、自社の広告予算配分比率を基にメディア空間の3つのメディアに広告を投下する。消費者は、メディア接触確率に基づき3つのメディアに接触する。その後、企業の広告予算配分に基づき確率的に広告に接触する。広告に接触するとその広告から得た広告ストックが蓄積される。広告ストックとは広告から認知効果を忘却率で割り引いた現在価値と定義する。

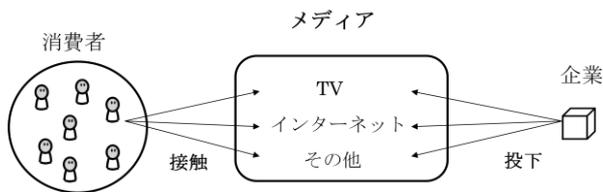


図1 モデル概要

2.1 消費者

消費者 i は、 t 期にメディア j に接触する確率 $P_{media_ij_t}$ と t 期の広告ストック G_{i_t} をパラメータとして持つ。消費者の行動プロセスをまとめると図2のようになり、以下の(a)~(e)を1サイクルとし、対象期間このサイクルを繰り返す。

(a)接触メディアの決定

消費者 i は t 期において自身が持つメディア接触確率

$P_{media_ij_t}$ で、メディア j に接触し、 $1 - \prod_{j=1}^3 p_{media_ij_t}$ の確率でどのメディアとも接触しない。なお、 $P_{media_ij_t}$ はMCRから設定する。消費者 i は t 期において複数のメディアと接触している可能性もある。例えば、テレビを見ながらインターネットをするなどの場合が考えられる。

(b)メディア接触判定

消費者 i は t 期において自身が持つメディア接触確率 $P_{media_ij_t}$ で、メディア j に接触する。接触したメディアに関してのみそのメディアの広告に接触していかの判定を行う。

(c)広告接触判定

メディア j に接触した消費者は、 $P_{ad_j_t}$ の確率で広告に接触する。広告接触確率 $P_{ad_j_t}$ は企業の広告費の投入量によって決まる。故に過剰投入をすれば1を超えることもありうるがその場合は $0 < P_{ad_j_t} - n < 1$ が成り立つように n を定め、 $P_{ad_j_t} - n$ の確率で $n+1$ 回接触、 $\{1 - (P_{ad_j_t} - n)\}$ の確率で n 回接触とする。例えばTVCMで連続して同じ商品のCMが流れる場合などがこれに該当する。

(d)広告ストックの蓄積

消費者が広告に接触すると、広告ストックが高まるが、接触するメディアによって広告ストックの高まり具合は異なり、メディア j に接触したとき、消費者の広告ストックは e_j 分だけ高まる。複数のメディアでの複数回の広告接触が考えられる場合はそれらの積和を広告ストックに加算する。

(e)忘却

消費者は毎期忘却率 δ で広告ストックを忘却していく。忘却後の広告ストックは $(1 - \delta)G_t$ で表わされる。

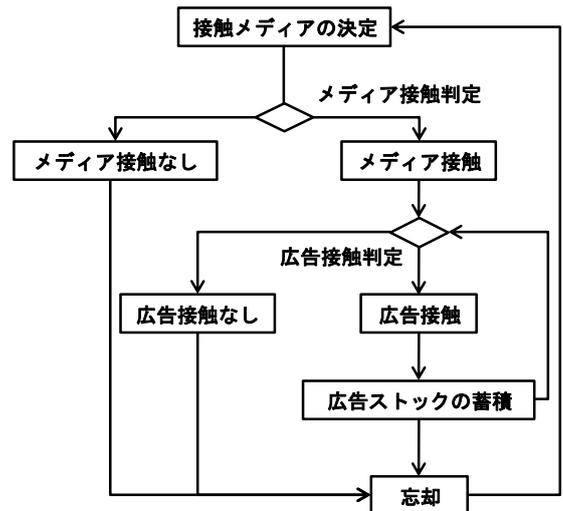


図2 消費者行動プロセス

2.2 メディア空間

メディア空間はTV、インターネット、その他の3つのメディアからなる。各メディアは、メディア効果 e_j と広告接触確率 $P_{media_ij_t}$ をもつ。メディア効果は、市場の特性を反映したものであり、消費者のアンケート調査から導出した固定値である。

2.3 企業

本研究では、企業は1社とする。企業は、自社製品に対する消費者の関心を高めるため、自社の予算配分に基づいて広告を投下する。そして企業がメディア j に出した予算によって広告接触確率 $P_{ad_j_t}$ は変化する。本研究では、 t 期の予算 R_{j_t} と $P_{ad_j_t}$ は比例関係にあると仮定する。つまり、2倍の予算を投入すれば、消費者が広告に接触する確率も2倍になる。

2.4 消費者パラメータ設定

本研究では消費者の時間ごとのメディア接触確率は実データに基づいている。 $P_{media_ij_t}$ の設定にはMCRの中から本研究で着目する3つのメディアへの接触データを抽出して使った。まずデータを以下の手順で加工する。

1. 消費者が3つのメディアに接触した回数を平日、休日のプライムタイム、ノンプライムタイム、深夜の6つの時間帯ごとに一週間分算出する。
2. クラスター分析を行い、時間帯ごとの消費者のメディア接触の傾向で消費者をセグメンテーションする。
3. 各セグメントの各時間帯の接触回数の平均(回数/人)を算出する。
4. 接触回数の平均を各時間帯の行動数で割って、接触確率を算出する。

※MCRは、1週間の行動を15分おきに調査している。したがって、1人当たり1週間で4(個/時間)×24(時間)×7(日)=672(個)の行動が記録されている。

このようにして得られたデータを以下の手順でシミュレーションモデル上の消費者に割り当てていく。

1. 元データの各セグメントの構成比率に基づいて、シミュレーションモデル上の消費者をセグメンテーションする。

2. シミュレーション上の消費者にそれぞれが所属するセグメントの時間帯ごとの接触確率を割り当てる。

2.5 企業パラメータ設定

まず、 t 期にメディア j 投入される予算 $R_{j,t}$ および、予算 $R_{j,t}$ と広告接触確率 $P_{ad,j,t}$ の関係を定義する。なお、これらの表現方法はメディア j によって異なる。

(a) TV

TVCM は曜日や時間帯により広告料金が異なる。図 2 はタイムランクで、表 1 はタイム広告の料金表である。[10]

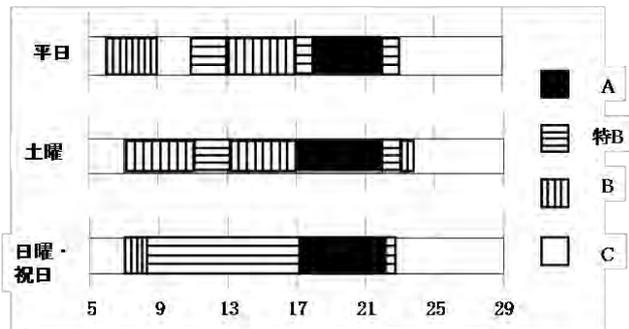


図 3 TV 広告のタイムランク

表 1 タイム広告の料金表

A	特B	B	C
1,900,000	1,330,000	760,000	570,000

本研究では平日と休日のプライムタイム(19時～23時)、ノンプライムタイム(6時～19時, 23時～24時)、深夜の時間帯(24時～29時, 5時～6時)ごとのCM費用の比重を加味する。

t 期の広告接触確率 $P_{ad,j,t}$ は、投入する予算 $R_{j,t}$ をその期にかかった広告料金で割り広告出稿回数を求め、さらにそれを実験で考慮するチャンネル数で割ることで求められ、下記のように定義する。

$$P_{ad,j,t} = R_{j,t} / (F_t * C)$$

F_t : t 期の広告料金

C : 実験で考慮するチャンネル数

(b) インターネット

t 期の広告接触確率 $P_{ad,j,t}$ は t 期に投入した予算で獲得できるインプレッション数を t 期の日本の全インプレッション数で割ることで求められる。

$$P_{ad,j,t} = 1000 R_{j,t} / (I_t * CPM)$$

I_t : t 期のインターネット広告の総インプレッション数

CPM : 1000 インプレッションあたりのコスト

(c) その他

本研究ではその他は雑誌を想定している。雑誌の R_j は、実験対象期間内でいくつのビークルに広告を出稿したかで

表現され、 $P_{ad,j}$ を以下のように定義する。また各期の広告接触確率は一定とする。

$$P_{ad,j} = R_j / V_j$$

V_j : 実験対象期間内に発行されるビークル数

3. シミュレーション実験

3.1 シナリオ分析

シナリオ分析とは、市場の状況と意思決定戦略の組み合わせを複数用意し、将来起こりうる状況を分析する方法である。本実験では、4つのメディア効果(市場の状況)と企業の予算配分(意思決定戦略)が異なる複数のパターンを想定し、各パターンで分析を行う。つまり、メディア効果 e_j のセットと予算 R のセットを複数用意して実験する。

3.1.1 市場の状況

今回の実験では、メディア効果を4通り考える。メディア効果の設定に際しては、高橋[11]の商品認知への媒体影響力に関する調査のデータを用いた。調査では、17種類の商品それぞれの購入者が、商品の認知に影響を及ぼしたメディアを回答している。表2の4つのメディア効果は、17種類の商品のデータをメディア効果の特徴でクラスター分けし、各クラスターの平均値を取ったものである。各メディア効果には、商品に共通する特徴を表す名前をつけた。

表 2 メディア効果

	TVCM	インターネット	雑誌
多機能製品パターン	0.43	0.35	0.11
日用品パターン	0.61	0.13	0.08
趣味用品パターン	0.07	0.63	0.27
高額・多種製品パターン	0.07	0.68	0.06

メディア効果は、消費者の購買プロセスと密接な関係にあるため、メディア効果を複数設定して実験することは、消費者の購買プロセスが異なる複数の状況で実験することだと解釈することも可能である。

3.1.2 媒体選択

本実験では、予算配分を次の3通り考える。TVとインターネットを均等に割り振った標準戦略、標準戦略に比べTVに重きをおいたTV戦略とインターネットに重きをおいたインターネット戦略である。TV戦略はTVの予算がインターネットの2倍になるように割り振った。インターネット戦略も同様にインターネットの予算がTVの予算の2倍になるように割り振った。

3.1.3 出稿パターン

本実験では、次の3通りの出稿パターンを考える。1か月の予算を最初の週に全ての予算を投入する間欠型、1か月の予算を毎日均等になるように投入する連続型、1か月の予算の半分を最初の週に投入し、残りを均等に割り振るパルス型である。

3.1.4 露出パターン

本実験では、次の3通りの露出パターンを考える。プライムタイムのみに広告を投下するプライム型、ノンプライ

ムタイムのみに広告を投下する全昼型、プライムタイムとノンプライムタイムに半分ずつ投下する全日型である。

3.2 実験条件

シミュレーションは、消費者行動の1サイクルを1期とし、これを8928期繰り返す。1期は現実世界における15分に対応し、8928期は3か月に相当する。消費者数は2030人とした。これは消費者のパラメータ設定に用いたMCRのデータのサンプルの2030に合わせた。消費者の各期の忘却率はエビングハウスの忘却曲線から二点連立方程式で近似し、0.0005とした。

本実験では消費者を時間帯ごとのメディア接触状況から8つのセグメントに分けた。8つのセグメントはそれぞれメディアごとに平日、休日のプライムタイム、ノンプライムタイム、深夜の6つの接触確率を持つ。表3はセグメントごとの平日のネットの $P_{media_j_t}$ である。

表3 平日のネットのメディア接触確率

	構成比	深夜	ノンプライム	プライム
セグメント1	0.184729	0.014549	0.0193405	0.040709
セグメント2	0.229064	0.029007	0.033641	0.063286
セグメント3	0.301478	0.011694	0.0230908	0.041629
セグメント4	0.047291	0.011166	0.0379752	0.041667
セグメント5	0.047291	0.008362	0.0224203	0.028455
セグメント6	0.110837	0.012651	0.0558387	0.060241
セグメント7	0.053695	0.061199	0.7019231	0.33125
セグメント8	0.016256	0.115546	0.1152715	0.406618

また、本実験では、ある実際の企業の広告出稿量のデータより三か月の広告媒体費を4億7000万円とした。これを基に予算配分を割り振った。表4はテレビのシナリオごとの $P_{ad_j_t}$ である。

表4 テレビのシナリオごとの広告接触確率

		プライム型	全昼型	全日型(プライム)	全日型(ノンプライム)
標準	連続型	0.041201	0.029538	0.020600	0.014769
	間欠型	0.182461	0.130811	0.091231	0.065405
	パルス型	0.020600	0.014769	0.010300	0.007384
インターネット重視	連続型	0.027467	0.019692	0.013734	0.009846
	間欠型	0.121641	0.087207	0.060820	0.043604
	パルス型	0.013734	0.009846	0.006867	0.004923
TV重視	連続型	0.074554	0.053449	0.037277	0.026725
	間欠型	0.054935	0.039384	0.027467	0.019692
	パルス型	0.243282	0.174414	0.121641	0.087207
		0.027467	0.019692	0.013734	0.009846
		0.149108	0.106899	0.074554	0.053449

以上の実験条件を基にメディア効果の4シナリオ、媒体選択の3シナリオ、出稿パターン3シナリオ、露出パターンの3シナリオ、計4×3×3=108シナリオで実験した。

4. 結果と考察

広告効果を測る主な指標としてreach(到達)とfrequency(頻度)がある。reachとは広告に少なくとも一回は接触した消費者の数で新製品の導入期など商品の認知が必要な場合に重視される。frequencyとは一人当たり何回広告に接触したかを表す指標である。この2つの積をGRP(gross rating points)といい、キャンペーン中の広告出稿量全体を表す尺度として用いられる。また、広告の長期

効果を測る指標として広告ストックという概念がある。広告ストックとは各期の広告効果を忘却率で割り引いた現在価値である。本章ではreachとGRP、広告ストックの3つの指標で考察していく。

4.1 reach指標に関する結果と考察

reach指標はメディア効果により影響を受けないのでメディア効果を除いた27シナリオを考える。出稿パターンでは間欠型、露出パターンではプライム型、媒体選択ではTV戦略が最も有効な戦略という結果になった。

最もreachに影響を与える戦略軸は露出パターンであった。これは消費者セグメントごとに一日の行動パターンが大きく異なるのでreachに関しては露出パターンが大きく影響する。故にreach指標が重要となる新商品導入期などの状況下においては露出パターンを特に重要視する必要がある。

図4は108回の試行のreach指標を露出パターンごとにプロットしたものである。

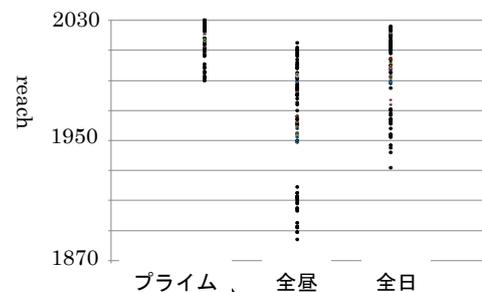


図4 露出パターンごとのreach

4.2 GRP指標に関する結果と考察

GRP指標もメディア効果により影響を受けないのでメディア効果を除いた27シナリオを考える。reach同様に露出パターンでは間欠型、露出パターンではプライム型、媒体選択ではTV戦略が最も有効な戦略という結果になった。

一方で、最もGRPに影響を与える戦略軸は媒体選択であった。これはTVCMのfrequencyがインターネットに比べて非常に高いことが理由と考えられる。

図5は108回の試行のGRPの指標を媒体選択ごとにプロットしたものである。

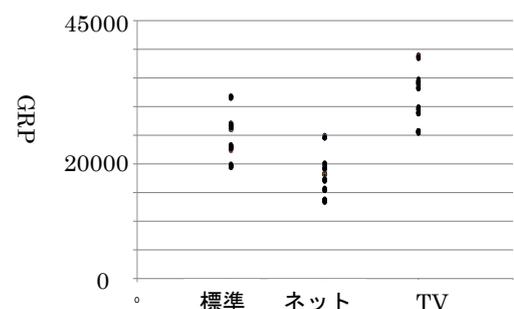


図5 媒体選択ごとのGRP

4.3 広告ストックに関する結果と考察

広告ストックはメディア効果の影響を受けるので4つのメディア効果を含めた108シナリオを考える。媒体選択と出稿パターンについて広告戦略の目的により有効な媒体戦略が異なることが分かった。以降で媒体選択と出稿パターンについて考察をしていく。

4.3.1 広告ストックの媒体選択についての考察

日用品など低関与消費財のメディア効果において広告ストックの108試行の結果は図6のようになった。出稿パターン、露出パターンなど他の戦略が同じ条件下では常にTV戦略が有効であった。低関与消費財のようにTVのメディア効果が大きい場合にはTV戦略が常に有効であると言える。

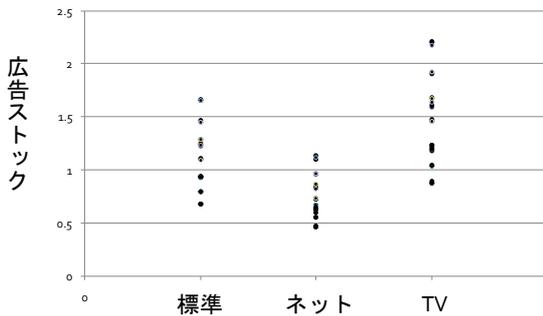


図6 日用品メディア効果の媒体選択ごとの広告ストック

趣味用品など高関与消費財のメディア効果において広告ストックの108試行の結果は図7のようになった。露出パターンがプライム型で出稿パターンが間欠型の場合はインターネット戦略が有効であった。一方で露出パターンが全日型、前昼型で出稿パターンが連続型、パルス型の場合はTV戦略が有効であった。高関与消費財のようにインターネットのメディア効果が大きい場合には露出パターンや出稿パターンを考慮して媒体選択を決める必要があると言える。

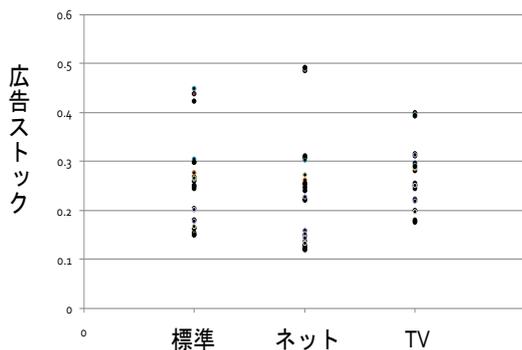


図7 趣味用品メディア効果の媒体選択ごとの広告ストック

4.3.2 広告ストックの出稿パターンについての考察

出稿パターンごとの広告ストックの推移はどのシナリオでも図8のようになった。図8は多機能製品メディア効果のプライム型露出パターンのTV戦略媒体選択の出稿パターンごとの3つのシナリオである。広告ストックが最大になる期間や広告ストックの上昇率を重視する場合には間欠

型が最も有利な出稿パターンとなった。また、広告ストックを一定に保ちつつ時期に対応したキャンペーンを行う場合などにはパルス型が有効な出稿パターンである。購買機会が常にあり、広告ストックを一定水準に保つ必要がある場合には連続型の出稿パターンが有効であることが分かった。このように商品の購買サイクルに合わせて出稿パターンを使い合わせていく必要がある。

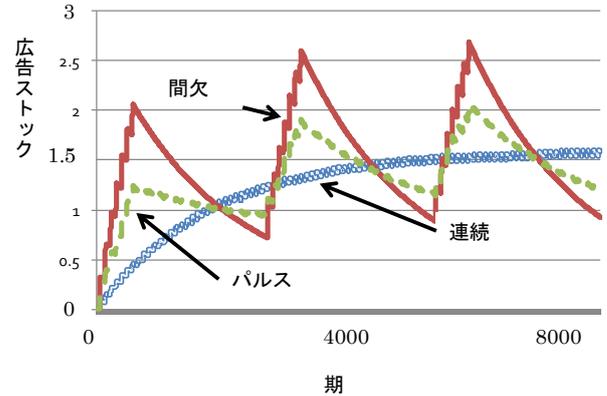


図8 出稿パターンごとの広告ストックの推移

4. まとめ

本研究では消費者の一週間のメディア接触データ(MCR)を平日、休日のプライムタイム、ノンプライムタイム、深夜の6つに分類し、そのそれぞれのメディア接触状況を考慮したモデルを構築した。

さらに忘却率を考慮することで、広告の長期効果を表現した。これにより現実世界においてアンケートなどによる調査が困難な広告ストックの増減のダイナミクスを表現することができた。

そして、メディアの効果が異なる4つの市場を想定し、そのそれぞれで実際の企業で用いられている広告の媒体戦略でシミュレーション実験を行い、シナリオ分析を行った。本研究ではreach, GRP, 広告ストックの3つの指標を用い、そのそれぞれで検証をした。reach, GRPは現実企業に企業が広告戦略の意思決定に用いている指標であり、この指標に関する考察を述べることでモデルの意思決定支援の可能性を示した。先行研究である長谷川のメディア効果ごとのシナリオ分析[7]では高関与消費財ではインターネット重視戦略、低関与消費財ではTV重視戦略の媒体選択が売上で見ると有効という結論であった。本研究では、広告ストックにおいては従来研究と同様の高関与消費財ではインターネット重視戦略、低関与消費財ではTV重視戦略という結果も確認できた。しかし、高関与消費財でも露出パターン、出稿パターンによっては先行研究に反し、高関与消費財においてもTV重視戦略が有効であることが分かった。このように媒体戦略の出稿パターン、露出パターンをモデルに組み込むことにより、従来研究より詳細な意思決定支援が可能になりえるといえる。

また、今回行わなかった媒体戦略のシナリオもこのモデルで容易に検証可能である。

謝辞

本研究を進めるにあたり、様々なアドバイスを下さった担当教授の高橋真吾教授や同じ研究室の博士の大堀耕太郎先輩に感謝いたします。

(2010年2月18日受付)

参考文献

- [1]Hubert A. Zielske, "The Remembering and Forgetting of Advertising", *The Journal of Marketing*, Vol. 23, No. 3, pp. 239-243, 1959.
- [2]Edward C. Strong, "The Use of Field Experimental Observations in Estimating Advertising Recall", *Journal of Marketing Research*, Vol. 11, No. 4, pp. 369-378, 1974.
- [3]Marc Nerlove and Kenneth J. Arrow, "Optimal Advertising Policy under Dynamic Conditions", *Economica*, New Series, Vol. 29, No. 114, pp. 129-142, 1962.
- [4]Prasad A. Naik, Murali K. Mantrala and Alan G. Sawyer, "Planning Media Schedules in the Presence of Dynamic Advertising Quality", *Marketing Science*, Vol. 17, No. 3, pp. 214-235, 1998.
- [5]Frank M. Bass, Norris Bruce, Sumit Majumdar, B. P. S. Murthi, "Wearout Effects of Different Advertising Themes: A Dynamic Bayesian Model of the Advertising-Sales Relationship", *Marketing Science*, Vol. 26, No. 2, pp. 179-195, 2007.
- [6]Norris I. Bruce, "Pooling and Dynamic Forgetting Effects in Multitheme Advertising: Tracking the Advertising Sales Relationship with Particle Filters", *Marketing Science*, Vol. 27, No. 4, pp. 659-673, July-August 2008.
- [7]長谷川 隆司,「メディアへの広告予算配分決定支援のためのシミュレーション分析」, 早稲田大学大学院創造理工学研究科経営システム工学専攻修士論文, 2008.
- [8]嶋村 和恵,「新しい広告」, 株式会社電通, 2006.
- [9]日本広告業協会,「放送広告料金表」, 日本広告業協会, 2005.
- [10]日本広告業協会,「放送広告料金表」, 日本広告業協会, 2005.

- [11]高橋正剛, 「クロスメディア調査より媒体影響力分析商品・役割により影響力に差」, *日経広告研究所報*, No. 239, pp. 12-17, 2009.

[著者紹介]

ともなが よしあき

友永吉昭君



2010年早稲田大学大学院創造理工学研究科経営システム工学専攻修士課程修了見込み。

たかはし しんご

高橋真吾君

1989年東京工業大学大学院総合理工学研究科システム科学専攻博士課程修了, 理学博士。現在早稲田大学理工学術院教授(創造理工学部経営システム工学科)。システム論, ソフトシステムアプローチ, 社会シミュレーション等の研究に従事。

ユーザ間のネットワークに着目したグローバルなコンテンツ配信サービス市場のシミュレーション

村山 智隆*・柴 直樹*

* 日本大学大学院 生産工学研究科 千葉県習志野市泉町 1-2-1
* College of Industrial Technology, Nihon University, Izumichou 1-2-1
Narashino Chiba, Japan.

キーワード：社会シミュレーション, ロコミ,
エージェントベースアプローチ

1. 序論

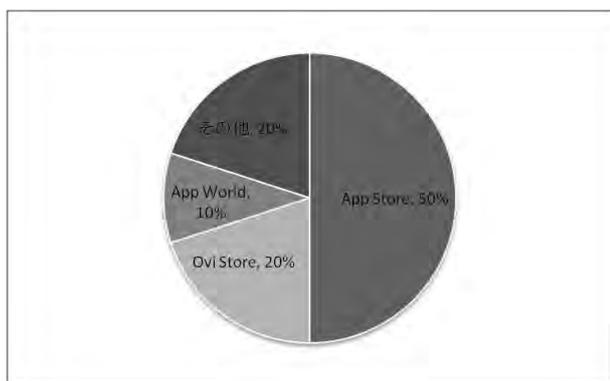


図1 予想される2011年のコンテンツ配信サービスのシェア⁵⁾

今やスマートフォンは、世界各地で利用されるようになり、わが国でも多く普及し始めた。それに伴い、スマートフォンのコンテンツも多く普及し始めている。例えば、ゲーム、ツールなどのアプリケーション・ソフトウェア（以後 App と呼ぶ）や、音楽などがこれに該当する。そして、そのコンテンツの普及に大きく貢献しているシステムが存在する。それは、本研究で注目しているコンテンツ配信サービスである。コンテンツ配信サービスとは、豊富に存在するコンテンツをカテゴリに分け、ユーザに販売することを一括して行うサービスである。

近年著しく成長をとげた Apple 社のスマートフォンである iPhone は、コンテンツ配信サービスである iTunes Store が利用できる。iTunes Store では様々なコンテンツを配信しているが、その中でも iPhone と iPod touch で利用できる App を配信している App Store は、急激な成長を遂げている。このようなコンテンツ配信サービスは Apple 社以外にも多く試みがなされている。しかし、今後も、App Store のシェアが第 1 位を占める状態が続くと予想されるため(図 1)、本研究では App Store に焦点をおく。

App Store の急激な成長に伴い、世界には App を開発する開発者が数多く進出し、数多くの App がリリースされるようになった。その中で App 開発者が（以後 Application Developer: AD と呼ぶ）、ダウンロード数(販売数)を増やす

ことは容易ではない。だが、それにもかかわらず成功している事例は存在する。そのほとんどは、コミュニティサイトでのロコミによる影響が大きく見て取れる⁶⁾。さらに、コミュニティサイトを介したロコミに関しては、App Store 市場では世界中にユーザが存在する事と、ほとんどのコミュニティサイトが世界中で利用可能なことから、個々の言語集団（以後クラスタと呼ぶ）を越えるロコミを考慮することが出来る。このようなロコミは、クラスタ間の関係を密にすると考えられる。

本研究では、App Store 市場を人工市場としてモデル化する。この人工市場では、それぞれの AD は、App の種類と価格（以後この組を戦略と呼ぶ）を独自に意思決定することができ、その戦略に基づいた App をユーザに対し販売することができる。さらに、それぞれのユーザは、複数あるクラスタのうちの 1 つに属し、クラスタ内のロコミと合わせてクラスタを越えたロコミができる多階層のネットワークを持っている。これらのロコミにより内部状態を変化させ、独自の意思決定により AD が開発する App を購入する。

本研究の目的は、このモデルを用い「様々な App Store 市場の今後の可能性」を AD へ示すことで、AD の意思決定を支援することである。

本稿は、この序論を述べた後、第 2 章で App Store 市場を人工市場としてモデル化したモデルについて議論する。第 3 章では、そのモデルを用い、実際にシミュレーションを実行した結果について述べ、モデルのパラメータ、出力、エージェントについての妥当性を検討する。モデルの妥当性について議論することは、モデルの結果を考察する上でとても重要である²⁾。第 4 章でその結果について議論する。最後に第 5 章でこの研究によって得られた示唆について述べる。

2. モデル

この人工市場では、ユーザと AD をコンピュータエージェントとして実装する。また、ユーザは、クラスタに分割する。以下、 n 個の AD からなる集合、 g 個のクラスタの集合をそれぞれ、AD、UG とする。

$$AD = \{ d_1, d_2, \dots, d_n \} \quad (1)$$

$$UG = \{ U_1, U_2, \dots, U_g \} \quad (2)$$

また、各クラスタは互いに素な集合であり、それぞれ m

人のユーザからなるとする。

$$U_j = \{u_{j1}, u_{j2}, \dots, u_{jm}\} \quad (j \in \{1, 2, \dots, g\}) \quad (3)$$

2.1 App 開発者

App の価格の集合を P, 種類の集合を T とする。

$$P = \{0, 100, 200, \dots, 900\} \quad (4)$$

$$T = \{1, 2, 3, \dots, l\} \quad (5)$$

AD が開発する App の価格 App_price は P から, 種類 App_type は T から, それぞれ(6), (7)によりランダムに 1 つずつ選ばれる。この App_type と App_price の組を戦略という。one_of()は集合からランダムに要素を 1 つ取り出す関数とする。以下では, i は AD を表すインデクスとする (i=1,2,...,n)。

$$\text{App_price}_i = \text{one_of}(P) \quad (6)$$

$$\text{App_type}_i = \text{one_of}(T) \quad (7)$$

シミュレーションは, 時間の最小単位であるステップの他に, c により与えられる期間をもつ(c=30)。期間は, AD が意思決定をする周期でもある。AD は一期間中の売上を sales_iに蓄える。そのsales_iはユーザの購入行動により与えられ(14), 期末には 0 で初期化される。また, それぞれの AD は, 期末に戦略を「見直」か「続行」かの意思決定をする。同じ App の種類について「続行」していた各期間(例えば, App_type_i = 3 を 5 期間連続「続行」)で最も高い売上 max_{max}sales_iと今期の売上sales_iを比較することにより戦略を見直す。その比較には, 「sales_iが max_{max}sales_iの何割以下なら戦略を変える」というように, AD 毎に判断の個人差 char_iを設ける(8)。N(μ, σ²)は平均μ, 分散σ²の正規分布である。

$$\text{char}_i \sim N(\mu, \sigma^2) \quad (8)$$

現在の戦略を次期も続行するか, あるいは見直すかを出力する関数 change_str は次のように定義される。

$$\text{change_str}(\text{sales}_i, \text{max_sales}_i) = \begin{cases} \text{見直} & (\text{if } \text{sales}_i < \text{max_maxsales}_i \times \text{char}_i) \\ \text{続行} & (\text{if } \text{sales}_i \geq \text{max_maxsales}_i \times \text{char}_i) \end{cases} \quad (9)$$

「見直」では, まずApp_price_iを変更する。その理由として, App Store 市場では, 種類よりも価格のほうが容易に変更できるからである。現在の価格よりも低いランダムな価格を次期のApp_price_iとして決定する。(10)は, App_price_i > 200であるときの例である。

$$\text{App_price}_i \leftarrow \text{one_of}(\{0, 100, 200, \dots, \text{App_price}_i\}) \quad (10)$$

「続行」では, max_{max}sales_iの更新のみ行う。この更新は, sales_iが max_{max}sales_iより大きかった時に sales_iを max_{max}sales_iに代入する。また, 毎期の売上をsales_iにすることから, 期末にsales_iは 0 に戻す。

また, App_price_iが 0 である時には売上が出ないことから, 売上で戦略の評価ができないため, change_str の引数をダウンロード数down_iとその最大値max_{max}down_iに置換え同様

に比較する。max_{max}down_iは前期までの各期のダウンロード数で最も高い値を表す。さらに, App_price_iが 0 において「見直」をする場合, これ以上値下げすることができないため, AD は, (6),(7)を実行し, max_{max}sales_i, max_{max}down_iを 0 で初期化する。これにより, AD は新たな価格, または, 新たな種類へ戦略を変更することができる。以上により, AD は, ユーザのニーズを探索し適応する。

2.2 ユーザ

ユーザは, 最も興味のある App_type の App を必ず毎ステップ購入する, また, ユーザは, 購入にあたり「ここまでなら出費できる」という上限額を決める。その上限額はユーザの購入しようとする App_type に対する興味の高さによって決められる。最も大きな興味を示す App_type が複数あった場合は, その中からランダムに 1 つを選ぶ。ここでの興味とは, 各 App_type へのそのユーザにとっての興味であり, 各要素が 0 から 5 までの整数値をとる数値ベクトル needs により与えられる。以下では, jk は, U_jに属するユーザu_{jk}のインデクスを表す(j=1,2,...,g, k=1,2,...,m)。

$$\text{needs}_{jk} = (n_1, n_2, \dots, n_l), \quad n_1, n_2, \dots, n_l \in \{0, 1, 2, 3, 4, 5\} \quad (11)$$

ユーザは, 購入するApp_type ∈ {1, 2, 3, ..., l} に対する興味の高さによって, 上限額max_{max}pay_{jk}を(12)によって決定する。

$$\text{max_pay}_{jk} = \left(\frac{n_{\text{App_type}}}{5} \right)^4 \times 1000 \quad (12)$$

そして, 購入対象の App_type を上限額以下の価格で販売する AD からランダムに選び, その AD から App を購入する。もし, 購入対象の App_type で上限額以下の価格で販売する AD が存在しない場合は妥協し, 価格に関わらず購入対象である App_type を販売する AD からランダムに選択する。購入対象とする App_type を販売する AD が存在しない場合は, 市場内の AD をランダムに選択し, その AD から App を購入する。

App を購入した場合, その AD の App の価値value_iを-2~2 の整数でランダムにユーザが評価し, そのvalue_iが自身の興味に影響を及ぼす。それは, 自身のApp_type_iに対する needs_{jk}の要素n_{App_type_i}にvalue_iを足すことでなされる。例えば, App_type が1の時, 新たなneeds_{jk} は(13)に示すものとなる。

$$\text{needs}_{jk} = (n_1 + \text{value}_i, n_2, \dots, n_l) \quad (13)$$

さらにd_iのsales_iを, 実際の App Store での利益率である価格の 70%だけ増加させる。また, この時(15)によりダウンロード数も加算する。

$$\text{sales}_i \leftarrow \text{sales}_i + 0.7 \text{App_price}_i \quad (14)$$

$$\text{down}_i \leftarrow \text{down}_i + 1 \quad (15)$$

次に, ユーザ間のコミュニケーションについて述べる。App Store 市場で, クラスタ内のユーザは, 同じクラスタ内のユーザと情報を交換することができる。また, App Store

市場内の一部のクラスタに属するユーザは、関係のある他のクラスタと、クラスタの壁を越えてコミュニケーションすることが出来る。このコミュニケーションチャンネルをリンクと呼ぶ。リンクは、クラスタ間の関係を表す抽象的な概念であり、このリンク数により、クラスタ間のコミュニケーションの密度をコントロールすることが出来る。このリンク数 link をパラメータとして与え、モデルの初期設定時に link で指定した数のクラスタをランダムに選び、リンク先のクラスタも合わせてランダムに選んだうえで、クラスタ間に方向性をもったコミュニケーションチャンネルとしてリンクを設定する。本モデルでは、このクラスタ間の関係の密度に重点をおき、様々な link の値でシミュレーション分析を行う。以下では、コミュニケーションのプロセスについて説明する。

ユーザは、各ステップで他のユーザとコミュニケーションを行う。コミュニケーションの相手となるユーザは、そのユーザが属するクラスタ、または、リンク先のクラスタのどちらか一方から選ぶ。その 2 つのクラスタのどちらから相手のユーザを選ぶかは、1/2 の確率により生ずる。そして、ユーザは、その選ばれたクラスタに属するユーザからランダムに一人のユーザを、コミュニケーションをする相手として選択する。このコミュニケーションは、コミュニケーション行動を起こしたユーザのニーズを、コミュニケーションの相手のニーズにより変化させる。App Store 市場では、不特定ユーザの情報を得るために、コミュニティサイトなどの web 上のサービスに情報を求めるユーザからアクセスすることが多い。そのため、本モデルでは、このような「コミュニケーションの相手から自分へ」という方向性を持った情報の流れを仮定している。

コミュニケーションの相手が決まったら、実際のコミュニケーションは、話題 topic を決めることから始める。topic は、相手にとって最も興味のある、または、最も興味のない App_type によって決められる。この興味の「有る」、または、「無い」の 2 択は 1/2 の等確率で起こるものとする。例として、ユーザ jk が相手 j'k' を選んでコミュニケーションする場合を考える。もし、この 2 者のユーザ間のコミュニケーションで、topic=1 となった場合、(16) のユーザ j'k' の n'_1 がリンクを通して伝播され、(17) により、ユーザ jk のニーズが変化する。

$$\text{needs}_{j'k'} = (n'_1, n'_2, \dots, n'_l) \quad (16)$$

$$\text{needs}_{jk} = \left(\frac{(n_1 + n'_1)}{2}, n_2, \dots, n_l \right) \quad (17)$$

このユーザ間のリンクにより、市場全体の流行が現れる。今回は、コミュニケーションに関して以下の 3 つの設定でシミュレーションを行う(表 1)。

①複数のクラスタが存在するが($g=77$)、各クラスタ間のコミュニケーションが存在する($\text{link} = 0, 5, 10, 15, \dots, 75, 77$) (設定①)。

②ユーザ全体を 1 つのクラスタとする (設定②)。

なお、設定①においては、パラメータ link の値をいくつかの値に設定してシミュレーションを行う。

表 1 パラメータの値

パラメータ名	設定①	設定②
n	29	29
m	7	539
g	77	1
l	8	8
μ	0.4	0.4
σ^2	0.1	0.1
link	0,5,10,15,...,75,77	0
c	30	30

3. シミュレーション

3.1 シミュレーション結果

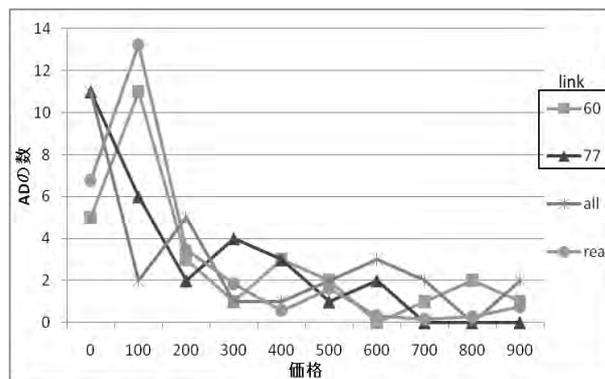


図 2. それぞれの市場の価格分布

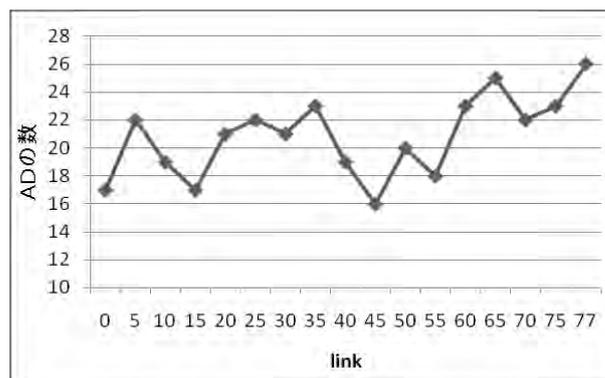


図 3 各 link において低価格帯の戦略をとる AD の数

図 2 は、148Apps.biz により調査された App Store 市場の実際の価格分布(図中の real)⁸⁾と、表 1 の設定①、②のシミュレーション結果である価格分布を表す。凡例の 60, 77, は、設定①におけるパラメータ link の値の一部を表し、all は、設定②を表している。いずれも、そのシミュレーションで多く現れた特徴を持ったある時点での価格分布を表し

ている。

次に、それぞれのシミュレーションの価格分布と、App Store 市場の実際の価格分布を比較する。図 2 から、App Store 市場の実際の価格分布と設定①における link=77 以外のシミュレーションの価格分布が、価格 100 の AD が最も多い点で一致した。設定①の link=77 と設定②の価格分布に関しては、価格 0 の App が最も多い結果となった。この結果は、link を増やしたことによって、人工市場の価格分布で、価格 100 に頻繁に現れていたピークが、価格 0 に推移したことを表す。また、link の価格分布への影響は図 3 により示される。図 3 は、link に対し、 $0 \leq \text{App_price} \leq 400$ の低価格帯戦略を採用する AD がどれだけ存在するかを表したものであり、link を 0~77 までの 17 パターンに設定したシミュレーションをそれぞれ 800 ステップまで実行し、800 ステップ時点での結果をまとめたものである。図 3 から、リンクが増えるにつれて、低価格帯の価格を採用する AD が多くなる傾向がみられる。

よって、リンクが増えることにより、AD の価格戦略が低価格帯へ移行することが示された。現在の App Store 市場の実際の価格分布は、link = 60 のモデルの価格分布の特徴と近似していることが得られた。以下では、このモデルの妥当性について、パラメータ、出力の観点から議論する。

3.2 モデルの妥当性について

エージェントベースモデリング&シミュレーション (ABMS)におけるモデルの妥当性については、まだ統一的な見解が示されているわけではなく、各所で、その議論がなされている²⁾³⁾。North et al.(2007)による議論では、モデルの妥当性を示すための様々な手法が紹介されている。その中の実用的な妥当性として挙げられているものは、要求の妥当性、データの妥当性、出力の妥当性、エージェントの妥当性など、いくつかの項目がある。

本モデルの妥当性を示すために、データの妥当性、出力の妥当性について検証を行う。データの妥当性とは、「使われているデータは妥当であるのか？」という意味である。これについては、データの発行元は信頼できるのか、また、それらデータをモデル内でどのように用いるかについて議論する。また、出力の妥当性とは、「モデルの出力は、実世界のシステムの出力と適合しているのか？」という意味である。これについては、モデルの出力と、現実の App Store 市場の出力を比較することで議論する。

3.3 データの妥当性

データとは、つまり、モデルに使用されたパラメータを意味する。本モデルでは、様々なパラメータを想定し設定している。その中でも、モデルの振舞に深く関わっている以下のパラメータを取り上げ、それらの妥当性について議論する。

(1) エージェントの数

エージェントの数であるが、これは App Store 内に存在

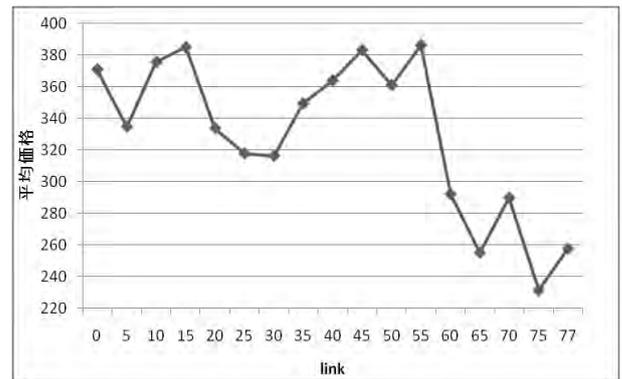


図 4. 各 link のシミュレーションでの App の平均価格

する App 数(約 12 万)と、一日に購入される App の数(約 225 万件⁸⁾の比から、モデル内の App の開発者である AD の数と、購入者であるユーザの数を設定している。しかし、モデル内のエージェント数は、実際の App Store 市場内の AD とユーザ数よりも格段に少なく設定している。これは、感度分析によりユーザの数と AD の数の影響があまり観測されなかったことから、短時間で実行可能な規模に縮小したためである。

(2) クラスタの数

ユーザのクラスタ数は、App Store の利用可能な国数(77 カ国)から得られる⁷⁾。本研究では、クラスタ間を越えた口コミの影響に重点をおくため、実際の国数を使用する。

(3) リンク数

ここでのリンクとは、クラスタ間の関係を表す抽象的な概念であり、その数によって、ユーザ間のコミュニケーションの密度をコントロールするパラメータである。そのため、このリンクに関しては、現実の App Store 市場のデータを利用することができない。そこで、今回のシミュレーションでは、感度分析を行い、この link の変化が、モデルにどの程度の影響を与えているのかを分析する。感度分析では、link が 0~77 まで 5 刻みの合計 17 パターンのモデルのシミュレーションを実行する。そして、link によってモデルの結果に大きな影響が出る部分を見つけ出す。シミュレーションは、800 ステップまで行われ、結果は市場の価格分布が落ち着いた 100 ステップ以降のものを採用する。

図 4 は、link ごとにシミュレーションを実行し、各シミュレーションでの App の平均価格をプロットしたものである。図 4 の、link=55~77 の範囲に注目したい。link<55 では、大きな平均価格の低下が見られないのだが、link=55~77 の範囲で、急激に平均価格が低下していることがわかる。これは、図 3 で、低価格戦略を採用する AD が、link>55 で増えたという結果と整合している。

これにより、リンクを増加させることによる影響が link=55~77 の範囲で顕著に現れることがわかった。このような急激な影響が出た原因として、次章で論じられるユー

ザの興味の二極化が、link が 70 以降で起こったためと考えられる。

3.4 出力の妥当性

次に出力の妥当性についてであるが、モデルから出力される価格分布の振舞が、App Store 市場の実際の価格分布の振舞を再現できているかについて議論する。これら価格分布は既に図 2 で示されている。このモデルは、link=60 の時、App Store 市場の実際の価格分布の振舞に沿った出力をしている。また、このような出力は、link=55~60 で頻繁に観測される。つまり本モデルは、この link の範囲内のモデルで App Store 市場の実際の価格分布の振舞が観測されることから、link=55~60 の範囲で、現在の市場の振舞を再現できている。つまり、現在の App Store 市場は、このモデルにおき換えると、リンクが中程度の市場であると推測することができる。逆に、link が 60~77 の範囲のモデルの結果は、今後リンクが増えた場合の App Store 市場を表現していると考えられることもできる。

4. 分析と考察

本章では、以上の結果についてエージェントの内部状態などのミクロな視点まで掘り下げて分析、考察する。前章で述べた結果から、link を増やすにつれて、低価格戦略を採用する AD が増加し、それにより、人工市場の平均価格も低くなりやすくなることがわかった。では次に、どのようにこのリンクが人工市場の振舞に関わっているのかを分析する。また、ここでは、時系列に沿って市場全体の振舞を観測するため、以下の図に使われたデータは、ある一回のモデルの 0~800 ステップまでの実行結果を使用する。

4.1 リンクの市場への影響

まずリンクを考える前に、リンクがまったく無い状態で、それぞれのクラスタ内ではどのような変化が起きているかを簡単に示す。図 5 は、設定②のシミュレーションで、市場に存在する App の種類のそれぞれに対して、全ユーザがどのような興味を抱いているのかを平均により表したものである。設定②のシミュレーションは、市場全体のユーザを 1 つのクラスタとして実行したものであった。つまり、この分析により、それぞれのクラスタ内のユーザがどのように内部状態を変化させているかを知ることができる。図 5 から、クラスタ内のユーザには、極端な興味の二極化が起きていることがわかった。つまり、好まれる App_type と好まれない App_type とに、クラスタ内のユーザの意見が一致しており、各クラスタ内では極端な流行が発生していると解釈できる。

次に、それぞれに流行が発生しているクラスタどうしが関係(リンク)を持った場合、市場全体として、ユーザにどのような変化がもたらされるのかを分析する。

リンクは、クラスタ間の関係を表す抽象的な概念である。リンクがまったく無い状態では、クラスタ間の関係が全く

存在せず、ユーザは、クラスタを越えたコミュニケーションを取ることが出来ないが、逆にリンクが増加すると、関係を持つクラスタが増え、ユーザ間のコミュニケーションが密になる。したがって、市場内にリンクを極端に増やすと、ユーザ間のコミュニケーションが密になり、複数のクラスタごとに分けられていたはずのユーザが、あたかも同一のクラスタに属するユーザのように扱われてしまう。これが意味することは、リンクを増加させることで、やがて、設定②のような市場に近づくということである。

図 7~9 は、クラスタ間のリンクを 10, 55, 77 本(設定①の一部)とした時の各 App の種類に対するユーザ全体の興味の大きさの平均である。これらの図を比較すると、リンクが増加することによって、App の各種類に対する興味が二極化していることがわかる。これは、これらシミュレーションが、リンクを増加させることによって設定②のシミュレーションに近づいていることを示す。しかし、全てのクラスタにおいて何れかのクラスタと関係がある(すべてのクラスタからリンクが伸びている)図 8 でも、図 5 のような二極化が起こらなかった(設定②と同等の結果が出るには、さらにリンクを増やす必要がある)。これは、リンクによるユーザネットワークの構造が影響していると考えられる。そのユーザネットワークの構造は、多階層性である。この多階層性による影響の例として、クラスタが存在しないモデル(設定②)でのユーザネットワークと、クラスタ間のリンクが存在するモデル(設定①)のユーザネットワークを考える。それぞれのユーザネットワークで、ユーザ 1 からユーザ 2 への情報伝播のプロセスを考える。前者は、ユーザ 1 からユーザ 2 への情報伝播がダイレクトに行える。それに対し後者は、ユーザ 2 がユーザ 1 のクラスタと関係のないクラスタに属するユーザであったなら、ユーザ 1 からユーザ 2 へ情報が伝播するまでに、ユーザ 1 のクラスタと関係のある(からリンクが伸びている)クラスタのユーザを経由し、そこからユーザ 2 へ情報伝播するという仕組みになる。これによって、伝播の早さが遅くなることはもちろん、仲介するユーザの嗜好の影響を受けるためユーザ 1 の興味がユーザ 2 へ届くまでに変化する可能性がある。図 5 と同じユーザネットワークをクラスタ間のリンクで作ろうとするには、1 つのクラスタにつき 76(自分が属するクラスタ以外のすべてのクラスタの数)ものリンクが必要になる。とはいえ、それぞれのクラスタから、他のクラスタへ少なくとも 1 つのリンク

により関係づけられていれば、興味の二極化が起こり易くなることを示すことができた。

4.2 AD の戦略変化

ユーザの場合、リンクの数が増加すると興味の二極化が起こることがわかった。次に、このユーザのニーズの変化に対し、AD はどう戦略である価格と種類を変化させたのかを分析する。

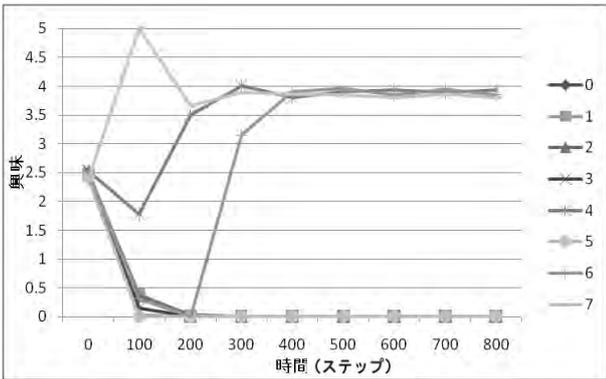


図5 各々の種類に対する全ユーザの興味の平均
(設定②)

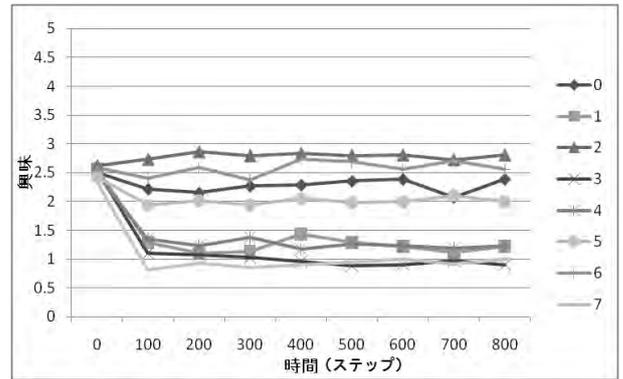


図7 各々の種類に対する全ユーザの興味の平均
設定①(link=55)

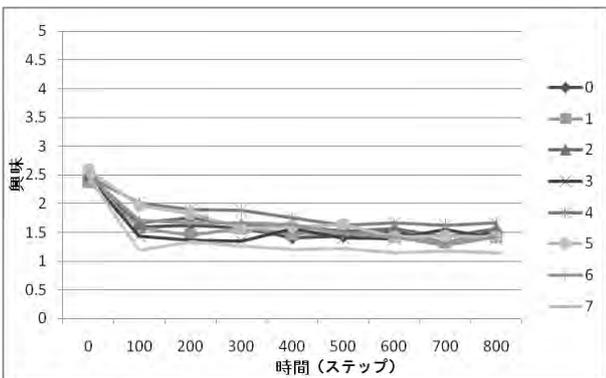


図6 各々の種類に対する全ユーザの興味の平均
設定①(link=10)

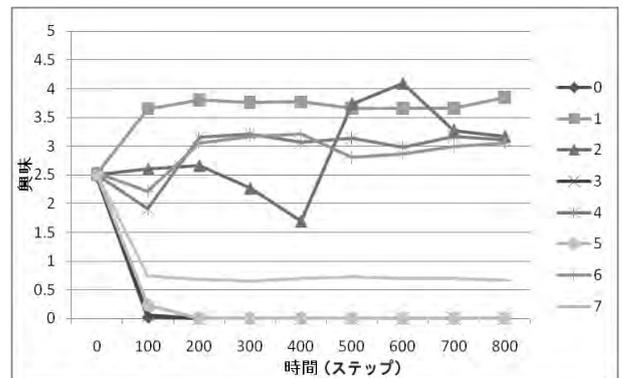


図8 各々の種類に対する全ユーザの興味の平均
設定①(link=77)

リンクが多いシミュレーションほど、低価格戦略を採用するADが増加し、市場のAppの平均価格が低下した。これらの結果には、ユーザのニーズに対応する個々のADの意思決定である戦略変化が寄与していると考えられる。よって、図3において、(ア)Appの平均価格が低下し始めた(低価格戦略を採用するADが増え始めた)link=55と、(イ)Appの平均価格が低下した後の(ほとんどのADが低価格帯戦略を採用した)link=77のシミュレーションについて、ADの行動をエージェントレベルまで引き下げ分析し、この2つの振舞が起こるプロセスをユーザの変化と照合し調査する。

まず、(ア)について分析する。図7から、このシミュレーションにおけるユーザの興味ベクトルの変動はさほど大きくなく、興味の大きさも全体的に低い値にとどまっている。このようなユーザ全体のニーズに対して、ADは、意思決定の規則により、どのような戦略変化を見せるのであろうか。戦略である価格から分析してみる。ユーザの興味が全体的に低いことから、ユーザの定めるAppに対する上限額が低い水準に設定される。こうなると、低価格戦略を採用していないADが価格の見直しを迫られる。そして、徐々に市場の平均価格が低下し始める。しかし、ユーザの興味は0

ではないので、ある価格まで引き下げれば、ADは、どんな種類でもAppを販売できる可能性が高くなる。また、価格0にならなければ、ADは種類を変更しないため、各ADが採用している種類も、初期設定からほとんど変わっていない(初期設定では、一様乱数により、ADに戦略である種類を割り振っていることから、全ての種類にADの戦略が分散されている)。そのため、各種類にて、競合者があまり存在せず、大きな値下げ競争もおこらなかった。よって、ADは低価格戦略をとるが、ある程度の価格で落ち着くため、それほどAppの平均価格は低下せず、link=0~55程度のAppの平均価格の水準を保っていた。しかし、さらにリンクの多いシミュレーションではさらに二極化が進み、この落ち着く値も下がってしまう。そうなると、やがて、価格0でさえも購入されなくなってしまう。これは、次の(イ)に該当する。

次に、(イ)について分析する。図8から、このシミュレーションにおけるユーザの興味ベクトルの変動はかなり大きく見て取れる。前節が示すように、興味の二極化が発生している。この場合、ユーザが定める上限額が、高いものと、低いものが市場に混在することになる。こうなると、流行している種類を販売するADについては高価格戦略を採

用し、そうでない AD は低価格戦略を採用することを迫られる。さらに、(ア)とは違い、(イ)では、興味の低い種類に関しては、ユーザの購入価格の上限額が 0 になることが多くなる。そうなると、AD は、価格 0 まで引き下げても App を販売することが困難になる。よって、AD は、流行している種類を探索し、その種類へと戦略を変化させる。これにより、流行している種類に AD が集中する結果となる。つまり、同じ種の App で争うライバル AD が増加することになる。ライバル AD が増えることにより、一 AD 当たりの販売確率が下がり、結果、値下げ競争へと突入し、最終的には、ほとんどの AD が価格 0 を中心として低価格戦略を採用して落ち着く。

以上のことから、以下の 2 つの考察を導き出すことができた。

- 1) link が中程度の場合、低価格戦略ながらも価格を引き下げれば利益が出るため、戦略を変えず、ある程度の価格に落ち着く(落ち着いた価格でピーク発生)。そのため App の平均価格はさほど下がらない。
- 2) link が高程度の場合、流行している種類に戦略を変更する AD が続出し、同じ種の App で争う AD が増えたため、低価格競争が始まり、多くの AD が低価格戦略を採用するようになった。そのため App の平均価格は低下した。

5. 結論

このシミュレーションは、複数のクラスタに分かれている市場でクラスタ間を越えるロコミが出来るクラスタが増えると、平均価格が下がる可能性があることを示した。App Store は、77 カ国という多くの国で使われている⁷⁾。これは、App Store のユーザが複数のクラスタに分けられているという事実を意味する。しかし、最近では、インターネットの普及などによりユーザ間のコミュニケーションがとりやすい環境になり、クラスタを越えた、まさにクラスタ間のリンクに相当するコミュニケーションが盛んになってきている。これにより、クラスタ毎に分かれていたユーザ間のコミュニケーションが密に接する機会が増え、クラスタ毎に発生していた流行が、クラスタを超えてユーザ全体で発生するようになる。こうなると、クラスタ毎に好みが分かれていたことにより平均化されていた世界全体のユーザの好みが多極化し、一部の商品が高騰し、ほとんどの商品の価格が低下するというような現象が現れる。具体的な例として、あるクラスタにのみ受け入れられるような商品が複数あったとする。ここで、クラスタを越えるロコミにより、各クラスタが徐々に同一の性質をもつようになると、受け入れられていたクラスタの性質が変わってしまった商品に関しては売れなくなり、価格が低下することになる。また、受け入れられていたクラスタと同一の性質をもつクラスタが増えた商品に関しては、更に売れるようになる。

そして、市場のほとんどの商品に関して価格が低下し、商品の種類を変更する AD が続出し、結果、現在の市場でよく売れる数少ない種類を採用する AD が多数発生する。こうなると、市場内で同じ条件で競う AD が増えるため、一 AD 当たりの販売確率が下がってしまい、価格の低下が起こる。よって、市場全体のほとんどの商品に関して価格が低下することになる。このように、価格に関しても二極化が起こり、高価格戦略を採用する一部の AD と、低価格戦略を採用するほとんどの AD とに分かれる。従って、多様なシナリオの中の 1 つとしてこのモデルが示す可能性は、今後の App Store 市場の低価格競争の激化であると考えられる。

しかし、このシミュレーションによって、AD は、以下の例のようないくつかの販売戦略を立てることができる。

- ① ユーザの流行(好み)にすばやく対応する(綿密な市場調査など)。
- ② 低価格でも利益が見込めるビジネスモデルの構築(低い初期投資額など)。
- ③ 販売価格が無料でも、利益を見込めるビジネスモデルの構築(広告費収入など)。

ここで注意すべきことは、App Store 市場へ参入する AD は、小規模の個人 AD が多いことである。その中で、①のようなビジネスモデルを選択することは、あまり適切ではない。なぜなら、この場合、大きな初期投資が必要であり、リスクも高いからである。市場への参入者が個人 AD であるならば、②、③を選ぶことが好ましい。この選択肢を選んだ個人 AD が大きく成功している事例も存在する。

今後、このモデルが示すような App Store 市場の低価格競争化のシナリオが進むのなら、このような販売戦略も AD は考慮に入れるべきである。このシナリオは、あくまでも、様々な前提の上の 1 つのシナリオである。しかし、このモデルが示す App Store 市場の今後の可能性は、AD の意思決定の材料として有用である。

また、この示唆は、App Store だけに適用できる理論ではなく、ユーザ間ネットワークが多階層性を持った他の市場でも適用できる潜在的な可能性を秘めている。そのためにも更なる発展が期待される。

以上で、現在のモデルが示すべき App Store 市場の今後の可能性を報告したが、このモデルにはまだ課題がいくつか残されている。その 1 つとしてあげられるものが、モデルの妥当性である。現在のモデルに関する妥当性については、第 3 章で論じたが、必ずしも全ての点を網羅したわけではない。特にパラメータの妥当性に関してはさらなる検討を要する。そのパラメータの中でも妥当性の課題が残るものは、link である。現在のモデルでは、クラスタ間のリンクは、現実に存在するコミュニケーションチャンネルをそのままモデル化したものではなく、クラスタ間のコミュニケーションの密度をコントロールするパラメータとして

導入している。したがって、link の値については、現実の市場の分析からその妥当性を判断することは難しい。また、感度分析などでリンクについて調査を行ったが、モデルの妥当性を高めるに十分な結果は出ていない。今後このリンクについての妥当性を追及していく必要がある。

謝辞

本研究では、経営情報学会社会・組織・経営へのエージェントベースアプローチ研究部会での議論を参考にさせていただいた。当該研究部会の会員の皆様に感謝の意を表す。

(2010年1月20日受付)

参考文献

- 1) Jacob Goldenberg, Barak Libai, Eitan Muller: Talk of the Network: A Complex Systems Look at the Underlying Process of World-of-Mouth, *Marketing Letters*, 12:3, pp.211-223, 2001
- 2) Michael J. North, Charles M. Macal: *Managing Business Complexity*, Oxford University Press, pp. 221-235, 2007
- 3) 経営情報学会, 社会・組織・経済へのエージェントベースアプローチ研究部会: 研究報告書, 2008年
- 4) 出口 弘: エージェントベースモデリングによる問題解決—エージェントベース社会システム科学としての ABM—, オペレーションズ・リサーチ : 経営の科学, 49(3), pp.161-167, 2004年
- 5) App Store wars: predictions by CellStrat and suggested strategy « Cell Life, (2010年1月30日), <http://cellstrat.wordpress.com/2009/03/29>.
- 6) iPhone アプリ成功のカギは北米とプロモーション; デジタル家電&エンタメ・最新ニュース: IT-PLUS, (2010年2月8日), <http://it.nikkei.co.jp/digital/news/index.aspx?n=MMITew000022082008>
- 7) iPhone の App Store, ダウンロード数が 30 億を突破. (オンライン) 情報流通ビジネス研究所, (2010年2月8日), http://www.isbi.co.jp/content/iphoneapp_store30.html.
- 8) 148Apps.biz: iPhone development news and information for the community, by the community, (2010年1月30日), <http://148apps.biz/>

[著者紹介]

むらやま ともたか 君 (学生会員)



1986年1月10日生。2008年日本大学生産工学部管理工学科卒業。現在日本大学大学院生産工学研究科管理工学専攻に在籍。2007年から、エージェントベースアプローチを用いた研究に携わり、2008年からスマートフォン・アプリケーション市場の研究に従事。経営情報学会学生会員

しば なおき 君 (正会員)



1963年9月12日生。86年東京工業大学制御工学科卒業。88年東京工業大学大学院総合理工学研究科修士課程(システム科学専攻)修了。東京工業大学工学部助手、千葉工業大学助教授を経て、2007年より日本大学生産工学部准教授。情報システム開発方法論、社会・経済システムのシミュレーション、意思決定論・ゲーム理論の研究に従事。博士(理学)。経営情報学会、進化経済学会、国際情報システム学会(AIS)各会員。

価格・生産・投資調整機能を内包した人工経済システムの 資金循環マルチエージェントシミュレーション

Multi-Agent Simulation of Fund Circulation in an Artificial Economic System Involving Self-Adjusting Mechanism of Price, Production and Investment

荻林成章*

Shigeaki Ogibayashi *

*千葉工業大学経営情報科学科

* Chiba Institute of Technology

高島幸成**

Kousei Takashima **

**日立情報システムズ株式会社

**Hitachi Information Systems, LTD

要旨：

マルチエージェントシミュレーションは近年広く社会問題や金融システムの解析に用いられている。一方種々の社会問題は多くの場合経済問題と密接な関係を有しているが、マクロ経済問題へのマルチエージェントモデルの適用例は比較的少ない。本研究では、生産者、消費者および銀行で構成され、価格・生産・設備投資の調整機能を内包する人工経済システムの資金循環マルチエージェントモデルを構築した。その結果、生産者や消費者のミクロ的な行動ルールとそれらの相互作用から市場価格の均衡や資金循環、景気循環などのマクロ的な経済システムの特徴を再現できることがわかった。

Abstract：

Multi-Agent Simulation is widely used in recent years to analyze the macroscopic behavior of social systems or financial systems. Previous research works on the macroscopic economic system, on the other hand, are not so many, although many of the social problems relate to an economical aspect. This study presents a multi-agent model of fund circulation in an artificial economic system which is composed of producers, consumers and a bank and involves self-adjusting mechanism of price, production and investment, in order to construct an artificial economic system with realistic behavior. As a result, it was revealed that characteristic behaviors of a real economic system such as equilibrium of market price, fund circulation among agents and business cycle etc. can be obtained as a result of the simulation based on the microscopic rules of acts of each agent and the interaction among them.

1. はじめに

マルチエージェントシミュレーションは対象システムを構成するエージェントのミクロ的な行動ルールとそれらの相互作用から社会システムのマクロ的挙動をシミュレートするもので、近年社会問題の解析に広く用いられている。一方、多くの社会的問題は経済と密接に関係している場合が多く、例えば物価と景気変動などに関する実証的な研究やゲーミングシミュレーションの観点からの研究はみられるが、市場における価格・生産量の調整機能や設備投資の増減機能、およびそれらの結果として生じる経済循環機構など、マクロ経済システムの基本的な挙動をミクロ的なエージェントの行動ルールとその相互作用から再現しようとするモデルは少ない[1]-[8]。

本研究では、価格や生産および投資などの自己調整機能を有する経済システムのマルチエージェントモデルについて検討し、実物経済システムの基本的挙動を再現できるモデルを提案する。

2. シミュレーションモデル

2.1 モデル概要

経済システムのマクロ的挙動を再現する上で最も基本的なエージェントは、生産者、消費者および銀行と考えられる。そこで本研究では次のように人工経済システムモデルを構成した。本モデルの人工経

済システムは図1に示すように、3種類の生産者、消費者、および銀行で構成され、3種類の生産者は原料を購入して消費者用の製品を生産するリテイラー、原料を生産してリテイラーに供給するホールセラー、およびリテイラーおよびホールセラーに設備を販売する設備生産者で構成される。また、リテイラーの製品およびホールセラーの製品（リテイラー用原料）は生産された後一旦市場に出され、それぞれ消費者およびリテイラーの購買ルールに基づき購入される。リテイラーおよびホールセラーの生産する製品は複数の製品種で構成され、各生産者の生産行動ルールおよび消費者の購買ルールもそれぞれの製品種についてそれぞれ独立に適用される。

各エージェントの行動ルールとそれらの相互作用をモデルで表し、期毎のシステム状態の変化をシミュレートすることにより、経済システムのマクロ的挙動に関わる特性値、すなわち市場の製品価格、市場に供給あるいは購入される製品の総額、銀行の預金額や貸出金額、各エージェント間の資金循環などを再現することが可能となる

本モデルの計算プログラムは Visual C++を用いエージェント、市場、製品、製品種、などをクラスのインスタンスとして記述しオブジェクト指向プログラミングにより構築した。

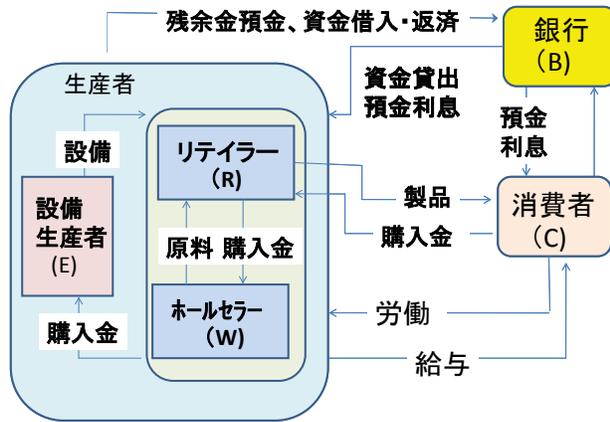


図1 経済主体及びそれらの相互関係

2.2 エージェントの行動ルール

各エージェントのミクロ的な行動ルールは、実際の経済システムにおける行動として一般的と思われる単純な行動を想定して、以下のように仮定した。

- ・消費者 (C と略称する) は生産者の下で労働し賃金を得、可処分所得の範囲内で製品を購入する。
- ・リテイラー (R と略称する) は消費者用製品を生産して市場に供給するとともに在庫状況に応じて生産量、価格を調整する他、設備投資および倒産行動を有する。
- ・ホールセラー (W と略称する) は R と同様の生産量、価格調整機能をもって R に原料を供給するとともに設備投資行動を有する。
- ・設備生産者 (E と略称する) は R、W の要求に応じて設備を供給する。
- ・銀行 (B と略称する) は消費者および生産者の剰余金を預かり、R および W の設備投資に必要な資金の貸出を行う。

各エージェントの行動ルールの概要を表1に示す。

表1 本モデルのエージェントと行動ルール

消費者 (C)	生産者のもとで労働し、賃金を得、可処分所得の範囲内で効用に合う最も安い製品を市場から順に選び購入する
リテイラー (R)	原料を購入して消費者向け製品を生産して市場に供給し、前期の製品在庫に応じて生産量・価格を調整し、生産量上限で在庫ゼロが一定期間続けば設備投資を行う。一方原価相当の製品価格設定において売上ゼロが一定期間続けばその製品の生産を中止し、全ての製品種の生産を中止すると倒産する。
ホールセラー (W)	リテイラー向けの原料製品を生産し市場に供給する。リテイラーと同様に生産量、価格、設備投資、倒産を決定する。
設備生産者 (E)	リテイラー、ホールセラーの要求に応じて、期当たりの生産個数上限を超えない範囲内で、設備を生産して供給する。
銀行 (B)	各エージェントから剰余金を預金口座に預かり、各生産者の不足運転資金の短期貸出と設備投資用資金の長期貸出を行う。

R 及び、W に関しては生産量調整、価格調整、設備投資、倒産等の行動ルールは共通のものとし、以下のように行動ルールを付与した。

・生産量調整行動

生産量調整は市場における自社製品の販売数に合わせて生産量の増減を行い、生産数量を調整する行動である。販売実績に基づき、過去数期分（販売記憶期間）の平均売上に基づき需要予測を行い、定期発注方式に基づき在庫切れの確率を 5% として在庫目標値を決定する。最短期の販売状況として生産量調整行動時に製品在庫を指標に用い、生産量増減係数 β を決定する。在庫目標値に β 倍した値から前期末在庫量を引いて次期生産量 q_{aim} とする。但し、次期生産量は保有する設備の生産上限までとし、1 生産者が生産することのできる製品種別は最大 3 までとした。

$$q_{aim} = (\bar{q} + 1.65\sigma) \times \beta - q_{stock} \quad \dots (1)$$

\bar{q} : 過去 n 期の売上実績に基づく需要推定値

σ : 過去 n 期の需要の標準偏差

q_{stock} : 前期末の在庫量

$\beta = 1.05 (q_{stock} = 0 \text{ の時})$ 又は $0.95 (q_{stock} > 0 \text{ の時})$

・価格調整行動

価格調整行動は自社の売れ行きによって製品種毎に販売価格を調整する行動であり、前期末在庫量がゼロであれば価格上昇フラグを 1 増加させ、前期末在庫量が正で目標在庫以下であれば価格下降フラグを 1 上昇させる。前期末在庫量が正で目標在庫以上であれば価格下降フラグを 2 上昇させ、これらのフラグが一定値に達した際に製品の価格を一定割合で上昇または下降させ、その際各フラグは 0 に戻す。

・設備投資行動

設備投資行動は、設備生産者から設備を購入し、自社の生産量上限値を上昇させる行動であり、在庫量がゼロかつ在庫目標値が生産上限値を超えた場合にフラグを 1 増加させ、在庫量が正の場合にフラグを 1 減少させ、フラグが一定値（設備投資要求指数）に達し、かつ長期借入金返済期間でない場合に、銀行から資金を借り入れ設備投資行動をとる。

・倒産行動

製造する製品種の減少は当該製品種の当期販売量が 0 であった場合に廃業フラグを 1 増加させ、販売量が 0 以外であった場合に廃業フラグを 1 減少させる。廃業フラグが所与の値（廃業指数）を超過した場合に当該製品種の生産を停止する。

生産を行っている製品種が全て生産停止となった際に当該企業は倒産とし、生産者エージェント自体が消滅することとした。倒産した生産者は銀行借入金があれば全額を返済し、所属消費者は別生産者にランダムに再配分されるものとする。

3. シミュレーション条件

人工経済システムにおける振舞いを確認するため、全てのエージェントが存在する C-R-W-E-B シミュレーション、の他に、C、R のみが存在する C-R シミュレーション、C,R の他に W を加えた C-R-W シミュレーションの3種類のシミュレーションを実施した。各シミュレーションの主な条件を表2に示す。

表2 シミュレーション条件

エージェント種類	C,R	C,R,W	C,R,W,E,B
消費者数	10	100	100
消費者固定給	6000~24000 ランダム	4000~8000 ランダム	4000~8000 ランダム
リテイラー数	3	10	20
ホールセラー数	0	3	3
製品初期価格	ランダム	ランダム	ランダム
リテイラー製品種	3	6	10
賃金支払いルール	———	賞与有	賞与有/無
生産調整ルール	有	有	有
価格調整ルール	有	有	有
短期借入ルール	———	無	有/無
投資ルール	———	無	有/無
倒産ルール	———	有	有/無
長期借入金返済期間	———	———	60/120/180

C-R シミュレーションでは、価格・生産量調整行動の条件について検討した。(1)より、定期発注方式に基づき在庫切れの確率を5%として在庫目標値を決定し、在庫目標値から前期末在庫量を引いて次期生産量とする。また、価格調整行動により価格の増減を行うものとする。需要予測に用いる販売記憶期間は3~50、価格変更限界フラグ数(価格調整行動指数)は3~10の間で変化させ、期あたりの価格および生産量の変更割合は共に5%とした。消費者の可処分所得は一定とした。

C-R-W シミュレーションではWはRの原料を生産して市場に供給し、Rは生産する製品種毎に市場から原料を購入し、C向けの製品を生産して市場に供給する。CはRまたはWのいずれか一つで労働して得た賃金を原資として市場からRの製品を購入する。この場合資金はシステム内で循環する。但し銀行の存在は無視しているため、Cの可処分所得は前期末の残金と新たに得た賃金の和となる。

CおよびRはそれぞれ市場から製品あるいは原料製品を購入するが、この際同じ製品種であれば市場の中で最も安価な製品を選択し購入するとした。

また賃金は固定給とボーナスで構成されるとし、固定給は4000~8000の間で乱数で決定した。生産者の賃金以外の初期経費は乱数で与えたが、生産原価はWの場合、製品1個当たりの賃金となり、Rの場合はそれに原料購入代金を加えたものとなる。固定給は每期利益の多寡にかかわらず支払うこととした。生産量・価格調整ルールについては、C-R シミュレーションの結果に基づき、販売記憶期間を5、

価格調整行動指数を10とした。これらの条件に加えて、Wの生産量上限値を300~600の間で変更し、R製品の価格および販売量への影響を調べた。

C-R-W-E-B シミュレーションでは、賃金支払いルール、および生産量・価格調整ルールに、設備投資行動ルールおよび倒産行動ルールを加えて、総合的な人工経済システムの挙動を解析した。賃金支払いについては売上から経費を引いた残額が固定給の額に満たない場合には不足額を銀行から短期借入金として借り入れる。Rの原料購入の際にも資金不足があれば不足額を銀行から借り入れる。短期借入金は翌期に一括返済する。ボーナス給ありの場合には、売上から固定給を含む経費、および長期、短期の借入金の返済金を支払った残額がプラスであればそのある割合を各Cエージェントの固定給に比例した割合でCにボーナス給として配分する。ボーナス給支払い比率は0.1~0.4としてその都度乱数で決定した。

また、設備投資要求指数は10とし、設備投資による生産量上限値の増加率は50%とした。この際の借入は長期借入金であり120期又は60期、180期の均等返済方式で返済する。1期を1カ月とすればこの返済期間は10年に相当する。貸出金利は1%/12期とした。廃業指数は20とした。

銀行は1者のみ存在しC,R,W,Eの各エージェントの剰余金を預金として預かり、RおよびWの資金要求に応じて資金の貸出を行う。銀行は手元資金不足を避けるために準備金を設定し手元資金が準備金を下回らないように資金管理をする。準備金は毎期、期首の預金総額に一定割合をかけた額とし、その割合は10%とした。生産者の短期および長期の貸出は預金総額から準備金を差し引いた額を上限とする。また長期貸出は設備投資要求を発生しているR,Wを乱数で選出し、貸出金上限値の範囲内で設備投資に必要な額の貸出を行う。

4. シミュレーション結果

4.1 C-R シミュレーション

消費者の可処分所得を一定値として、製品の価格、供給量、需要量の変化を解析した。この場合シミュレーション初期の製品価格のレベルによって需要と供給に大きな差異が生じるが、生産者の生産量・価格調整機能によって製品種毎に生産量と市場平均価格が変化し、図2に示すように、製品価格は製品種毎にほぼ一定値に収斂し、市場への製品供給量と消費者による購買量(総需要)はほぼ均衡することが確認された。この際、需要予測に用いる販売記憶期間は5未満では品不足と品余りの振れ幅大きく、20以上では均衡に長時間を要する傾向があることから、適正記憶期間は5~10程度であることがわかった。また価格調整行動指数についても価格変

化の振れ幅と均衡への収斂の観点から、10 程度が適正であることがわかった。

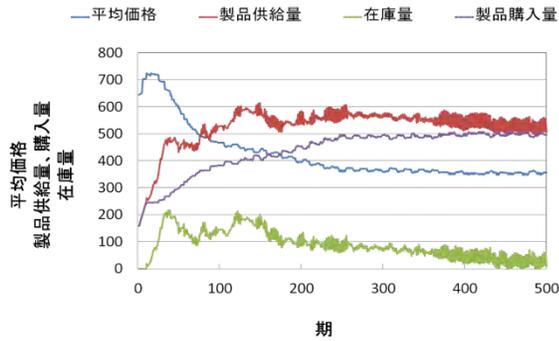


図2 リテイラー製品平均価格、製品数の周期的変化

4.2 C-R-W シミュレーション

本シミュレーションでは、資金循環条件、すなわち消費者はいずれかの生産者のもとで労働して賃金を得、それが可処分所得となる条件とした上で、Wの生産量上限を種々変更している。この場合、市場価格は計算のスタート後早期にほぼ均衡した値となり、またRの生産量が原料制約により制限されているため、Wの生産量の上限值が低下するにつれて製品価格が上昇する傾向がみられ、Wの生産量上限が300の場合には、いくつかのRについて計算期間中に倒産が認められた。これは生産量が原料制約で限定されるために製品1個あたりの固定費負担が重くなり価格低下余力が小さくなるためである。

4.3 C-R-W-E-B シミュレーション

4.3.1 ボーナスルールありの場合の挙動

全てのエージェントをシステムに含め、設備投資ルールおよび銀行との取引を考慮した場合には、

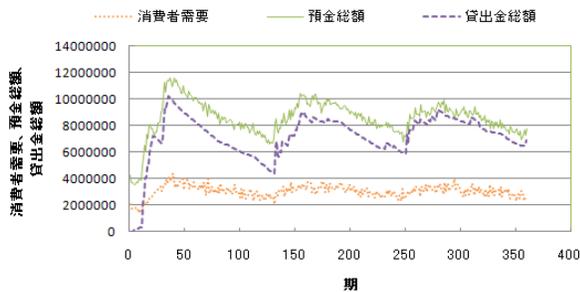


図3 銀行預金総額、貸出金総額および消費者の総需要の周期的変化。

図3に示すように、銀行のトータル預金額、トータル貸出金額および消費者の総需要が期の変化とともに周期的に変動する現象、即ち景気循環が観察された。

本モデルにおいて景気循環がみられたメカニズムを確認するため、消費者の賃金の変化を解析した結果を図4に示す。

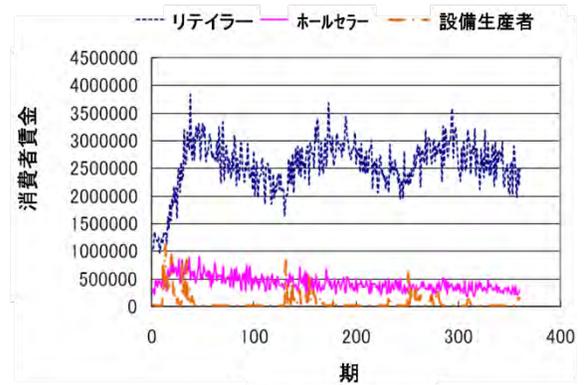


図4 R,W,E 生産者の下で働く消費者の賃金の周期的変化。

図4に示すように、初期にE生産者の下で労働する消費者の賃金が大幅に増加し、その後RおよびWの下で労働する消費者の賃金が上昇し、ある時点でピークを迎えた後下降に転じ、120期程度の時期に再び設備会社での労働者の賃金の上昇とそれに続くR労働者およびW労働者の賃金の上昇する傾向がみられ、これが反復して起こっている。

一方、この間の設備投資回数の変化を見てみると、図5に示すように、設備投資回数はおよそ120期の間隔で断続的に増加しており、設備投資回数の増加時期はE労働者の断続的な賃金上昇時期とほぼ一致している。

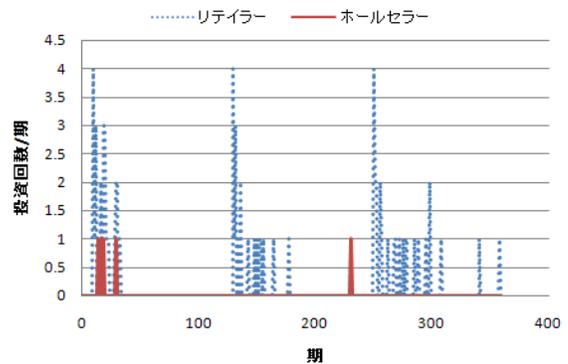


図5 各期における生産者の設備投資回数

更に、この間の製品平均価格（すなわち物価水準）をみると、図6に示すように、預金額や賃金の総額が増加している時期に価格の上昇が起こっており、預金額や賃金の総額の増加・減少と製品平均価格の上昇・下降が時期的に対応していることがわかる。

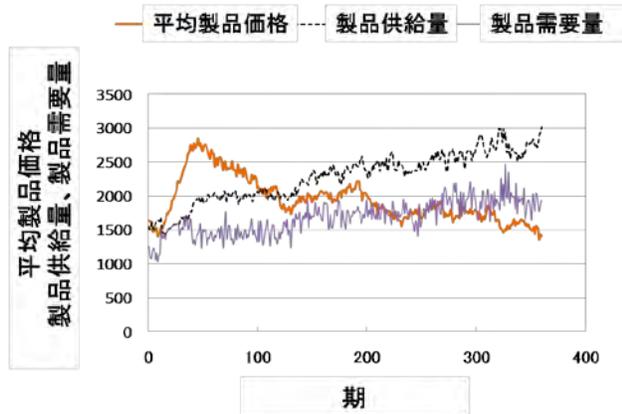


図 6 リテイラー製品の供給量、購買量、および平均価格の変化

なお、図 6 において、R 製品の平均価格が上昇下降を繰り返しつつ全体として低下しているのは、本モデルにおいて設備投資は考慮されているが設備の償却は考慮されていないために、図 5 に表れているように製品供給量が時間の経過に伴い増加するためであり、価格の低下に伴い需要も増加傾向を示している。

これらのことから、図 4、図 6 に見られる種々の特性値の周期的変動、即ち景気循環のメカニズムは次のように考えられる。まず景気回復の初期に、経費が少なく価格低下余力のあるいくつかの生産者が、低価格故の需要集中により生産能力が逼迫するため、その生産能力を上昇させるために設備投資を行う。それにより設備生産者が大きな利益を得、設備生産者の下で働く消費者の賃金が大きく上昇する。その結果、種々の製品の需要が増加し、それが、W および R の下で働く他の消費者の賃金上昇につながることで、更に種々の製品の需要が増加する。需要の増加により再び設備投資の需要が増加し、生産者利益の増加と需要増加の好循環が続く。一方、景気上昇期に製品価格も増加するため、ある時点で需要の反転が生じ、景気は下降に転じ、生産者利益の低下、賃金の低下、製品価格の低下が進行する。その後、製品価格の低下に伴いある時点で需要の反転が生じ、再び景気回復のステージに入る。この景気循環の周期は長期借入金返済期間とほぼ一致している。

以上のメカニズムの妥当性を確認するため、長期借入金返済期間を 60 期、180 期に変更して解析を行った結果を図 7 および図 8 に示す。

図 7 および図 8 に示すように、長期借入期の返済期間を 60 期、180 期に変更した場合にも、120 期の場合と同様に、銀行の預金総額、貸出総額および消費者需要が周期的に変動がみられ、かつその周期がそれぞれ長期借入金返済期間とおおむね一致していることが分かる。

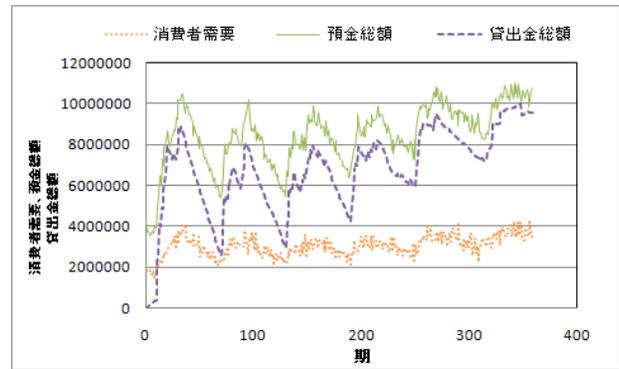


図 7 返済期間 60 期(n=60)における銀行預金総額

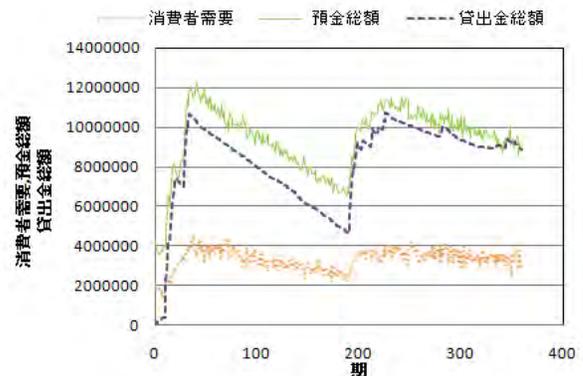


図 8 返済期間 180 期(n=180)における銀行預金総額

また図 7、図 8 の計算条件においても、図 4、図 5、図 6 と同様の、消費者賃金、設備投資回数、製品平均価格等の周期的変動が観察されることが確認された。

これらのことから、本モデルにおいて観察された景気の循環は、設備投資に伴う銀行借入れにより市場に流通する資金の流動性が増加することと、その後の物価上昇に伴う需要低下と、市場から銀行への資金の逆流が周期的に起こることによるものであり、実際の内生的景気循環の基本的メカニズムを再現しているものと思われる。

4. 3. 2 ボーナスルール無しの場合の挙動

一方、ボーナスルールを採用しない場合、即ち、生産者の利益に関係なく賃金を一定とした場合には、図 9 に示すように景気循環が発生せず、生産者の預金総額が一定に伸び続ける動きを示した。

また、ボーナスなしとした条件下では、図 10 に示すように、60 期までに 20 のリテイラー中 6 が倒産し、以降も断続的に倒産を起こす生産者が続き、最終的に 16 エージェントが倒産する結果となった。

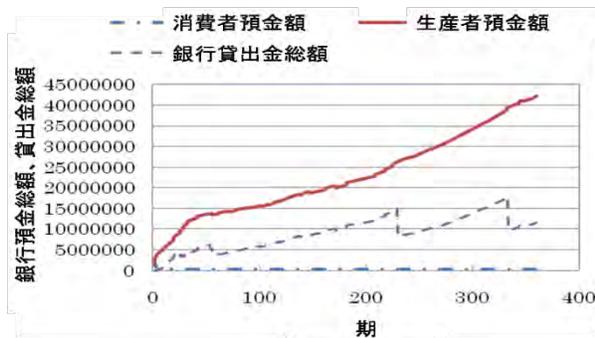


図9 ボーナス無しの場合の銀行預金総額、および貸出金総額の変化

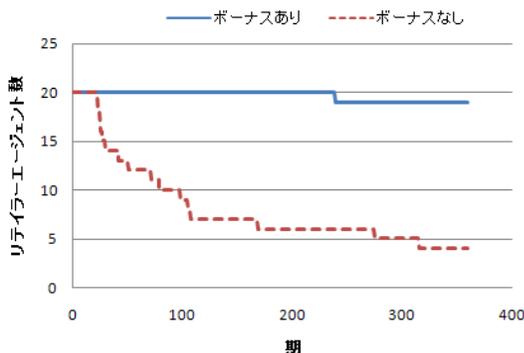


図10 ボーナス無しにおけるリテラー数推移

同条件下での製品の平均価格、製品供給量、製品購入量の推移を図11に示す。生産者が減少する結果、製品供給量が徐々に低下し、市場全体に流通する製品の数量の低下に伴い価格が上昇する結果となった。

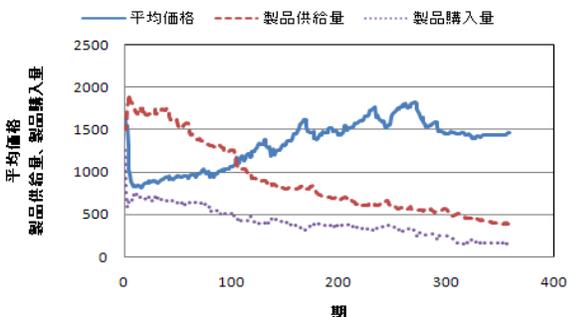


図11 ボーナス無し条件下でのリテラー製品における平均価格、供給、需要量の変化

これは生産者の利益が消費者の賃金に反映されない場合には、生産者利益が消費者需要を刺激する効果がないために、生産者の生産コストの低下余力のない生産者は売上低下により倒産することとなり、市場の寡占化が進行する。その結果、生産者数の低下により価格低下余力のある勝ち組に売り上げが集中し、得られた利益により預金が増加し、資金がさらに勝ち組生産者へと流入するという歪みの加速現象が現れている。また、このサイクルを繰り返した

結果、需要低下により新たな設備投資は起こらず、資金は銀行に逆流する。

このことは、内需による景気回復を実現するためには生産者利益が消費者に還元されることが不可欠であることを示しているように思われる。

5. まとめ

価格、生産、および設備投資の自己調整機能、およびエージェント間の資金循環機能を内包した、消費者、3種類の生産者、および銀行からなる人工経済システムのマルチエージェントモデルを構築し、システムの振舞いを解析した。その結果、本モデルの人工経済システムは、価格の均衡、景気循環、など、実システムと類似の特徴が再現されることが分かった。

また、長期借入の返済期が一定の場合、景気の循環の周期は返済期間と一致することがわかった。本モデルにて観察された景気の循環は、設備投資に伴う銀行借入れにより市場に流通する資金の流動性が増加することと、その後の物価上昇に伴う需要低下と、市場から銀行への資金の逆流が周期的に起こることによるものであり、実際の内生的景気循環の基本的メカニズムを再現しているものと思われる。また、企業収益がプラスの時にその一部を従業員給与に還元しない場合には、消費が向上せずに寡占化が進行し市場の安定的な形成が困難になる結果が得られた。

今後本モデルのアプローチに加えて、政府、貿易、金融投資、金利、為替などの要因を考慮することにより、様々な経済問題の理解への応用に発展できる可能性があると考えられる。

参考文献

- [1]出口弘：「複雑系としての経済学」,日科技連出版,2001
- [2]西部忠：「進化経済学のフロンティア」日本評論社, 2004
- [3]寺野隆雄,出口弘：「社会科学におけるエージェント研究の動向と課題」,電子情報通信学会技術研究報告, Vol.101, No.535, 2002, pp25-32.
- [4]今福啓：「マルチエージェント社会における生産-消費間の資金循環ダイナミズムのモデル化と分析」,独協大学独協経済第84号,2007,pp55-64.
- [5]G.Dossi,G.Fagiolo and A.Roventini:”Lumpy Investment and Endogenous Business Cycles in an Evolutionary Multi-Agent Model”,Cybern Syst,Vol.38,No.7,2007,pp631-666
- [6]北村行伸：「物価と景気変動に関する歴史的考察」,日本銀行金融研究所,金融研究 2002,3月
- [7]N.Basu,R.J.Pryor,,T.Quint,and T.Arnold, Aspen: “A Microsimulation Model of the Economy”, Sandia Report , SAND96-2459, Sandia National Laboratories,October,1996
- [8]三浦泰久,谷本潤,藤井晴行,萩島理：「持続可能型社会における経済システムに関する一考察—マルチ・エージェント・シミュレーションによる人間・環境・社会システムの解析—」電子情報通信学会技術研究報告, Vol.102, No.615, pp41-46

SOMAS: an Integrated Framework for Social Simulators on a Grid Environment

C. Yang* · I. Ono* · S. Kurahashi** · T. Terano*

* Department of Computational Intelligence and Systems Science, Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology, 4259 Nagatsuta-cho, Midori-ku, Yokohama, Kanagawa, JAPAN
Email: yangchao@trn.dis.titech.ac.jp;

isao@dis.titech.ac.jp
terano@dis.titech.ac.jp
** Graduate School of Business Science, University of Tsukuba, JAPAN
kurakashi@gssm.otsuka.tsukuba.ac.jp

1. Introduction

Social simulation is a research method by which researchers construct artificial societies in their computer to solve problems in social science¹⁾. In the literature, agent-based simulation (ABS) has become a powerful computational modeling paradigm, which conducts social simulation of a bottom-up type.

ABS approximately represents members of organizations, corporations or societies as autonomous agents, and builds a model of social system as interactions among agents along their learning, adaption, and evolutionary process²⁾. Statistical methods set up social simulation models based on the real dataset, which show the relationship of parameters within a model but fail to clarify the causations. Because ABS builds the simulation model in a bottom-up type, through which, we are able to explain the causations from micro-level conditions to a macro-level behavior, and then understand the corresponding social phenomena³⁾.

However, on the other hand, ABS explores an enormous parameter space, and it is generally difficult to choose an appropriate parameter set and determine their influence degrees in the simulation model. In addition, it is also difficult to decide whether a combination of parameter values works well to achieve the desired objectives. Therefore, we propose an integrated framework from a viewpoint of the model complexity and the parameter design to solve the above mentioned problems, based on a classification of conventional ABS experimental methods.

The rest of this paper is organized as follows: Section 2 makes a brief classification of conventional ABS experimental methods. Section 3 proposes and implements SOMAS. Section 4 evaluates the effectiveness of SOMAS by an application of history simulation domain. Finally, Section 5 concludes the paper and proposes some ideas for future work.

2. Experimental Methods of ABS

There are many types of experimental methods to implement ABS models, for instance, conventional ways execute the simulation steps in a straightforward way: all micro-level parameters and initial conditions are firstly set, then the simulation steps are executed, and finally the macro-level results are observed as outputs. Such a process is called "forward simulation" in this paper. By changing the parameter values, forward simulation collects sets of results and uses them for sensitivity analysis or landscape prediction.

When using forward simulation method, plural trials are always executed to examine stochastic variations of outcomes by operating sets of parameter values, such as the Axelrod Cultural Model (ACM)⁴⁾. In ACM, Axelrod represented a culture as a list of features. By changing the values of two important parameters in the culture dissemination process as the number of features and the number of alternative traits per each feature, Axelrod collected sets of results and through which analyzed the relation between two micro-parameters and macro-outcomes. Other examples can be found in^{5) 6) 7)}.

In contrast, inverse techniques execute the simulation steps in the reverse order by means of solving "inverse problem": a macro-level objective function is firstly set, the simulated worlds are then evolved to fit to the objectives, and finally the micro-level agent parameters are optimized⁸⁾. In "inverse simulation", optimization algorithms are employed to obtain the optimal parameter values through multiple executions of evaluations of the simulation model, examples can be found in Kurahashi and Yang's research works^{9) 10)}. They developed ABS models to analyze a particular family line which continued to produce successful candidates in civil service examination in imperial China over five hundred years, and finally inferred the successful family strategies by systematic parameter optimization by inverse simulations. Other contributions can be found

in¹¹⁾.

However, there always comes the request to coordinate the complexity of a model structure when applies inverse simulation to analyze complex social phenomena. That is, we want to find a simpler and more accurate model structure among those models which reproduce the real social phenomena. A framework that intended for such a model selection is therefore necessary.

Unlike similar concepts and methods in statistical multivariable analysis which selects a statistical model to describe the given data, in our implementation, the model selection means to obtain subset of variables as features to find simple and more accurate models to explain the simulated problem. We implement model selection by using feature selection in machine learning¹²⁾. When we apply model selection to ABS field, each parameter of the ABS model is managed as a feature, and each model structure is determined based on a subset of selected variables as features. The model is evaluated by how precise the subset of selected variables as features is able to reproduce the desired result as macro outcome. The complexity of the model is decided based on the evaluation results.

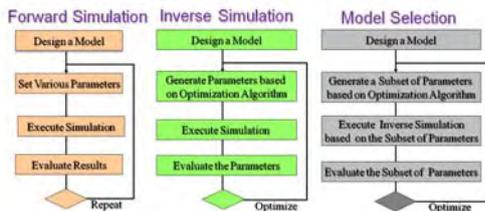


Fig.1 Experimental methods of social simulation

Fig.1 summarizes and compares the different execution processes of three types of experimental methods. As shown in Fig.1, a lot of simulation trials are necessary when applying the three types of experimental methods to conduct ABSs. Most ABS applications reduce the number and range of parameters in the simulations in order to finish the experiments within a limited evaluation time. While a meta-level problem of how to decide a reasonable execution time for evaluation occurs. Grid computing is therefore employed as a solution to speed up the execution of multiple runs of ABSs, benefiting from a parallelism.

3. Proposal of SOMAS

This paper propose an integrated framework, Social Macro Scope (SOMAS), in order to (1) provide functional components to execute ABSs automatically on a grid environment, through various experimental methods, (2)

implement a common programming interface for easy and smooth execution of ABSs through various experimental methods, without necessary to modify the ABS source code. Such an integrated framework is especially beneficial for those social scientists who are not familiar with recent computer usages, because, using the framework, they do not need to modify their own simulators but only prepare sets of parameter files to run.

3.1 Design of SOMAS

SOMAS is designed as a java-based framework, which employs grid technologies to execute multiple runs of social simulations in parallel on a grid environment.

Grid technologies connect computational nodes such as geographically dispersed PC clusters over Internet in order to obtain the simulation results within a short CPU time, benefiting from a parallelism¹³⁾. Of the works, Ono et al. has proposed grid-oriented genetic algorithm framework 2 (GOGA 2) for solving large-scale genetic algorithm (GA) optimization problems on a grid environment, and has confirmed its practicability on a grid test bed¹⁴⁾. GOGA 2 is a java-based framework, which has implemented a set of java libraries to satisfy the requirements of grid operations and GA operations.

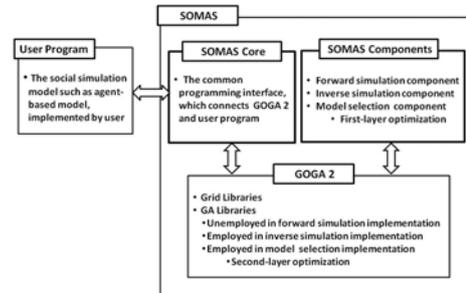


Fig.2 The constitution of SOMAS

SOMAS extends GOGA 2, by implementing SOMAS components and SOMAS core. As described in Fig.2, SOMAS components include three functional components as forward-, inverse-simulation and model selection components, which are designed to execute ABS experiments through forward-, inverse-simulation and the first-layer optimization of model selection to select a subset of parameters as features. SOMAS core is the common programming interface, which connects GOGA 2 and user program. User program can be any type of social simulation models such as ABS models, determined and implemented by the users. GOGA 2 controls grid environment and provides GA libraries which are employed in inverse simulation and the second-layer optimization of model selection.

In the following, we will give the implementation of SOMAS, including the forward-/inverse-simulation component and model selection component as well as the common programming interface.

3.2 Implementation of SOMAS

SOMAS uses *master-worker* structure of GOGA 2 to implement multiple runs of ABSs on a grid environment automatically, through forward-, inverse-simulation and model selection, respectively, shown in Fig.3, Fig.4 and Fig.5. These pictures consist two parts: the user terminal and the cluster. The user terminal is a node which invokes a SOMAS task. *SOMAS master* on the user terminal manages the main processes of trails generation and assignment, communicates with *worker nodes* in the cluster. The cluster consists of plural *worker nodes* for parallel computations, which performs differently when employing various experimental methods such as forward-, inverse-simulation and model selection. Although there is only one node acts as the user terminal, we can control the number of computational nodes in the clusters by setting the values of arguments of the grid property file (explain in 3.3).

(1) Implementation of forward simulation component

Fig.3 describes the constitution of computational nodes and the process of implementation of forward simulation component. In forward simulation, plural *worker nodes* carry out simulation models based on the parameter sets received from *SOMAS master*, and return the simulation results to *SOMAS master*. *SOMAS master* summarizes the results and we obtain sets of results as output.

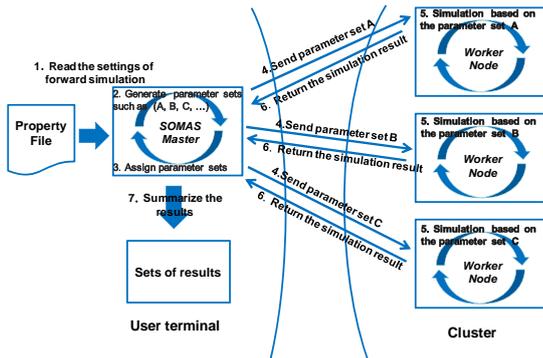


Fig.3 The implementation of forward simulation

Forward simulation is carried out as follows: (1) *SOMAS master* reads the experimental settings of forward simulation based on the property files, (2) According to the experimental settings, *SOMAS master* generates various parameter sets such as (A, B, C, ...), and then (3) *SOMAS master* finds *worker nodes* available for computational tasks in the cluster and

assigns parameter sets to them, (4) Next, *SOMAS master* sends parameter sets to *worker nodes*, (5) *Worker nodes* execute simulations based on the received parameter sets, (6) When simulations finish, *worker nodes* return the simulation results to *SOMAS master*, the workflow from step (3) to step (6) is repeated until all the parameter sets are handled, (7) Finally, *SOMAS master* summarizes the simulation results and we obtain sets of result by forward simulation.

(2) Implementation of inverse simulation component

Fig. 4 gives the constitution of computational nodes and the process of implementation of inverse simulation component. We employ GAs for optimizations. In inverse simulation, the cluster consists of *GA masters* and *worker nodes* for parallel computations. *GA masters* manage the GA operations other than evaluation tasks. *Worker nodes* execute simulation models based on the received parameter values and return the simulation results to *GA master*. The ABS models are executed similar to the forward simulation.

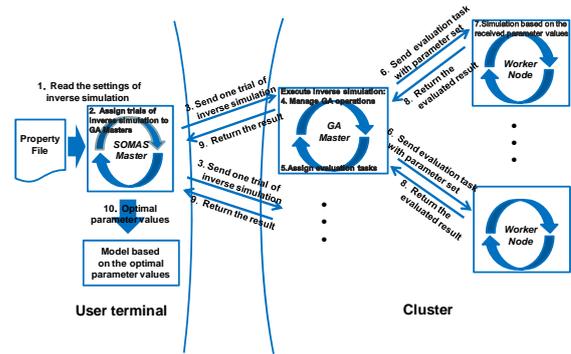


Fig.4 The implementation of inverse simulation

Inverse simulation is carried out as follows: (1) *SOMAS master* reads the settings of inverse simulation based on the property files, and then (2) *SOMAS master* finds *GA masters* available for computational tasks in the cluster, assigns trials of inverse simulations, (3) *SOMAS master* sends trials of inverse simulations to *GA masters* with parameter settings, (4) Each *GA master* manages GA operators of one trial of inverse simulation, when the evaluation of an individual is necessary by a process of GA, *GA master* finds *worker nodes* which are available for computational tasks in the cluster, and (5) Assigns the evaluation tasks to the *worker nodes*, (6) *GA masters* send the evaluation tasks with parameter sets to the *worker nodes*, (7) Each *worker node* executes the simulation based on the parameter values of the individual, and evaluates the individual, (8) As a result of simulation, the evaluation value which expresses how

well the desired objectives are able to be achieved is returned to *GA master*, the workflow from step (4) to step (8) are repeated until inverse simulation is finished, then (9) The simulation result is returned to *SOMAS master*, (10) Finally, the optimal parameter values are obtained by the returned simulation result. Through such a procedure, we obtain a model structure by systematic parameter optimization through inverse simulation, which represents the desired objectives.

(3) Implementation of model selection component

Fig. 5 shows the constitution of computational nodes and the process of implementation of model selection component. Model selection is implemented through a two-layer optimization mode: the first-layer optimization selects a subset of variables as features and the second-layer optimization employs it as input variables to execute the inverse simulation. In model selection, *SOMAS master* on the user terminal manages GA operations of feature selection; *GA masters* and *worker nodes* in the cluster execute inverse simulation based on the selected subset of parameters. The results of objective function of inverse simulations are used as external criteria to evaluate the efficiency of selected subsets of parameters. Finally, the model will be evaluated by how precise the selected subset of variables as features is able to reproduce the desired result as a macro outcome. Through such a process, we obtain a simple and more accurate model structure based on the selected subset of parameters by model selection.

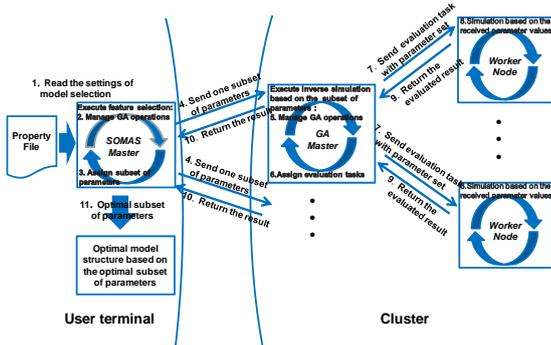


Fig.5 The implementation of model selection

Model selection is carried out as follows: (1) *SOMAS master* reads the settings of model selection based on the property files, (2) *SOMAS master* executes the first-layer GA for feature selection, (3) Each subset of parameters is expressed as an individual of GA, *SOMAS master* searches for *GA masters* which are available for computational tasks and assigns the subset of parameters, (4) Next, *SOMAS master* sends the subset of

parameters to *GA masters*, from step (5) to (9) inverse simulation is executed based on the subset of parameters, (10) The optimal evaluation results obtained from inverse simulations based on the subset of parameters are returned to the *SOMAS master*, (11) Finally, the optimal model structure with subset of parameters is achieved by feature selection.

For GA operations on SOMAS, some individuals have same gene characteristics when they are generated by crossover operator. This tendency becomes obvious in the latter half of GA when GA begins to converge. However, it is not preferable to evaluate the same individual many times. Therefore, we use a hash table to register the gene characteristics of an individual and its evaluation value in a GA application. An individual that has been evaluated once is assigned the evaluation value from the hash table directly. At the same time, for those child individuals have same gene characteristics, only one of them is performed by inverse simulation, the evaluation value is registered to the hash table. Other individuals are directly assigned the evaluation value from the hash table. Through such a technique, we greatly reduce the execution time of ABS by model selection.

(4) The common programming interface

Moreover, a common java programming interface is offered by SOMAS to provide a convenient mechanism to execute ABS through three types of experimental methods. This function is presented by the class diagram shown in Fig. 6, where the left part shows the classes of implementation of forward simulation method, and the right part is the classes employed by GA operations of inverse simulation.

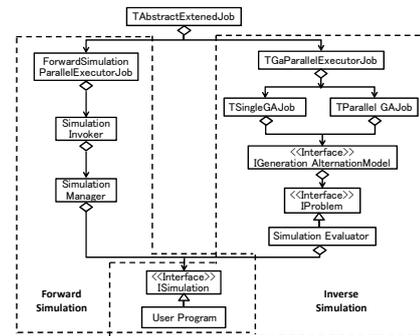


Fig.6 The class diagram of SOMAS

As shown in Fig. 6, *ISimulation* is defined as the common java interface, through which we develop both forward- and inverse-simulation with the same ABS model by implementing related java abstract classes respectively. Model selection is developed similar to the inverse simulation.

3.3 Property files of SOMAS

Three types of property files are prepared to use SOMAS: (1) grid property file, (2) SOMAS property file, and (3) simulation property file.

Grid property file is a shell file which determines a grid environment and the total number of computational nodes on a grid environment. This file is made based on the settings of the cluster side to use. Once the grid property file is set up based on the PC clusters, no modification is necessary during the simulation process.

SOMAS property file sets the experimental method and the constitution of computing nodes in the cluster. For the experimental methods, forward simulation, inverse simulation or model selection can be chosen.

Simulation property file is implemented as forward simulation property file, inverse simulation property file, or model selection property file (which consists of feature selection property file and inverse simulation property file), depending on the experimental method chosen to conduct the simulation models. Forward simulation property file sets the configurations to generate plural combinations of parameter values from a predefined data file and based on these parameter values to conduct simulations. Inverse simulation property file sets the operators of GA. The feature selection property file of model selection property file sets the GA operations for feature selection, and the inverse simulation property file of model selection property file is set up as same in inverse simulation.

3.4 Procedure of using SOMAS

To conduct ABS on a grid environment, (1) First, we build the ABS model by implementing the common java programming interface *Isimulation*, (2) Second, we set grid property file to determine the sitemap and the number of computational nodes on a grid environment, and then (3) We set SOMAS property file to decide experimental method as forward-, inverse-simulation or model selection to conduct ABSs and the constitution of computational nodes in the clusters, (4) Under each case, we set configurations and parameters required by each simulation property file, and (5) Finally, we implement ABS experiments through forward-, inverse-simulation or model selection method, respectively.

4. Evaluation of SOMAS

This paper then reports an application of history simulation domain to evaluate a performance of SOMAS.

We build a grid test bed with its computational nodes

from two PC clusters: DIS cluster in Suzukakedai campus, and TSUBAME cluster¹⁵⁾ in Ookayama campus, both located at Tokyo Institute of Technology. When a user terminal starts the *SOMAS manager* through Internet, one of the nodes in DIS cluster is triggered as the *master*, and plural nodes of both clusters will act as *workers*.

In this study, following our previous work, we develop history simulation through inverse simulation method, where inverse simulation uses real-coded GA to search for the optimal parameter values which indicated a successful family strategy in civil service examination in imperial China¹⁰⁾.

For GA operators in the experiments, we employ Parallel Minimal Generation Gap model (PMGG)¹⁶⁾ as the basic generation-alternation model and Unimodal Normal Distribution Crossover (UNDX)¹⁷⁾ for the crossover operator. The experimental parameters of GA operators are set as follows: selection is by best and rank-based roulette, crossovers of PMGG is 100, the number of child per each generation of PMGG is 200, alpha of UNDX is 0.5, beta of UNDX is 0.35, the number of initial population size is defined as 50, and the maximum generation is set to 50, where the value of alpha and beta in UNDX were set according to the suggestion in¹⁸⁾.

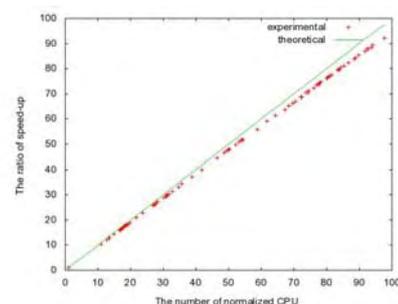


Fig.7 The result of evaluation of SOMAS

Because heterogeneous computational nodes on the grid test bed vary in their computational capabilities, we select the longest time consumption of one trial of history simulation as a standard unit time, and then evaluate all execution times again bases on this standard unit time for normalization. Fig.7 shows the normalized results of history simulation on SOMAS, which has demonstrated and confirmed that the time for calculation is shortened obviously by increasing the number of nodes to the grid test bed, and the rate of speed up is almost linear for up to 100 CPUs.

We also conducted ABS experiments of history

simulation through forward-, inverse-simulation and model selection method. We obtained the simulation results within a short CPU time, which suggest that SOMAS is a capable environment for executing large experiments and works well for the application of history simulations.

5. Conclusion

This paper has proposed and implemented a new integrated framework from a viewpoint of parameter design, in order to solve the problems of using ABS to analyze complex social systems. SOMAS supports parallel execution of multiple runs of ABSs on a grid environment. Based on GOGA 2, SOMAS implements the following functions by operating computational nodes in the clusters: (1) parallel execution of forward simulation on a grid environment and obtain sets of results for sensitivity analysis or landscape prediction within a short CPU time, (2) parallel execution of inverse simulation on a grid environment and obtain optimal parameter values within a short CPU time, (3) parallel execution of model selection on a grid environment and find an optimal model structure with subset of parameters as features within a short CPU time, (4) a common programming interface for smooth execution of three types of experimental methods of ABS (forward-, inverse-simulation and model selection).

The experimental results of an application of history simulation domain have confirmed the practicability and effectiveness of SOMAS, where multiple runs of ABSs through various experimental methods have been finished within a short CPU time.

Our future work is to develop more popular libraries and more case studies on SOMAS, to confirm its robustness and maximize its usability. We are also going to implement convenient libraries for automatic data analysis of simulation results. Moreover, we plan to import other Java-based projects to SOMAS, in order to facilitate those who use such ABS toolkits as Repast, SOARS, NetLogo and so on.

References

- 1) Takahashi, S., Sallach, D., Rouchier J., *Advancing Social Simulation: the First World Congress* (Eds.). Springer, ISBN 978-4-431-73150-4 (2007)
- 2) 喜多一, エージェントアプローチによる社会シミュレーション, 情報処理学会研究報告. EIP, 「電子化知的財産・社会基盤」. 23-28 (2007)
- 3) 寺野隆雄: エージェント・ベース・モデリングの技術と応用,

日本社会情報学会会誌, Vol.19, No.2, 37-44 (2007).

- 4) Axelrod, R.: The Dissemination of Culture: A Model with Local Convergence and Global Polarization, *Journal of Conflict Resolution*, Vol.41, 203-326 (1997).
- 5) Axelrod, R.: The Complexity of cooperation, Princeton Univ. Press (1999).
- 6) Deffuant, G., Amblard, F., Weisbuch, G. and Faure, T.: How can extremism prevail? A study based on the relative agreement interaction model, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* vol. 5, Issue 4(2002)
- 7) Huet, S., Edwards, M. and Deffuant, G.: Taking into Account the Variations of Neighbourhood Sizes in the Mean-Field Approximation of the Threshold Model on a Random Network, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* vol. 10, Issue 1(2007)
- 8) 倉橋節也, 南潮, 寺野隆雄: 逆シミュレーション手法による人工社会モデルの分析, 計測自動制御学会論文集, Vol.35, No.11, 1454-1461 (1999).
- 9) Kurahashi, S. and Terano, T.: Historical Simulation: A Study of Civil Service Examinations, Family Line, and Cultural Capital in China, *Proceeding of the 4th Conference of the European Social Simulation Association (ESSA'07)*, 139-150 (2007)
- 10) Yang, C., Kurahashi, S., Kurahashi, K., Ono, I., Terano, T.: Agent-Based Simulation on Women's Role in a Family Line on Civil Service Examination in Chinese History, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* vol. 12, Issue 25 (2009)
- 11) Terano, T.: Exploring the Vast Parameter Space of Multi-Agent Based Simulation, In Antunes L and Takadama K (Eds.), *Proceedings of the Seventh International Workshop on Multi-Agent-Based Simulation (MABS'06)*, LNAI 4442, Springer, pp. 1-14(2007)
- 12) Liu, H., Motoda H.: *Computational Methods of Feature Selection* (Chapman & Hall/Crc Data Mining and Knowledge Discovery Series) (2007).
- 13) Foster, I. and Kesselman, C.: *The Grid: Blueprint for a New Computing Infrastructure*, Second Edition, Morgan Kaufmann (2004).
- 14) 小野功, 寺野隆雄, 岡本正宏: グリッド向け遺伝的アルゴリズム 2 の提案, 第 35 回知能システムシンポジウム(SICE'08), 154-159(2008).
- 15) TSUBAME <http://www.gsic.titech.ac.jp/~ccwww/> (December 20, 2009).
- 16) 小野功: グリッド向け遺伝的アルゴリズムによる大規模最適化, 計測と制御, Vol.47, No.6, 473-479 (2008).
- 17) 小野功, 佐藤浩, 小林重信: 単峰性正規分布交叉 UNDX を用いた実数値 GA による関数最適化, *人工知能学会誌*, Vol.14, No.6, 1146-1155 (1999).
- 18) Ono, I., Kita, H. and Kobayashi, S.: A Real-Coded Genetic Algorithm Using the Unimodal Normal Distribution Crossover, *Advances in Evolutionary Computing* (Ghosh, A. and Tsutsui, S., Eds.) (2002)

[Authors' Profile]

Chao YANG



Chao Yang is a doctoral student in the Department of Computational Intelligence and System Science, Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology, Japan. She received a master of engineering degree in 2005 from Hunan University, China.

コンビニエンスストアのチルド食品廃棄問題 —エージェントベースシミュレーションによる分析—

○李皓（京都情報大学院大学）

Chilled Food Abandonment Problem of Convenience Store

An Agent-Based Simulation Analysis

* H. Lee (The Kyoto College of Graduate Studies for Informatics)

Abstract— It has been predicted that the average food abandonment of convenience stores in Japan is 5 million yen/30 tons a year. The food abandonment cost is a big factor to reduce the profit of convenience store manager, and improvements are requested by the low ratio of Japan's food self-sufficiency and the world-wide food shortage problem. In this study, we construct a multi-agent simulation model of convenience store market to verify the effect of abandonment discount strategy on the earnings improvement, and the effect of reducing the value of food abandonment.

Key Words: agent-based simulation, convenience store, food abandonment, abandonment discount

1. 研究の背景

日本のコンビニエンスストアの食品廃棄は、一店舗あたり金額ベースでは年間500万円前後、数量ベースでは30トン前後と言われている。必要以上の在庫を抱え、廃棄処分せざるを得ない状況に陥る理由は、以下の2点が考えられる。

まず、毎日顧客数の変動や嗜好の流動性の高さにより、需要予測が困難であること。日本のコンビニエンスストア業界は極めて高度のサプライチェーンシステムを構築しているが、構造的に売上の数パーセントのロスが生じる。これに加えて、弁当などのチルド食品は消費期限が非常に短いことから、売り上げの波を吸収するための在庫のバッファを構築することが容易ではない。

次に、コンビニエンスストアは利便性を競争優位としている業種であり、「いつでも買える」ことを保障するため、豊富な品揃えと潤沢な在庫を保障する必要がある。さらにコンビニエンスストア業界の激しい競争がこの傾向を高めている。より多くの品揃えと在庫を提供できなければ、集客力が落ち、同業他社との競争に競り勝つことが出来なくなる。

以上の2つの理由により、コンビニエンスストアは販売数以上に食品を仕入れ、売れ残りの食品を廃棄処分している。

食品廃棄により、直接影響を受けるのはコンビニエンスストアフランチャイズの経営者である。食品廃棄コストは経営利益を圧迫する大きな要因である。一店舗あたりの廃棄コストはコンビニエンスストア経営者の収入とほぼ同等、あるいは収入を上回ると言われている。従ってコンビニエンスストア経営者は食品を廃棄処分する前

に、なんらかの手段で販売し、コストを削減することで収入を増やしたいと考えている。その1つの手段は、消費期限間際の食品を、見切り品として割引販売することである。

しかし、食品見切り販売を行うことで、必ずしも利益の向上に繋がるわけではないという見方もある。スーパーマーケットの食品見切り販売のように、食品が割引される閉店間際に顧客が集中し、食品の平均価格を引き下げ、売り上げの金額を低下させる可能性がある。さらに、本来利便性を競争優位としているコンビニエンスストア業界が、割引による価格競争に参入することで、過剰な価格競争による利益率を引き下げる可能性もある。

その一方で、世界レベルの食糧不足問題や、日本の低い食料自給率など問題により、コンビニエンスストアによる大量な食品廃棄に対し、なんらかの改善が求められている。

先行研究では¹⁾、我々は賞味期限が短い食品を購入する様々な消費者集団に対し、コンビニエンスストアの見切り割引販売戦略の効果を、廃棄量減少とコンビニエンスストアの利益の増加の二つの面で検証した。先行研究のエージェントベースシミュレーションの結果を表1と表2にまとめた。

	平均廃棄量		
	割引なし	割引あり	差率
各プロパティが均等	81.4	83.2	2.21%
食事時間&食品価格	28.8	25.8	-10.42%
食事時間&食品鮮度	71.3	71.7	0.56%
食品価格&食品鮮度	73.8	75.9	2.85%

		平均廃棄量		
		割引なし	割引あり	差率
食事時間&	1店舗割引	31.9	17.1	-46.39%
食品価格	2店舗割引	45.7	19	-58.42%
ランダム		30.3	29.8	-1.65%

表1 廃棄量から見る、各嗜好プロパティの消費者集団に対する見切り割引販売戦略の有効性

		平均利益		
		割引なし	割引あり	差率
各プロパティが均等		319458	319416	-0.01%
食事時間&食品価格		330917	331191.7	0.08%
食事時間&食品鮮度		322317	319925	-0.74%
食品価格&食品鮮度		321917	321083	-0.26%
食事時間&	1店舗割引	330362	333600	0.98%
食品価格	2店舗割引	326150	332888	2.07%
ランダム		331117	331191	0.02%

表2 利益面から見る、各嗜好プロパティの消費者集団に対する見切り割引販売戦略の有効性

先行研究では、消費者の効用が食品鮮度に影響されない時、食品廃棄は少量であり、コンビニエンスストアの利益も高い。逆に消費者は食品の鮮度に拘ると、食品廃棄量が増え、廃棄コストの増大によりコンビニエンスストアの利益も減少する。

多くの消費者集団に対して、見切り割引販売戦略は利益の改善にほとんど効果がなく、誤差範囲内の推移が見られる。食品廃棄量の改善について、消費者がチルド食品の鮮度に対する意識が高くなければ、それなりの効果が見られる。

本研究では、我々は先行研究で明らかにされたこれら傾向について、引き続きそのディテールについて詳しく調べる。特に、消費者は食品の鮮度に対してどの程度の選好を持つことで、割引販売戦略は効果が見られなくなるかを分析したい。

我々は市場内の消費者の流動性によって生まれる需給のズレをフォーカスするモデルを構築した上でマルチエージェントシミュレーションを行い、コンビニエンスストアの見切り割引販売戦略がもたらす経営面の収益改善に対する効果と、食品廃棄量を削減する効果について検証する。

2. エージェントベースモデル

我々のモデルでは、コンビニエンスストアと消費者の

2種類のエージェントが存在する。

コンビニエンスストアは基本的に同じチルド食品を同じタイミングで入荷し、同じ値段で売ることを仮定する。

コンビニエンスストアの意志決定は、見切り品割引販売の可否および割引率のロジックである。元コンビニエンスストア店長である宮脇の報告書によれば²⁾一般的にコンビニエンスストアは最大1日に5種類、8便のトラック便で商品を受け取っている。

その中、チルド系商品はほぼ確実に1日3回の配送で品切れを防いでいる。注文は毎朝9時までにまとめて注文し、その発注は当日の午後2時、翌日午前2時、午前10時の3本のトラックで納品される。本研究では、各店舗は注文数を固定し、そして毎日午前2時、午前10時、午後2時の3つのタイミングで入荷される。

一般的にコンビニエンスストアのチルド食品の消費期限は約27時間とされている。我々のモデルでは、食品が納入され27時間後に廃棄処分されると仮定した。それにより、午前2時納入の食品は翌日午前5時、午前10時納入の食品は翌日午後1時、午後2時納入の食品は翌日の午後5時で廃棄される。

コンビニエンスストアは、食品が廃棄されるまでの数時間前に、見切り割引販売を行うことができる。本研究では、表3で示されたような割引戦略を想定した。

	割引なし	割引あり
1時間前	0%	50%
2時間前	0%	30%
3時間前	0%	30%
4時間前	0%	20%

表3: コンビニエンスストアの割引戦略

コンビニエンスストアの利益 R_i は式(1)のように計算される。 P_j は食品 j の販売価格。割引しない時の販売価格は500円とする。割引が行われた時は、その割引価格になる。廃棄された時は0円で計算される。 C はチルド商品の仕入れ値、250円と仮定する。 J は入荷したチルド食品の集合である。

$$R_i = \sum_{j \in J} (P_j - C) \dots(1)$$

消費者は強化学習によって、満足度の高い食事時間とコンビニエンスストアの組み合わせを学習していく。

市場の中の消費者は、いろいろな行動パターン・嗜好の消費者によって構成される。その構成によって、コンビニ側の有効な戦略が変化すると推定する。

消費者の行動ルールは「いつ食事をする」と「どのコンビニエンスストアで購入する」の2つの意志決定項目で構成される。「いつ食事をする」について、消費者は各自のライフスタイルにより、理想とされる食事時間が設定される。消費者は食事時間を理想から前後2時間ずらすことができる。本研究では表4の3種類のライフサイクルによる理想な食事時間を仮定した。

	1回目の食事	2回目の食事	3回目の食事
日間勤務者	午前7時	昼12時	午後7時
午後勤務者	午前12時	午後6時	夜0時
夜間勤務者	午後5時	深夜11時	午前5時

表 4: ライフサイクルごとの理想な食事時間

さらに消費者は3種類の嗜好プロパティを持ち、これらのプロパティによって消費者の効用が計算される。3種類の嗜好プロパティは食事時間に関する嗜好a、安い商品を好む嗜好bと新鮮な食品を好む嗜好cである。

消費者の食事時間に対する効用 U_{it} について、理想の時間に食事した場合は1、1時間ずらした場合は0、2時間ずらした場合は-1で計算する。

消費者iの食品価格に対する効用 U_{ip} は式(2)で計算する。 P_i で消費者iの食品購入価格を表す。本モデルでは、商品の通常価格は500、商品の最低価格は250である。

$$U_{ip} = \frac{500 - P_i}{250} \dots(2)$$

食品の新鮮さに対する効用 U_{if} は式(3)で計算される。 e_i で消費者iが購入した食品の消費期限までの残存時間を表す。本モデルの食品の最大消費期限は27である。

$$U_{if} = \frac{27 - e_i}{27} \dots(3)$$

消費者は自らの意志決定の結果と自分の嗜好プロパティにより、食品の効用が計算される。コンビニエンスストアで食品を購入できた場合の消費者効用関数は式(4)のように定義される。 U_i で消費者iの総合的な効用を表す。嗜好プロパティのa,b,cはそれぞれ0から1の間に設定され、それらの和は約1になるように調整される。

$$U_i = aU_{it} + bU_{ip} + cU_{if} \dots(4)$$

消費者は訪れたコンビニエンスストアの中の商品をすべて吟味し、もっとも効用が高い商品を購入する。品切れにより、訪れたコンビニエンスストアで商品を購入できなかった場合、消費者の効用 U_i は-10になる。

消費者は自らの行動を評価しながら、強化学習によって行動ルールのウェイト（評価値）を調整し、満足度の高い組み合わせを選択出来るようになる。

3.シミュレーションの設計と実施

消費者行動のビジュアル化や様々なグローバルパラメータによるランドスケープ探索に対する優位性などを踏まえて、我々はシミュレーションエンジンとして、SOARS(Spot Oriented Agent Role Simulator)を採用した³⁾。

本研究では、コンビニエンスストアは需要予測を行わず、市場内の供給量と需要量は安定なおかつ等しくなるように仮定した。この設定により、需要に合わせて供給を調整するプロセスを省き、シミュレーション結果に不必要な波乱を与えるシステム内の不安定要素を排除した。

基本となる設定では、表2で示された日間勤務者15人、午後勤務者15人、夜間勤務者15人を想定する。チルト食品の品切れが起こらなければ、すべての消費者エージェントは一日合計135個のチルト食品を消費する。なお、訪れたコンビニエンスストアのチルト食品が売り切れた場合、消費者エージェントはチルト食品の消費をあきらめ、他の代替食品で食事を済ませる。

コンビニエンスストアに関して、基本となる設定では、割引戦略を導入しない3軒のコンビニエンスストアが存在する。各コンビニエンスストアは毎回15個のチルト食品を入荷し、1日45個のチルト食品を入荷する。すべてのコンビニエンスストアは一日合計135個のチルト食品を入荷する。

エージェントは環境に適応するために、30日の学習の期間を7回設けた。その後、1ヶ月30日のシミュレーションを行う。学習期間を210日に設定した理由として、強化学習エージェントの行動ルールを観測した結果、約7ヶ月の学習を行うことで、最も評価の高い行動ルールのウェイト（評価値）は実質上の上限にほぼ達したためである。

各コンビニエンスストアの割引戦略の組み合わせで、同様なプロパティを持つエージェントをその都度生成し、新たに210日の学習を行し、30日のシミュレーションを行う。以上のシミュレーションを10回繰り返す。シミュレーション終了後、各コンビニエンスストア

の利益と食品廃棄量を集計し、消費者の組み合わせに対するコンビニエンスストアの戦略の有効性を検証する。

以上の基本設定を元に、我々は価格感度が高い消費者集団の市場や食品鮮度に対する感度が高い消費者集団などの嗜好プロパティを設定し、様々な種類の市場に対し、コンビニエンスストアの見切り割引販売戦略による、収益改善効果と食品廃棄量削減効果の変化を分析する。

3.1 ランダムのエージェント集団

最初に、比較のため、すべての行動がランダムな消費者集団のシミュレーションも行った。

具体的に、消費者の嗜好プロパティを $a=0.0, b=0, c=0.0$ とし、学習も行わない。この場合、すべての選択肢は同じ評価になるため、ランダムな時間に、ランダムなコンビニエンスストアを訪れ、ランダムの商品を選ぶ。その結果を表5のようにまとめた。

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
	一回目	12	16	56	335000	332500
二回目	2	38	60	339500	331750	322000
三回目	12	71	22	336000	319000	335500
四回目	28	3	37	329750	340500	328000
五回目	20	37	26	332750	332000	329750
六回目	11	24	78	337000	334000	316250
七回目	41	24	14	327250	331750	337500
八回目	38	43	32	329250	329000	329500
九回目	17	10	57	335000	332250	326500
十回目	26	2	53	332750	340750	324500
平均	30.3			331116.7		

表5 消費者の嗜好プロパティ $a=0.0, b=0.0, c=0.0$ 、割引戦略なしのシミュレーション結果

このランダムな消費者集団に対し、割引戦略を導入した場合の結果は表6にまとめた。

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
	一回目	50	4	9	325750	338500
二回目	27	28	26	334500	330000	331500
三回目	66	8	14	320000	338750	336500
四回目	10	25	16	334750	330500	337250
五回目	44	18	69	328750	333000	320000
六回目	27	35	47	332750	328250	327000
七回目	37	34	20	329000	332250	333500
八回目	1	32	81	338500	329000	319250
九回目	19	27	24	332000	332250	334750
十回目	42	18	35	325500	335000	331250
平均	29.8			331191.7		

表6 消費者の嗜好プロパティ $a=0.0, b=0.0, c=0.0$ 、割引戦略ありのシミュレーション結果

ランダムな消費者集団に対し、割引戦略は食品の廃棄量も各店舗の利益にも、顕著な影響は与えられなかった。これは極めて妥当な結果である。

3.2 食事時間と食品鮮度志向のエージェント集団

先行研究では、我々は消費者の嗜好プロパティを $a=0.5, b=0, c=0.5$ としたが、ここでは、食事時間と食品鮮度の指向プロパティを0.2ずつ増減したモデルを想定し、シミュレーションを行った。見切り割引を行わない場合の結果を表7から表12のようにまとめた。

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
	一回目	93	30	6	312500	331500
二回目	17	44	12	335500	325250	334500
三回目	59	21	35	324000	331000	330750
四回目	10	2	58	333250	340750	323750
五回目	8	11	60	334500	335500	325000
六回目	43	13	10	326000	335750	336250
七回目	28	21	51	332500	330500	326750
八回目	92	6	12	315250	337000	334750
九回目	35	7	35	326500	335500	332500
十回目	104	0	9	312500	337500	336500
平均	31.1			330375		

表7 消費者の嗜好プロパティ $a=1.0, b=0.0, c=0.0$ 、割引戦略なしのシミュレーション結果

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
	一回目	106	36	93	314250	329750
二回目	64	52	95	316250	322500	322500
三回目	63	54	78	322250	325500	317500
四回目	67	33	99	324250	324750	320750
五回目	81	67	93	321000	329250	316500
六回目	58	37	159	320250	322000	316750
七回目	80	78	54	324250	330000	301000
八回目	46	82	103	319250	320000	327250
九回目	90	49	74	328500	319000	313500
十回目	96	70	69	318000	328000	320250
平均	74.2			321058		

表8 消費者の嗜好プロパティ $a=0.8, b=0.0, c=0.2$ 、割引戦略なしのシミュレーション結果

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
	一回目	67	60	76	322000	326250
二回目	55	74	77	325750	322500	320500
三回目	63	85	75	325500	316750	319500
四回目	73	61	82	322250	323250	320250
五回目	41	64	116	330250	323000	311500

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
六回目	83	43	128	319250	328500	307250
七回目	33	94	77	333000	316250	319500
八回目	54	45	124	327250	325750	310250
九回目	61	94	71	324250	316250	323500
十回目	87	62	71	318250	325750	322000
	73.2			321533		

表9 消費者の嗜好プロパティ $a=0.6, b=0.0, c=0.4$ 、割引戦略なしのシミュレーション結果

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
一回目	103	75	83	314000	320750	320500
二回目	96	98	73	316000	315000	322250
三回目	46	113	69	329750	311500	323250
四回目	39	144	65	330000	304250	324250
五回目	79	100	64	320000	316250	323500
六回目	87	113	82	317250	312750	320500
七回目	79	114	73	320250	312500	323000
八回目	109	62	47	311750	325000	329500
九回目	94	92	62	315500	317250	325500
十回目	81	132	39	320250	308250	329250
	83.8			319325		

表10 消費者の嗜好プロパティ $a=0.4, b=0.0, c=0.6$ 、割引戦略なしのシミュレーション結果

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
一回目	64	70	93	325250	322000	318000
二回目	63	122	55	322500	310750	326750
三回目	63	114	79	324000	312750	321000
四回目	73	94	63	322250	317750	323750
五回目	71	68	88	323500	320250	319250
六回目	45	79	70	329500	319500	323250
七回目	83	106	66	320500	310750	324750
八回目	66	93	60	324750	316750	323750
九回目	81	101	70	320250	315500	323000
十回目	98	83	65	316250	320250	322500
	78.2			320700		

表11 消費者の嗜好プロパティ $a=0.2, b=0.0, c=0.8$ 、割引戦略なしのシミュレーション結果

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
一回目	79	72	96	320000	323250	313750
二回目	114	82	79	312250	320750	318750
三回目	115	50	78	309500	328750	320000
四回目	78	64	92	319750	324500	317250
五回目	137	53	108	305000	326750	314250
六回目	114	60	84	311750	325000	318500
七回目	79	97	84	321500	316500	317500
八回目	54	82	92	324000	318500	318250
九回目	82	71	100	319750	323500	315750
十回目	86	87	77	317500	319500	322000
	84.9			318800		

表12 消費者の嗜好プロパティ $a=0.0, b=0.0, c=1.0$ 、割引戦略なしのシミュレーション結果

表7は食事時間のみを意思決定基準にする消費者集団であり、そこから0.2ずつ食事時間に対する嗜好を減らし、0.2ずつ新鮮さに対する嗜好を増やした。表12は新鮮のみを意思決定基準にする消費者集団である。

チルド食品の廃棄量及び各店舗の利益の平均を図1のようにまとめた。



図1 食品鮮度と食事時間に対する消費者の嗜好プロパティ変動の際のシミュレーション結果

図1の横軸の数値は食品鮮度に対する嗜好を表している。数値が小さいほど消費者集団の食事時間に対する嗜好が高い。消費者集団の新鮮さに対する嗜好は大きくコンビニエンスストアの利益及び食品廃棄量に悪影響を及ぼす。嗜好の度合いが大きければ大きいほど悪影響も大きい。

なお、 $a=0.9, c=0.1$ のケースも検証し、表13のようにまとめた。0.1程度の嗜好でも影響が大きいことが分かる。

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
一回目	122	38	64	310750	330250	322500
二回目	109	40	80	312500	330500	318750
三回目	111	49	84	313000	326250	318750
四回目	72	47	84	319750	329250	319250
五回目	57	78	77	325000	321750	319250
六回目	65	51	75	324000	327000	320250
七回目	97	57	90	313250	327000	318000
八回目	84	68	63	319750	321750	324250
九回目	78	31	104	319250	332000	315250
十回目	118	51	71	309500	327500	322250
平均	73.8			321283		

表13 消費者の嗜好プロパティ $a=0.9, b=0.0, c=0.1$ 、割引戦略なしのシミュレーション結果

なお、食事時間と食品鮮度志向の消費者集団に対し、見切り割引販売は消費行動に影響を与えないことは明らかであると思われるため、ここではこの消費者集団に対する見切り割引販売の実験を行わない。

3.3 食品価格と食品鮮度志向のエージェント集団

次に、我々は食品価格と食品鮮度志向の消費者集団に対し、先ほどと同様に0.2ずつ嗜好パラメータを変化させた際の影響を検証した。見切り割引販売を行わない場合の結果を表14から表18のようにまとめた。

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
一回目	53	28	12	323750	332750	333500
二回目	69	9	14	322000	334250	337750
三回目	20	10	41	331000	338500	331000
四回目	6	38	41	335500	331250	326500
五回目	4	38	37	337250	329750	328750
六回目	3	50	49	339000	323750	326000
七回目	40	39	18	328250	329750	332750
八回目	59	74	5	325750	318250	335500
九回目	50	25	19	326250	329750	336500
十回目	8	49	17	336750	323500	337000
平均	30.8			330742		

表14 消費者の嗜好プロパティ $a=0.0, b=1.0, c=0.0$ 、割引戦略なしのシミュレーション結果

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
一回目	60	66	88	325000	323000	319250
二回目	89	55	85	316000	327500	320000
三回目	117	62	59	312000	325750	323250
四回目	99	45	76	316250	328000	321500
五回目	48	66	96	327250	324750	315750
六回目	69	55	118	323250	327500	311500
七回目	108	30	66	313250	333500	323250
八回目	71	72	77	320000	323250	320500
九回目	89	77	56	319000	321250	323750
十回目	79	58	103	321250	326250	314500
平均	74.6			321575		

表15 消費者の嗜好プロパティ $a=0.0, b=0.8, c=0.2$ 、割引戦略なしのシミュレーション結果

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
一回目	94	73	58	316500	322500	326000
二回目	91	41	113	317750	330500	312000
三回目	88	72	84	317750	321250	320250
四回目	63	85	93	325000	319750	315500
五回目	59	100	83	326500	316250	319000
六回目	88	66	86	319250	323250	319000
七回目	101	56	98	314750	326250	315750
八回目	92	66	75	317000	323500	322000

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
九回目	96	60	90	317250	325250	318000
十回目	48	86	121	327000	319750	310250
平均	80.9			320158		

表16 消費者の嗜好プロパティ $a=0.0, b=0.6, c=0.4$ 、割引戦略なしのシミュレーション結果

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
一回目	72	73	91	322000	323000	318500
二回目	89	102	45	316250	315500	330000
三回目	55	110	55	327500	312500	326750
四回目	72	89	53	320750	318250	328000
五回目	94	86	70	317000	318000	323750
六回目	84	69	72	319000	323250	321750
七回目	80	100	64	319750	315000	325250
八回目	61	49	93	325500	328750	316750
九回目	94	82	53	316250	320750	327500
十回目	94	66	54	317750	323000	325750
平均	75.7			321458		

表17 消費者の嗜好プロパティ $a=0.0, b=0.4, c=0.6$ 、割引戦略なしのシミュレーション結果

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
一回目	70	67	101	322750	324000	314000
二回目	77	79	93	322000	320500	316000
三回目	40	104	98	330750	315250	315500
四回目	52	89	91	328250	318250	316250
五回目	83	64	71	320500	323750	322000
六回目	68	126	46	322000	309000	329500
七回目	55	72	101	326250	323250	315250
八回目	61	75	73	326000	321250	320000
九回目	62	103	56	324000	315000	326750
十回目	77	91	68	322000	317250	322000
平均	77.1			320975		

表18 消費者の嗜好プロパティ $a=0.0, b=0.2, c=0.8$ 、割引戦略なしのシミュレーション結果

食品価格と食品鮮度志向の消費者集団は、食事時間と食品鮮度志向の消費者集団と同じく、消費者が少しでも食品の鮮度に消費関数が影響されたら、コンビニエンスストアの食品廃棄と利益面の両方に悪影響を及ぼす。

次に、これらの消費者集団に対し、見切り割引戦略を実施するケースを検証した。その結果は表20～にまとめた。

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
一回目	59	50	8	324250	323500	337250
二回目	46	5	12	320500	340000	337000
三回目	25	34	23	328500	332750	332000
四回目	12	20	59	338250	332250	320750

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
五回目	15	33	24	334750	326250	335250
六回目	70	1	11	319000	341000	334000
七回目	22	37	22	332250	330250	331500
八回目	77	17	5	319500	330750	340000
九回目	48	19	18	325000	334750	332750
十回目	71	21	1	323500	331500	337750
平均	28.8			330892		

表19 消費者の嗜好プロパティ $a=0.0, b=1.0, c=0.0$ 、割引戦略ありのシミュレーション結果

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
一回目	85	75	57	319750	320750	327000
二回目	63	80	54	323000	319750	325250
三回目	71	56	86	321250	327250	317750
四回目	73	46	95	323000	325250	317500
五回目	88	66	41	317500	324750	328750
六回目	67	58	82	320500	326000	320750
七回目	62	91	53	325750	314750	327250
八回目	48	61	74	327500	326000	320250
九回目	63	57	74	322000	326000	322750
十回目	56	62	67	325500	323000	324500
平均	67			323033		

表20 消費者の嗜好プロパティ $a=0.0, b=0.8, c=0.2$ 、割引戦略ありのシミュレーション結果

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
一回目	74	84	75	322000	319500	321500
二回目	47	109	103	328500	313750	314500
三回目	77	69	57	322000	322750	326000
四回目	79	86	58	321500	319500	323250
五回目	79	59	90	319250	326500	318750
六回目	68	84	80	322750	319000	321250
七回目	86	95	79	318750	316250	321500
八回目	98	55	86	316750	327500	317000
九回目	74	67	68	320500	323250	324250
十回目	85	73	71	317500	322000	323500
平均	77.2			321033		

表21 消費者の嗜好プロパティ $a=0.0, b=0.6, c=0.4$ 、割引戦略ありのシミュレーション結果

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
一回目	114	38	76	310500	330000	322250
二回目	58	63	115	326750	324500	311250
三回目	65	64	114	324500	324000	311000
四回目	111	64	60	311250	325000	326000
五回目	78	54	84	319500	327250	320250
六回目	71	36	104	322250	331500	315000
七回目	112	53	90	312500	327250	318750
八回目	99	57	73	315000	326000	323000
九回目	96	47	79	316500	329500	320000
十回目	77	76	69	317500	329250	317250

	チルド食品の廃棄量	各店舗の利益
	76.6	321175

表22 消費者の嗜好プロパティ $a=0.0, b=0.4, c=0.6$ 、割引戦略ありのシミュレーション結果

	チルド食品の廃棄量			各店舗の利益		
一回目	123	62	85	309750	324750	316250
二回目	108	70	62	312500	323750	323000
三回目	87	64	77	318500	324500	320500
四回目	77	76	69	321250	322250	320000
五回目	89	72	74	318500	323000	321500
六回目	105	66	72	314000	324750	321250
七回目	88	78	83	318750	321750	318500
八回目	104	74	66	315000	322500	323000
九回目	104	72	62	314750	322250	325750
十回目	82	58	61	318500	325500	326000
平均	79			320408		

表23 消費者の嗜好プロパティ $a=0.0, b=0.2, c=0.8$ 、割引戦略ありのシミュレーション結果

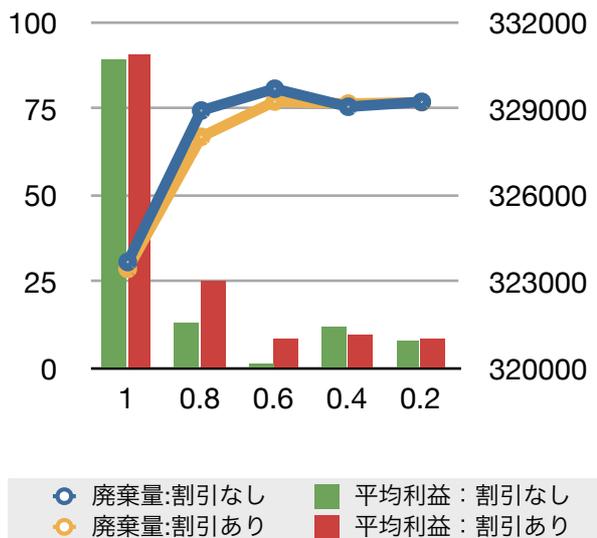


図2 食品鮮度と食品価格に対する消費者の嗜好プロパティ変動の際のシミュレーション結果

図2の横軸は消費者集団の食品鮮度に対する嗜好を示している。図2によれば、消費者集団の価格に対する嗜好が高い場合、見切り割引戦略は食品廃棄量とコンビニエンスストアの利益面の両方により影響をもたらす。

さらに消費者集団の嗜好プロパティによる見切り割引戦略の影響を増減率で計算し、図3のようにまとめた。

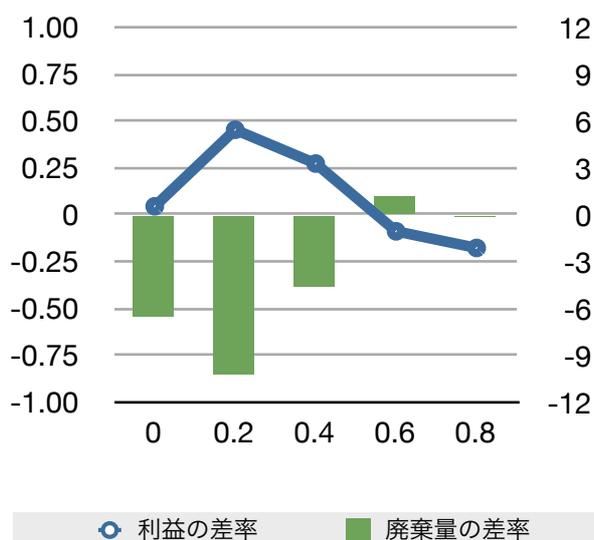


図3 見切り割引戦略に対する消費者の嗜好プロパティ変動の際のシミュレーション結果

図3の横軸は消費者集団の食品鮮度に対する嗜好を表している。数値が小さいほど、食品価格に対する嗜好が高い。左側の縦軸の数値は割引戦略による利益の増減率(%)を表し、右側の縦軸の数値は割引戦略による食品廃棄の増減率(%)を表している。

図3によれば、本研究のモデルでは、食品価格嗜好が1.0から0.6の間、すなわち食品鮮度に対する嗜好が0.0から0.4の場合、見切り割引戦略は食品廃棄量を5%~10%前後減少させる効果があり、コンビニエンスストアの利益を0%~3%ほど押し上げる効果がある。しかし食品鮮度に対する嗜好が高く、食品価格に対してさほど気にしない消費者集団に対して、見切り割引戦略は食品廃棄量にほとんど影響がなく、コンビニエンスストアの利益にもプラスの寄与がない。

4.まとめ

本研究は先行研究に続き、コンビニエンスストアの見切り割引戦略の効果を、消費者志向によって変化することをエージェントベースシミュレーションで検証した。

結論に関して、まず見切り割引戦略の効果は、消費者集団の食品鮮度に対する嗜好によって大きく影響されることを再確認した。

比較的裕福で味に拘る消費者の場合、生産されてから長い時間が経過し、鮮度が著しく落ちたチルド食品を見切り割引販売しても、消費者の消費意欲を刺激することは難しい。

逆に金銭面にシビアな消費者層に対し、見切り割引戦

略は一定の効果を得られると思われる。ただし、食品廃棄に対する効果は評価できる数値を出しているが、コンビニエンスストアの収益改善に対し、著しい効果が現れたとは言い難い。

本研究のモデルでは、市場全体に対する需要と供給は完全にバランス取れている。需要に対し供給が過剰か過少の場合、見切り割引戦略の効果も変わってくると思われる。過剰・過少な競争により、需給関係のバランスが崩れている場合、食品廃棄量減少や店舗の利益を増大させる方策について、引き続き明らかにしていきたい。

その他、本研究では消費者の嗜好プロパティを数パターン検証したが、それを更に細かくパラメータを設定し、食品廃棄量などに対する影響力を度合いを検証したい。同じ市場の中に、例えば異なる嗜好パラメータやライフサイクルを持つ消費者が混在する場合の検証も行いたい。

さらに、競合するコンビニエンスストアの店舗数による影響や、市場内の消費者の数による影響、賞味期限が長いチルド食品を開発した場合の効果、更にアグレッシブな見切り割引戦略の効果、コンビニエンスストアのさらなるIT化によるリアルタイムに消費者に在庫情報の提供、店舗の品揃えが消費者に対して効用が変わるケース、経営規模が異なるコンビニエンスストアが混在する地域に対する検証などの引き続き行いたい。

近年、エコ意識の高揚により、大量生産・大量消費・大量廃棄ではなく、出来るだけ様々な資源の無駄を省くような社会に向かいつつある。本研究は食料品の廃棄を防ぐことと、それによって店舗側のロストを軽減するために、需要予測などのサプライチェーン技術の向上だけではなく、経営戦略、ビジネスの面から、見切り割引販売戦略などの効果を検証した。その他の有効な戦略や政策についても、引き続き検討していきたい。

参考文献

- 1) 李 皓: コンビニエンスストアのチルド食品廃棄問題—エージェントベースシミュレーションによる分析—, 進化経済学会論集第14集(2010)
- 2) 宮脇: コンビニ業界の発展に寄与する新サービスの提案, 京都情報大学院大学修了プロジェクト報告書(2008)
- 3) <http://www.soars.jp/>