

# エージェントベースモデルによる観光シミュレーション

## － 新潟県佐渡島を事例として －

47-226724 増山 優花  
指導教員 陳 昱 教授

Simulation approaches have been recognized as an effective tool for tourism management. In particular, agent-based models (ABMs) have been widely applied in simulation research as a method to study the interactions between agents in complex systems and between agents and their environment under rules with a spatio-temporal dimension. However, there is relatively little literature on the application of ABM as a tool for exploring and predicting patterns. In this study, a tourism package plan selection model that fully reflects tourists' word-of-mouth comments was constructed using the agent-based modeling method, and the flow of "plan selection, tourism experience, and post-tourism evaluation" by tourists and the "fluctuation of evaluation points and number of selectors" were simulated using Sado Island, Niigata Prefecture, as a case study. The model was used as a case study of Sado Island, Niigata Prefecture.

Key words: Tourism, Agent Based Model and Simulation, Tourist Destination Dynamics

### 1. 緒言

#### 1.1. 背景

観光が複雑な現象であるという認識は、今でも学術文献で議論されているテーマである。従来、観光を線形で決定論的な活動として捉えてきたが、近年は非線形・自己組織化・カオス的なものと捉える「複雑系」のアプローチが主流になってきている。しかし観光パターンを探索し、予測するためのツールとしてエージェントベースモデルを適用する例はほとんどない。したがって本研究では、「観光体験」を包括的にモデリングし、エージェントベースモデルシミュレーションを行う。新潟県佐渡島は、「訪れる地域資源とリピーター確保のために重要な地域資源が必ずしも一致しない。」といった課題から、観光客の満足度が低い状況である<sup>1)</sup>。佐渡島はツアー客が圧倒的に多いという特性を持っており、この特性を考慮に入れた解決策の模索が求められる。したがって本研究ではツアーに特化したモデルを構築し、上述の課題解決に取り組む。

#### 1.2. 研究動機

デジタル化の進展に伴い、ホテルやレストラン、ツアーなどの観光サービスの予約がインターネット上で可能となり、その決定要因としての口コミの重要性はアンケート調査からも明らかである<sup>2)</sup>。しかし、口コミの影響を観光客が直接見えるような「評価点数」として反映させた、観光客の意思決定シミュレーションモデルの開発はまだ進められていない。このような背景から、本研究では口コミの影響をモデルに組み込み、より再現性のある観光客の意思決定プロセスのシミュレーションモデル構築を目指す。さらに、観光のシミュレーションモデルは、文化や偏好、地域性に影響されるため汎用性を持たず、既存のモデルを他の地域にそのまま適用することは困難である。したがって、本研究では佐渡島の特性を踏まえたモデルを開発し、これを用いてパッケージプランの最適化や、新たな観光施設の建設などの経営判断に対する検証ツールを提供し、新潟県の観光業を振興することを本研究の目標とする。

する。

#### 1.3. 研究目的

本研究の目的は、新潟県佐渡島を対象とした観光シミュレーションを通じて、新たな施設の建築、広告の増加、レビュー割合の増加、佐渡金山の世界遺産登録という4つのシナリオの影響を分析し、これらの要因が観光客数とレビューにどのように影響するかを解明することである。具体的には、以下の三つのタスクを通じて研究目的を達成する。まず、観光客の意思決定における口コミとオンラインレビューの影響を分析するためのエージェントベースモデルの開発である。このモデルは、観光客の行動パターンと意思決定プロセスにおける口コミの役割を考慮に入れ、佐渡島の観光施策やサービス提供に対する具体的な提案を提供する。次に、広告力とレビュー割合の影響分析を行う。最後に、新しい施設建設と佐渡金山の世界遺産登録の影響評価を行う。

## 2. 関連研究

#### 2.1. 先行研究

観光客の意思決定に「社会的影響」を考慮した先行研究の2つについて紹介する。Pizzitutti, F と Mena, C と walsh, J の研究(2014)では、複雑な相互作用のネットワークを通じて作り出されるガラパゴス諸島の観光市場システムをミクロな要素の中から現実世界のシステムのいくつかの出現パターンを再現できるモデルを構築するために、限られた特徴を特定した。また Boavida, I と Ferreira, C と Rocha, J の研究(2015)では、休暇の意思決定プロセスにおけるソーシャルネットワークの影響を、スモールワールドネットワークで表現し、隣人との情報共有などの社会的影響力が体験の満足度と密接に関係していることをシミュレーションした。

#### 2.2. エージェントベースモデル

シミュレーションによるアプローチは、観光管理にとつ

て有効な手段であると認識されている。5, 6) 中でも ABM は他の分析モデルとは異なり、観光客志向の非線形かつ同時進行の観光のダイナミズムをよりよく記述でき、エージェント間の相互作用を示すことができる。7) 特に、本研究で取り入れる「ロコミ」は、個々の観光客間での情報共有が行われる現象であり、観光客全体の行動に急激な影響を及ぼすような集団現象が発生する。このような集団現象を表現するためにはエージェントベースモデルが、本研究のモデルとして有効であると考えた。

### 3. モデルの構成

#### 3.1. モデル概要

このモデルは、観光客、プラン、施設の3種類のエージェントから構成されている。まず観光客はプランの状態変数を読み取り、最も自分の状態変数と合致かつ予約可能なプランを選択する(プラン選択モジュール)。また同時に選択したプランに対して期待値を算出する(期待値生成モジュール)。次に観光客は実際に観光体験を行う。この時、混雑具合や施設の状態などから体験値を算出する(観光モジュール)。最後に期待値と体験値の差からプロスペクト理論を用いレビューを算出する。これを評価点数に換算してロコミ評価とし、プランの持つ評価点数を更新する(評価モジュール)。Fig.1.のループに示すように、それぞれの観光客が個人ベースでこの流れを実行することで観光全体のシミュレーションを行う。

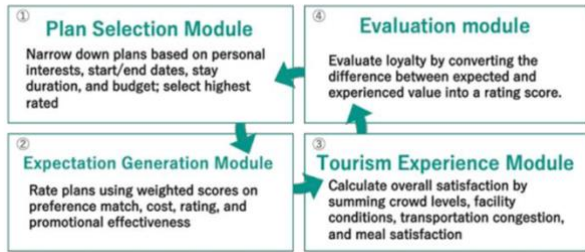


Fig. 1. Overview of the simulation model

#### 3.2. プラン選択モデル

観光客はプランの状態変数を読み取り、(1)(2)(3)最も自分の状態変数と合致したプランを選択する。

$$\text{similarity}(\vec{p}, \vec{a}) = \frac{\vec{p} \cdot \vec{a}}{\|\vec{p}\| \|\vec{a}\|} \quad (1)$$

そしてそのセクターのプランをスキャンし、滞在時間の合致するもの、予算の順に自身と合致するものを絞り込んでいく。

$$\text{budget difference}(B, P) = |B - P| \quad (2)$$

最後にプランの rating を読み取り、降順に並べ替え、最も最上位のプランを選択する。ここでは 0.05 のランダム性を取り入れ、選ばれにくいプランも選択肢に含めることで意思決定における不確実性を表現している。

#### 3.3. 期待値計算モジュール

ここでは選択したプランに対する期待の大きさを表現する。期待値はあらかじめ与えられた 10 点を、プランの属性と自分の嗜好の合致度(コサイン類似度)、金額、評価点数、プランの広告力の4つの項目に重みをつけて計算することで、0~20 の期待値が算出される。

プランの属性と自分の嗜好の合致度(コサイン類似度)は、

$$E_{\text{similarity}} = \text{similarity}(\vec{p}, \vec{a}) \times \text{weight factor1} \quad (3)$$

プランの金額に基づいた期待値の拡張は、

$$E_{\text{price}} = \left( \frac{\text{price}}{4} \right) \times \text{weight factor2} \quad (4)$$

プランの評価点数に基づく期待値の拡張は、

$$E_{\text{rating}} = \left( \frac{\text{selected plan[rating]}}{5} \right) \times \text{weight factor3} \quad (5)$$

プランの広告力に基づく期待値の拡張は

$$E_{\text{advertisement power}} = \text{advertisement power} \times \text{weight factor4} \quad (6)$$

以上のように各項目が計算され、最終的な総合期待値はこれらの要素を合計して(7)の通りに算出される。

$$E_{\text{total}} = \text{INITIAL\_EXPECTATION} \times (E_{\text{similarity}} + E_{\text{price}} + E_{\text{rating}} + E_{\text{advertisement power}}) \quad (7)$$

#### 3.4. 観光モジュール

次に観光客は実際に観光体験を行う。この時、混雑具合や施設の状態などから体験値を算出する。ここでは各5点満点であらかじめ算出された混雑度、

$$\text{congestion} = \min\left(1.5, \frac{\text{visitor}}{\text{volume}}\right) \quad (8)$$

$$X_{\text{congestion}} = 1.5 - \text{congestion} \quad (9)$$

施設の状態(経年劣化)

$$X_{\text{deterioration}} = \max(0.5 - \text{deterioration}) \quad (10)$$

交通機関(船)の混雑度

カレンダー形式で格納されている船内混雑度(表 3-2)からエージェントの観光する日程の値を取り出し、5点満点に換算することでその観光客エージェントの交通の便の得点とする。

嗜好に対応する体験の点数(食事など含む)

$$X_{\text{others}} = \text{Random}(0,5) \quad (11)$$

以上の4項目を足し合わせることで0~20の最終的な総合体験値  $X_{\text{total}}$  が算出される。

$$X_{\text{total}} = X_{\text{congestion}} + X_{\text{deterioration}} + X_{\text{traffic}} + X_{\text{others}} \quad (12)$$

### 3.5. 評価モジュール

最後にここではレビューの計算を実行する。まず満足度を計算する。プロスペクト理論を使用した場合の素点 *evaluation* は、体験値  $X_{total}$  と期待値  $E_{total}$  に基づいて以下のように計算される。

体験が正の場合（利得）：

$$evaluation = (X_{total}^\alpha) - (E_{total}^\alpha) \quad (13-1)$$

体験が負の場合（損失）：

$$evaluation = -\lambda * ((-X_{total})^\beta) + (E_{total}^\beta) \quad (13-2)$$

ここで、 $X_{total}$  は体験値、 $E_{total}$  は期待値、 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\lambda$  はプロスペクト理論に基づくパラメータである。

さらに *Satisfaction* は観光客の満足度、 $N$  はそのプランの過去の選択人数とする。

$$satisfaction = evaluation \times \log(N + 1) \quad (14)$$

次に、満足度をレビューに変換する。

$$review = \begin{cases} 1, & \text{if } MAX S = MIN S \text{ and } satisfaction < 0 \\ 5, & \text{if } MAX S = MIN S \text{ and } satisfaction \geq 0 \\ \text{round}\left(1 + \frac{satisfaction - MIN S}{MAX S - MIN S} \times 4, 1\right), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

ここで、*review* は観光客のレビュー、 $MIN S$  は最小満足度、 $MAX S$  は最大満足度である。最後に、プランの評価点数を更新する。

$$new \ total \ rating = (current \ rating \times N \times weight) + review \quad (16)$$

$$rating = \frac{new \ total \ rating}{selected \ count + 1} \quad (17)$$

### 3.6. キャリブレーション

予測モデルと実データの誤差を最小化するために、(18)、(20)の目的関数を定義して  $\Delta$ 、 $\lambda$ 、平均比率  $rt$  のキャリブレーションを行った。 $\Delta$  は新潟県から佐渡島への観光客流入を調整する係数、 $\lambda$  は口コミ効果の強度を調整する係数である。まず、 $\Delta$  と  $\lambda$  の目的関数は(18)のように定義される。

$$error = \sum_{month} |predicted \ tourist \ count_{month}(\Delta, \lambda) - actual \ tourist \ count_{month}| \quad (18)$$

次に、予測観光客数は、以下の式によって計算される。

$$\begin{aligned} predicted \ tourist \ count_{month} \\ = (N_t \times r_t + \Delta) \times (1 + (R_y - 2.5) \times \lambda) \end{aligned} \quad (19)$$

ここで、 $N_t$  は新潟県の観光客数、 $r_t$  は月  $t$  における佐渡島の観光客数の新潟県の観光客数に対する割合、 $\Delta$  は新潟県から佐渡島への観光客流入を調整する係数、 $R_y$  は前年度のレビュー平均、 $\lambda$  は口コミ効果の強度を調整する係数である。 $\Delta$  と  $\lambda$  によってモデルは全体的なトレンドと季節的な変動を捉えることができるが、特定の月における局所的な変動は捉えきれないことがあるため、月別の観光客数の予測値と実際の値との差異を最小化するために月別平均割合  $rt$  を最適化する。これにより、モデルは特定の月の変動をより正確に捉えることができる。同様に、 $rt$  の目的関数は(20)のように定義する。

$$\begin{aligned} error_{month} = |predicted \ tourist \ count_{month}(r_t) \\ - actual \ tourist \ count_{month}| \end{aligned} \quad (20)$$

キャリブレーションによって導かれた  $\Delta$ 、 $\lambda$ 、 $rt$  の平均値を代入し、月別の平均比率によって予測した2018年の佐渡島の観光客数と、令和3年新潟県観光入込客統計調査結果より取得した佐渡島の観光客数をプロットした図が Fig. 1. である。概ね予測値は実データと一致することが確認できた。

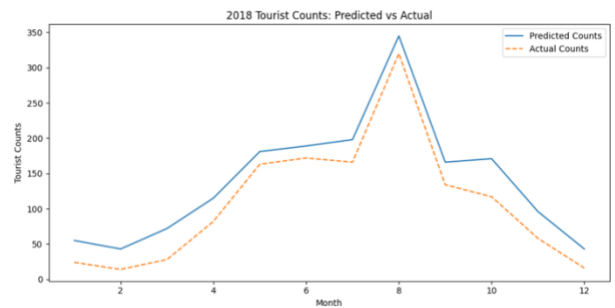


Fig. 2. Predicted and actual number of tourists (2018)

## 4. マルチシナリオシミュレーション

### 4.1. シナリオの概要

本研究では、新潟県および佐渡島の観光客数に影響を与える四つのシナリオを分析した。これらは広告力の増加、レビュー確率の変化、新施設の建設、および佐渡金山の世界遺産登録を含む。広告力のシナリオは市場プロモーションの影響を探り、レビュー割合のシナリオはオンライン評価が観光客選択に及ぼす効果を分析する。新観光施設建設のシナリオでは、異なる属性と容量を持つ施設の影響を評価する。最後に、佐渡金山の世界遺産登録シナリオは、文化的魅力と広告力の増加が観光客動向に与える影響を分析する。

## 4.2. 結果・考察

### 4.2.1. 広告カシナリオの結果・考察

「人気プランの広告力増加」シナリオでは人気プランの選択回数が大幅に増加し（最大差分 41 回）、このことは広告力の増強が特定のプランに顕著な影響を与える可能性があることを示唆している。これらのプランは既に人気があるため、追加のマーケティングによってさらなる注目を集めることが可能である。一方で、中間プランと不人気プランでは、選択回数の増加がそれほど顕著ではなく、中間プランのシナリオでは最終日の差分が 18 回、不人気プランでは 2 回の増加を示した。

### 4.2.2. レビュー割合シナリオの結果・考察

人気プラン、中間プランのレビュー割合 100%にしたシナリオが顕著な選択回数増加をもたらした。一方で、不人気プランのレビュー割合 100%にしたシナリオでは逆効果であることが示唆された。これらの傾向は、プランの元の人気度によってレビューの影響が異なることを示し、レビュー率の戦略的な管理が重要であることを強調している。

### 4.2.3. 新たな観光施設建設シナリオの結果・考察

自然を重視する施設ではほとんど集客力がないが、温泉・健康を重視する施設では、適切な混雑度管理が観光客の満足度を高める可能性がある。また、スポーツ特性の施設は混雑度のレベルに関わらず一定の魅力を保つ。全ての要素が平均的な施設は、容量が大きい環境での運営が望ましいことが示唆される。

### 4.2.4. 佐渡金山世界遺産登録シナリオの結果・考察

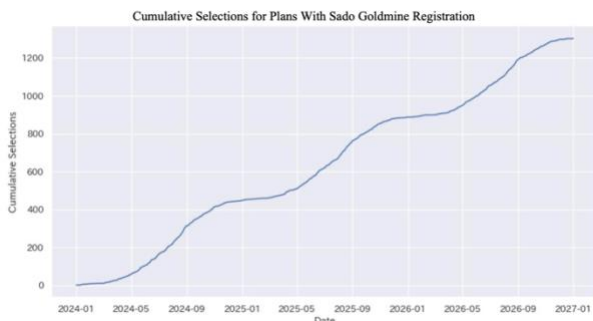


Fig. 3. Cumulative Selections for Plans With Sado Goldmine Registration

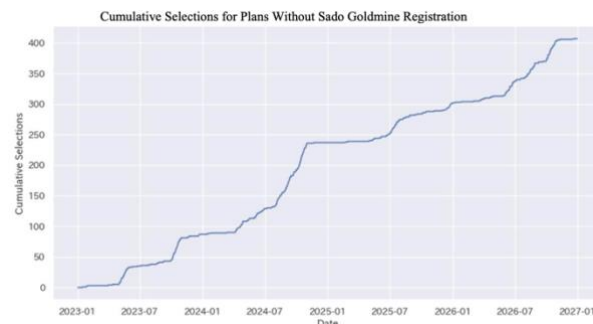


Fig. 4. Cumulative Selections for Plans With Sado Goldmine Registration

Fig.3 の世界遺産登録ありのシナリオでは、2024 年から

2026 年までの期間において累積観光客数が約 1200000 人増加し、Fig.3 の世界遺産登録なしの場合は約 400000 人の増加に留まるという結果は、世界遺産登録の強力な観光客誘致効果を示している。特に、2025 年 5 月から 9 月にかけての観光客数の急増は、世界遺産としての認知度の高まりが季節的な旅行需要と相まって、顕著な観光客増加を引き起こした可能性が高い。

佐渡金山の観光客数の増加により、オフシーズンである冬季の観光客数の減少は登録なしのシナリオより緩やかになっている。またレビュースコアの推移は、世界遺産登録ありのシナリオでは、全体的に高いスコアが維持されており、ピーク時には 4.5 点近い高評価が見られる一方で、登録なしのシナリオでは 3~4.5 点の範囲で変動している。この差は、世界遺産としての登録が観光客の期待値を高め、それが高い評価につながっていることを示唆している。

## 5. まとめ

本研究では、観光客の意思決定における口コミの影響を取り入れたエージェントベースモデルを開発した。このモデルを用いて、新潟県佐渡島を対象とする観光シミュレーションを行い、新たな施設の建築、広告の増加、レビュー割合の増加、佐渡金山の世界遺産登録という 4 つのシナリオを仮定したシナリオテストを実施して観光客の動向やレビューの変化について検証した。

今後の課題として、高齢観光客の意思決定過程におけるオンライン評価の影響は限定的であるため、オフラインでの情報の影響も考慮していく必要がある。

## 文献

- 1) [https://www.dbj.jp/reportshift/area/niigata\\_s/pdf\\_all/r0603\\_1.pdf](https://www.dbj.jp/reportshift/area/niigata_s/pdf_all/r0603_1.pdf)  
日本政策投資銀行, 新潟県レポート, 佐渡観光の強み・弱み
- 2) <https://www.tripadvisor.jp/powerofreviews.pdf>  
TripAdvisor, 口コミの影響力: トリップアドバイザーの 口コミ が予約と充実した旅行体験を促進する方法, pp.3 (2021)
- 3) Pizzututti, F. Mena, C. Walsh, S. "Journal of Artificial Societies and Societies and Social Somulation" 17, 14(2014)
- 4) Ferreira, C. Rocha, J. "Current Issues in Tourism", 20, pp. 1557-1574(2015)
- 5) Gu, Y. Onggo, B. S. Kunc, M. H. Bayer, S. "Current Issues in Tourism", pp. 1-28 (2021)
- 6) Lu, X. Yao, S. Fu, G. Lv, X. Mao, "journal of Destination Marketing & Management" 13, pp. 73-82(2019)
- 7) Fan, C. Gong, L. Li, H., "Tour. Manag." 75, pp. 307-317 (2019)