

1. はじめに

近年、主に社会事象や環境、自然を表すシミュレーションモデルとして、エージェント・ベースド・モデルという手法が注目されてきている。シミュレーションを行う世界（系、システム）をその構成要素「エージェント」の集まりとして表現し、各々のエージェントが自身の動作ルールに従って、好き勝手に振る舞う、ボトムアップ型のシミュレーションモデルである。

本研究では、このエージェント・ベースド・モデルの手法を用い、遊園地における入場者の行動を再現し、さらに、個々の入場者が各アトラクションの混雑情報を取得可能な場合、全体としてどのような変化が起こるのか、また、混雑情報を持つものと持たないものによってどのような差異が生じるのか、といった点を中心にシミュレーションを行った。

2. 基本モデル

まず初めの段階として、コンピュータ上に遊園地という箱庭を創造する。理想的には現存する遊園地、例えばディズニーランドやスペースワールドを完全に模した物をそのままコンピュータ上に再現することが望ましいが、非常に煩雑であり、その構築は容易ではない。本研究では、実際の予測や管理が目的ではなく、入場者の行動の再現や、新しい要素に対する変化の計測や観察、こういった分野への適用やその解析に対するエージェント・ベース・アプローチの可能性の検討、といったことが目的であるため、単純化された仮想的な遊園地を考えた。

2.1. 遊園地の概要

本研究にて扱われる遊園地の構成物は以下のとおりである。

- 入場者
- アトラクション (3 つ)
- ゲート
- 道

下図のように、 200×200 の格子空間にアトラクションが3つとゲートが配置されており、また、入場者がそれらの間を移動するための道が存在する。

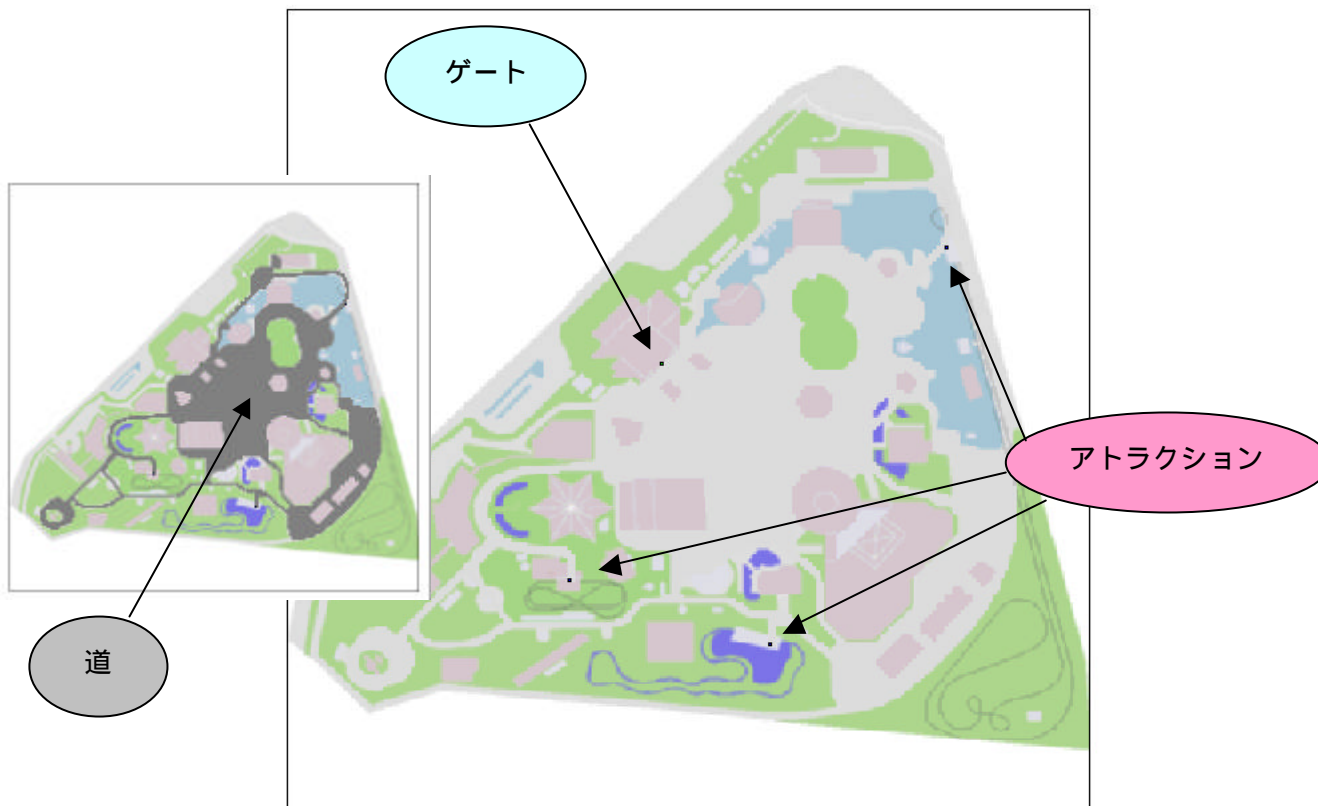


図 1 遊園地の構成物

入場者はある規則に基づいてゲートにおいて生成され（入場し）、道に沿って、1つ以上のアトラクションをいくつかの要素の効用により決定された順に廻り、ゲートに戻る（帰宅する）。

このような設定においてコンピュータ上で実行すると、アトラクションへの行列等を含んだ遊園地が再現された。



図 2 実行画面

次項以降において、本モデルにおいてエージェントとして定義された、入場者、アトラクション、ゲートの動作ルールに関して詳細に記す。

2.2. 入場者の設定

入場者はゲートにおいて生成された後、以下のようなフローに従い、行動を行う。

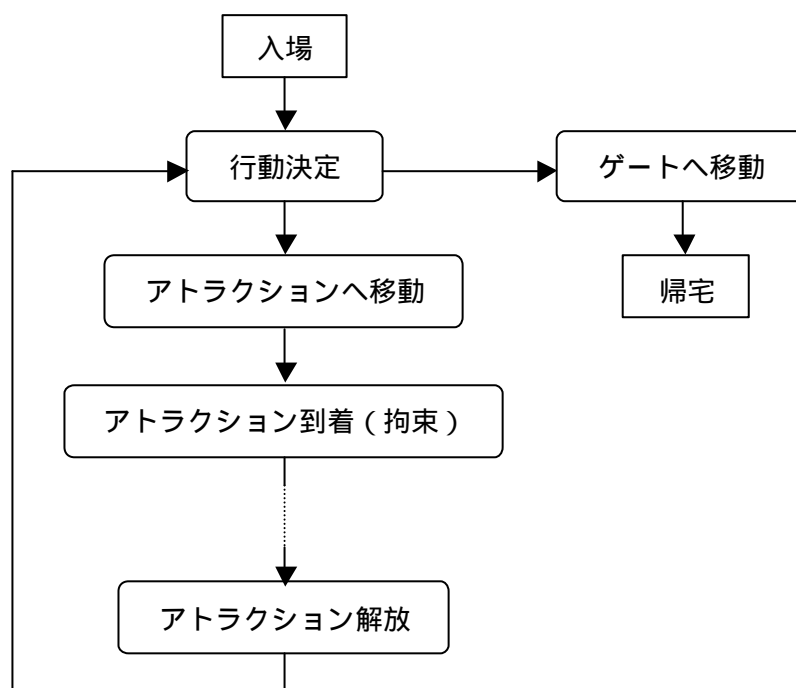


図 3 入場者行動フロー

上図のように、入場した入場者は、まずどのアトラクションへ移動するのが行動決定を行い、決定されたアトラクションに向かって道に沿って移動する。アトラクションに到着すると、待ち行列に並んだり、アトラクションを楽しんだりするわけであるが、本モデルにおいては、これらはアトラクションの行動として行われるため、入場者としては単に拘束（待ち行列に加わる）されて解放されるのみである。アトラクションから解放されると、次にどのアトラクションへ移動するのか、または、ゲートに移動して帰宅するのか、行動決定を行う。

このようにして各入場者はいくつかのアトラクションを廻り、帰宅する。

尚、行動決定、目標物（アトラクション、ゲート）への移動の詳細に関しては以下のとおりである。

行動決定ルール

各入場者は行動決定を行うために、以下の属性・情報を持つ。

各アトラクションへの選好度

既に訪問したアトラクション

満足度（上記2つより計算、既訪問アトラクションの選好度の和）

帰宅満足度（満足度がこの値以上であれば帰宅する）

このうち、 θ については入場者生成時に確率的に設定される。

行動決定に際してはまず、帰宅する（ゲートに向かう）かどうか決定される。以下の場合には帰宅、すなわち、次に移動する目標物としてゲートが選択される。

- すべてのアトラクションを訪問している
- 満足度が 帰宅満足度を上回る

上記以外の場合、既に訪問したアトラクション以外のアトラクションに対して次の式によりアトラクション効用を計算する。

$$\text{アトラクション効用} = \text{アトラクションへの選好度} - \frac{\text{選好度}}{\text{アトラクションまでの直線距離}}$$

は係数であり本モデルでは簡単のために常に一定の値とした

このアトラクション効用が最も高いアトラクションが、次の目標物として選択される。すなわち、選好度が強く、移動距離が短そうなアトラクションを順に廻ることになる。

目的物への移動アルゴリズム

多数のエージェントが存在するエージェント・ベースド・モデルにおいて非常に重要なものが計算時間の問題である。近年コンピュータ速度が向上したとはいえ、数千のエージェントに対し高度なアルゴリズムを持たせた場合、その計算時間は非現実的なものになってしまうため、現実的なモデル（本モデルのように現実世界と関連があるもの）の場合、その再現性と簡略化という2つの面を考慮しなくてはならない。

今回、複雑な形状の道を通ってある目的物を目指すといった、複雑な問題に対する簡単なアルゴリズムが必要であった。当初は、最適なルートを計算しそのルートを移動する方法や、すべての目的物に対する距離があらかじめ各セルに記憶させておく方法などを考えたが、モデル拡張時のフレキシビリティや偶然性、計算時間のため、以下に示すアルゴリズムを採用した。

本アルゴリズムは、各入場者が下記のようなわずかな記憶を持つことが特徴である。

- 前回にいた場所
前回いた場所を記憶し、その場所へはすぐに戻らない。
- 優先方向
ある方向に行こうとした時、その方向が道ではなかった場合、その方向を優先方向として所持する。この記憶はストックされ、ファースト・イン/ラスト・アウトの法則に従い、最も高いレベルにストックされてある方向へ、常に優先的に移動する。

上記の例を次ページ以降に示す。

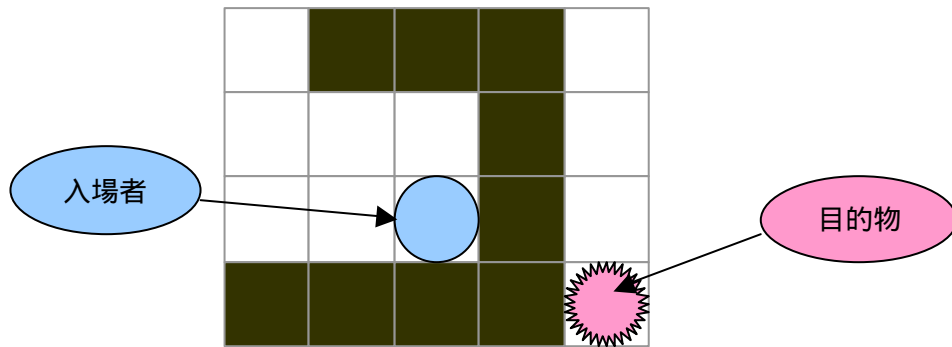


図 4 行動例 1

右もしくは下に行こうとしたが、道ではないため、「右」および「下」が同じレベルで優先方向としてストックされる。

仕方がないので上へ移動する。

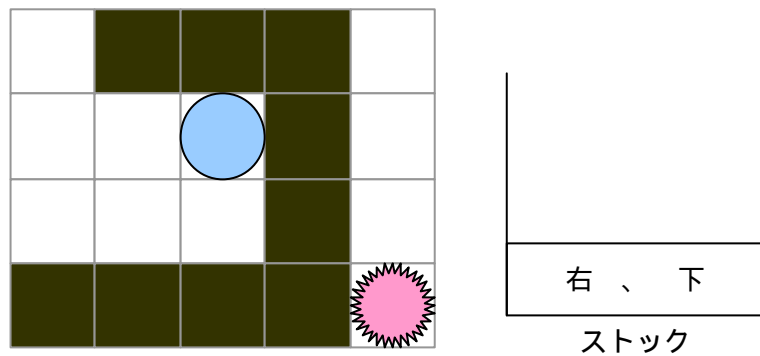


図 5 行動例 2

上に移動した後、まだ、右や下（来た道）行けないので、さらに上へ行こうとしたら、そこも道でなかった場合、「上」が次のレベルで優先方向としてストックされる。

仕方がないので、左に移動する。

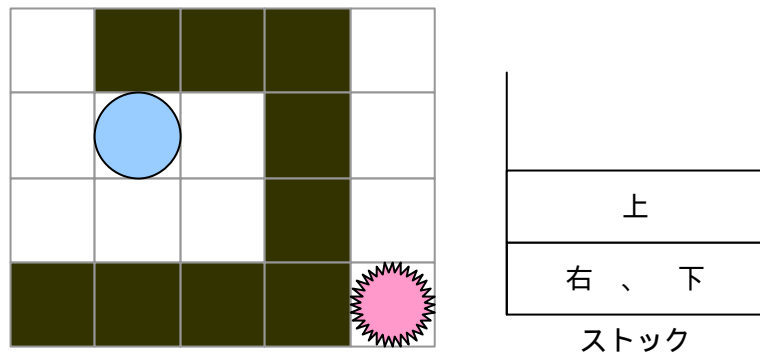


図 6 行動例 3

左に移動した後、下への移動が可能になったが、「右」「下」が、低いレベルでストックされているので、やはり下へは移動できず、左への移動となる。

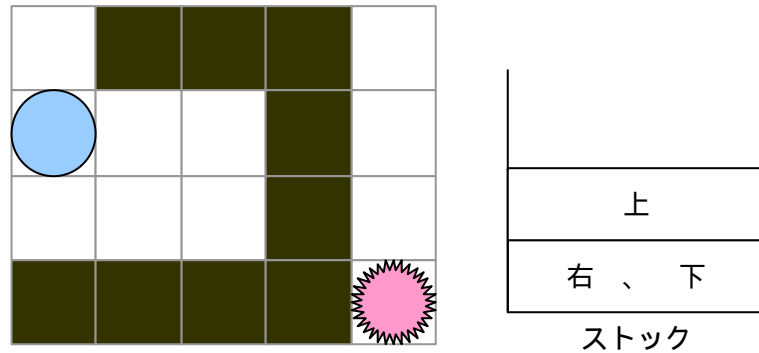


図 7 行動例 4

この後上に移動すると、上の優先方向のストックが解除され、右や下への移動が最も高いレベルの優先方向となる。

上記のような記憶の仕組みを中心として、以下のフローにて目的物への移動を行う。

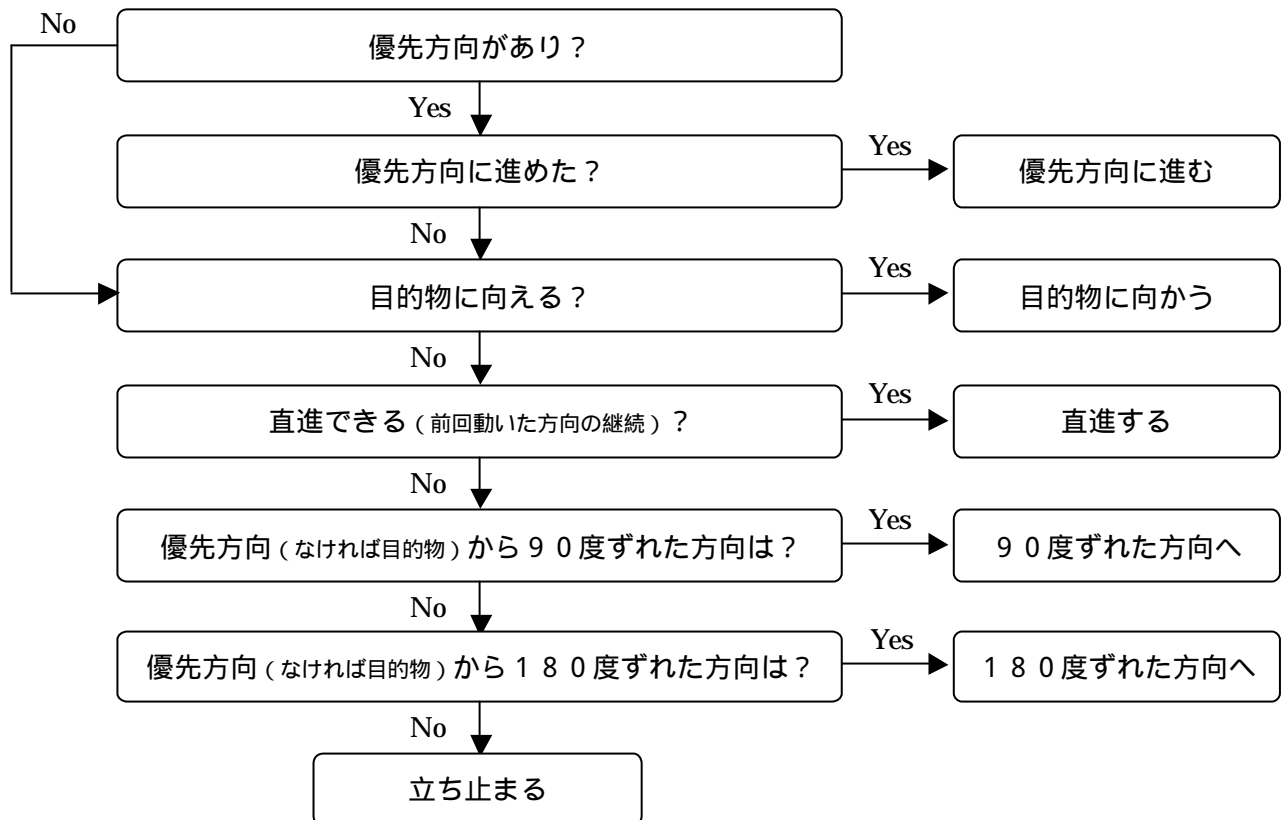


図 8 目的物への移動アルゴリズムフロー

フローにおける移動の Yes・No 判定は、

- 道であるか
- 低いレベルの優先方向はないか
- 前回いた位置ではないか、

というチェックにて行う。

2.3. アトラクションの設定

各アトラクションは以下の属性、情報を持つ。

- 最大収容数
- 拘束時間（アトラクションに入っている時間）
- 待ち行列（アトラクションを待っている入場者の集まり）
- 収容者（アトラクションに入っている入場者の集まり）

アトラクションが各ステップにおいて以下の動作を行う。

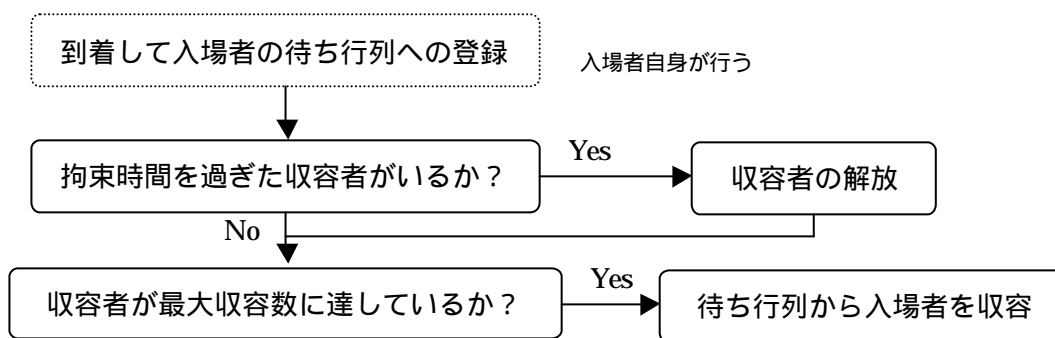


図 9 アトラクションの動作フロー

2.4. ゲートの設定

ゲートにおいては、以下の2つの動作が行われる。

- 帰宅する入場者の削除
- 入場者の生成

前者に関しては、単に削除するだけであるが、後者に関しては以下のようなルールにて行った。

- シミュレーション開始時：100人の入場者を生成（開門待ちを想定）
- シミュレーションの各ステップ：ある一定確率で入場者を生成

本シミュレーションでは、1セル5メートル、入場者は1分間に80mの移動、を想定し、上述の一定確率は1分間に5人と仮定した。

3. 混雑情報の組み込み

前章にて基本モデルとしての遊園地の箱庭がコンピュータ上に再現できた。そこで、このモデルにおいて、入場者が各アトラクションにおける混雑状況を知った場合、どのような変化が起きるのか、というシミュレーションを行った。

この混雑状況を知るといった要素は、将来、何らかの情報システム（例えばiモードのような携帯端末や、備え付けや持ち歩きの専用端末、など）がこのような場面で混雑等の情報を発信するのではないか、といったことを想定している。

こうした要素の追加は従来の数理モデル（いわゆる離散型シミュレーションモデル、システムダイナミクス的モデルなど）では困難が予想されるが、エージェント・ベースド・モデルである本モデルでは、入場者の行動決定ルールに若干の変更を加えることで、非常に簡単に混雑情報を組み込むことが可能であった。

3.1. 行動決定ルールの変更

混雑情報の組み込みに際し、各入場者に対して、

- 混雑情報を得ることができるかどうか

という属性を設け、また、2.2.項にて定義した、アトラクション効用の式を、下記のように修正した。

$$\begin{aligned} \text{アトラクション効用} &= \text{アトラクションへの選好度} \\ &\quad - \quad \times \text{アトラクションまでの直線距離} \\ &\quad - \quad \times \text{アトラクションの混雑状況} \\ &\quad \text{、} \quad \text{は係数であり本モデルでは簡単のために常に一定の値とした} \end{aligned}$$

尚、この式は混雑情報を得ることのできる入場者のみに適用され、上記の混雑状況には各アトラクションの待ち行列の人数を用いた。

3.2. シミュレーション結果

混雑情報を組み込んだ場合の変化を見るために、混雑情報を持つ割合（情報所持率）を、0%、20%、40%、60%、80%、100%と変化させ、その評価を行った。ここで、シミュレーションを評価する値としては以下のようなものを選んだ。

- 入場者の平均滞在時間
入場者の満足度を計測する
- 各アトラクションの行列人数
アトラクションの分散効果を計測する

次ページ以降にシミュレーション結果のグラフを示す。

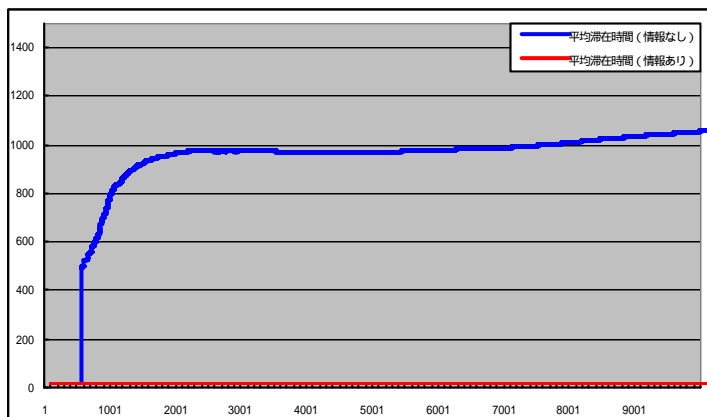


図 10 平均滞在時間 (情報所持率 0%)

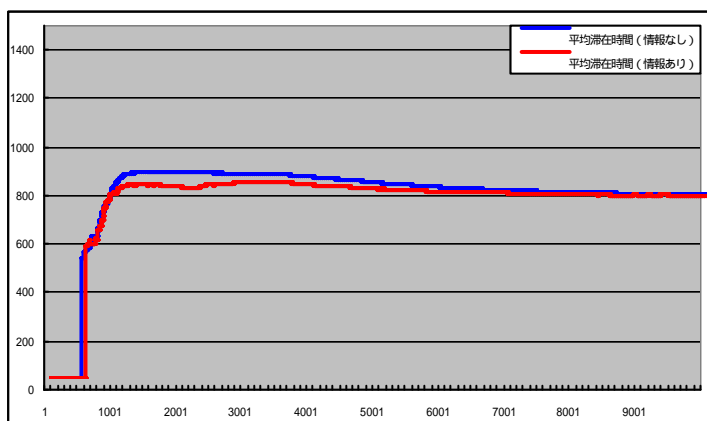


図 11 平均滞在時間 (情報所持率 20%)

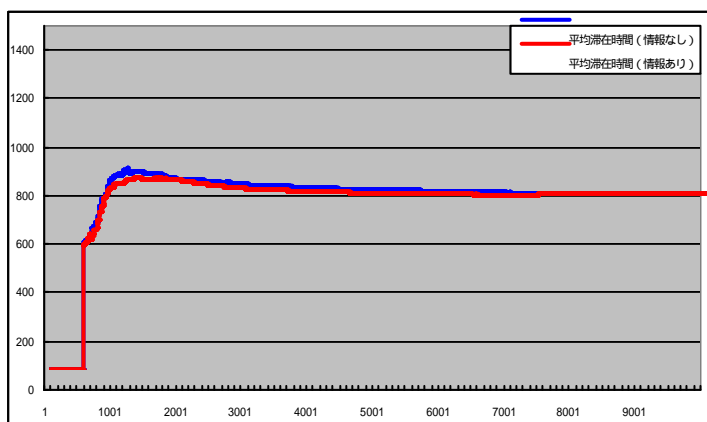


図 12 平均滞在時間 (情報所持率 40%)

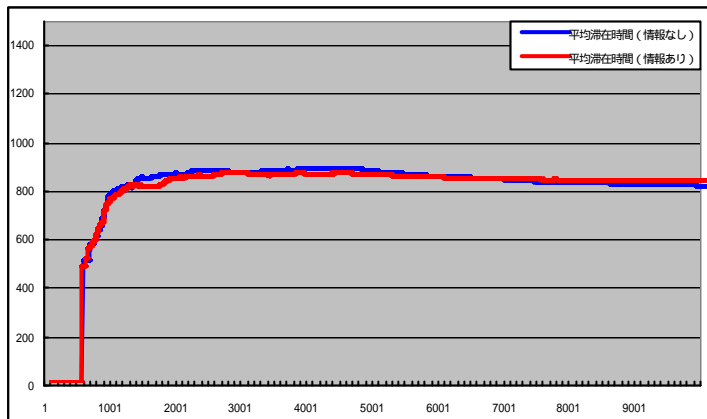


図 13 平均滞在時間 (情報所持率 60%)

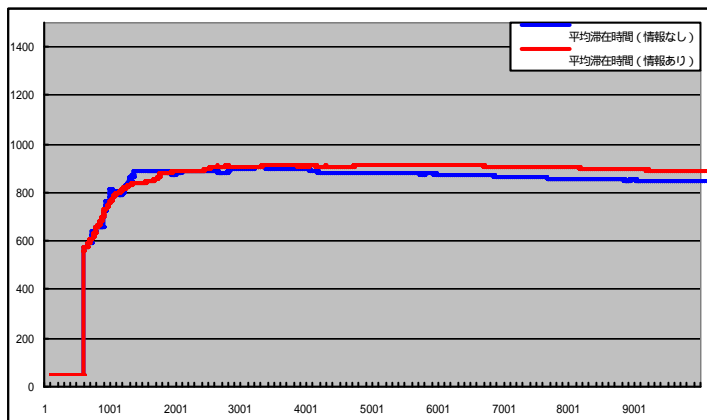


図 14 平均滞在時間 (情報所持率 80%)

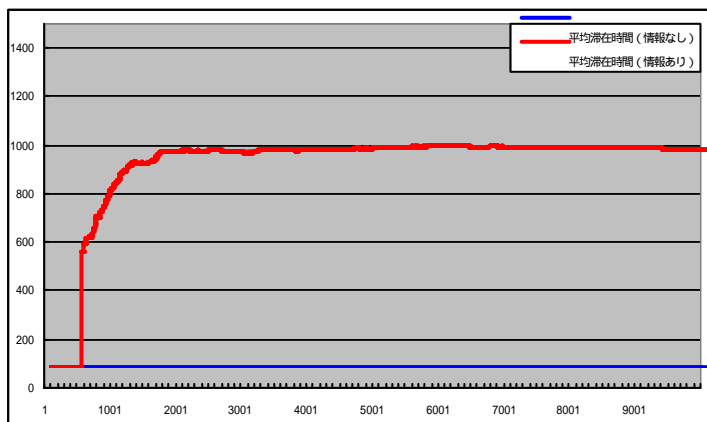


図 15 平均滞在時間 (情報所持率 100%)

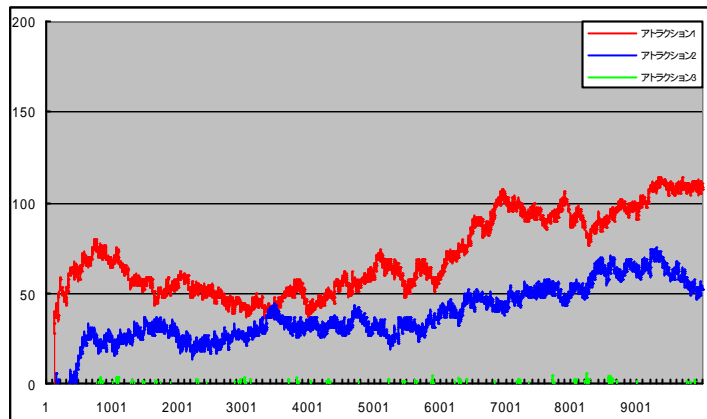


図 16 行列人数 (情報所持率 0%)

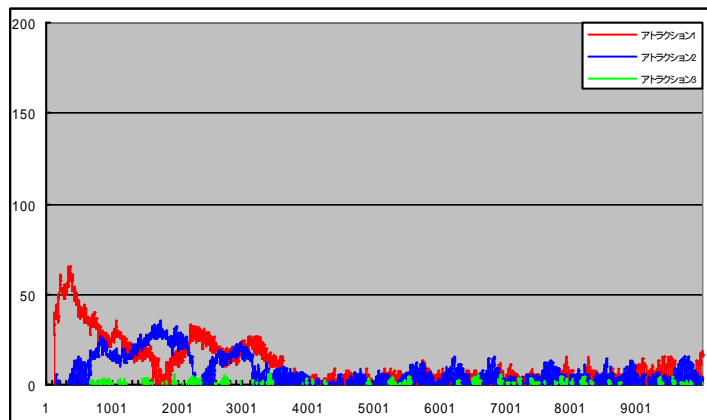


図 17 行列人数 (情報所持率 20%)

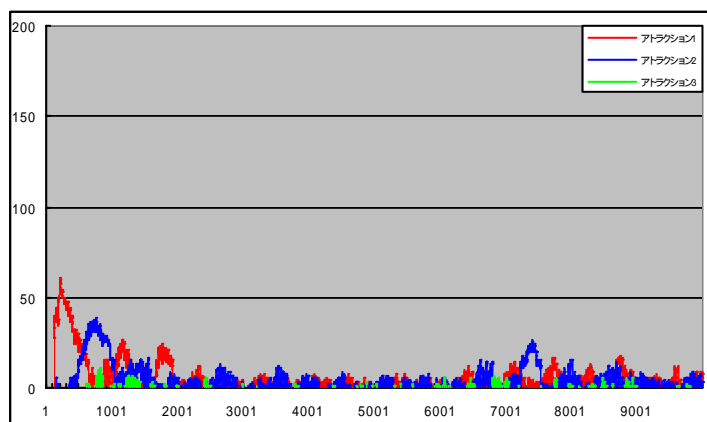


図 18 行列人数 (情報所持率 40%)

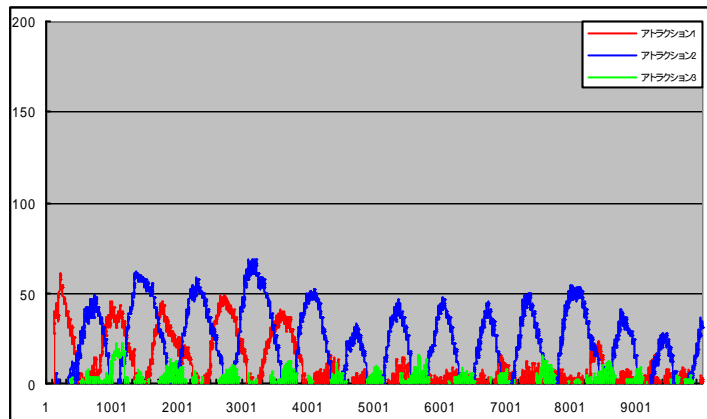


図 19 行列人数（情報所持率 60%）

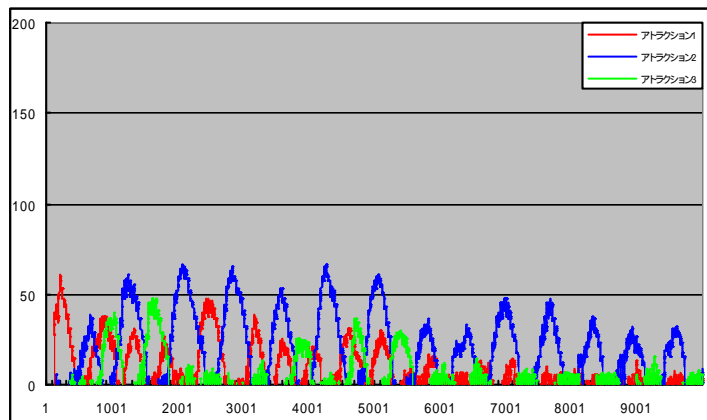


図 20 行列人数（情報所持率 80%）

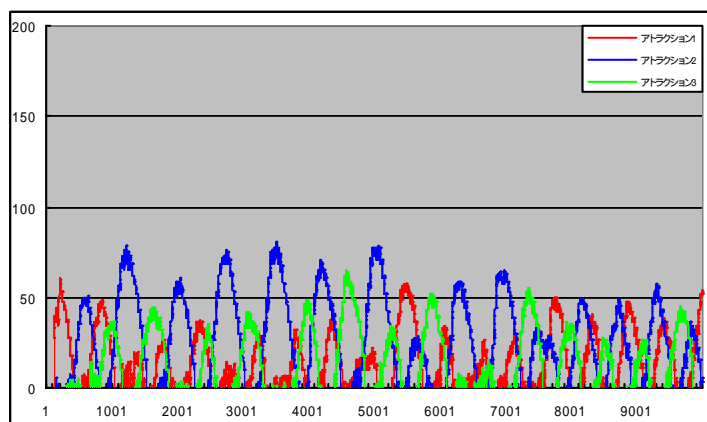


図 21 行列人数（情報所持率 100%）

3.3. 考察

最も単純な話として、混雑情報を全く持たない場合（0%）と全員が混雑情報を持つ場合（100%）では、100%の方が行列の分散起こり、平均滞在時間は短い、すなわち満足度は高いと推測される。しかしながら、この100%が最適ではない。全員が混雑情報を持つと、ある時間帯における行動決定はかなり似通ったものになり、厳密な意味での行列の分散化は起こっていない。これは交通渋滞の情報を得て、多くの人が進路を変更することにより、そこでもまた渋滞が生じるといった現象に近い。今回の設定ではこの混雑の波（周期的変動）は情報所持率が60%あたりから顕著に見られるようになった。またこうした時、全体的には混雑情報が全くない場合より満足度は高いのだが、本来満足度が高いであろう情報所持者の方が、満足度は低くなっている。これも交通渋滞に例えるならば、渋滞している二車線を行ったり来たりしている車が結局損をする、といった現象に近いものであると思われる。

それではどの程度の情報所持率が望ましいのか、ということであるが、今回の設定の場合、40%のところで行列の分散、平均滞在時間も最適である。ただし、この場合も情報所持者と非所持者の間には顕著な違いが見られないため、情報所持者が最も利益を得やすい、また優遇するような環境にしたい場合は、20%程度ということになるようだ。

上述の数字はあくまでも今回の設定における数字であり、設定が変わると上記数字も変化することは容易に想像できる。たとえば、入場者数が時系列的に増えていく場合（時間的に混雑がひどくなっていく場合）、混雑情報によって現在混雑しているところを避けても、結局後で行くことになった場合、より大きな混雑に巻き込まれることになるだろう。また、訪問するアトラクションが既に決まっている場合などは、混雑状況が一定であれば、滞在時間の減少や行列の分散は望めない。

今回の実験は「仮想的な」遊園地での出来事であるため、定量的な数字はあまり大きな意味を持たないを考える。そこで、上述考察を以下のような定性的な言葉でまとめたい。

- 遊園地において混雑状況を提供することは、ある程度の行列分散、満足度の向上が望める
- 情報所持者が多い場合、混雑の波によりその効果が薄れる
- 情報所持者が一定の割合の時、非常に大きな効果を生む
- 必ずしも情報所持者の満足度が向上するとは限らない

4. おわりに

本研究では「仮想的な」遊園地の箱庭での実験を行ったが、今後の展開としては、やはり、「仮想的な」遊園地をできるだけ「現実的な」ものへ近づけるといった点である。

例えば、今回の例では、アトラクションの配置やその数、最大収容人数等の属性を適当に設定したが、実際の遊園地と同じ設定を行ってみたり、また、各入場者の効用値やその係数をインタビューデータのコンジョイント分析結果を利用したり、といったことを行わなければならない。加えて、そうして出来上がった基本モデルに対して、対象とした遊園地の実際の行列人数や様々なポイントでの交通量調査等を利用して、現実世界と合うようなモデルのチューンナップが必要である。

こうした手順によりかなり現実的なモデルに近くなれば、前章で考察したような定量的な結果が意味を持ち、例えば混雑情報の適切な（恣意的な）提供による最適な行列分散や満足度の向上等が、意識的に行えるようになるであろう。

ただ、「現実的な」モデルの構築作業は非常に多くのお金と時間が必要であり、一研究レベルではなかなか実現することは難しい。エージェント・ベースド・モデルでは、一度しっかりとしたモデルの構築がなされれば、本実験のように新しい要素を加える等の検証が容易に行えるのであるため、今後、ビジネスにおいて、こういった手法の多くの応用がなされることを期待したい。

参考文献・ホームページ

- [1] Axelrod, Robert 1997 *The Complexity of Cooperation: Agent-Based Models of Competition and Collaboration*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- [2] Resnick, M 1994 *Turtles, Termites, and Traffic Jams: Explorations in Massively Parallel Microworlds*, MA, MIT Press.
- [3] Epstein, Joshua M., and Robert Axtell 1996 *Growing Artificial Societies: Social Science from the Bottom Up*. Washington, DC: Brookings Institution Press and Cambridge, MA: MIT Press. (邦訳 1999 「人工社会」構造計画研究所 共立出版)
- [4] 構造計画研究所 Agent Based Simulator: <http://www2.kke.co.jp/abs>
- [5] Swarm Development Group: <http://www.swarm.org>
- [6] The MIT Media Laboratory: <http://www.media.mit.edu/starlogo>