

ミクロダイナミクス分析技法を用いた 実データに基づく回遊シミュレーションモデル

○高橋空悟¹ 山根昇平² 山田広明² 大堀耕太郎² 高橋真吾¹

(¹早稲田大学 ²(株)富士通研究所)

Pedestrian Simulation Model Based on Real Data by Micro Dynamics Analysis Method

* K. Takahashi¹, S. Yamane², H. Yamada², K. Ohori² and S. Takahashi¹

(¹ Waseda University, ²Fujitsu Laboratories Ltd.)

概要 店舗やイベント会場における回遊行動を表現した人流シミュレーションは施設やイベントごとに来場者の属性や目的が異なり、実際の回遊行動を再現したシミュレーションの構築は困難である。本研究では大規模展示会で収集された実データに対してミクロダイナミクス分析技法を実現し、来場者集中の要因を明らかにするとともに、得られた分析結果を利用して回遊シミュレーションを構築することでモデリングを容易にすること、パラメータ設定に分析結果を利用できること、シミュレーションの妥当性が向上することを示す。

キーワード: 人流シミュレーション, 回遊行動, ミクロダイナミクス分析技法

1 序論

1.1 研究背景

近年では、施設計画や看板、店内のPOP等の配置についての意思決定支援を目的とした人流シミュレーションの構築が行われている¹⁾²⁾。兼田³⁾はエージェントベース歩行者シミュレーションについての書籍の中で、構成的モデリングによるシミュレーションの標準的プロセスは、①モデリング ②実装 ③動作検証 ④検討対象との突合せの順に進むと述べている。この内モデリングは検討対象のある側面の抽象化・捨象や既存理論の取捨選択と合成によって行う。検討対象との突合せでは、まずパラメータや条件に値を与えてシミュレーションを実行する。そしてシミュレーション結果を検討対象と突合せることにより、パラメータや条件の値の変更やシステムモデルの修正等注意深い吟味を行う。この吟味過程を経て妥当性検証を行い、特性解明や問題解決への含意を探ることが出来る。

検討対象との突合せは、実在する環境における人流の再現を目指した人流シミュレーションの場合、定点観測等による各地点での通過人数などのデータを突合せの対象とすることがよく行われている。近年ではGPSやビーコン等を用いて来場者一人ひとりの行動履歴を容易に取得できる技術が普及しつつある。今後はこういった技術によって収集された一人ひとりの詳細なデータを用いて妥当性検証が行われるようになると考えられる。

こういった回遊シミュレーションの活用には課題が残る。まず、ある特定の環境における来場者の回遊行動を再現した回遊行動の人流シミュレーションをモデリングするのは困難である。環境や来場者の特徴などが回遊行動に大きな影響を与えるためであり、現状では熟練者の経験と知識に基づいて開発されている。

また検討対象との突合せにも改善点が残る。検討対象との突合せの段階においては、現状だと上述の通り一定時間の断面交通量等のマクロな実測データとシミュレーション結果を突合せることで妥当性を示してい

る場合が多い。シミュレーション活用者が施策検討によって解決したい混雑といったマクロ現象について、その発生要因も実データとシミュレーション結果で突合せが出来れば、モデルの妥当性はより向上すると考えられる。モデルに基づいてエージェントが行動するエージェントベース回遊シミュレーションであれば、ミクロマクロ分析等を行うことによってシミュレーション上で発生したマクロ現象の発生要因を明らかにすることが出来る。しかし現実世界において混雑等が発生した要因を見出すのは困難であるため、発生要因についてのシミュレーション結果と実データの突合せは現状行われていない。

これらの課題について、ミクロダイナミクス分析技法⁴⁾⁵⁾の活用が解決に貢献しうる。ミクロダイナミクス分析技法とは、シミュレーション上のマクロ現象の発生要因を明らかにする、エージェントベースシミュレーション結果データの分析技法である。回遊シミュレーションが対象とする実環境で収集した来場者の行動履歴やアンケート結果等の実データに、ミクロダイナミクス分析技法を適用することが出来れば、現実のマクロ現象についても発生要因を明らかにできる。その分析結果は、マクロ現象の発生要因の突合せを可能とするのみならず、来場者行動を再現するモデリングを容易にすると考えられる。しかし、ミクロダイナミクス分析技法が対象とするシミュレーションの出力データと実データは、データ形式が異なるため、そのまま適用することはできない。

1.2 研究目的

本研究では、実データに基づき回遊シミュレーションを構築する際に、ミクロダイナミクス分析技法を活用することを提案する。大規模展示会において収集した人流データとアンケートデータからなる実データを具体例に、具体的な手続きと実現可能性、有用性を示す。有用性とは、提案手法が回遊シミュレーション活用による課題解決に貢献できるということである。

アプローチとして、まずミクロダイナミクス分析技

法の実データへの適用を実現する。そして得られた結果を踏まえて簡易な回遊シミュレーションモデルの構築を試みる。構築を試みる中で、

- ①ミクロダイナミクス分析技法は、何をモデルに組み込むべきか示唆を与えることが出来、モデリングを容易にすること
- ②ミクロダイナミクス分析技法の分析結果がパラメータ設定、キャリブレーションに活用できること
- ③回遊シミュレーション活用により解決を目指すマクロ現象の発生要因について、シミュレーション結果と実データ間で突合せが可能となるため、回遊シミュレーションモデルの妥当性が向上すること

の3点を確認することにより、提案手法の有用性を示す。

2 先行研究

長澤ら¹⁾は大型商業施設の施設計画等に用いることを目的とした行動モデルを作成し、その妥当性検証を行っている。検証は店内22箇所における5分間断面交通量の調査結果とシミュレーション出力データとの相関性検証により妥当性を示している。また藤野ら²⁾はスーパー・マーケットにおけるPOP等の設置位置に関する意思決定支援のため、RFIDを用いた顧客の移動データを活用したシミュレーションモデルを構築した。構築したモデルについて、店内の6地点における通過人数を顧客移動データとシミュレーション出力データとで比較して妥当性検証を行っている。

長澤ら¹⁾、藤野ら²⁾はどちらも対象の環境における来場者の行動をシミュレーション結果と突き合わせて妥当性を示している。またエージェントのパラメータについても実データを利用して設定しており、突合せが行われていると考えられる。しかし提案モデル内では目的やセグメントといった来場者が引き起こすマクロ現象の発生要因となりうるものを表現しているが、マクロ現象について発生要因の突合せは行われていない。

今回用いるミクロダイナミクス分析技法^{4) 5)}はエージェントベースシミュレーション(ABS)上で発生した混雑等のマクロ現象について、現象を引き起こした

エージェント集団が持つ共通の特徴を抽出することで、マクロ現象が発生した要因を明らかにするものである。

加藤ら⁶⁾が述べるミクロダイナミクス分析技法の具体的な手続きは以下のようなものとなる。

- ①説明したいマクロ現象を決定する。
 - ②マクロ現象と関連するエージェント集合を抽出する。このエージェント集合を目標エージェントと呼ぶ。
 - ③エージェントのモデルパラメータや行動・学習ログの変数ごとにクラスタリングを行う。なお、クラスタリング手法やエージェント同士の類似度尺度はパラメータ・変数の特性に応じて柔軟に行う。
 - ④全てのクラスタの組合せについて、その積集合となるエージェント集合を抽出する。
 - ⑤積集合となるエージェント集合について、目標エージェントとのF値を算出する。
 - ⑥F値を用いて降順ソートにより列挙を行う。これにより上位に表示された積集合の組合せがマクロ現象の主要因である可能性が高く、上位から確認することでマクロ現象の発生要因が判明する。
- 提案されたミクロダイナミクス分析技法は山根ら⁴⁾、高橋ら⁵⁾とともに歩行者ABSに適用し有効性を示している。そして分析対象の入力データとしてABS1試行の出力結果データを対象としている。ABSの結果データとビーコン等から実際に収集される人流データの間には形式に乖離があるため、ミクロダイナミクス分析技法を適用するためには適切な加工によって形式をそろえる必要がある⁷⁾。

3 ミクロダイナミクス分析技法の実データ適用

今回は約4,600ブースが出展し開催期間の4日間でのべ約81,000人が訪れた、大規模な展示会において取得した実データにミクロダイナミクス分析技法を適用する。会場は2つのホールに配置された28のエリアと2つの通路から構成されている。出展者は似た出展内容のブースを複数集めた28のエリアのいずれかにブースを設置する。来場者は展示会会場を訪れた後、これらのブース・エリアを回遊し、商談や情報収集等を行う。

Table 1: ビーコンデータ形式 (データ提供元: bravesoft 株式会社)

| データ項目 | 時刻 | デバイス ID | ビーコン名 | 接近・離脱 |
|-------|-------------------|-----------|-------------------|--------|
| 記録内容 | 通信を行った 日・時・分・秒 | 来場者の識別 ID | デバイスが 通信したビーコン | IN/OUT |

Table 2: 利用したアンケートデータの設問一覧 (データ提供元: bravesoft 株式会社)

| 回答日時 | デバイス ID | 満足度 | 来場目的 |
|----------------|---------------------------|-------------------|---------------------|
| 過去の来場経歴 | 以前と比較して今回の イベントはどうだったか | 他のイベントと 比べて良い点 | 最終日の終了時刻につい ての意見 |
| 訪問した企業数 | 会場への滞在時間 | 1社あたりの 最長滞在時間 | 商品仕入・購買への関与 の仕方 |
| 国内企業との 商談有無 | 国内企業との商談内容 | 海外企業との 商談有無 | 商談した海外企業の地域 |
| 商談で重視する点 | 次回の来場予定 | アプリで 活用した機能 | |

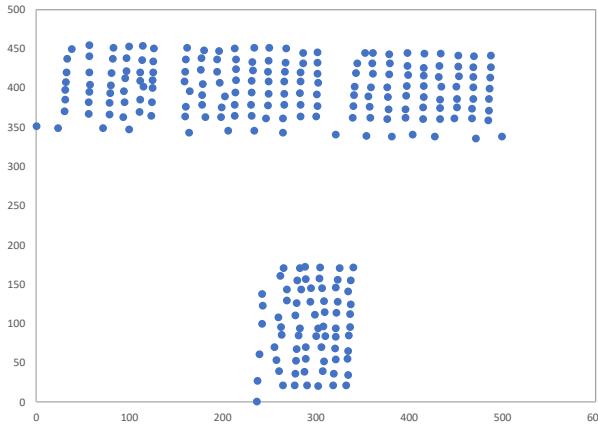


Fig. 1: XY座標によるビーコン位置

今回ミクロダイナミクス分析技法を適用する上で、イベント運営者が直面する問題状況を想定する。運営者は来場者が集中するエリアと過疎化しているエリアが存在しているのを課題に感じており、各エリアの配置を変えることで解決できないか、シミュレーションを用いて施策検討を行いたいと考えている状況を想定する。想定した問題状況に基づき、来場者が集中したエリアに対しその要因を明らかにすべく分析を行った。

3.1 利用する実データ

利用した実データはスマートフォンアプリから収集された3種類のデータからなる。会場内に設置されたビーコンの位置を記録したビーコン経緯度、来場者の行動履歴を記録したビーコンデータ、来場者が回答したアンケートデータの3種類である。

対象の展示会では2つのホールに28のエリアと2つの通路があり、会場全体に255のビーコンが設置されている。ビーコンそれぞれの位置は経緯度によって表現されている。来場者一人ひとりの行動履歴は、会場内に設置された各ビーコンにスマートフォンが接近・離脱した時刻を記録したビーコンデータに記録されていた。ビーコンデータの形式をTable 1に示す。また、来場者は来場後にスマートフォンアプリからアンケートに回

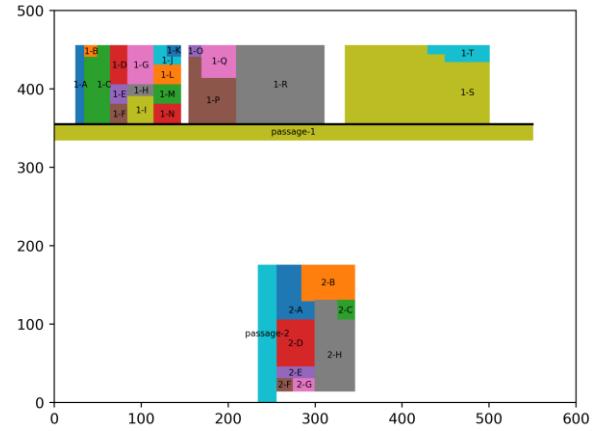


Fig. 2: 展示会会場とエリア配置

答することが可能であり、その結果がアンケートデータに記録されている。分析に用いたアンケートデータの質問項目をTable 2に示す。アンケートデータは全設問のうち記述式の設問を除いた選択式の設問を対象とした。選択式の設問には、単独回答の設問と複数回答の設問がある。

ミクロダイナミクス分析技法を適用したデータは、4日間で収集した全ビーコンデータの中から、2日目に来場者した約21,000人の内、記録のあった1982人分のビーコンデータである。また総来場者数約81,000人の中でアンケートに回答したのは211人であり、その内4日間のいずれかでビーコンデータに記録がある125人のアンケート結果を利用する。

3.2 分析のためのデータ整形

回遊ABSから出力されるデータは(a)エージェントの状態の時間変化を記録したエージェント動的データ(b)エージェントが持つ属性やパラメータを記録したエージェント静的データ(c)環境の時系列変化等を記録した動的データ(d)環境の属性やパラメータ等を記録した静的データの4つに分類することができ、ミクロダイナミクス分析技法では(a)(b)(c)を用いる。アンケートデータは(b)として利用可能だが、ビーコンデータは

Table 3: ビーコンデータの分析対象の変数

| 分析対象の変数 | 通過エリア | 通過エリア数 | 座標 | エリア初期値 | エリア終了値 | エリア移動回数 | 最長滞在エリア | 座標移動回数 |
|-------------|-------------|----------|----------------------------------------|-----------|-----------|------------|-------------|-----------|
| 利用した各来場者データ | 各エリアを訪れたか否か | 訪れたエリア数 | 初期値 中央値 終了値 最小値 平均値 最大値 | 最初に訪れたエリア | 最後に訪れたエリア | エリアを移動した回数 | 最も長く滞在したエリア | 座標を移動した回数 |
| クラスタリング手法 | ward | k-mean | k-means | 値による分割 | 値による分割 | 値による分割 | 値による分割 | k-means |
| 距離関数 | ハミング距離 | ユークリッド距離 | ユークリッド距離 | — | — | — | — | ユークリッド距離 |

(a)の時刻・エージェントID・状態(xy座標、現在地エリア等)のデータ形式に変換する必要がある。

ビーコン経緯度については、日本において緯度経度から平面直角座標系を算出するガウス・クリューゲル等角投影法⁸⁾を用いることで、南北と東西が直交する平面直角座標系でビーコンの位置を表現した。得られたビーコン座標を回転・平行移動することによってXY座標によってビーコン位置を表現した。XY座標で表現したビーコンの位置をFig. 1に示す。なお、ガウス・クリューゲル等角投影法により得られる平面直角座標系においてX軸・Y軸の1単位当たりの距離は1メートルとなる。以上により得られた会場を表現するXY座標を用いて28のエリアと通路を設定した。エリア名と配置をFig. 2に示す。以下では1-A～1-Sエリアとpassage-1のあるホールをホール1、2-A～2-Hエリアとpassage-2のあるホールをホール2と呼ぶ。

得られた会場のXY座標表現に基づいて、来場者が各時刻においてどこにいたのかを記録した(a)と同様のデータ形式を取る来場者動的データを作成する。ビーコンデータにおいて、来場者は同時に複数のビーコンに接近している場合がある。そのため接近している全ビーコンの中心地点をその時刻における歩行者の位置とした。各時点における来場者のXY座標が分かればどのエリアにいるかも分かり、各エリアにおいていつ誰がいたのかを記録した(c)の形式をとるデータも

作成できる。以上の処理によって(a)(b)(c)のデータ形式をとる実データを作成し、これらを用いてミクロダイナミクス分析技法を実行した。

4 ミクロダイナミクス分析技法の結果

3章において述べた、本研究において想定している問題状況を踏まえ、発生要因を明らかにしたいマクロ現象はエリアへの来場者の集中とする。3.2節において整形したデータについて、2日目の開場から終了までの間で平均密度が高かった1-Bエリア・1-Oエリア・2-Gエリアを訪れた来場者を目標来場者と定め分析した。

ビーコンデータの分析において分析対象とした来場者の変数とクラスタリングの方法をTable 3に示す。アンケートデータの分析において分析対象とした来場者の変数は、Table 2の各設問において単独回答の設問であればどの選択肢を選んだかにより来場者をクラスタに分ける値による分割を用いた。複数回答の設問であればハミング距離を用いたWard法によってクラスタリングを行った。これらの変数に基づいて、利用データ内の全来場者を変数ごとにクラスタリングし、目標来場者とのF値を算出し降順に列挙した。なおWard法とk-means法によるクラスタリングを行う時のクラスタ数は、目標来場者集合と各クラスタの最大F値が最も高くなる時のクラスタ数を選択した。

4.1 1-Bエリアの分析結果

1-Bエリアを一度でも訪れた来場者を目標来場者としミクロダイナミクス分析技法を実行した。ビーコンデータについて分析した結果の上位をTable 4に示す。なお分析対象とした変数の内上位に入らなかった変数はTable 4に記載していない。目標来場者は全1982人中228人であった。結果から、通過エリア数に基づいて3つにクラスタリングした内のクラスタ1、座標に基づいて3つにクラスタリングした内のクラスタ0、エリアの初期値がpassage-1、通過エリアに基づいて7つにクラスタリングした内のクラスタ4とクラスタ6が目標来場者との類似度が高いことが分かった。

通過エリアによるクラスタリング結果のクラスタ4とクラスタ6に所属する来場者の特徴を確認するため、各クラスタにおいてそれぞれのエリアを訪れた割合を確認するとFig. 3のようになった。クラスタ4の来場者

Table 4: 1-B ビーコンデータ分析結果

| クラスタ名 | | | | F 値 |
|-----------|------------|----|-------------|-------|
| 通過 エリア | 通過 エリア数 | 座標 | エリア 初期値 | |
| - | 1 | - | - | 0.523 |
| - | 1 | 0 | - | 0.497 |
| - | 1 | - | 'passage-1' | 0.458 |
| 4 | - | - | - | 0.452 |
| 4 | 1 | - | - | 0.447 |
| - | 1 | 0 | 'passage-1' | 0.437 |
| 6 | - | - | - | 0.414 |



Fig. 3: 通過エリアに基づくクラスタリング結果

Table 5: 1-B アンケートデータ分析結果

| クラスタ名 | | | F 値 |
|---------|------------|------------|-------|
| 過去の来場履歴 | 国内企業との商談有無 | アプリで活用した機能 | |
| '3回以上' | '商談はしていない' | 4 | 0.4 |
| - | '商談はしていない' | 4 | 0.4 |
| '3回以上' | '商談はしていない' | - | 0.381 |
| '3回以上' | - | 4 | 0.381 |

は会場全体を回遊していること、クラスタ6の来場者は主にホール1を回遊していることが分かる。同様にクラスタの特徴を確認した結果、通過エリア数に基づいてクラスタリングしたクラスタ1はエリア数が16~31の最も多くのエリアを通過している来場者集団であること、座標に基づいてクラスタリングしたクラスタ0はホール1の1-Aエリア~1-Rエリアを中心に行動した来場者であることが判明した。

アンケートデータについて分析した結果を Table 5 に示す。なお分析対象とした変数の内上位に入らなかった変数は Table 5 に記載していない。目標来場者は全 125 人中 15 人となった。Table 5 から、過去の来場履歴について 3 回以上と回答した来場者、国内企業との商談有無について商談はしていない来場者、アプリで活用した機能について 16 にクラスタリングした内のクラスタ 4 に所属する来場者が目標来場者との類似度が高いことが分かった。アプリで活用した機能によるクラスタリングのクラスタ 4 は、会場内のスタンプラリー機能と入場登録を行った来場者集団であった。

以上から 1-B エリアを訪れた来場者は、国内企業との商談をしていない、アプリではスタンプラリー機能を活用している、ホール 1 を主に訪れた来場者と会場全体を回った来場者であるという特徴を持つ傾向があることが判明した。こういった 1-B エリアへの来場者集中という現象を実際に引き起こした来場者集団が共通して持つ特徴というのは、来場者集中の発生要因の一つであると考えられる。またミクロダイナミクス分析技法を適用することにより、クラスタリング結果から各クラスタに所属している人数と、その内目標来場者であった人数も同時に判明した。

4.2 1-O エリア・2-G エリアの分析結果

同様にミクロダイナミクス分析技法を 1-O エリア、2-G エリアを訪れた来場者を目標来場者と定めて行った。その結果ビーコンデータの分析から 1-O エリアを訪れた来場者は、通過したエリア数が多い、エリアを移動した回数が 40~137 と中程度、会場全体を回遊しているという特徴を持つ傾向があることが分かった。アンケートデータの分析からは訪問企業数が 11~20 社、商品仕入・購買については自分が決定する、業界・製品の動向や製品購入のための資料収集を目的として来場したという特徴を持つ傾向があることが分かった。

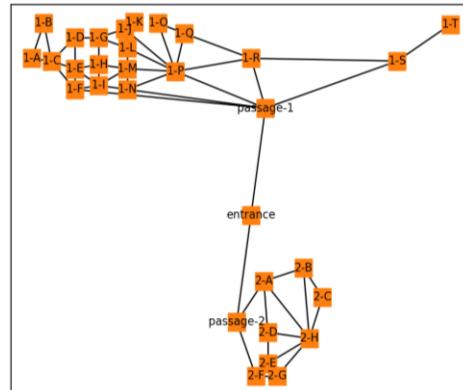


Fig. 4: シミュレーション環境モデル

また 2-G エリアを訪れた来場者はビーコンデータの分析からエリア数が 16 以上で最も多い、会場全体を回っている来場者とホール 2 を主に回った来場者であるという特徴を持つ傾向があることが分かった。アンケートデータの分析からは海外企業との商談をしていない、入場者登録とスタンプラリー機能を使っている、国内企業との商談はしたという特徴を持つ傾向があることが分かった。

こういった一部エリアへの来場者集中という現象を実際に引き起こした来場者集団が共通して持っている特徴というのは、現象が発生した要因の一つであると考えられる。

5 回遊シミュレーションの構築

以上のミクロダイナミクス分析技法結果から、展示会において 1-B, 1-O, 2-G 各エリアに来場者が集中する要因として、いずれのエリアにおいても来場者がどこを主に回遊しているかという行動の特徴が影響していることが判明した。この結果をもとに、回遊シミュレーションを構築する。3 章において述べた想定する状況に基づき、平均密度が高い 3 エリアへの来場者集中をエリア配置の変更によって解決できないか施策検討を行うことが出来るシミュレーションの開発を目指す。

5.1 シミュレーションモデル

シミュレーションで用いる環境モデルは 3.2 節で利用した会場の XY 座標表現とエリア設定を用いて、展示会場をノードとエッジで表現する。ノードは各エリアを表し、各エリアの重心地点の XY 座標とエリアが位置する部屋を属性として持つ。エッジは隣接したエリア間にある通行可能な通路を表し、属性としてエリア間距離を持つ。また 2 つのホールそれぞれにある通路の中間地点を entrance としてノードを設定し、entrance ノードにおいてエージェントは展示会会場に出現し退出する。利用する環境モデルを Fig. 4 に示す。

エージェントはタイプを持ち、そのタイプ毎に設定した目的地選択確率を利用する。目的地選択確率は各エリアを目的地として選択する確率であり、これに基づいて各エージェントは目的地集合を決定する。行動モデルとして、エージェントはシミュレーション時刻が出現時刻となった時 entrance に出現し、目的地集合に含まれる全エリアを観覧するか展示会の終了時刻であ

る25,200ステップ後になるまで、目的地決定・歩行行動・観覧を繰り返す。各エージェントが所属するタイプはタイプごとに設定した所属確率に基づくルーレット選択により決定する。シミュレーション内時間である25,200ステップは実際の開場時間である7時間を秒に換算した。

エージェントの出現時刻は、ビーコンデータから算出して設定した。展示会が開催されていた7時間と30分毎に分割し、各30分において新たにビーコンデータに記録のあった来場者数の割合を基に、シミュレーション内時間25,200ステップにおけるどの1,800ステップに出現するかを、各エージェントは生成時に決定し、1,800ステップ間において一様分布から生成される乱数に基づき出現時刻を決定する。

目的地決定においてエージェントは自身の目的地集合に含まれるエリアの中で最短経路の距離が最も近いエリアを基本的に選択するが、立ち寄り発生確率stopbyProbの確率で立ち寄りが発生する。立ち寄りの発生時は隣接エリア立ち寄り確率stopbyCloseareaProbの確率で現在地エリアと通路が繋がっている同じ部屋のエリアからランダムに一つ選び目的地とする。そうでなければ通路が繋がっていない同じ部屋のエリアからランダムに一つ選び目的地とする。立ち寄り発生時に該当するエリアが無ければ立ち寄りは発生しない。

エージェントのタイプはcluster1~cluster7とした。これは1-Bエリアを訪れた来場者を目標来場者として分析した結果を用いたものである。Fig. 3に示した各クラスタに所属する来場者が各エリアを訪れた割合にweightを乗じたものを目的地選択確率とした。

1-Bエリアの分析結果を用いたのは通過エリアに基づいてクラスタリングをした際に最もクラスタ数が多く、階層的クラスタリングの性質から細かいクラスタの和集合によってクラスタ数が多い時のクラスタを再現できるためである。1-O・2-Gエリアの分析結果において各クラスタに所属する来場者がどれだけ各エリアに行っているのか、1-Bエリア分析時のクラスタの和集合によってシミュレーション結果と実データ間で突合せられる。各エージェントのタイプを決定する所属確率は、ビーコンデータの全来場者のうち何人が各クラスタに所属しているのかという割合を利用した。

エージェントモデルの概要図をFig. 5に示す。以上の回遊シミュレーションモデルをプログラムとして実装し、動作検証を行った。

5.2 検討対象との突合せ

目的地選択確率を決定するweight、エージェントの立ち寄り発生確率stopbyProb、隣接エリア立ち寄り確率stopbyCloseareaProbの3つのパラメータについて、適切なパラメータ設定を見つけるためにグリッドサーチによるキャリブレーションを行った。グリッドサーチでは3つのパラメータを0~1の範囲で0.1刻みに変更し、各パラメータセットにつき100施行ずつシミュレーションを実行した。

ここで各パラメータセットの評価方法を述べる。まず来場者行動という観点で妥当性を示すために、各エリアの来場者通過数を利用した。来場者通過数は各パラメータセットの100施行の平均値と実データ間の差の絶対値の合計であるマンハッタン距離を算出し評価した。そして来場者集中の発生要因という観点で妥当

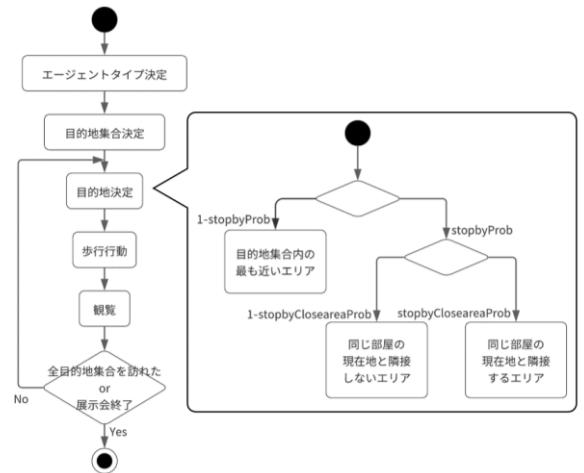


Fig. 5: エージェントモデル概要

性を示すため、発生要因となっていたエージェントタイプであるエージェントがどれだけ実際に1-B、1-O、2-Gエリアを通過したのかというエリア通過率を利用した。エリア通過率は各パラメータ設定における100施行の結果から、来場者通過数が最も平均値と近い代表的な1施行の実行結果を抽出し、実データと比較した。

本論では3つのパラメータセットにおける結果を例として述べる。weightの値について、各クラスタに所属する来場者が各エリアを通過した割合をそのまま目的地選択確率に利用するweight=1.0の場合、最も来場者通過数の実データとのマンハッタン距離が小さかったweight=0.2の場合、そしてweight=0.4の場合において、来場者通過数の実データとの差が小さいstopbyProb、stopbyCloseareaProbの値を採用した結果である。

上記の3パラメータセットにおいて各エリアの来場者通過数はFig. 6のようになった。その時実データとのマンハッタン距離はTable 6のようになった。実データでは1,982人の来場者が28ある各エリアを平均414.36人通過していた。来場者集中が発生していた3エリアにおいて、平均147.64人、107.24人、94.48人の誤差があるという結果であり、誤差は36%~23%程度のため十分に本シミュレーションモデル・パラメータは来場者行動の観点で再現している。

この3つのパラメータ設定について要因の観点から検討対象と突合せを行った結果はTable 7のようになった。来場者行動の再現という観点から妥当性を示すために行った来場者通過数の突合せにおいて、最もよい評価値が得られたweight=0.2、stopbyProb=0.9、stopbyCloseareaProb=1.0というパラメータセットだとエリア通過率の突合せでは実データと大きく異なる結果となった。逆に最も悪い評価値だったweight=1.0、stopbyProb=0.0、stopbyCloseareaProb=0.4というパラメータセットではエリア通過率の突合せにおいて最も実データと近い結果となった。

今回は来場者行動という観点と来場者集中の発生要因という観点から定量的に検討対象との突合せを行った。その結果双方の評価値間にトレードオフが発生してしまった。筆者は2つの評価値のバランスを取って、weight=0.4、stopbyProb=0.6、stopbyCloseareaProb=0.9というパラメータセットを採用し、問題状況解決のための施策検討を行うべきだと考える。

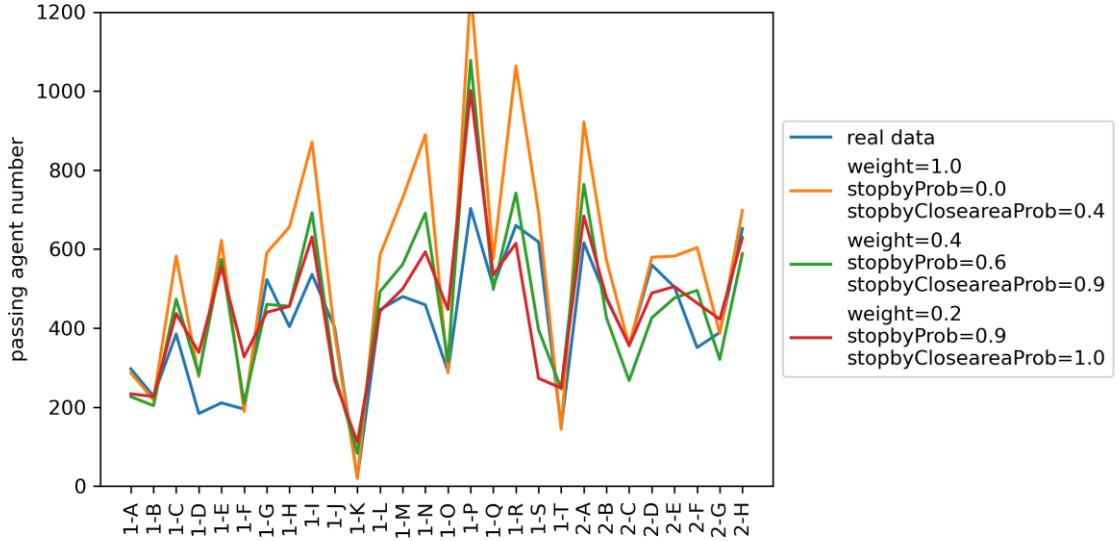


Fig. 6: 来場者通過数シミュレーション結果

Table 6: 来場者通過数のキャリブレーション

| weight | stopbyProb | stopbyCloseareaProb | 実データとのマンハッタン距離 | 誤差のエリア平均人数 |
|--------|------------|---------------------|----------------|------------|
| 1.0 | 0.0 | 0.4 | 4134.05 | 147.64 |
| 0.4 | 0.6 | 0.9 | 3002.62 | 107.24 |
| 0.2 | 0.9 | 1.0 | 2645.36 | 94.48 |

Table 7: エリア通過率の突合せ

| エリア | | 1-B | 1-B | 1-O | 2-G | 2-G |
|--------------------------|---------------------------------------------------------|----------|----------|------------|----------|------------|
| 要因だったクラスタ | | cluster4 | cluster6 | cluster4・5 | cluster1 | cluster4・5 |
| 行動の特徴 | | 会場全体を訪問 | ホール1を訪問 | 会場全体を訪問 | ホール2を訪問 | 会場全体を訪問 |
| エリア訪問率 実データ | | 75.26% | 69.47% | 44.53% | 77.25% | 63.50% |
| エリア訪問率 シミュレーション 結果 | weight=1.0 stopbyProb=0.0 stopbyCloseareaProb=0.4 | 61.18% | 61.36% | 41.88% | 72.17% | 61.37% |
| | weight=0.4 stopbyProb=0.6 stopbyCloseareaProb=0.9 | 41.94% | 42.35% | 33.98% | 55.83% | 45.56% |
| | weight=0.2 stopbyProb=0.9 stopbyCloseareaProb=1.0 | 22.22% | 28.09% | 32.62% | 62.00% | 42.55% |

5.3 結果と考察

以上より、ミクロダイナミクス分析技法を実データに適用した結果をもとに標準的プロセスに沿って構築した本回遊シミュレーションモデルは、来場者の行動を再現するのみならず、来場者集中という現象が発生する要因についても実データと定量的に突合せることを実現し、妥当性があることを示すことが出来た。来場者の行動のみを再現する場合と比較してより妥当性の高い回遊シミュレーションモデルになったと考える。この回遊シミュレーションモデルとパラメータ設定を

用いて、例えは環境モデルのエリア配置を様々な施策として会場内で変更して実行することで、シミュレーション結果からその施策では来場者集中が発生したエリアの通過者数が減少するのかどうかを確認することができる。3章において想定した、運営者が直面する問題状況の解決に貢献できる回遊シミュレーションモデルとパラメータセットが得られた。また、モデル構築の流れの中でミクロダイナミクス分析技法の結果を踏まえることでモデリングを容易にすること、エージェントモデルのパラメータ設定に分析結果を利用できることもあわせて示すことが出来た。

一方で、回遊シミュレーションモデルの妥当性を示す方法については課題が残った。来場者行動の定量的な妥当性とマクロ現象の発生要因の定量的な妥当性において、トレードオフの関係が発生してしまい双方の評価値がともに優れたパラメータ設定を発見することは困難であった。

これは妥当性提示の方法についての基準が無いことが原因の一つであると考える。回遊シミュレーションの妥当性を示す場合に何をシミュレーション結果と突き合わせることで行うのかは、モデルーやシミュレーション利用者が手元にどのようなデータがあるのかといった制約を受けながら決定する。その妥当性を示す指標は幾通りも考える。例えば本回遊シミュレーションモデルでは来場者行動について、全エリアの通過者数をシミュレーション結果と実データ間で突合せすることで妥当性を示した。しかし長澤ら¹⁾や藤野ら²⁾のように断面交通量により突合せを行うのであれば、環境モデルに配置された通路を通過する人数で突合せを行うということも可能であった。

また、突合せを行う指標の算出方法にも様々な考え方があると考えられる。本研究では来場者行動の突合せについては100施行の平均値で、マクロ現象の発生要因の突合せを100施行の平均値と最も近い代表的な1試行の結果により行った。これは「実データとは全シミュレーション結果が目指すべき正解データである」と考えたためである。しかし「利用した実データは何通りも発生しうる中の1試行の結果である」という考え方もありうる。モデルーがこのように考えた場合には、本研究のように平均値を利用して突合せるのではなく、シミュレーション100施行の結果の中で最も実データと類似した1試行の実行結果について、実データと突き合わせてパラメータセット・妥当性の評価を行った可能性がある。

本研究で得られた結果は、妥当性検証に用いる指標や算出方法について、複数考えられる中で筆者が採用した1パターンに過ぎない。その結果として、来場者行動における妥当性の評価値とマクロ現象の発生要因における妥当性の評価値の間に、トレードオフの関係が生じた。別の指標や算出方法を採用した場合には、違った結果が得られると考えられる。妥当性評価についての一般化された基準が望まれる。

6 結論と今後の課題

本研究では実在する環境を題材に実データを活用して歩行者シミュレーションを構築・活用する場合に、ミクロダイナミクス分析技法を活用することを提案した。そしてその具体的な手続き、提案手法の実現可能性、有用性を示した。

まず、従来シミュレーション結果に適用されていたミクロダイナミクス分析技法を、適切な加工を行うことにより実データに対しても適用することを実現した。その分析結果から、会場内のどこを訪れていたのかという各来場者の行動の特徴が一部エリアへの来場者集中の要因の一つであることを明らかにした。また分析結果を踏まえて回遊シミュレーションを実際に標準的プロセスに沿って構築した。その構築プロセスの中で、ミクロダイナミクス分析技法の結果が、

- ①モデリングにおいて、何をモデルに組み込むべきか示唆を与えること

- ②分析結果を活用することで、シミュレーションモデルにおいて利用するパラメータの設定が出来ること
- ③検討対象との突合せにおいて、来場者行動を再現していることを示すだけでなくマクロ現象の発生要因についても再現していることを示すことが出来るようになる。これにより妥当性の高いシミュレーションモデルを開発できるようになることを示した。

今後の課題としては、実データにミクロダイナミクス分析技法を適用し回遊シミュレーションモデルを得る、という提案手法の汎用性の確認があげられる。対象の環境が異なる場合やビーコン以外から取得したデータを利用する場合、来場者集中以外のマクロ現象の解決を図りたい場合などにも提案手法が有効であるのかを確認する必要がある。

また、アンケートデータの分析ではデータ数が少なく、本当に来場者集中の発生要因となっているのか疑問が残る結果となってしまった。そのため、より多くのデータ数を持つデータで実験するとともに、ミクロダイナミクス分析技法が必要とするデータ数を明らかにする必要がある。

そして妥当性検証の方法について、2つの観点から定量的に妥当性検証を行った結果双方ともに優れたパラメータ設定を発見することは困難であった。どのような考え方で何を利用して妥当性を評価するべきなのか、一般化された基準が望まれる。

謝辞

本研究で利用した大規模展示会において収集されたデータは、bravesoft株式会社から提供して頂きました。この場を借りて深く御礼申し上げます。

参考文献

- 1) 長澤、佐古、渡辺：大規模商業施設設計画のための買い物行動モデル、日本建築学会計画系論文集、74-646, 2611/2616 (2009)
- 2) 藤野、北澤、山田、高橋、山本、吉川、寺野：スーパー マーケットで客はどう動く？—顧客動線分析とエージェントシミュレーションからわかること—、第5回社会システム部会研究会資料、5、57/68 (2014)
- 3) 兼田：artisoc で始める歩行者エージェントシミュレーション、21/22、株式会社構造計画研究所 (2010)
- 4) S. Yamane, H. Yamada, K. Ohori, et al.: Systematic analysis of micro dynamics in agent based simulation, WSC '18 Proceedings of the 2018 Winter conference, 4214/4215 (2018)
- 5) 高橋、高橋：大型施設等における混雑の人流シミュレーションによる要因分析手法の提案、2018年度早稲田大学創造理工学部経営システム工学科卒業論文 (2019)
- 6) 加藤、山根、山田、大堀、高橋：エージェントモデルの構造を利用したミクロダイナミクス分析技法、第18回社会システム部会研究会資料、54/61 (2019)
- 7) 高橋、山根、山田、大堀、高橋：ミクロダイナミクス分析技法を用いた実データに基づく回遊シミュレーション構築、計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会2020 予稿集、470/475 (2020)
- 8) 政春：ガウス=クリューゲル図法投影式の導出法 予備知識を明確にした開設の試み、地図 2001-2002, 39-4, 31/37 (2002)