

# マイクロダイナミクス分析におけるクラスタリングのための 類似度関数の選択手法

○酒井峻太郎<sup>1</sup> 高橋真吾<sup>1</sup> 山根昇平<sup>2</sup> 山田広明<sup>2</sup> 大堀耕太郎<sup>2</sup>

(<sup>1</sup>早稲田大学 <sup>2</sup>株式会社富士通研究所)

## Method for Selecting Similarity-Measure Functions in Clustering of Micro Dynamics Analysis

\* S. Sakai<sup>1</sup>, S. Takahashi<sup>1</sup>, S. Yamane<sup>2</sup>, H. Yamada<sup>2</sup> and K. Ohori<sup>2</sup>

(<sup>1</sup>Waseda University, <sup>2</sup>Fujitsu Laboratories Ltd.)

**概要**— これまで開発してきた人間行動シミュレーションは、施設や街なかにおける人間行動の制御施策を評価するためのツールとして有用である。特に、シミュレーションにより得られた人間行動ログを解析し施策の良し悪しの理由をつぶさに説明することで強力な意思決定支援を実現することができる。しかし、これまでのマイクロダイナミクス分析は分析者の技量に依存しており、十分な説明ができないケースが生じていた。そこで本研究では、分析者に依存しないマイクロダイナミクス分析の実現を目標として、分析過程におけるクラスタリングに注目し、類似度関数の選択手法を開発する。

**キーワード:** ミクロダイナミクス分析, クラスタリング, 類似度関数, エージェントベース社会シミュレーション

### 1 はじめに

ショッピングモールや空港での待ち時間や歩行距離は顧客満足度の指標となっており、多様な施策案を用いた満足度向上の取り組みが行われている。しかし、実現場での施策の立案と実施を繰り返すと時間的・金銭的成本が増大するとともに、顧客満足度の低下を引き起こすリスクがある。このような問題に対して、エージェントベース社会シミュレーション (ABSS: Agent-Based Social Simulation) を用いて施策実施後の起こり得る現象を事前に検討し、意思決定を支援する研究が進んでいる<sup>1)2)3)4)</sup>。

ABSSは、個々の振る舞いから生じる社会システムのマクロ現象を再現し、その現象が生じた原因を説明することができる。この原因説明はマイクロダイナミクス分析<sup>5)6)</sup>と呼ばれ、エージェントの内部モデル、行動モデル、学習モデルのパラメータ変化を分析することで実現される。しかし、従来のマイクロダイナミクス分析は専門家のノウハウにより実現されており、体系的な方法が存在しておらず、重要なダイナミクスを見落とす可能性がある。また、大量のシミュレーションログを分析する必要があるため、多大な時間を要し、実現場へのフィードバックが遅れるケースが多々見られる。

Fig.1に示すように、ABSSの分析技法は複数提案されている。後藤ら<sup>7)</sup>は、施策によって生じる可能性のある結果や、それをもたらすメカニズムの知見を得るシナリオ分析において、施策ごとの統計値の比較によるランドスケープ分析を提案している。田中ら<sup>8)</sup>は、各試行のエージェントの振る舞いを時系列データとして捉え、多数の試行結果をクラスタリングすることでマクロ現象が生じるプロセスをいくつかのパターン (ログクラスター) に分類している。この技法は、各試行を単一の時系列データとして扱っており、一試行における様々な現象をエージェント個々のマイクロダイナミクスからの説明を対象としていない。一方、山根ら

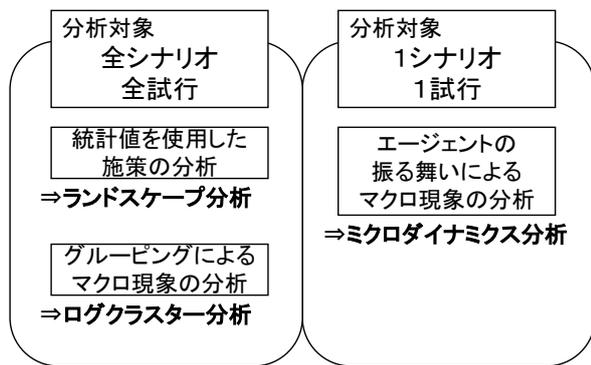


Fig. 1: 3手法の関係性

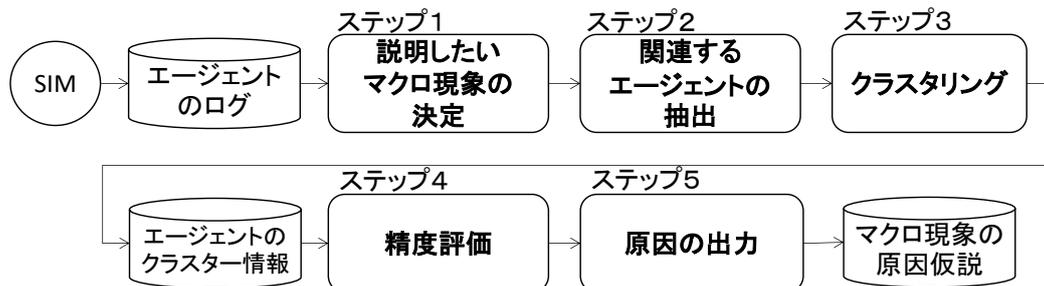


Fig. 2: 山根らの方法論

9)は、マイクロダイナミクス分析を体系的に実施するためのプロセスを提示しており、マクロ現象の発生原因を得るために有効である。しかし、実施のための具体的な技法は明記されておらず、分析者のノウハウに依存する部分が残る。

山根ら<sup>9)</sup>はFig.2に示すようにマイクロダイナミクス分析を5つのステップで実施することを提案している。ステップ2では、ステップ1で決定したマクロ現象と関わりがあるエージェントの特徴を得るために、そのエージェントに対してラベルの付与を行う。ステップ3のクラスタリングでは、積集合による組合せ数の増大や、施策立案を踏まえた特徴を得るために、グルーピングやクラスタリングを実施する。ステップ4の精度評価では、適切なマクロ現象の発生要因を得るために、各グループのクラスタリング結果の積集合の組合せによりエージェント群を分割し、各エージェント群とマクロ現象との関係性を評価する。

本稿では、山根ら<sup>9)</sup>の方法論におけるステップ3のクラスタリングにおいて、分析者の目的に応じて対応可能な類似度関数の選択方法を提案する。また、本手法を用いて小売店の混雑分析事例<sup>9)</sup>を分析し、提案技法の有効性を検討する。

## 2 先行研究と研究目的

マイクロダイナミクス分析は、実験から得られたデータをもとにマクロな視点から仮説生成を行い、シミュレーションのマイクロな設定を変更することで仮説を検証する<sup>9)</sup>。こうした一連の手順を繰り返すことで、施設のマネージャーなどに代表される行動分析者は各々の目的に応じた施策を打ち出すことが可能となるが、通常マイクロダイナミクス分析では、複数ある変数からマクロな結果に影響を与えている変数を特定することが困難であり、コストや時間の面から分析を実施する上で大きな障壁となっている。そのため、特定の目的に対する施策の意思決定支援を行うものとして、これまでもさまざまな試みが導入されている。

注目する変数を特定しようとする試みのひとつとして、因果ループ図を用いた手法がある。飯田<sup>10)</sup>は因果ループ図を用いてマイクロダイナミクス分析を行い、特定のテーマパークにおける不確実性が、政策の効果に影響を与えるメカニズムをマイクロな視点で分析した。さらに、吉田<sup>11)</sup>は因果ループ図から、マクロな結果に強い影響を与えるマイクロな変数を定量的に特定する方法を開発した。

飯田はマクロな変数の関係を表現した因果ループ図から、施策効果を高めるエージェントの変数を特定したが、変数間の因果関係を主観的に捉えていたため、施策の説明が客観性に欠けるという問題があった。また、吉田は評価指標への影響の強さを定量的に測るために変数値といった指標を提案し、より効果的なマイクロダイナミクス分析を可能にしたものの、因果ループ図の作成のために設定するノードの閾値設定などに主観的要素が含まれるなど、完全な客観性を確立するまでには至っていない。

マイクロダイナミクス分析は一人ひとりのエージェントのマイクロな行動と、全体を象徴するマクロな現象との関連性を説明する手法である。しかし、これまでのマイクロダイナミクス分析は因果ループ図の書き方によって分析対象が大きく異なってしまうなど分析者の技

量に依存しており、場合によっては十分な説明ができない。

社会シミュレーションの分野で得られるデータは、通常の統計処理を行う統計データとは異なり、データを生み出す元となるモデルが存在する。そのため、そのモデルの構造を利用して、シミュレーションのログデータの性質を明らかにしようとする試みがある。田中ら<sup>8)</sup>は、モデル構造を「モデルの目的、モデルに含まれるオブジェクトとそれを特徴づける状態変数、モデルのプロセス、モデルを構成する要素のコンセプト」と定義しており、観測データとともにクラスタリングによるシミュレーションデータの分類を行っている。

これらのことから、社会シミュレーションにおけるデータの分析方法は、個々の分析者の判断に任されており、シミュレーションデータの中から注目する変数を特定する方法は確立されていない。そのため、シミュレーションモデルの変数間の構造的な特性から、施策効果に影響を与える要因を特定することで、分析者に依存しないマイクロダイナミクス分析を実現する方法論の構築を最終的な目標とする。

本研究ではこの目標を達成するためのサブゴールとして、マイクロダイナミクス分析の完全自動化に向け、分析者の目的に応じたクラスタリング手法の選択方法の開発を行う。

## 3 提案手法

### 4.1 手法概要

本研究では、シミュレーションを実行して分析対象となるデータが存在していることを前提とする。通常シミュレーションから得られるデータは膨大であるが、類似した特徴をもつデータを分類することで、マクロな状況を理解しやすくなる。ここではデータの分類方法として、特徴が似通ったデータを関数によって定量化し、その値によっていくつかの集団にカテゴリ化を行うクラスタリング手法<sup>12)</sup>を利用する。また、分析者の目的や使用するシミュレーションによって獲得したいと意図する仮説は異なることから、はじめに分析者が分析対象となるマクロ現象を設定し、その後複数の仮説を提示するといった手順を踏む。

### 4.2 手法の流れ

ここでは Fig.2 で示した山根らによる方法論を適用して説明する。

#### (1) 説明したいマクロ現象の決定

シミュレーションの対象となる複数の集計データ間の関係に基づいて、説明のターゲットとなるマクロ現象を絞り込む。テーマパークを例とすると、エージェントのマクロな状況である混雑度や満足度などを基に決定する。

#### (2) 関連するエージェントの抽出

(1)で決定した説明したい現象に則り、行動に特徴のあるエージェントを絞り込む。

#### (3) クラスタリング

シミュレーションによって出力された各エージェントのデータに基づいてクラスタリングを行う。はじめにクラスタリングの指標として、シミュレーションのモデル構造をもとに説明したいマクロ現象に影響を与えていると推測できる変数を選択し、これをクラスタ

リング指標とする。次に、ログデータをそれぞれの指標でクラスタリングを行い、全データをいくつかのクラスターに分類する。

クラスタリングを行う際には、複数のデータ間の類似性を具体的な数値として算出し、それをもとに決められたアルゴリズムに従ってグループ分けを行うのが一般的である。類似度を計算する類似度関数については、これまでも様々な手法が開発されているが<sup>12)</sup>、実際の分析の現場では分析対象となるデータの特性や分析者が意図する分析目的によって選択されており、本研究ではこれらの手法選択についての自動化を試みる。

今回用いる類似度関数の手法選択方法は、あらゆる目的に応じて関数を一度に探索できる「総括性」と、分析者の細かな目的に漏れなく応じることができる「網羅性」を満たすものとして、Yes/No チャートを開発した。Fig.3のチャートは、質問に対してYesまたはNoを回答することで適切な関数を選択できるようになっている。また質問項目は、マイクロダイナミクス分析においてマクロな状況をどのように分析するか選択できる「技術的特性」によるものと、エージェントのマイクロな特性に応じて処理可能な関数を選択できる「機能的特性」によるものとの2種類の質問によって構成される。特に、質問③「時系列データのどのようなパターンを知りたいか」では、「周期性」「細部の傾向」「異常値」「母集団の差」の4つの分岐に分かれているが、観測データに対して分析者が扱う情報量の範囲は、その後のクラスタリング結果に大きく左右されるため、分析者の目的に応じて適切な手法を選択できるよう意図して作成した。具体的には、データの大まかな傾向を知りたいければ「母集団の差」を、より部分的な特徴を捉えるのであれば、「周期性」「細部の傾向」を選択する。また、特異的なデータに注目するのであれば「異常値」の分岐を選択することで適切な手法を得ることができる。

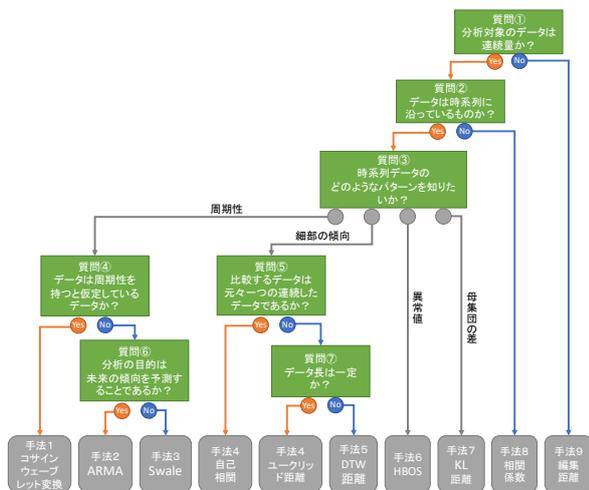


Fig. 3: Yes/No チャートによる類似度関数選択法

#### (4) 精度評価

説明したいマクロ現象に相当するエージェントと、複数のクラスターを組み合わせる集合を取ったエージェントを比較し、相関の高いクラスター組み合わせを導出する。エージェント群の一致度を測る指標として、集団の分散の類似度を測ることができる F 値

(F-measure)を用いる<sup>13)</sup>。F 値とは、2クラスの分類問題を考えるうえで、真の結果に対する予測の精度を現した評価指標であり、適合率(Precision)と再現率(Recall)の調和平均で表す。

$$F - measure = \frac{2}{\frac{1}{Precision} + \frac{1}{Recall}} \quad (1)$$

適合率は、予測したデータに対し目的に合ったデータがどれだけ含まれているかという正確性を表す指標である一方、再現率は目的に合ったデータに対し予測データがどれだけ含まれているかという網羅性を表す指標である。予測データが増えれば再現率は上がるが、その分不必要なデータも増える可能性があるため、適合率は下がる傾向にある。このように正確性と網羅性は一方が高いともう一方は低くなるというトレードオフの関係になっているため、2つの指標を合わせたものとして F 値を用いている。

#### (5) 原因の出力

クラスタリング結果に基づいて、説明したいマクロ現象に相当するエージェントと相関の高いエージェントのクラスターを出力する。また、仮説の検証の結果を可視化し提示する。

## 4 使用するシミュレーションと分析フロー

### 4.1 使用するシミュレーションモデル

本研究では、提案する方法論の適用例として、小売店レジのシミュレーションを用いて実験する<sup>9)</sup>。本シミュレーションは買い物客をエージェントとし、買い物を済ませたエージェントがレジ前に発生してから支払いを終えるまでの挙動を表現したエージェントベースシミュレーションである。エージェントは Fig.4 の上段から発生し、中段のスクリーン専用レジで商品のスクリーンを行い、下段の精算専用カウンターを経て退店する。

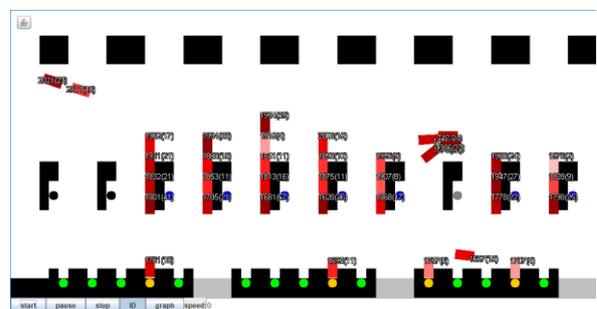


Fig. 4: シミュレーションの実行結果 (一部)

エージェントのパラメータは「向き」「視野角度」「視野範囲内のレジの想起集合」を持つ。エージェントの行動フローは以下の3ステップからなる。

**Step1**: 来店客であるエージェントを、買い物を済ませた状態でレジ前に発生させる

**Step2**: エージェントは視野内にレジを認知すると、認知したレジを想起集合としてカウントする

Step3: 想起集合のレジから実際に並ぶレジを決定する際に、以下の評価関数を用いる。評価関数 $U_{ik}$ とはエージェント $i$ の想起集合内のレジ $k$ への並びたい度合を示す。

$$U_{ik} = \beta_1 \times Line_{ik} + \beta_2 \times Distance_{ik} \quad (2)$$

ただし、 $Line_{ik}$ はエージェント $i$ が観測した $k$ 番目のレジに並んでいる数、 $Distance_{ik}$ はエージェント $i$ と $k$ 番目のレジとの距離を示し、キャリブレーションから $\beta_1, \beta_2$ はそれぞれ0.75, 0.25と設定している。

## 4.2 手法の流れ

### (1) 説明したいマクロ現象の決定

今回は、レジの混雑が発生し、満足度の低下につながる「所要時間700秒以上のエージェント」を説明したいマクロ現象として設定した。

### (2) 関連するエージェントの抽出

(1)で設定したマクロ現象を基にエージェントの抽出を行った。本実験では、全16016エージェントのうち約4パーセントの633エージェントに相当した。

### (3) クラスタリング

本実験では、クラスタリング指標として実験から得られた計8種類の変数を選択し、全データをそれぞれの指標についてクラスタリングを行う。内部変数として、「商品点数」「レジの数・配置」2種類、外部変数として「エージェントのXY平面上の動線」「レジ選択時のレジ待ち行列数」「エージェント生成時刻」「支払時間」「スキャン時間」「エージェントの発生場所」の6種類を選択した。クラスタリング手法は計算速度の面からk-means法を用いており、類似度関数はFig.3の関数選択法から各変数に適切な手法を選択した。

Table 1: クラスタリング指標

変数名	略称	類似度関数	クラスタリング手法
【内部変数】			
商品点数	商品点数	ユークリッド距離	k-means法
レジの数・配置	レジ配置	—	—
【外部変数】			
エージェントのXY平面上の動線	XY平面	2次元DTW距離	k-means法
レジ選択時の待ち行列数	待ち行列	8次元ユークリッド距離	k-means法
エージェント生成時刻 (GeneratedTime)	GT	ユークリッド距離	k-means法
支払い時間 (PayTime)	PT	ユークリッド距離	k-means法
スキャン時間 (ScanTime)	ST	ユークリッド距離	k-means法
エージェントの発生場所	Place	ユークリッド距離	k-means法

クラスタリングは一般的なk-means法のアルゴリズムに則り、以下の手順に沿って行う。

#### ① クラスタの仮の中心を選択

全エージェントからランダムに $k$ 個のエージェントを選択し、このエージェントを仮のセントロイドとする。

#### ② 類似度関数を用いて二系列間の距離を算出

全てのエージェントは選択した類似度関数を用いて、それぞれのクラスタのセントロイドとの距離を測る。二次元時系列データであるXY平面上の動線データは、一般的な動的時間伸縮法(DTW)による距離計算を応用

して、通常一次元座標の距離を計算するコスト関数を二次元座標の距離に置き換えることで算出した。

#### ③ クラスタに分類

各セントロイドとの距離を求めたエージェントは、最も距離の近いセントロイドのクラスタに属する。すべてのエージェントが属するクラスタを決定した後、クラスタ内で新たなセントロイドを求め、再び②の手順に戻って距離計算を行う。この一連のフローを繰り返し、クラスタが収束したら終了とする。

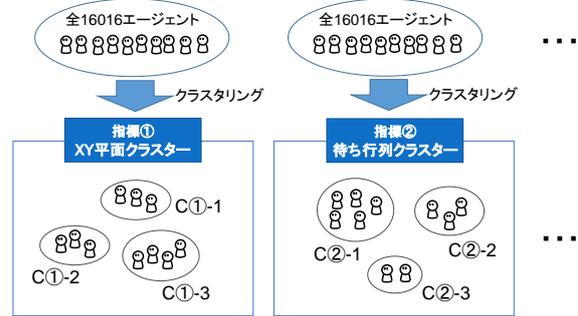


Fig. 5: クラスタリング

#### (4) 精度評価

クラスタリング指標ごとに獲得したクラスタを組み合わせることで、特徴を持つエージェント集合を選定することができる。このエージェントと、説明したいマクロ現象である「待ち時間700秒以上」を満たすエージェント群とをF値を用いて比較する。すなわち、待ち時間と関連の高いエージェントの特性やレジ位置を把握することが可能となる。

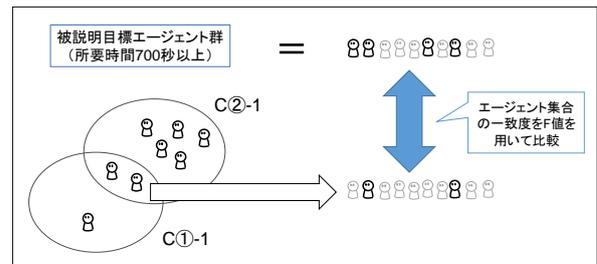


Fig. 6: 精度評価

## 5 実験結果

### 5.1 クラスタリング結果

クラスタリング指標「エージェントの動線のXY平面」(クラスタ数 $k=10$ )と「レジ選択時のレジ待ち行列」( $k=10$ )による結果を示す。Fig.7からエージェントは発生場所から比較的近くのレジを選択しており、特に両端から発生しているクラスタ1・3・5・6は待ち時間の長いエージェントの割合が高いことが分かる。これはレジの並びの両端から発生したエージェントにとっては、並ぶレジが一方に限定されることで、結果として多くのエージェントが並んでしまうということが見て取れる。

Fig.8はレジ選択時における各レジの待ち行列をグラフにした図で、Table 3と合わせると、待ち行列数が長いクラスタほど待ち時間の長いエージェントの割合が高くなる事が分かる。また、各クラスタに注

目すると、来店客が片側のレジにのみ偏っているクラスターが存在しており、レジ待ち行列の傾向も分類されていることが分かる。

Table 2: クラスタリング結果 (XY 平面)

c	個数	over700	割合(%)
1	568	66	11.62
2	1988	21	1.06
3	1484	109	7.35
4	0	0	-
5	9773	303	3.10
6	1200	102	8.50
7	1003	28	2.79
8	0	0	-
9	0	0	-
10	0	0	-

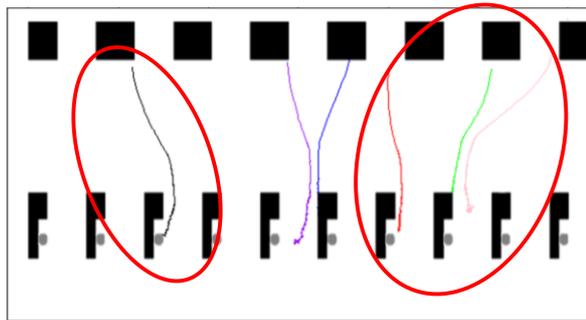


Fig. 7: セントロイドの軌跡

Table 3: クラスタリング結果 (待ち行列)

c	個数	over700	割合(%)
1	1778	62	3.49
2	645	29	4.50
3	1428	2	0.14
4	1926	0	0.00
5	1515	44	2.90
6	2600	8	0.31
7	1080	16	1.48
8	2369	330	13.93
9	1540	96	6.23
10	1135	35	3.08

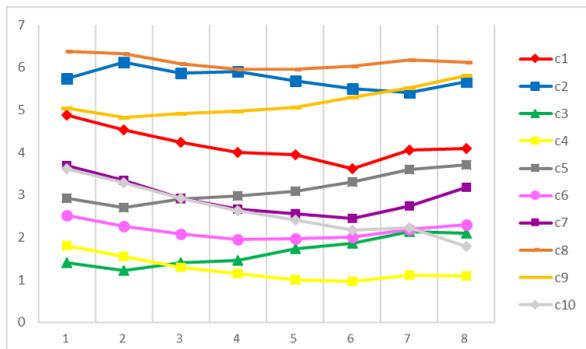


Fig. 8: 各クラスターの待ち行列数

また、クラスタリング指標「エージェントの生成時刻」(k=5), 「支払時間」(k=5), 「スキャン時間」(k=5) によるクラスタリング結果は以下になった。それぞれの指標でほとんど均等にエージェントを分類することができており、クラスタリングによってエージェントの性質の違いを抽出できていることが分かる。

Table 4: クラスタリング結果 (生成時刻)

No.	1	2	3	4	5
生成時刻	2104	3534	6437	676	4982
エージェント数	3182	3104	3304	3156	3270

Table 5: クラスタリング結果 (支払時間)

No.	1	2	3	4	5
生成時刻	2104	3534	6437	676	4982
エージェント数	3182	3104	3304	3156	3270

Table 6: クラスタリング結果 (スキャン時間)

No.	1	2	3	4	5
生成時刻	2104	3534	6437	676	4982
エージェント数	3182	3104	3304	3156	3270

## 5.2 精度評価と原因の出力

以上のクラスタリング指標を組み合わせ、得られた結果を Table 7 に示す。全 8 種類のクラスタリング指標を組み合わせさせた結果、全 46 クラスタを得ることができ、46 クラスタの積集合をとることで、337205 通りのクラスタの組み合わせを得ることができた。そのうち、F 値の大きさが 0.2 を超える組み合わせは 10 通りであり、0.15 を超える組み合わせは 28 通りとなった。

F 値の大きなクラスタは待ち時間と大きく関係しているエージェント群であり、クラスタの特性を調べることで問題解決への施策を導くことができる。表に注目すると、特に「スキャン時間」クラスタ No.5 のエージェント群 (以下エージェント群①) や、「レジ選択時のレジ待ち行列」クラスタ No.8 のエージェント群 (以下エージェント群②) のスコアが高く、混雑に大きく関わっていることが分かる。エージェント群①は Table 6 よりスキャン時間の長いクラスタであり、特に単独のクラスタだと最も高いスコアを示している。モデル上のスキャン時間は商品点数に比例していることから、商品点数の多いエージェントが待ち時間を増やしていることが分かる。

また、単独のクラスタよりも複数のクラスタを組み合わせることで F 値が高くなるエージェント群も存在する。例えばエージェント群②は、Table 8 より単独のクラスタでは F 値が 0.142 と全体で 33 番目だったのに対し、レジ配置や待ち行列などのほかのクラスタと組み合わせることで一致度は高くなっていることが分かる。これは混雑の原因として、単一的な要因ではなくむしろ複数の要因によって説明可能になるい

うことが示されている。現実の問題状況でも、表面的な問題が複数の様々な要因が干渉しあうことによって発生する状況は往々にして存在するが、そういった意味では本研究で用いている方法論が問題状況の解決策として有効に働いていることが分かる。

混雑を生み出すきっかけとなっている状況の特徴としては、2番目にF値が高いエージェント群から「稼働するレジの配置がまばらになっている状況で、購入する商品点数が多いエージェント」とすることができる。また、10番目にF値が高いエージェント群からは「レジ待ち行列が6人以上発生している状況で、閉店間際に来店するエージェント」とすることができる。具体的な施策としては、こういった特徴を持つエージェントや状況を減らす方向に向けて議論する必要がある。

Table 7: F値が0.15以上のクラスター (太字はF値0.2以上)

cluster	level	f_score
ST	5	0.345
ST&レジ配置	<b>5_2</b>	0.300
GT&ST	<b>3_5</b>	0.296
待ち行列&ST	<b>8_5</b>	0.244
GT&ST&レジ配置	<b>3_5_2</b>	0.234
待ち行列	8	0.216
ST&商品点数	<b>5_1</b>	0.213
XY平面&ST	<b>5_5</b>	0.210
待ち行列&GT&ST	<b>8_3_5</b>	0.207
待ち行列&GT	<b>8_3</b>	0.206
待ち行列&レジ配置	8_1	0.184
ST&レジ配置	5_1	0.179
待ち行列&レジ配置	8_2	0.175
GT&ST&商品点数	3_5_1	0.171
PT&ST	3_5	0.170
待ち行列&ST&レジ配置	8_5_2	0.167
XY平面&ST&レジ配置	5_5_2	0.165
ST&レジ配置&商品点数	5_2_1	0.164
XY平面&GT&ST	5_3_5	0.159
待ち行列&商品点数	8_1	0.158
ST&商品点数	5_2	0.156
GT&ST	5_5	0.155
XY平面&待ち行列	5_8	0.154
待ち行列&ST&レジ配置	8_5_1	0.153
GT&レジ配置	3_2	0.151
PT&ST	2_5	0.150
PT&ST	5_5	0.150
待ち行列&GT&レジ配置	8_3_1	0.150

Table 8: F値が高い組み合わせのクラスターに含まれる単独クラスター

cluster	level	f_score
レジ配置	<b>2</b>	<b>0.088</b>
GT	<b>3</b>	<b>0.142</b>
商品点数	<b>1</b>	<b>0.069</b>
XY平面	<b>5</b>	<b>0.058</b>
ST	<b>5</b>	<b>0.345</b>
待ち行列	<b>8</b>	<b>0.216</b>

## 6 まとめと今後の課題

本研究ではマイクロダイナミクス分析について分析者に依存しない方法論を目標として、クラスタリング手法の関数選択法を開発した。また、小売店レジシミュレーションを用いて方法論の適用例を示し、本研究の

方法論が有効に働いていることが示された。今後は方法論の完全な自動化に向けて、様々なシミュレーションに対応できるよう方法論の洗練を目指す。

## 参考文献

- 1) Alessandro P., Cesare G., Giuseppe I., Andrea R. and Matteo I. "Agent-Based Simulation of Pedestrian Behaviour in Closed Spaces: A Museum Case Study", Journal of Artificial Societies and Social Simulation, 17(1)16, doi: 10.18564/jasss.2336 (2014)
- 2) Fayez, M. S., Kaylani, A., Cope, D., Rychlik, N., & Mol-laghasemi, M. "Managing airport operations using simulation. Journal of Simulation", 2(1), 41/52 (2008)
- 3) Crociani, L., Lämmel, G., Park, H. J., & Vizzari, G. "Cellular Automaton Based Simulation of Large Pedestrian Facilities-A Case Study on the Staten Island Ferry Terminals", arXiv preprint arXiv:1709.03297 (2017)
- 4) 清水仁, 松林達史, 納谷太: 混雑飽和状態の遊園地における待ち時間削減手法のシミュレーション評価, 人工知能学会論文誌, 32(5), AG16-F 1/8 (2017)
- 5) Ohori K., Takahashi S. "Market Design for Standardization Problems with Agent-based Social Simulation", Journal of Evolutionary Economics, 22(1) 49/77 (2012)
- 6) Yamane S., Ohori K., Obata A., Kobayashi N., Yugami N. "Agent-Based Social Simulation for a Checkout Layout Design of a Specific Supermarket". In: 13th Int. Workshop on Multi-Agent Based Simulation (MABS2012), 153/164 (2012)
- 7) Goto Y., Takahashi S. "Landscape Analysis of Possible Outcomes", In: Chen SH., Terano T., Yamamoto R. (eds) Agent-Based Approaches in Economic and Social Complex Systems VI. Agent-Based Social Systems, vol 8. Springer, Tokyo, 87/98 (2011)
- 8) Tanaka Y., Kikuchi T., Kunigami M., Yamada T., Takahashi H., Terano T. "Classification of Simulation Results Using Log Clusters in Agent Simulation", Second Int. Workshop of Artificial Intelligence of and for Business. JSAI Int. Symposium on AI 2017 (2017)
- 9) Yamane S., Yamada H., Ohori K., Anai H., Sakai S., Takahashi K., Ouchi J., Takahashi S. "Systematic Analysis of Micro Dynamics in Agent Based Simulation", In: Proceedings of the 2018 Winter Simulation Conference, 4214/4215 (2018)
- 10) 飯田真理子, 高橋真吾: テーマパークにおける混雑緩和と政策の意思決定支援のためのマイクロダイナミクス分析, 経営情報学会 2011 年秋季全国研究発表大会予稿 (2011)
- 11) 吉田崇: 社会シミュレーションにおけるマイクロダイナミクスの因果ループ図を用いた分析, 早稲田大学 創造理工学部 卒業論文 (2015)
- 12) Saeed Aghabozorgi, Ali Seyed Shirkhorshidi, The Ying Wah "Time-series clustering – A decade review", Information Systems, vol.53, 16/38 (2015)
- 13) Chinchor Nancy, "MUC-4 evaluation metrics." Proceedings of the 4th conference on Message understanding. Association for Computational Linguistics (1992)