

複数の分析関心を反映した社会シミュレーション・ログの階層的分類と可視化手法の検討

○後藤裕介（岩手県立大学）

On Hierarchical Classification and Visualization Method of Social Simulation Logs Reflecting Multiple Analysis Interests

*Y. Goto (Iwate Prefectural University)

概要— 多様な関与者が関わる複雑な社会システムのシミュレーションは複数の分析関心から結果の評価が行われる。本研究では、社会シミュレーション・ログを複数の分析関心に沿って階層的に分類し、分類結果の頻度に基づいて可視化を行う手法を提案する。本手法は分析関心の観点から実現可能性を直感的に理解することを可能にするとともに、ログをより精緻に分類することから効率的なミクロダイナミクス分析を可能にすると考えられる。

キーワード: 社会シミュレーション, ログ分類, 階層的分類, 可視化, 分居モデル

1 はじめに

近年、社会シミュレーション研究において、標準的な研究作法の議論¹⁾やモデル記述の標準化方法の提案²⁾がなされ、広く社会において実践するための基礎が整備されてきたと言える。この一方で、実利用を視野に入れたときには、シナリオ分析における標準的な分析作法を整備することが喫緊の課題であると考えられる。

シナリオ分析³⁾は、分析者がシナリオとして設定した状況と施策のもとで、対象システムの振る舞いの可能性とその原因メカニズムの理解を目的とする分析であり、社会シミュレーションの研究プロセスの中でも重要な部分にあたる。社会シミュレーション固有の特徴として、多様な関与者から構成される複雑な社会システムを対象としていることが挙げられる。このため、シミュレーション結果は単一の分析関心だけではなく複数の分析関心から解釈することで、複雑な社会システムの振る舞いを多様な関与者の関心を反映して理解することが可能になる。

例えば、感染症の問題であれば、あるワクチン接種に関する施策の効果は、行政・福祉施設・地域住民など異なる関与者がそれぞれ異なる関心を持ち、全体の感染者数の推移に加えて、高齢者の感染者数推移や特定地域における感染者の推移が分析関心として考えられるだろう。このとき、各分析関心の観点からどのような類型が発生しうるのか？（全体感染者が少ないが、高齢感染者が多く、特定地域に偏って感染者が存在する類型など）をその発生頻度とともに把握することができれば、多様な関与者の関心を適切に反映した理解が可能になる。特に、社会シミュレーションは不確実性を表現するランダムな振る舞いにより、同一シナリオでのシミュレーションでも乱数シードが異なれば結果は大きく異なりうる。それゆえ、あるシナリオにおいて100回シミュレーションを実行したときに、全体の感染者は少ない類型は30回存在し、このうちの10回は高齢者の感染者は多数に及び、そのうちの8回はある地域での流行が存在する、というように、分析関心から階層的に結果を分類することで、可能性の理解はより豊かなものになると考えられる。

対象システムの振る舞いの可能性を分析する研究として、出口⁴⁾は複数の分析関心に関して検討するシナ

リオ群でどのような値が実現しうるのかを可視化する方法を提案している。しかしながら、出口の方法では特定シナリオ下で乱数シードにより結果が大きく異なる可能性がある状況を想定しておらず、シミュレーション結果を類型とその発生頻度から理解することはできない。後藤・高橋⁵⁾は一つの分析関心に関して検討するシナリオにおいて乱数シードによりどのような値が実現しうるのか可視化する方法を提案している。しかしながら、後藤・高橋の方法では、複数の分析関心を同時に考慮することや、シミュレーション結果を類型化すること、類型別に頻度を把握することを支援することは方法の範囲外である。田中⁶⁾は複数の分析関心に基づき、ログ（シミュレーション結果）をクラスタに分割し、異なるクラスタ間の比較を通じて、ログ・クラスタ間での特徴的な差異を分析する方法を提案している。しかしながら、田中の方法は複数の分析関心から一度にログを分割しており、分析関心から階層的に結果を分類することを目的としたものではない。

上述の背景より、本研究では、分析者が設定した複数の分析関心を反映した、社会シミュレーション・ログの階層的分類と可視化手法を検討する。本稿の構成を述べる。第2節では関連研究を紹介し、本研究の位置づけと、階層的な分類を実現する分岐系統学アプローチに基づく手法の着想を説明する。第3節では分岐系統学アプローチによる提案手法の概念記述と手順を紹介する。第4節では提案手法をSchellingの分居モデル⁸⁾に適用し、設定した複数の分析関心に関して、全体としてどのような類型がありうるのかを把握するとともに、各関心で階層的に整理したときにどの程度の頻度で発生しうるのかどうかを直感的に把握可能となることを確認する。第5節では本手法の意義や限界に関して考察を行う。第6節はまとめである。

2 関連手法と着想

階層的な分類と可視化に関する関連手法は数多く存在し、典型的には木構造により階層的分類が表現される。Fig. 1は木構造による階層的分類の可視化方法を整理したものである。

決定木を使った分析では、分類対象の正解が明らかになっている状況で、分類対象をうまく分けるための

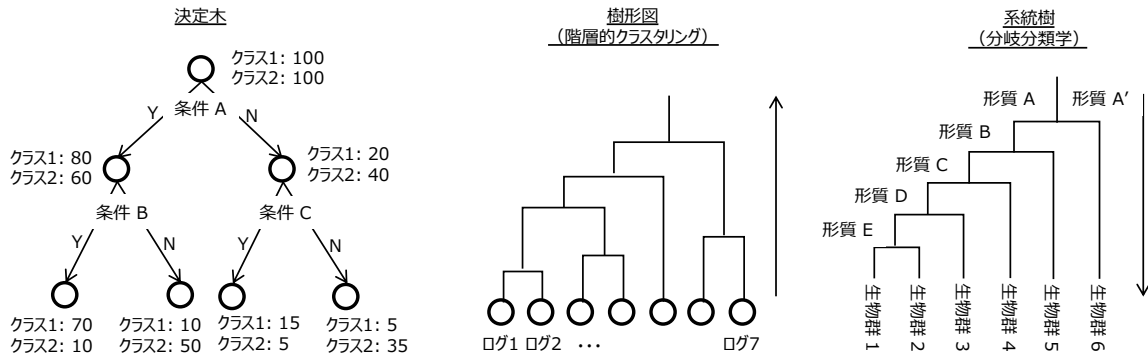


Fig. 1: 木構造による階層的分類の可視化.

ルール (条件) 導出を行う。最上部の根から始まり、各ノードにおいて条件による分岐により分かれ方を改善していく。決定木は、分類結果が明らかな状況で効率的な分類を実現する条件を明らかにするが、本研究のように、システムの振る舞いの可能性を把握したいという利用状況では分類結果は明らかではない。また、決定木分析で導出される条件は分析者の関心の構造的性 (階層性) を担保しないため、直接利用することは難しい。

階層的クラスタリングで構築される樹形図は、全体が一つのクラスタにまとまった状態を頂点として、各クラスタが一つの対象のみを含む状態が最下層となる階層的な類似構造を記述したものである。しかしながら、この方法は説明変数として設定された複数の分析観点を同時に考慮した上で定義された距離関数に基づく距離から分類を行うものであり、本研究で志向する複数の分析観点から結果を分類するものとは似ているが異なる。特に、このボトムアップの方法は分類した結果 (まとまったクラスタ) が何を意味するのかの解釈の問題が存在することから、直接利用することは難しい。

分岐分類学⁷⁾で構築される系統樹は、多数の生物に関して、その類似性と相違点から体系化を行い、その階層的分類を記述するものである。生物の持つ性質や特徴である形質に注目し、トップダウンに最上位の祖先から形質により分岐していくことから、形質を分析関心とすれば段階的・階層的に結果を分類することができると考えられる。系統樹は種の種類を目的としており、その数量の定量的把握を目的としていないが、各段階において結果の頻度情報を付加することで、本研究で志向する可視化が実現できると考えられる。以上から、分岐分類学における系統樹に着想を得て、社会シミュレーション・ログの階層的分類と可視化を実現することを考える。

3 提案手法

3.1 概念記述

分岐分類学における系統樹を用いた種の種類と、本研究における社会シミュレーション・ログの分類の考え方を比較対応して説明する。Table 1 は両者の概念を比較したものである。分岐分類学では生物の種類を分類対象とするが、本手法では社会シミュレーションのログを分類する。このとき、分岐分類学ではその生物の形質に着目して分類を行うが、本手法では分析関心の観点からログの特徴に着目して分類を行う。形質はある意味ですでに現れているものであるが、ログの

特徴は分析者が自身の関心から見出すものである。可視化の対象は分岐分類学では種の種類に関心があるため、種同士の関係性にとどまるが、本手法では、ログ種類の発生頻度もその範囲に入る。

3.2 ログの階層的分類と可視化手法

提案手法は、分岐分類学における系統樹を参考にし、社会シミュレーションログの階層的分類と可視化を行う。Fig. 2 は提案手法による可視化のモデルである。この系統樹を「可能性のクラドグラム」と呼ぶ。図では分析関心 A の観点で全体として 100 試行のログを 3 つの類型に分類している。また、次の階層では分析関心 B の観点で類型に分類する。なお、ノード内の数値はログの発生頻度を表し、ノードの大きさはログの発生頻度に比例させている。このように、可能性のクラドグラムは社会シミュレーションのログが複数の分析関心の観点からどのように枝分かれしていくのかを描画するものであり、直感的かつ定量的に可能性の理解を支援する。

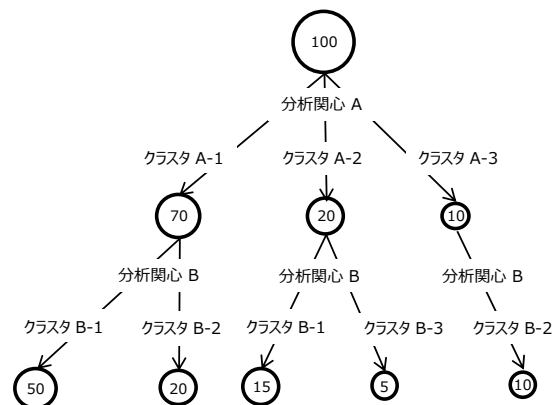


Fig. 2: 可能性のクラドグラムのモデル.

以下の 5 ステップに従い、可能性のクラドグラムを作成する。

1. 分析関心決定: n 種類の分析関心 I_1, I_2, \dots, I_n を定める。
2. ログ生成: 社会シミュレーションを TN 試行実行し、分析関心 I_1, I_2, \dots, I_n に対応する項目を記録したログを出力する。この結果、各試行のログの集合 $L = \{L_1, L_2, \dots, L_{TN}\}$ を得る。
3. ログ分割による特徴づけ: i 番目の分析関心 I_i に基づき、ログ集合 L を $C^{I_i} = \{C_1^{I_i}, C_2^{I_i}, \dots, C_k^{I_i}\}$

Table 1: 分岐分類学と本手法の概念比較.

概念	分岐分類学	本手法
分類対象	生物の種類	ログの種類
分類に用いる観点	形質	分析上の関心
可視化の対象	1) 種同士の関係性	1) ログ類型間の関係性 2) ログタイプの発生頻度

のように k 個のクラスタに分割する. なお, $L = \bigcup_{j=1}^k C_k^{I_j}; C_k^{I_j} \cap C_{-k}^{I_j} = \emptyset$ である. この作業を n 回繰り返し, Table 2 のように, 各ログが複数の分析関心の観点から, どのクラスタに属するのかを整理する.

- 階層構成基準の決定: 系統樹の作成に必要な階層構成基準を決定する. 階層構成基準は展開する分析関心 I_1, I_2, \dots, I_n を展開する順序付けの基準を定義するものである. 社会シミュレーションの場合には, 分析者の分析シナリオを反映した「分析シナリオ基準」と可能性の分類を効率的に行う「エントロピー基準」が考えられる.
- クラドグラムの描画: Fig. 2 のように最上位階層のノードには全試行が属するとして, 分析関心上の特徴から分岐させて下部階層のノードに展開する. 展開したノードには属するログ数を記載し, ノードの大きさはログ数に比例させる.

Table 2: ログ分割による特徴づけの例.

	I_1	I_2	\dots	I_n
L_1	$C_2^{I_1}$	$C_3^{I_2}$	\dots	$C_1^{I_n}$
L_2	$C_1^{I_1}$	$C_1^{I_2}$	\dots	$C_2^{I_n}$
\dots	\dots	\dots	\dots	\dots
L_{TN}	$C_2^{I_1}$	$C_2^{I_2}$	\dots	$C_3^{I_n}$

3.3 階層構成基準

一般に, 分析者はログをこのような順序で階層化したいという分析シナリオを持っていると考えられる (第 1 節の感染症の例のように). 「分析シナリオ基準」では, I_1, I_2, \dots, I_n の順序付けは分析シナリオに従って定める.

この一方で, 分析シナリオがなく, 分析関心間の優先関係を考慮せず, 「よく分けられた」可能性を確認したいという状況も想定可能である. 「エントロピー基準」では $P(j | t)$ をノード t 内のクラス j の割合としたとき, $H(t) = -\sum_j P(j | t) \log_2 P(j | t)$ で計算されるエントロピーを用いて, 各親ノードから計算したエントロピーが最も小さくなる分析関心により下部階層のノードに展開する.

4 適用事例: Schelling の分居モデル

本節では Schelling の分居モデルに本手法を適用し, 設定した分析関心からシミュレーション・ログを階層的に整理して可能性を直感的に把握することができることを確認する.

4.1 モデル概要

Schelling の分居モデル⁸⁾ は 2 種類の住民が周囲の住民の状況に対する選好から転居を行うことで, 住み分けが起こっていくメカニズムを表したものである. 縦横

$N \times N$ 個の格子からなる正方形格子空間を考える. 住民を自身の行動を自律的に決定するエージェントとして捉える. 格子には属性値 $g \in G$ をもつ 1 名のエージェントが居住可能である. エージェントが居住していない格子も存在し, その格子にはエージェントが転居可能である.

エージェント a_i は自身の居住する格子の周囲 8 つの格子を近傍 (Moore 近傍) として, 近傍の格子集合に居住しているエージェントの集合 A_i の中で, 自身と同じ属性値であるエージェントの割合 $s_i = |A_i^*|/|A_i|$ と全エージェントに共通するしきい値 $0 < \theta < 1$ との関係から, 転居に関わる意思決定を行う. このとき, $|\cdot|$ は集合の要素数, A_i^* は近傍の格子集合に居住しているエージェントのなかで, a_i と同じ属性値の住民の集合である.

シミュレーションの 1 回の試行は T ticks から構成され, 以下の手順で実行される.

- t 期の開始 (初期値は $t = 1$). エージェントの行動順をランダムに決定する.
- 行動順に s_i を計算する. $s_i > \theta$ なら幸福であり, 現在の格子にとどまる. $s_i \leq \theta$ のとき, エージェントが存在しない格子をランダムに選択していき, 同様の手順で転居候補の格子における s_i を計算し $s_i > \theta$ である格子が見つかり次第, その格子へと転居する. $s_i > \theta$ となる格子が存在しなければ, a_i は転居しない.
- すべてのエージェントの行動が終了したら, $t + 1$ tick に進み 1. へ. $t = T$ であれば, シミュレーションは終了する.

4.2 シミュレーション設定

Table 3 はシミュレーション設定を整理したものである. Schelling の分居モデルはパラメータ値により振る舞いが大きく異なることが知られている⁹⁾. 提案手法の有効性を確認することが目的であることから, 特定の分析関心において, 乱数列により振る舞いのパターンが異なる状況であることが望ましい. このため, 密度 DN やしきい値 θ は既存研究¹⁰⁾ で系の振る舞いが安定しない (複数のパターンが存在しうる) とされている設定を採用している. シミュレーションではエージェントの初期配置は Fig. 3 のように固定し, その後の行動部分を乱数シードを変更して実行した.

なお, シミュレーション環境は NetLogo¹⁾ を利用し, モデルの実装は NetLogo モデルライブラリの Segregation を利用した. 多試行の実行にあたっては PyNetLogo¹¹⁾ を用いている.

¹⁾<https://ccl.northwestern.edu/netlogo/>

Table 3: シミュレーション設定.

パラメータ名	値
試行数 NR	500
tick 数 T	100
空間サイズ N	11
密度 DN	0.6
しきい値 θ	0.75

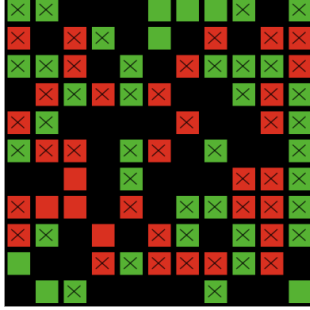


Fig. 3: シミュレーションの初期配置. 緑・赤色が2種類の属性のエージェントと対応する. セル内の x 印は幸福でないことを示している. 黒色のセルにはエージェントが居住していないことを示している.

4.3 適用結果

4.3.1 分析関心の設定

Schelling の分居モデルで議論されている分析関心は相関が強いものが多いが, 今回の適用では考慮する分析関心は独立していたほうが望ましい. ここでは, 以下の三つの分析関心を設定し, 分析を行った.

1. 平均類似度 $\%S$: 近傍のエージェントが同属性値である割合の平均値
2. 準幸福数 $\#PH$: 準幸福であるエージェント数
3. 大クラスタ数 $\#BC$: 空間上に形成されている大クラスタの数

エージェント数 AN は空間上の格子数 $N \times N$ と密度 $0 < DN \leq 1$ から $AN = N \times N \times DN$ として求める. このとき, $\%S$ を次のように定義する.

$$\%S = \frac{\sum_i^{AN} s_i}{AN} \quad (1)$$

準幸福であるとは, 幸福であることの条件を緩め, 居住可能なセルについても同属性のエージェントと同様に扱うことと定める. a_i の近傍の格子集合において居住されていない格子集合を V_i としたとき, 準幸福度合い \hat{s}_i を次のように定義し, $\hat{s}_i > \theta$ であれば, 準幸福であるとする.

$$\hat{s}_i = \frac{|A_i^*| + |V_i|}{|A_i| + |V_i|} \quad (2)$$

なお, 準幸福数は

$$\#PH = \sum_i^{AN} ph_i, \quad (3)$$

$$ph_i = \begin{cases} 1 & (\hat{s}_i > \theta) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \quad (4)$$

として計算する.

あるエージェント a_i の近傍の格子集合のすべてに関して同属性のエージェントが居住しているとき, 大クラスタを形成していると考え. このとき, 空間上の大クラスタ数は次の式により求める.

$$\#BC = \sum_i^{AN} bc_i, \quad (5)$$

$$bc_i = \begin{cases} 1 & (|A_i^*| = |A_i| + |V_i|) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \quad (6)$$

4.3.2 ログ分割による特徴づけ

Fig. 4 は各分析関心の観点で振る舞いの類型化を行った結果を整理したものである. $\%S, \#PH, \#BC$ の三つの分析関心はいずれも時系列データであるため, 予備実験から動的時間伸縮法に比較して計算量が少なく分割もうまくできていると考えられた Time Series k -Means¹²⁾ により $k = 3$ として分割した. なお, クラスタリングの前処理として, z-score による標準化を行っている. 分析関心ごとに類型を確認すると, 早い段階で上昇し安定するもの, 上昇するもの, 変化がないもののに分割されているが, その比率は類型ごとに多少異なることがわかる.

4.3.3 階層構成基準の決定とクラドグラムの描画

Fig. 5 と Fig. 6 はそれぞれ分析シナリオ基準とエントロピー基準による可能性のクラドグラムである. ここでは分析シナリオを「 $\%S \rightarrow \#BC \rightarrow \#PH$ 」の順番で検討することとして設定した. Fig. 5 からは, $\%S$ が CID(クラスタ ID) 1 であるときには $\#BC$ および $\#PH$ も必ず CID 1 であり, tick の経過にも関わらずいずれの指標値も大きな変化がない状況が 500 試行のうち 271 試行現れていることがわかる. その一方で, $\%S$ が CID 2 のように急激に向上しているパターンでは, $\#BC$ に関しては 3 つの類型すべてが現れうるが, $\#PH$ に関しては CID 0 あるいは 2 のいずれかのみ現れることがわかる. このように, 可能性のクラドグラムは社会シミュレーションのログを階層的に分類・可視化し, 設定した複数の分析関心に関して, 全体としてどのような類型がありうるのかを把握することや, 各観点で階層的に整理したときにどの程度の頻度で発生しうるのかを直感的に把握可能とすることが確認できた.

また, Fig. 5 と Fig. 6 を比較すると, 階層的に分類する順番により可能性の理解を異なる形で実現可能であることがわかる. Fig. 5 では, $\%S$ が CID 1 であるときには $\#BC$ および $\#PH$ も必ず CID 1 であるが, Fig. 6 では $\#BC$ が CID 1 であるときに $\#PH$ および $\%S$ は大部分が CID 1 であるが, 他の CID に属する可能性もあることがわかる.

なお, 今回の設定では, クラドグラムの最下層のノード数は各観点のクラスタ数から最大で $27(3 \times 3)$ 個になりうる. Fig. 5 と Fig. 6 はいずれも 12 個であった. 可能性のクラドグラムでは, このように階層的な分類結果として現れるユニークなパターンの幅広さも直感的に把握可能である.

5 考察

5.1 本手法の意義

本手法は分析者の複数の分析関心を反映した社会シミュレーション・ログの階層的な分類と可視化を実現する. 加えて, 社会シミュレーションのシナリオ分析の後

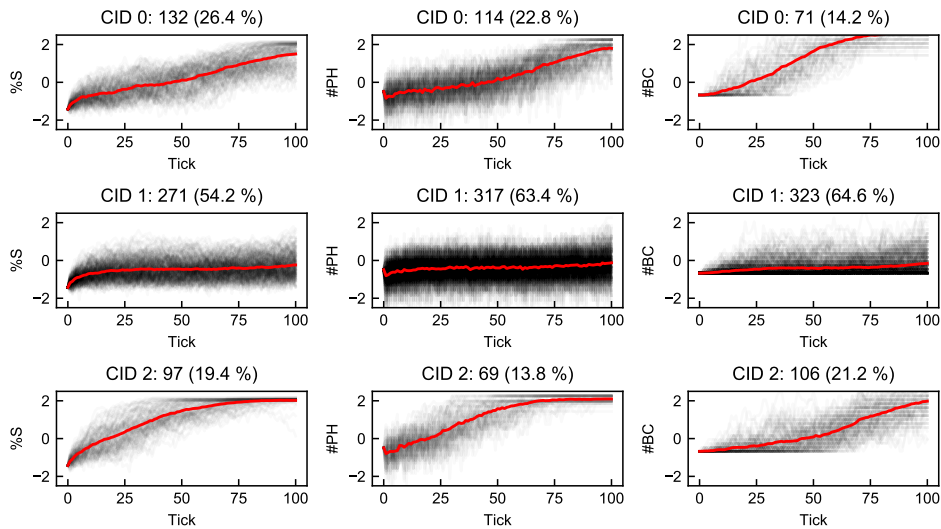


Fig. 4: 各分析観点での振る舞いの類型. 黒線は各ログのプロット, 赤線はクラスタ重心のプロットである. CID はクラスタ ID を指す.

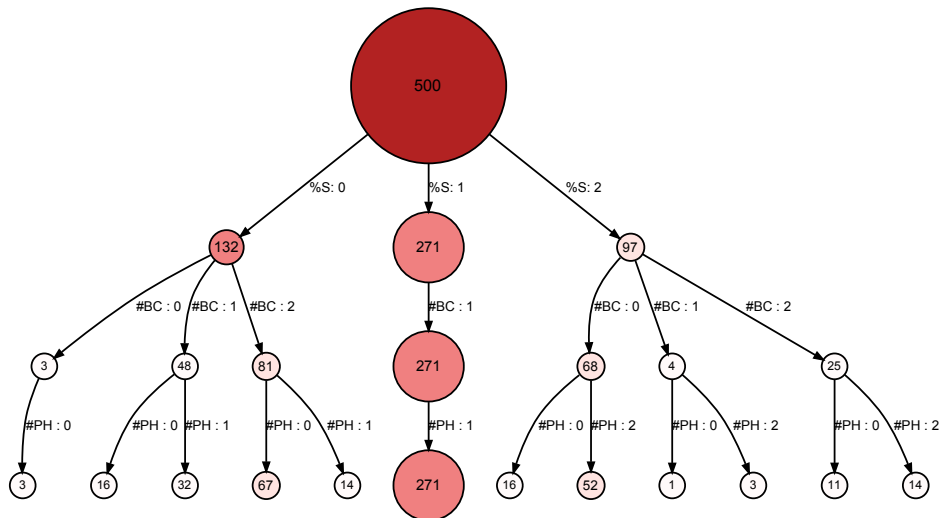


Fig. 5: 分析シナリオ基準による可能性のクラドグラム.

工程であるマイクロダイナミクス分析¹³⁾の効率的な実行を支援すると思われる。本手法は従来手法^{4, 5, 6)}とは異なり、分析関心から段階的・階層的に結果を分類する。このため、本手法ではマイクロダイナミクス分析で対象としたいログを事前に分けることができることから、同じ特徴を持ったログを十分な数集めた上でマイクロダイナミクス分析を実行できるようになる。

また、本手法による可視化は分析者が対象シナリオにおける可能性を適切に把握することにとどまらず、利害が対立する問題関与者間でのコミュニケーションにおいても有効な利用が期待できる。従来は社会シミュレーションのシナリオ分析が問題関与者間でのコミュニケーションを支援することが指摘されており¹⁴⁾、問題状況に関する新しい気づきが得られることや問題関与者間で問題関心の共有が実現できることが言及されているが、その具体的な実現手法については明らかで

はなかった。本手法を利用して、複数の分析シナリオにより生成した可能性のクラドグラムを比較することで、分析関心の順序関係（優先順位）により実現される可能性の様相に変化が現れることを実感可能であるため、上述の問題状況に関する新しい気づきや問題関心の共有に貢献可能であると考えられる。

5.2 本手法の限界

クラドグラムや木構造を持つ可視化の一般的な弱みとして、その分岐数が膨大になったときに、可視化結果の図が大きくなり人間による直感的な理解が困難になることが挙げられる。本手法もこの弱みがあることから、多数の分析関心を考慮したり、分析関心ごとの特徴の分割数が多いときには、有効性が限定的になると考えられる。

このとき、分析関心の特徴に関して関心の有無に基

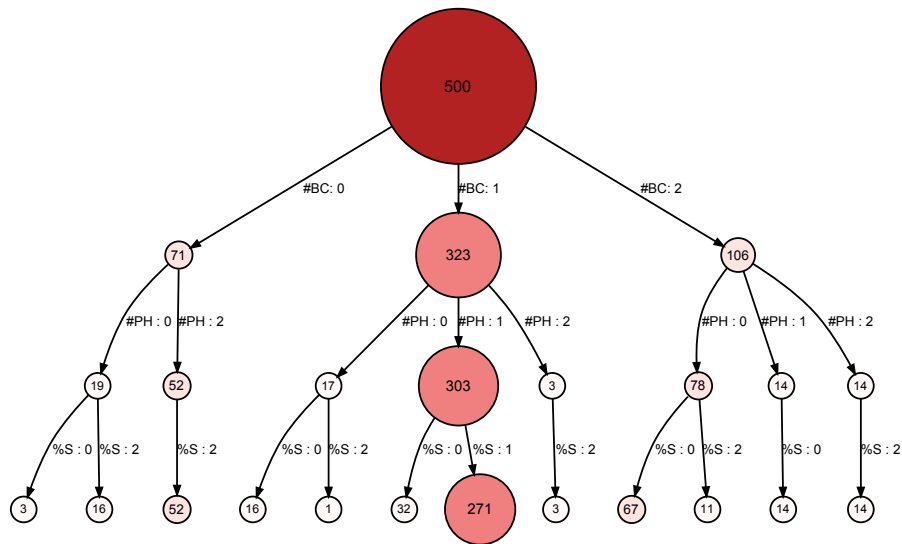


Fig. 6: エントロピー基準による可能性のクラドグラム.

づく枝刈りを行うことにより可視化するノードを削減する対応策が考えられる。特定の分析関心ごとの特徴において、逸脱的な類型には関心が高いが、典型的な類型には関心が低いことも想定できる。このようなときには、逸脱的な類型のみを可視化することで、逸脱的な類型同士の組合せのみを把握可能になると考えられる。しかしながら、具体的な方法については今後の課題である。

6 おわりに

本稿では、あらかじめ分析者が設定した複数の分析関心を反映した、社会シミュレーション・ログの階層的分類と可視化手法を提案した。提案手法を Schelling の分居モデルに適用し、平均類似度、準幸福数、大クラス数という三つの分析関心の観点から、分析シナリオ基準とエントロピー基準の2基準による可能性のクラドグラムを描画し、それぞれの特徴と比較を行った。階層的分類と可視化という本来的な目的に加えて、シナリオ分析の後工程であるミクロダイナミクス分析を効率的に実施することを支援しうることや、ステークホルダー間でのコミュニケーションにおける利用可能性について考察を行った。また、手法の限界として分岐数の爆発による規模の問題があることを指摘した上で、その対策として、分析関心の特徴に関して関心の有無に基づく枝切りを行うことの可能性を言及した。

謝辞

本研究の一部は科学研究費（基盤研究（C）No.17K01258）の助成を受けたものである。

参考文献

- 1) M.G. Richiardi, R. Leombruni, N.J. Saam and M. Sonnens: A Common Protocol for Agent-Based Social Simulation, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, **9**-1, 15 (2006)
- 2) V. Grimm, U. Berger, D.L. DeAngelis, J.G. Polhill, J. Giske and S.F. Railsback: The ODD Protocol: A Review and First Update, *Ecological Modelling*, **221**-23, 2760/2768 (2010)
- 3) 高橋：社会システムの研究動向3—評価・分析手法(1) — モデルの解像度と妥当性評価、計測と制御, **52**-7, 582/587 (2013)
- 4) 出口：社会シミュレーション, 21世紀 COE プログラム「エージェントベース社会システム科学の創出」第5回公開シンポジウム予稿集, 155/165, (2009)
- 5) 後藤, 高橋：組織行動のもつ不確実性が業績評価制度の効果に与える影響の分析—可能性のランドスケープ分析の提案と適用, *経営情報学会誌*, **18**-2, 139/66 (2009)
- 6) 田中, 國上, 寺野：エージェントシミュレーションにおけるログクラスターの系統的分析からわかること, *シミュレーション & ゲーミング*, **27**-1, 31/41 (2018)
- 7) C. K. Yoon: 自然を名づける—なぜ生物分類では直感と科学が衝突するのか, NTT 出版 (2013)
- 8) T.C. Schelling: Dynamic Models of Segregation, *The Journal of Mathematical Sociology*, **1**-2, 143/186 (1971)
- 9) A. Singh, D. Vainchtein and H. Weiss: Schelling's Segregation Model: Parameters, Scaling, and Aggregation, *Demographic Research*, **21**-12, 341/366 (2009)
- 10) 板山, 田村: Schelling 分居モデルを超えて — ABS モデルの検討, ワーキングペーパーシリーズ人工社会研究, No.2, 29 pages (1999)
- 11) M. Jaxa-Rozen and J.H. Kwakkez: PyNetLogo: Linking NetLogo with Python, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, **21**-2, 4 (2018)
- 12) X. Huang, Y. Ye, L. Xiong, R. Lau, N. Jiang and S. Wang: Time Series k-Means: A New k-Means Type Smooth Subspace Clustering for Time Series Data, *Information Sciences*, **367**-368, 1/13 (2016)
- 13) K. Ohori and S. Takahashi: Market Design for Standardization Problems with Agent-Based Social Simulation, *Journal of Evolutionary Economics*, **22**-1, 49/77 (2012)
- 14) K. Ohori, S. Yamane, N. Kobayashi, A. Obata and S. Takahashi: Agent-Based Social Simulation as an Aid to Communication Between Stakeholders, *Agent-Based Social Systems*, **11**, 265/277 (2014)