

解説：モデル推定と逆シミュレーション手法

倉橋 節也*

* 筑波大学大学院ビジネス科学研究科，東京都文京区大塚 3-29-1
* University of Tsukuba, Graduate School of Business Sciences, Otsuka
3-29-1 Bunkyo-ku Tokyo 112-0012, Japan
* E-mail: kurahashi.setsuya.gf@u.tsukuba.ac.jp

キーワード: 逆シミュレーション (inverse simulation), 最適化 (optimization), パラメータ推定 (parameter estimation), パターン (pattern)
JL 002/02/4202-0086 ©2002 SICE

1. はじめに

エージェントベースモデル (ABM) は、自律的な意思決定によって行動するエージェント技術をベースにしている。これを社会や生態系などに適用するために複数エージェントに拡張することで、エージェントベースシミュレーション (ABS) は発展してきた。複数のエージェント間のインタラクションを通して問題解決を目指す設計指向を持った工学的マルチエージェントシステムとは異なり、分析指向を持つ社会科学的マルチエージェントシステムは、複雑な社会システムの現象を解明しようとするものである。これは生成的社会科学 (Generative Social Science) ともいわれ、異質で自律的なエージェントが、分散した局所的な相互作用を通して、マクロな社会秩序の創発を「生成的」に説明することを目指している¹⁾。

一方、ABS に対する素朴な批判として、どこまで現実を反映しているのか、思いつきでモデルを設計してはいないか、というものがある。もちろんこれに対する反論はたくさんある。しかし、現実世界をどれだけ正確にモデル化できているのか、という問いかけに対して、我々は常に真摯に向きあわなければならない。本稿ではこの点に焦点をあて、科学の歴史を振り返りながら、ABS をより一層信頼される社会科学にするための一手法を紹介する。続く第 2 章では、モデルの妥当性と科学的方法について概観し、第 3 章では帰納推論としての ABM、第 4 章では演繹推論としての ABM、第 5 章ではパターン指向について説明を行い、第 6 章で全体をまとめる。

2. モデルの妥当性と科学的方法

前章で、社会シミュレーションは生成的社会科学であると述べた。これは構成論的アプローチとも呼ばれ、現実社会をコンピュータ上でモデリングし、多様な設定パラメータを与えることで複数のシナリオを生成し、どのような事象が発生するかを繰り返し観察するものである。社会をモデリングするには、観察データに基づきモデル構造やパラメータ設定を行なう必要がある。一方、複数のシナリオを想定し、社会現象を生成するには、何かしらの公理系に基づいた定理や定義を採用することで、論理的に間違いのない仮定・関数を設計する必要がある。その意味で、生成的

社会科学としての社会シミュレーションは、帰納的手法と演繹的手法の両者の性質を持ち、これがこの科学の魅力であると同時に、難しさや批判の原因ともなっている。本章では、この課題に深く入る前に、より一般的な科学的方法について述べる。

科学的方法²⁾ は、古くは 11 世紀のイスラム社会に起源があると言われ、バスラ (現在のイラク) に生まれた天文学者 Ibn al-Haytham (Alhazen) の著書に科学的方法としての仮説検証の重要性が指摘されている³⁾。その後 19 世紀になって、英国人の Whewell によってより精緻に理論化された科学的方法の基本的な考え方は、以下となる⁴⁾。

1. 自然現象や現実社会のある特定の事象を観察する。
2. 観察された事象を説明する既知の理論や解がなければ、なぜその事象が発現したのか、どのようにそれに対処できるのかなどの設問を生成・定式化する。
3. 設問が説明可能な仮説を構築する。ここでの仮説は推定・予想・統計的仮説などであり、反証可能性を持っていなければならない。
4. 仮説を検証するために、推論や実験を設計・構築し実行する。
5. 推論・実験結果が、観測された事象と一致するかどうかを分析する。不一致あるいは一致が不十分であれば、仮説を再構築、推論・実験、検証のループを繰り返し、より深い分析や考察を進める。

具体的な事例でこの方法を見てみよう。20 世紀の科学にとって画期的な出来事のひとつに DNA の二重螺旋構造の発見がある。ワトソンとクリックは初期からこの科学的手法を採用し、ステップ 1 の観察フェーズでは「DNA は塩基で構成されており、遺伝情報を運んでいる」ことを観察し、ステップ 2 の設問フェーズでは「なぜ DNA は遺伝情報を蓄えられるのか」という設問を生成した。ステップ 3 の仮説フェーズでは「DNA は螺旋構造をしているので X 線画像では X 形状になるはずだ」という仮説・予想を図形変換の数学的手法を使って構築し、ステップ 4 の検証フェーズで、X 線画像を撮影する実験を行い、「photo51」と呼ばれる「X 形状」の画像を撮影した。そして、ステップ 5 の分析フェーズで、この回析パターンが螺旋形状であることを検証し、それに基づいて DNA の水素結合モデルを構築した。彼らはこの発見によって、1962 年にノーベル生理学賞を受

賞している。

科学的アプローチの目的が、複雑な事象をモデルを用いることで抽象化および単純化をして、その事象の背景にある原理や法則を発見することにあるとすれば、上記で述べた科学的方法は、そのモデルをどのように発見し、定式化し、妥当性を検証するかについて述べているといえる。一方、ここで用いる推論は大きく2つの方法に分けられる。帰納推論と演繹推論である。ABMは両者の性質を合わせ持ち、解への到達可能性を示すことができる生成的推論の機能を備えている。次章以降で、逆シミュレーションとこれらの方法との関連を述べる。

3. 逆シミュレーション手法

本章では、逆シミュレーション手法の概要を説明する。シンプルなアーキテクチャで構成されていながら、モデルに組み込まれた機能以上の組織的挙動を示す創発現象が生じることが、ABMによって示されている。このような一般的なシミュレーション (Forward Simulation) は次のような手続きで実行される。

1. 少数のパラメータによるモデルの設計。
2. パラメータの設定。
3. シミュレーションの実行。
4. 結果の評価、パラメータの調整 (2) へ戻る。

しかしながら、これらの既存研究には次のような大きな3つの問題点があった。

問題1 各エージェントに実装する機能が単純すぎると、複雑な実世界の分析に使用するのは困難となる。

問題2 その一方で、モデルのパラメータを多くすると、モデルそのものの中に答えが隠されている可能性が強い。

問題3 モデルを実行して得られた結果と実社会の創発的な現象との関連性が不明確。

問題1については、十分豊富な機能とパラメータとをもつエージェントを設計することで、社会科学の計算論的な意味付けを明らかにすることができる。問題2については、モデルのパラメータを恣意的に調整することを避け、そのための手法を開発する必要がある。問題3については、現実の社会現象で観測できるマクロ的な情報とシミュレーションから得られるデータとの関連を調べる必要がある。

このように、従来の研究ではパラメータの設定を設計者が行っているために「思いどおり」な結果を得ることができるという問題があった。そこで、大規模な逆問題を解くために逆シミュレーション (Inverse Simulation) 手法が提案された⁵⁾⁻⁷⁾。パラメータを調整すれば任意な結果を作り上げることは可能である。それに対して、逆シミュレーションでは次のような手続きで実行される (図1)。

1. 実世界を表現する多数のパラメータによるモデル設計。
2. 実際に用いられる評価関数の設定。

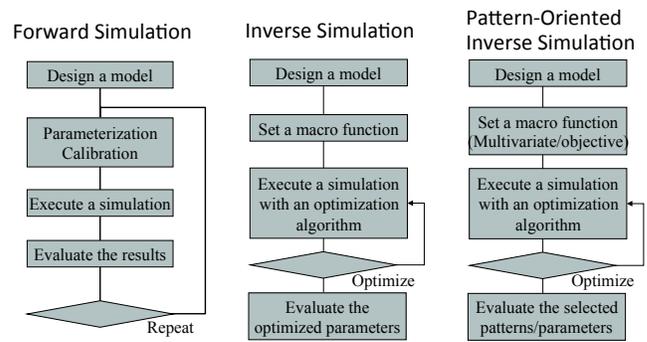


図1 順シミュレーション(左),逆シミュレーション(中),パターン指向逆シミュレーション(右)

3. 評価関数を目的関数としてシミュレーションを実行。
4. 得られた初期パラメータの評価。

ただし、このように多数のパラメータを目的関数に対して調整することは一般に困難である。そこで逆シミュレーションでは複雑かつ多変数な関数の最適化が可能な進化計算手法や強化学習手法を採用している。逆シミュレーションは、次のような解空間を探索していることになる。実際の社会指標を用いて測定された社会シミュレーション結果を集合 U とし、エージェント群の性格を表す集合を X とする。このとき X の点 x に対して U の点 u を対応させるような写像 f は、エージェントの性格を表す属性の値によって、社会指標値が決まるという $f: x \rightarrow u$ の関係を示している。逆に $f^{-1}: u \rightarrow x$ の関係が存在すれば u から属性 x を求めることができる。ここで用いる進化的アルゴリズムは、基本的な仕組みとして X の要素 x を多数発生させ、点 u と関係する x を求めるものである。多数のランダムな初期値から要素の評価を行うため、解空間の凸性を仮定する必要がない。このことによって、求められた各エージェントの性格がマクロ社会指標を特徴づける少なくとも一つの解であることが言える。以下の章で、逆シミュレーション手法は、帰納推論と演繹推論のそれぞれへの適用が可能であることを述べる。

4. 帰納推論としての逆シミュレーション

実社会へモデルを近づけるために、逆シミュレーション手法を帰納推論に用いる方法と事例を紹介する。帰納推論では、多くのサンプル事象を集めて、そこからサンプルに共通する性質と事象の関係を推定して、一般的な法則を導き出す手法である。従って、結論は必ずしも必然的とは言えず蓋然的になる。帰納推論の主要な手法として、統計的手法がある。17世紀英国のペティー等によって開始された人口現象などへの統計の先駆的な取り組みは、その後19世紀に入りガウスの誤差論を基盤に、ピアソンやフィッシャー等による回帰や統計的検定の考え方の導入へと発達を遂げた。このように、統計の基礎は誤差法則にあるとされる⁸⁾。

どのような測定にも誤差がある．真の値を X とすると測定値は $X + e$ として得られ，この e が誤差である．モデルが真の値 X に理想的に近づいた時，この理想的な場合の誤差の法則が「ガウスの誤差法則」であり，誤差は平均 0，分散 σ^2 になる．最尤原理を誤差法則で考えた時，回帰モデルにおける真の値 X の推定値は最小二乗法によって得られることが知られている．このアイデアをエージェントベースモデルに適用したのが，帰納推論としての逆シミュレーション手法である．測定値を x_1, x_2, \dots, x_n とすると，各誤差 $e_i = x_i - X$ は真の値 X のもとに最大の確率で生じているはずであり，真のモデルの推定は誤差の二乗和を最小にすること，即ち $\min_i \sum (x_i - X)^2$ となる．具体的には，実社会を観測して得た値あるいは記号 X に対して任意の類似度関数を定義し，これとシミュレーションによって得られた実現値との誤差の二乗和を最小にするように状態変数のキャリアレーションを行い，モデルパラメータを最適化する．ただし注意すべき点は，最適値は一つとは限らないことである．次に，この手法を適用した事例を紹介する．

4.1 科挙試験モデル

この事例は，明清時代の中国の家系記録「族譜」をもとに，科挙合格者を多く輩出したひとつの家系を約 500 年に亘ってエージェント技術を用いて分析を行ったものである^{9), 10)}．家系ネットワークと個人のプロフィールデータをそれぞれ隣接行列と属性行列として表現し，合格者一族のプロファイルデータを目的関数として，マルチエージェントモデルによる逆シミュレーションを実施した．Bourdieu¹¹⁾ は文化資本と教育に関して再生産の構造を提起し，家庭における規範システムが文化資本を再生産し，社会階層の選別に決定的な役割を持つことを示した．そして，フランスの教育システムにおける試験や中国伝統社会の官僚選抜システムである科挙試験などの事例において，文化資本が試験という選別装置に果たす役割を指摘した．

この研究では，家族メンバー属性の時系列的変化をシミュレーションし，逆シミュレーション手法によって家族が持つ規範システムを明らかにした．利用した族譜は明清時代のものであり，系図を表す世系と各人のプロフィールを詳細に記録した世表を観測データとして用いている．モデルの概要は以下となる．

- 各エージェントは，隣接行列で表された系図に沿って，父親/母親/祖父/曾祖父から子孫へと，Face to Face で文化資本を伝達する．
- エージェントは，文化資本として知識文化資本と芸術文化資本の 2 種類を持つことができる．
- 子供は，生まれつきの知識特性と芸術特性という個性を持っている．この特性値は，それぞれの子供にランダムに与えられる．
- 子供の特性と他者から伝えられる文化資本を要素として，子供の文化資本度が決定される．ただし，科挙合

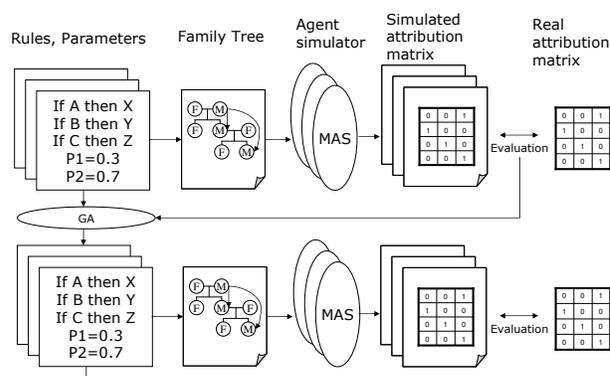


図 2 家系逆シミュレーションモデル

格に影響するのは知識文化資本のみであり，芸術文化資本は当人の科挙合格率には影響しない．

エージェントは上記のような行動をとることができると同時に，それぞれの行動パターンを決定するパラメータを持っている．これは，全エージェント共通したパラメータである．子供への伝達者関数（父，祖父，曾祖父），個人への文化資本の影響度（父などからの伝達率），教育の影響度（文化資本と特性の教育による増加率），文化資本伝達関数（知識文化資本と芸術文化資本の伝わり方），母の実家からの影響度（文化資本の伝達率）などである．Bourdieu が明らかにしたように，文化資本は主に知識によって量られる学歴資本と，音楽や絵画などの学校教育とは縁のうすい美的性向によって表される．そこでこれらを知識資本と芸術資本として定義し，文化資本の伝達をこの 2 資本の交差を伴う伝達関数でモデル化した．ただし，どのような伝達関数であるかは未知であるため，複数の異なる関数を定義し，実際の科挙合格者数との二乗誤差が最小となるように，逆シミュレーションによって関数選択と変数推定を行った．モデルを図 2 に示す．この図にあるように，系図に沿って伝えられる各文化資本は，規範システムとそれを特徴付けるパラメータによって子供へ伝えられる．そのルールを用いてエージェントシミュレーションが複数同時に実行され，その結果として出現する全エージェントのプロファイル情報が，世表から作成された属性データに基づく実際のプロファイル情報と比較される．これらのプロフィールデータは，コーホート別に集計されたものを用いる．目的関数はこのシミュレータプロフィール情報と実データプロフィール情報の平均二乗誤差とする．逆シミュレーションの結果を図 3 に示す．実データとシミュレーション結果に対する単回帰モデルによる分析の結果は， t 値:6.04, p 値: 1.41×10^{-6} となり，有意な相関があることが確かめられた．また比較のため，統計モデルとして自己回帰モデル (AR)，一般化線形モデル (GLM) での推定を行ったところ，実データとの平均二乗誤差はそれぞれ，AR モデルが 4.75，GLM モデルが 1.92，それに対して逆シミュレーションモデルが 1.12

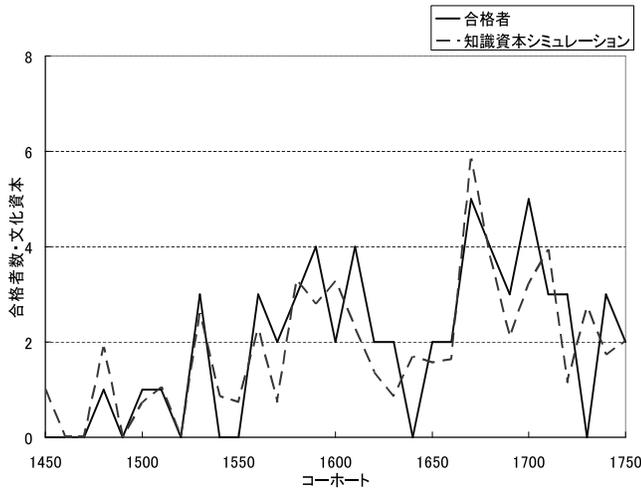


図3 逆シミュレーション結果

となり、本モデルの有効性が確認された。推定されたパラメータの分析から、家庭内において子供への文化資本の伝達には祖父と母が大きな影響を持ち、家族が維持する規範システムの発見につながった。

5. 演繹推論としての逆シミュレーション

演繹推論は、三段論法に代表されるように、一般的で正しい原理や仮定あるいは公理系から出発し、論理的な推論によってより具体的な個別の言明を導き出す推論法である。多くの数理モデルは、この演繹推論を基礎にその理論体系を構築している。この論理構造によって、前提が正しければ、必然的に正しい結論が導き出せる（前提が間違っていれば、結論も間違っていることになる）¹²⁾。ではABMはどうか。数理モデルと違いABMは演繹的ではない、という批判が一部にある。しかし、ABMはコンピュータプログラムであり、チューリングマシンで処理可能である。従って、等価な帰納的関数が存在し、初期値から決定論的に計算可能であり、これは演繹的である。また、帰納的関数は一階述語論理に変換可能であり、ABMの結果は厳密な意味で定理となる。一方、演繹法は、仮定や前提に本来的に含まれていた暗示的真相を推論によって明示的真相にするものであり、仮定や前提にはない新しい事実を発見するわけではない。これに対しABMの構成論的な立場からすると、次のような主張が可能である。ゲーデルの不完全性原理に見られるように数理論理学においては、命題が真であることと、証明可能であることは区別される。例えば経済モデルのように、何かしらの均衡が証明できたとしても、その均衡に到達することができない、あるいは実時間では到達できないような問題が多々存在することが示されている¹⁾。それに対し、ABMは演繹的に証明が可能であっても、どのような手順や組み合わせ、あるいは「道」を辿ればその解に実時間で到達できるのかの構成を生成的に

示す手法であると言える。その意味で、ABMは到達可能性を示す生成的科学である。

演繹推論を行なうマクロ経済モデルの一つとして、動的計画法を用いたものがある。静的な最適化ではなく、時間の概念を持つ労働市場や政策最適化といった問題に対して、目的変数を最大化する制御変数の系列を求めるモデルである。このような最適政策関数を見出すために、状態変数 x 、初期値 x_0 、制約条件 $x_{t+1} = g(x_t, u_t)$ 、効用関数 r の下で、価値関数 V を最大化する制御変数系列 u_s を求める問題に定式化される¹⁵⁾。

$$V_{x_0} = \max_{\{u_s\}_{s=0}^{\infty}} \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r_{x_t, u_t} \quad (1)$$

この式は、Bellman最適化方程式で書き換えることができ、よく知られた強化学習問題となる¹⁶⁾。

$$V_{x_t, u_t} \leftarrow V_{x_t, u_t} + \alpha [r_{t+1} + \gamma \max_u V_{x_{t+1}, u} - V_{x_t, u_t}] \quad (2)$$

これによって、動的計画法を用いて時間を通じた最適化を行なうマクロ経済問題は、逆シミュレーション問題としてモデル化することができる。

5.1 労働市場モデル事例

演繹推論で新規学卒者採用市場（新卒市場）をモデル化し、学生の就職活動に対する効果的支援策を分析した事例を紹介する^{13), 14)}。この研究では、日本の新卒市場に焦点をあて、その特徴・成立過程・構造を明らかにした上で、新卒市場での学生・企業双方の応募・採用活動を効率化させる方法について研究を行っている。数理モデルを使って解析的に解くことが困難な新卒市場内部における学生・企業の活動状況をABMによって構築し、新卒市場内部でのジョブマッチングの効率化を行ない、市場全体の内定率を向上させるために、どのような対策を行うのがよいかを逆シミュレーション手法により探索する手法を提案している。モデル概要を図4に示す。このモデルでは、強化学習手法としてactor-critic法を採用している。逆シミュレーションにより、時間を通しての制御変数最適化をすることで見出された効果的支援策は、就職活動中期には学力レベルの中・低位層に対して、自分の能力に見合った企業から選ぶような就職指導 (careful) を行うようにし、就職活動終盤は学力レベルの低位層に対して、応募間隔を短縮する積極的な就職活動 (aggressive) を促す支援活動が市場の内定率向上に効果があること、などを見出している (図5)。効果的な就職活動支援方法については、学生本人の就職活動以外に、企業側の選考の時間やコスト、行政による就職支援など分野も多岐に渡っており、それらを含めた検討は課題として残されている。しかしながら、日本の新卒市場の動的な構造をモデル化し、学生に対する効果的で到達可能な支援策の発見方法を示したことは、社会的効用の向上に寄与できる可能性を示している。

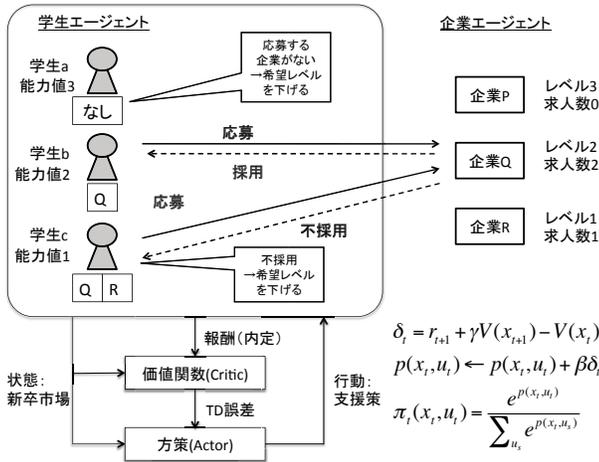


図4 新卒市場における効率的支援策モデル

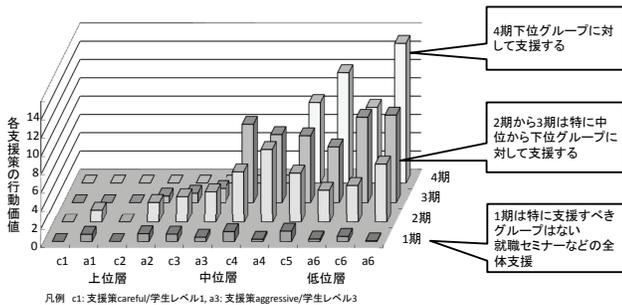


図5 各支援策の行動価値

6. パターン指向逆シミュレーション

科学的手法の発展の中で、強い推論 (Strong Inference) と呼ばれる手法が提案されている¹⁷⁾。この推論方法は、仮説を一つだけではなく、複数立案することに特徴がある。これは次のような手順で行われる。

1. 対立仮説を複数立案
2. それらの仮説のいくつかを排除する実験を立案
3. 明らかな結果を得るために実験を実施
4. 残る可能性をより精緻化するサブ仮説や逐次仮説などを生成して、これらの手続きを繰り返す。

これらは、現代の科学者や技術者からすれば当然のことを言っているに過ぎない。しかし、この科学的方法を取り入れた科学が、19世紀から20世紀にかけて大きな成功を収めたと言われている。この推論方法を用いたのが、次に述べるパターン指向モデリング手法 (Pattern-Oriented Modelling: POM) である^{18), 19)}。POMでは、モデルを現実を写しとるためのフィルターと考え、フィルターを通して抽出された観測データをパターンと呼ぶ。パターンは、現実の現象よりもシンプルで分かりやすい質的な情報で、規則性 (regularity)、シグナル (signal)、スタイライズドファク

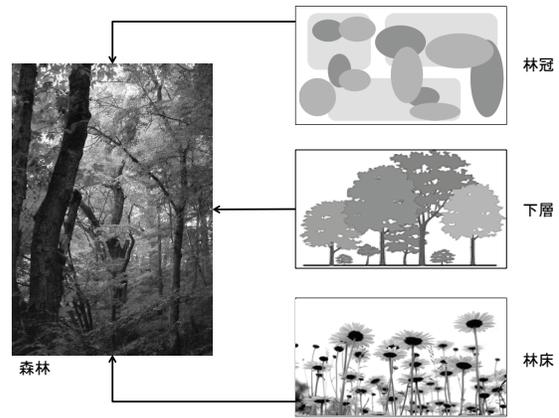


図6 マルチパターンによる森林モデル

ト (stylized fact) とも呼ばれる。例えば、空港で個人を特定するのに (氏名やIDといった強い情報ではなく) 性別・年齢・服装・バッグなどといった「弱い」情報を用いる場合を考える。この情報がパターンとなる。しかし、どのようなフィルター (モデル) を使ってパターンを抽出すればよいかを事前に決定することは一般に困難である。そこでPOMでは、複数のパターンを観測するマルチパターン法を採用する。それぞれ単独のフィルターを通して抽出された弱いパターンであっても、質的に多様であれば、それらの組み合わせによって強力なパターンになり得る。以下に、強い推論法に基づくパターン指向モデリングの手順を示す。

1. 対立仮説を複数立案。
2. それらの仮説をテストする ABM を実装。
3. 実験を実施し、特徴的なパターンを生成するか、生成できないかで対立仮説を比較。
4. 挙動の特性を見直し、対立仮説間の違いを解決するさらなるパターンを探し、特徴的なパターンを適切に生成する特性が見つかるまでテストを繰り返す。

通常、対立仮説の数は2~4程度がよいとされ、ABMの実装にはODD(Overview, Design concepts, Details) プロトコル^{20), 21)}を使うことが推奨されている。そして、立案した仮説に基づくパターンが創発するように、モデル構成要素 (entity) や状態変数 (state variable) の設計を行なう。

次に、森林におけるPOMの簡単な事例を示す (図6)。森林の生態系をモデル化しようとしたとき、上空から観測した植生の分布を示す林冠パターンを抽出できる。同時に、林内から観測した木々の下層パターン、また林内の地面付近の植生を観測した林床パターンも得ることができる。ABMによって生成されたパターンが、実際の森林を観測したどれか一つのパターンではなく、複数のパターン (ここでは林冠、下層、林床) のそれぞれの特徴が一致した時、そのモデルは現実を正確に再現できていると言えるだろう。

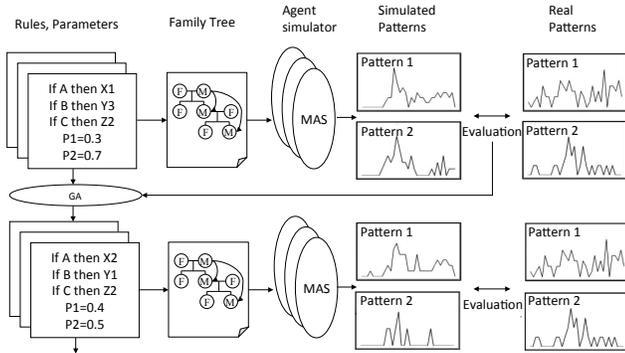


図7 パターン指向逆シミュレーションモデル

表1 パターン指向逆シミュレーション結果

No.	仮説組み合わせ	誤差 (SSE)
i)	全合格者仮説	51.00
ii)	画家仮説	68.75
iii)	進士仮説 + 受験者仮説	57.50
vi)	全合格者仮説 + 画家仮説	35.25
v)	全合格者仮説 + 画家仮説 (母・叔母変数除外)	48.75

6.1 パターン指向逆シミュレーションを用いた科学試験モデル

第4章で紹介した科学試験モデルに対して、パターン指向逆シミュレーションを適用した事例を紹介する²²⁾。先のモデルでは複数のパターンを単純に合成して逆シミュレーションを行っていたため、どのパターンの組み合わせが優れているのか把握することができなかった。そこで、仮説を複数立案し、対応するパターンを用いて検証を行なうこととした。仮説は、1) 科学合格者全員が子孫に影響を与える、2) 進士と呼ばれる最高位の合格者が子孫に影響を与える、3) 受験者(進士を目指す学生や下位試験合格者)が子孫に影響を与える、4) 画家が子孫に影響を与える、の4つである。これらに対応するパターンとして、全合格者数、進士合格者数、受験者数、画家数の4パターンを家系データから抽出し、ABMで再現できるかどうかを検証した。パターン指向逆シミュレーションモデルの概念図を図7に示す。逆シミュレーション計算には、多峰性関数最適化に優れた成績を示していた実数値遺伝的アルゴリズム UNDX²³⁾を使用した。そして、各仮説とそれらを組み合わせた次のような実験、i) 全合格者仮説、ii) 画家仮説、iii) 進士仮説 + 受験者仮説、iv) 全合格者仮説 + 画家仮説、を実施した。また、母および叔母の影響の有無を判定するためこれらの変数を除外する実験 v) を実施した。結果を表1に示す。観測パターンとの誤差が最も小さかったのは、実験 vi) の全合格者仮説 + 画家仮説となった。また、同じ設定の実験 vi) に比べて実験 v) の誤差が大きくなることから、母・叔母仮説がモデルの正確さにとって重要であることが示された。一方、実験 i), ii) の単独仮説や実験 iii) の進士仮説 + 受験

者仮説では、誤差が大きくなった。これらの実験から、性質の異なるフィルターを使って観測されたパターンを複数用いることでモデルの精度が向上することがわかる。

7. まとめ

本稿では、ABMのための逆シミュレーション手法についての解説と事例紹介を行った。逆シミュレーション手法は、帰納推論、演繹推論、生成的推論の性質を持つことを示した。モデルを実データに近似させるための帰納推論法として、逆シミュレーションは進化計算を用いて誤差を最小にするような状態変数推定を行い、モデルの妥当性を高めることができることを紹介した。一方、ABMはコンピュータプログラムであり、等価な帰納的関数が存在することから、演繹推論の性質も持っている。この性質を利用し、経済モデルのような均衡や最適解にどのように到達可能であるかを生成的に示すことができることを、強化学習を使った事例で説明した。そして、仮説を複数立案し、より強い推論を行なうパターン指向モデリングを紹介し、この手法に逆シミュレーションを適用することで、弱いパターンの組み合わせから強いモデルを構築することが可能なことを示した。

ABMの設計者は、自分の研究目的が帰納推論なのか演繹推論なのか、あるいは(本稿では言及しなかったが)新たな仮説を見出すための仮説推論(アブダクション)なのかを明確に説明することが重要である。批判は概ねこの誤解から生じていることが多い。その意味で、帰納推論的アプローチを取るABMに対しては、「シミュレーション」の言葉は適切であるが、演繹推論的アプローチを取るABMは「モデリング」の方が適切であるかもしれない。

近年、逆シミュレーション手法に関連する研究として、マーケティングにおける優良顧客の特徴分析に適用した事例²⁴⁾、変数キャリブレーションのための誤差推定法の比較を行った事例²⁵⁾、モデル設計者が意図的に好ましい状態を作り出し、それらを繋ぎ合わせることで任意な世界を生成すること示した事例²⁶⁾などが提案されている。これらは、ABMに対するモデル推定の視点からの取り組みを加速させるものであり、今後の更なる発展が期待できる。科学的手法が提案されて数世紀が過ぎ、それを採用した多くの科学分野で画期的な成果を出してきた。本稿がABMの正当性を示すための一助になれば幸いである。

(年月日受付)

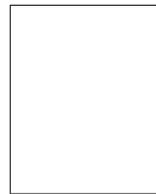
参考文献

- 1) J.M. Epstein: Generative Social Science: Studies in Agent-Based Computational Modeling, Princeton University Press, New Jersey (2007)
- 2) H.G. Gauch: Scientific Method in Practice, Cambridge University Press, UK (2003)
- 3) A.M. Smith: Alhacen's Theory of Visual Perception, A Critical Edition, Transactions of the American Philosophical Society (1964)

- cal Society, **91**-4 & 5 (2001)
- 4) W. Whewell: The Philosophy of the Inductive Sciences, Founded Upon Their History, John W. Parker, West Strand, London (1840)
 - 5) 倉橋節也, 南潮, 寺野隆雄: 逆シミュレーション手法による人工社会の分析, 計測自動制御学会, **35**-11, 1454/1461 (1999)
 - 6) 寺野隆雄, 倉橋節也: エージェントシミュレーションによる社会的インタラクションの分析, 組織科学, **34**-2, 23/35 (2000)
 - 7) 倉橋節也, 寺野隆雄: エージェントシミュレーションによる共同分配規範モデル, 電子情報通信学会, **J-84-D1**-8, 1160/1168 (2001)
 - 8) 松原望: 改訂版 統計の考え方, 放送大学教育振興会 (2000)
 - 9) 倉橋節也: 歴史をシミュレーションする 中国における科学・家族・文化資本の関係, コンピュータソフトウェア, **25**-4, 252/260 (2008)
 - 10) C. Yang, S. Kurahashi, K. Kurahashi, I. Ono and T. Terano: Agent-Based Simulation on Women's Role in a Family Line on Civil Service Examination in Chinese History, Journal of Artificial Societies and Social Simulation, **12**-25 (2009)
 - 11) P. Bourdieu: LA Distinction: Critique Sociale du Jugement, Editions de Minuit (1979) (“ディスタクシオン 社会的判断力批判” 藤原書店, 1990)
 - 12) 濱田嘉昭: 科学的な見方・考え方, 放送大学教育振興会 (2007)
 - 13) 森敬子, 倉橋節也: 新規学卒者採用市場における最適支援策シミュレーション, 合同エージェントワークショップ&シンポジウム JAWS2009 (2009)
 - 14) K. Mori, S. Kurahashi: Optimising of support plans for new graduate employment market using reinforcement learning, International Journal of Computer Applications in Technology, **40**-4, 254/264 (2011)
 - 15) L. Ljungqvist and T.J. Sargent: Recursive Macroeconomic Theory, Second Edition, The MIT Press, USA (2004)
 - 16) R.S. Sutton and A.G. Barto: Reinforcement Learning: An Introduction, MIT Press, Cambridge, MA (1998)
 - 17) J.R. Platt: Strong Inference, Science, New Series, **146**-3642, 347/353 (1964)
 - 18) V. Grimm: Pattern-Oriented Modeling of Agent-Based Complex Systems: Lessons from Ecology, Science, **310**, 987/991 (2005)
 - 19) S.F. Railsback and V. Grimm: Agent-Based and Individual-Based Modeling, Princeton University Press, New Jersey (2010)
 - 20) V. Grimm, et.al: A standard protocol for describing individual-based and agent-based models, Ecological modelling, **198**, 115/126 (2006)
 - 21) V. Grimm, et al.: The ODD protocol: A review and first update, Ecological modelling, **221**, 2760/2768 (2006)
 - 22) C. Yang, S. Kurahashi, I. Ono and T. Terano: Pattern-Oriented Inverse Simulation for Analyzing Social Problems: Family Strategies in Civil Service Examination in Imperial China, Advances in Complex Systems, **15**-07 (2012)
 - 23) 小野功, 佐藤浩, 小林重信: 単峰性正規分布交叉 UNDX を用いた実数値 GA による関数最適化, 人工知能学会誌, **14**-6, 214/223 (1999)
 - 24) 高島大輔, 高橋真吾, 大野高裕: エージェントベースモデリングによる優良顧客の特徴分析, 経営情報学会誌, **15**-1, 1/13 (2006)
 - 25) W. Rand: When Does Simulated Data Match Real Data? Comparing Model Calibration Functions using Genetic Algorithms, 4th World Congress on Social Simulation (2012)
 - 26) 和泉潔, 池田竜一, 山本仁志, 諏訪博彦, 岡田勇, 磯崎直樹, 服部進: 可能世界ブラウザとしてのエージェントシミュレーション ~ ターゲットマーケティングへの応用, 合同エージェントワークショップ&シンポジウム JAWS2012 (2012)

[著 者 紹 介]

倉橋節也 君正会員)



1981年東京電機産業(株)入社。2002年筑波大学大学院経営・政策科学研究科博士課程修了博士(システムズ・マネジメント)。2006年筑波大学大学院ビジネス科学研究科助教授,現在ビジネスサイエンス系准教授。2009年 University of Groningen (オランダ) 客員研究員。社会・経営システム分析,社会シミュレーションなどの研究に従事。人工知能学会,経営情報学会,情報処理学会,認知科学会,IEEE, PAA, CSSSA などの会員。
