

1

# マルチエージェントシミュレーションの基本設計

基  
般

■鳥海不二夫<sup>\*1</sup> ■山本仁志<sup>\*2</sup>

<sup>\*1</sup> 東京大学大学院工学系研究科 <sup>\*2</sup> 立正大学経営学部

## マルチエージェントシミュレーションとは

マルチエージェントシミュレーション（以降 MAS と表記）とは世界における個々の行為者をエージェントとし、エージェントの行動ルールと相互作用をモデルとして記述するものである。そのモデルを用いたシミュレーション実験によって、集合的現象の発生するメカニズムと性質を理解したり、その振舞いを予測し適切なシステムや制度の設計に活かすことができる。

MAS は、システム全体の挙動を表す方程式を見出すことを目的とはしていない。むしろ、MAS は人間社会のように個人どうしが局所的に相互作用することの集積が個々の構成要素の性質から直接導き出せない大域的な社会の現象（たとえば、文化・規範・言語のようなもの）を創発するモデルを構築することを目的とする。構築したモデルを通じて現象を理解し、予測しようとするのが MAS の目的である。また大域的な現象は個々のエージェントの行動ルールや相互作用に影響を与える。このようなマイクロ・マクロループを持つことも MAS の特徴である。

MAS の概念図を図-1 に示す。図中の (1) のようにエージェントは内部に行動ルールを持つ。エージェントは環境や他のエージェントを観察して自身の行動を決定する。エージェントの行動は環境や他のエージェントとの相互作用として表される（図中 (2)）。エージェントの行動の集積が図中 (3) で示すように大域的な現象として創発する。また大域的な現象はエージェントの行動ルールや環境にフィードバックされる（図中 (4)）。

それではなぜ MAS を用いるのであろうか。MAS ではシステム全体の挙動を記述するのではな

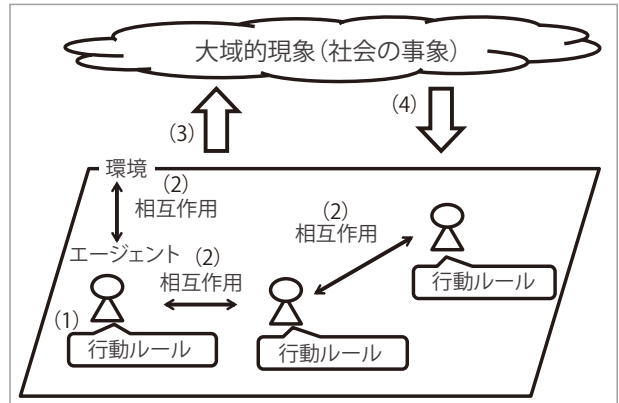


図-1 MAS の概念図

く、最もミクロなエージェントという行為主体の挙動を記述する。これは多くの社会現象が複雑系と呼ばれる、トップダウンではシステムの挙動を記述できないシステムであるからである。トップダウンにシステムを記述する例としてはシステムダイナミクス (SD) がある。SD はシステムを複数の変数間の因果関係や時間遅れを伴うフィードバックモデルとして記述して現象を理解しようとするが、その前提としてシステムがトップダウンに変数群の因果関係で記述できる必要がある。これに対して MAS が扱う社会現象（たとえば文化や規範など）は、個々人の相互作用の集積の結果、現象として現れたものだが、この現象をトップダウンで変数間の因果で記述することはできない。このようなシステムを理解するには上述したように、システムにおいて最もミクロなレベルであるエージェントを記述のベースとして用いる MAS が適している。

たとえば効率的市場仮説をベースとしたトップダウンモデルでは、バブルの発生と崩壊は記述できないが、MAS を用いたモデルではバブル発生再現とその原因の推測が可能となっている。市場ルールの制定の仕方によってバブルの発生しやすさが変化

することも確認されている。本稿ではMASをこれから実装する初学者の人たちに向けて、MASのモデルを構築し実装する方法について解説する。

## シミュレーションの目的

MASを行う目的は大きく「理解」と「予測」に大別できる。

MASを実装しようとする際には、まず目的を明確にする必要がある。

理解とはさまざまな社会現象に対して、その現象が生じる理由を明らかにし新たな理論を構築しようとするものである。「なぜ利他的な行動は競争環境下でも生き残るのか?」「なぜ棲み分けは生じるのか?」「なぜバブルは発生するのか?」といった問いに、個々の(多くの場合、ごく単純な)相互作用のルールがそのような現象を創発する過程を示すことによって、「なぜ」の本質に答えようとするのである。

予測とはさまざまな社会現象に対して、ある施策を実施したりシステムを導入することでどのような事態が発生し、その結果社会の状態がどのように変わり得るのか、また将来的にはどのような状態に落ち着くのかを予測するものである。「テーマパークで混雑状況を全員がリアルタイムに知ることによってアトラクションの混雑具合はどの程度減少するのか(しないのか)」「電気自動車が普及する中で、どこに充電設備を配置することが渋滞を緩和するのか」といった問いに、個々の行動レベルから記述することでより詳細な予測を可能にしようとするのである。

## 世界の記述

### ■ 「意味世界志向」と「物理的世界志向」

MASの目的が定まったなら、続いてシミュレーションの世界を構築する段階に入る。

シミュレーション世界には大きく2つの志向性が存在する。それは「意味世界志向」と「物理的世界志向」

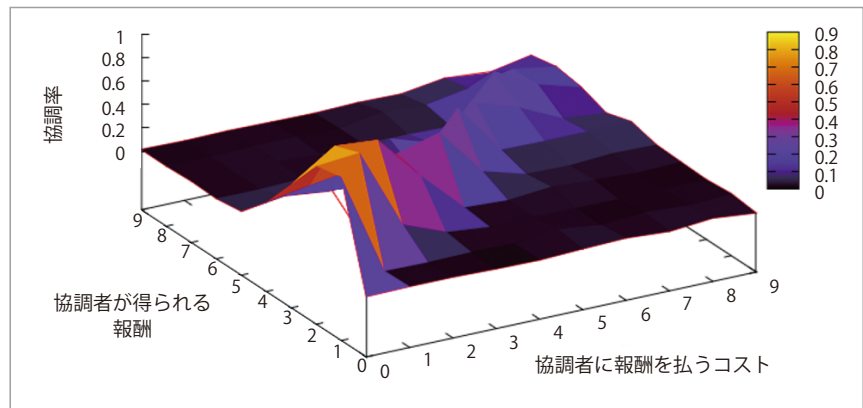


図-2 ソーシャルメディアのシミュレーション (文献1) より転載)

である。これは基本的にMASの目的と対応する。

意味世界志向のシミュレーションの目的は「理解」と対応することが多い。エージェントが誰と相互作用し得るのか、どのような行動ルールを持つのかといった意味上の位置付けが重要である。一方で、エージェントが具体的な空間のどこに位置し、他のエージェントとどのような距離関係にあるのかということは大きな意味を持たない。たとえばバブルの発生メカニズムを理解しようとしたときには、エージェント(投資家かもしれないし、銀行かもしれない)や環境(市場の相場など)にとって重要となるのは行動ルールであり取引相手となり得るエージェントの集合である。一方で物理的世界志向のシミュレーションは「予測」と対応することが多い。テーマパークの混雑状況をシミュレートする場合にはエージェント(テーマパークに遊びに来た人)や環境(アトラクションやテーマパークの形状など)は非常に大きな意味を持つ。物理的空間のどこに位置し、空間をどのように認識し得るのかがモデルを構築する際の重要な考慮対象となる。

図-2は意味世界志向シミュレーションの結果出力例である<sup>1)</sup>。QAサイトのようなソーシャルメディアを公共財ゲーム<sup>☆1</sup>としてモデル化し、協調者

☆1 各参加者が資金を拠出するか否かを決定し、参加者が拠出した資金の $r$ 倍( $r > 1$ )が公共財として参加者全員に等分されるゲームである。集団全体の利得は、全員が資金を拠出したときに最大となるが、全員資金を拠出しないことがナッシュ均衡となる。なぜならば他者の拠出額がいくらであれ、資金を拠出する参加者の利得より資金を拠出しない参加者の利得のほうが高くなるからである。このような状況下で資金の拠出(協力行動)が進化する条件がさまざまなアプローチで研究されている。詳細については文献1)を参考のこと。

に与える報酬と協調者に報酬を払うコストによって協調が達成される条件を探っている。低いコストで協調者に大きな報酬が与えられるという直観的には協調が達成されると思われる領域では協調は達成されず、報酬とコストのバランスがとられた範囲においてのみ協調が達成されていることが分かる。このようにソーシャルメディア上のコミュニケーションをモデル化

することで、活性化をもたらす本質的なメカニズムが理解でき、またさまざまな施策（たとえば参加者へのインセンティブの与え方など）がソーシャルメディアにどのような効果をもたらすのかを検討することが可能となる。

図-3は物理的世界志向シミュレーションの結果出力例である<sup>2)</sup>。個々の自動車をエージェントとした交通流シミュレーションモデルを構築することで、エージェントの経路選択基準などのさまざまなパラメータが交通流にどのような影響を与えるのかを考察可能なプラットフォームとなっている。図中の棒グラフは各交差点における単位時間当たりの交通量を表している。また図-3(a)がシミュレーション結果であり図-3(b)が交通量の実測結果である。このように実世界で発生する現象を再現・予測するモデルを構築することで、さまざまな施策（たとえば新たな道路建設など）がどのような影響を与え得るのかのシナリオを検討することができる。

### ■ シミュレーションにおける時間概念

意味世界志向・物理的世界志向はシミュレーションにおける時間の概念においてもそれぞれ志向性が異なる。当然のことながら予測が主眼となる物理的世界志向 MAS において、モデルにおける時間の概念は現実世界を可能な限り反映する必要がある。渋滞予測においてドライバーとして振る舞うエージェントが利用できる情報や時間はドライバーが運転の際に入手できる時間の範囲にとどまらなくてはなら

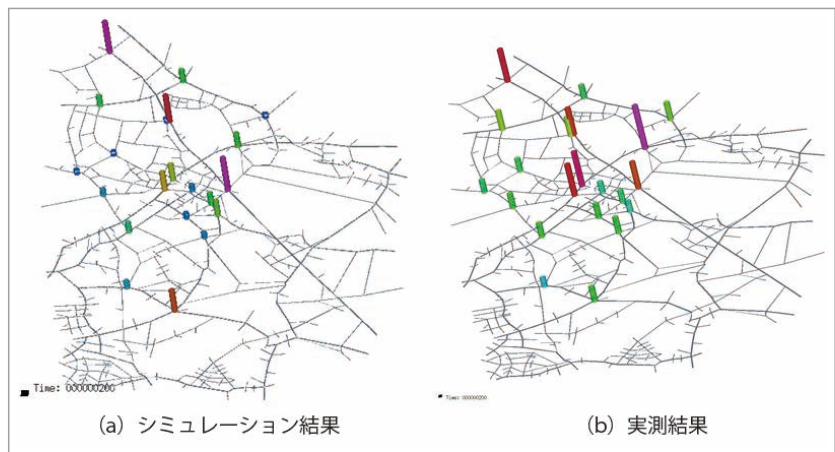


図-3 交通流シミュレーション（文献2）より許可を得て転載）

ない。ここでは「時間の粒度」という用語で時間の概念の扱い方を示す。後述するシミュレーションの各フェーズ・各ステップにおいてエージェントは情報を入手し、処理したうえで意思決定を下す。これらのそれぞれの段階で流れる時間の粒度は当然現実社会で流れるドライバーの運転上の情報入手、処理、判断の時間の粒度と揃っている必要がある。

次に、意味世界志向のシミュレーションについて考える。利他的行動が競争環境下で生き残るのはなぜか、というモデルを構築する場合を考える。この際、エージェントはさまざまな他者と相互作用を行い自身の利得を最大化しながらより適応的な行動をとるように進化する。ここでエージェントが他者と相互作用（たとえば1ラウンドの競争ゲーム）をするために必要な時間や行動が進化するまでの時間、というものが現実世界の何秒に該当するのかということはモデルにおいて重要な要素ではなくなる。重要となるのは、それぞれの相互作用や進化のルールがどのような意味を持つのか、また「なぜ」そのルール等が現象を生み出すのかというメカニズムである。つまりモデル上の時間の粒度と現実世界の時間の粒度は別のものとして扱うことが必要である。

むろん、これらの志向性は完全に2極化したものではなく中間的な領域にも MAS の領域は広がっている。たとえばマーケティングサイエンスにおいて新製品の普及過程をシミュレートすることを考える。新製品の情報が社会に拡散する時間の粒度と、消費



者としてのエージェントが新製品の情報を入手し他者との相互作用で影響を及ぼし合いながら意思決定する際の時間の粒度はモデルの挙動にとってクリティカルな問題である。しかし、一般的なMASではエージェントが自身の行動ルールを強化学習や遺伝的アルゴリズムといった適応的なアルゴリズムによって進化させることが多い。その際のモデル上の処理ステップの時間粒度と現実世界での時間粒度をいかに調整すべきかという問題は未解決であり研究者間でも活発な議論が交わされている。たと

えば、消費者の購買意思決定を扱うときに、エージェントが周囲のエージェントから情報を得て学習するための処理ステップは、現実の人間において何回のメッセージのやりとりに該当するのかを決定することは難しい問題である。

## MAS 実装における基本フレームワーク

### ■ シミュレーションの階層構造

本章ではMASを行う上で、一般的なフレームワークについて説明する(図-4参照)。MASの本質は「どのような条件でどのような現象が発生するのか」を解明することにある。これによって、現象の理解を目指すシミュレーションであれば「なぜAという現象が発生するのか(発生原因B)」を発見することが可能であり、予測を行うシミュレーションであれば「条件Bのときどのような現象が発生するのか」を明らかにすることになる。ここでは、このような一連の条件と現象の対応付けを行う作業をシミュレーションと呼ぶ。すなわち、シミュレーションとは与えられたモデル下でさまざまなパラメータを制御しながら、モデルの出力(発生する現象)を確認することにほかならない。

1回のシミュレーションを行うためには、複数

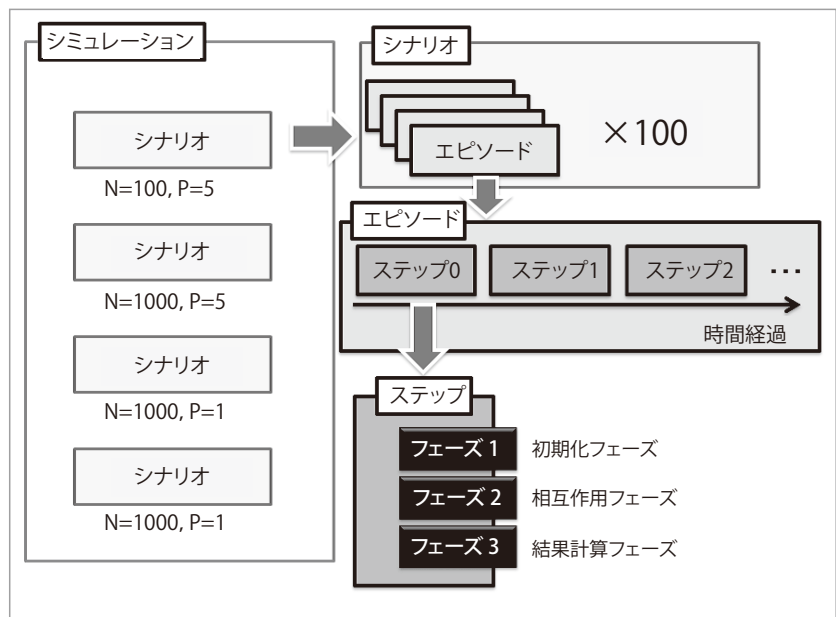


図-4 シミュレーションの階層構造

のパラメータセットに対し試行を行う必要がある。1つのパラメータセットを用いた試行をシナリオと呼び、1回のシミュレーションは複数のシナリオから成り立つ。1つのシナリオから得られた出力が、当該パラメータセットによって生じる現象であると捉え、シミュレーション結果を構成することとなる。

ところで、多くのMASにおいてエージェントの行動は決定論的に規定されるものではなく、乱数の要素を加えたものとなる。そのため、乱数の効果によって「偶然そうなった」現象を捉えることを避けるため、乱数のシードを変更して複数回同一シナリオを試行することが多い。このように、乱数のシードを変更して行う各試行をエピソードと呼ぶ。同一のシナリオであっても乱数シードが異なることで得られる結果は異なるため、十分な数のエピソードを実行し、得られた結果の統計的性質を確認することによって、各シナリオが持つ本質的な性質を浮かび上がらせることが必要である。

すべてのエージェントはエピソードごとに初期化され、行動を決定しインタラクションを行う。このとき、一般にエージェントの行動は離散化された時間単位で行われる。離散化された最小時間単位をステップと呼ぶ。各エピソードは、状態が収束する、または規定の時間が経過するまでステップが繰り返

される。離散化を行わず、実時間でシミュレーションを行うことも可能であるが、十分細かい離散化を行うことで仮想的なリアルタイム性を表現することが可能であるとともに、実時間でエージェントを動かした場合、シミュレーション環境に依存してシミュレーション結果が変わってしまう可能

性が高い。そのため、離散化された時間単位でシミュレーションを行う方が多い場合が多い。

各ステップはエージェントの思考、インタラクション、結果の記述などから構成される。このような各々の処理をフェーズと呼び、通常1ステップは複数のフェーズから構成される。主なフェーズとしては、エージェントの思考フェーズ、エージェントの行動フェーズ、環境パラメータおよびエージェントパラメータのアップデートフェーズなどが考えられる。

## ■ シミュレーションパラメータ

MASにおけるパラメータには大きくシミュレーションそのものを規定する設定パラメータと、毎ステップ変動する変動パラメータが存在する。ここでは、それぞれのパラメータについて述べる。図-5にシミュレーションにおけるパラメータのイメージを示す。

### 設定パラメータと制御パラメータ

シミュレーションに用いるモデルの性質そのものを決定する、エピソード中に変化することのないパラメータを設定パラメータと呼ぶ。交通シミュレーションでいえば、車の数、信号変更までの時間、道路の形状、各車の加速度、ブレーキの制動距離などが設定パラメータとして規定されるだろう。設定パラメータの中でも、特にシナリオごとに変化させるパラメータを制御パラメータと呼ぶ。たとえば、信号の点灯時間の変化によって渋滞がどのように変化

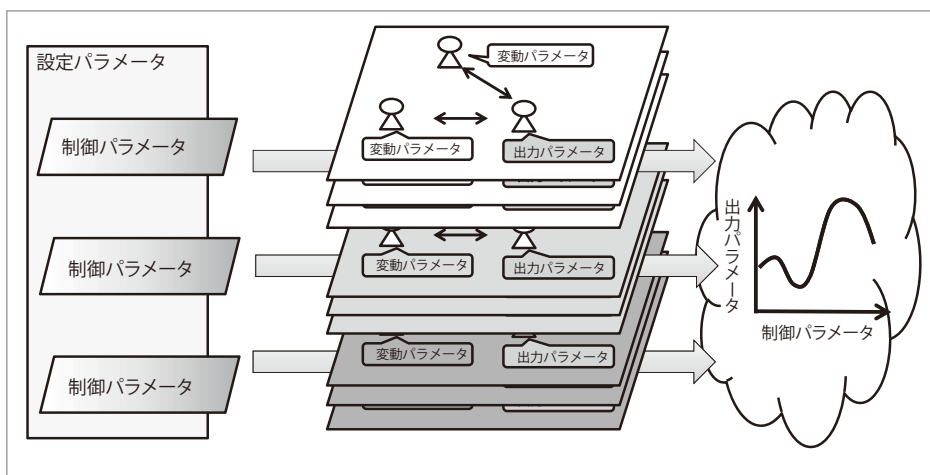


図-5 シミュレーションパラメータ

するのかを確認したい場合は、信号の点灯時間をシナリオごとに変化させ、車の流量など他のパラメータは一定値に固定することになる。これによって構築されたモデルに制御パラメータがどのような影響を与えるかが明らかとなり、どのような原因でどのような結果が生まれるのかを理解することが可能となる。

シナリオごとに変化させる制御パラメータは少なければ少ないほどよい。これは、複数のパラメータを同時に動かした場合、どのパラメータが結果の違いに寄与したかが曖昧となるためである。理想的には1つのシミュレーションにおける制御パラメータは1つに限定し、各シナリオの違いは唯一の制御パラメータで表現できていることが望ましい。この場合、得られた結果を、横軸が制御パラメータ、縦軸が出力結果とした2次元グラフとして表現できるため、視覚的にも理解しやすい。一方で、エージェントシミュレーションにおいては複数の設定パラメータが複雑に絡み合って現象を創発していることも多々ある。そのような場合は制御パラメータを複数用意し、同時に動かした場合に何が発生するかを確認しなければならない。

### 変動パラメータと出力パラメータ

変動パラメータは設定パラメータ以外のシミュレーション中に変化し得るパラメータである。交通シミュレーションでいえば、各車に対応するエージェントの位置座標や速度、信号の点灯状態などが変動

パラメータに対応する。変動パラメータは、主にエージェントの行動を決定づけるために利用される。たとえば、ある車の速度と位置は変動パラメータであるが、このパラメータは後続の車がブレーキを踏むか否かの行動決定に利用される。このように、各エージェント（あるいは環境）が持つ変動パラメータが他のエージェントの行動に影響を与えることによって相互作用が生まれ、複雑系としての MAS が実現される。

シミュレーションの出力結果も変動パラメータの1つであるといえる。このような出力結果となる変動パラメータを**出力パラメータ**と呼ぶ。出力パラメータはすべてのエピソードから得られるが、各エピソードの出力を総合して、シナリオの出力として扱うことになる。通常は各エピソードの出力の平均をシナリオの出力とする。このとき、単に出力結果の大小によって制御パラメータと出力の関係を述べる研究も多く存在するが、制御パラメータの変更が出力結果を有意に変化させていることを示す必要がある。すなわち、各エピソードごとの出力のばらつきを考慮した上で検定を行って、有意差が認められた場合に、制御パラメータの変化と出力結果の変化について議論を行うべきである。なお、出力パラメータは単一の変動パラメータで表現されることもあるが、複数の変動パラメータの合成によって表現されることも多い。

変動パラメータの一部には他のエージェントには影響を与えないパラメータも存在する。そのようなパラメータは必要ないかというそうではない。モデルの中で何が起きているのかを理解するためにはそのようなパラメータの存在も重要である。たとえばエージェントの行動を規定する内部パラメータは現実社会では観測不可能であることが多い。現実社会においては、他人が何を考えてその行動を行ったのかを正確に理解することは不可能である<sup>☆2</sup>。一方で、MAS においてはすべてのパラメータはコンピュータのメモリ上に存在し、観測可能である。こ

のことは、現象の理解のためのシミュレーションにおいて特に重要である。すなわち、ある制御パラメータを設定しシナリオを実行し結果が得られたとき、「なぜそのパラメータセットでこのような結果が得られたのか」を変動パラメータの変化を追っていくことによって正確に理解することが可能だからである。現実社会においては不可観測なパラメータであってもコンピュータシミュレーション上では観測可能であるため、神の視点から何が起きているのかを理解できる点が、MAS の特徴であると言えよう。もちろん、シミュレーションで現実を再現できているからといって、内部状態までが現実と同じであるとは限らないが、十分に説得力のある現象が見られるのであれば、現実を理解する上での1つの手助けとなることは間違いない。いずれにせよ、変動パラメータはシミュレーション中に刻々と変化し、それらを観測することがエージェントシミュレーションの本質である。

### ■ エージェントの行動ルールと進化

エージェントは環境から情報を獲得し、どのような行動を行えば良いかを判断する。

そのために、まずエージェントは環境から情報を獲得しすでに存在する内部状態と比較を行い、どのような行動を行うかを決定する（図-6 参照）。行動決定のルールの作り方にはさまざまな手法がある。

最も単純な手法はモデル設計者があらかじめルールを決めておく手法である。環境情報および内部状態が決まれば一意に行動が決定されるモデルであり、エージェントの動きに多様性はないが、単純ゆえに内部の理解は容易である。また、ルールが単純であるため予想外の現象は創発しづらいが、収束が早いいため比較的短時間でシミュレーションを終えることができる点もメリットである。問題によってはエージェントの行動ルールを決めておくことは選択肢として悪くはない。

次に、学習型エージェントが考えられる。このようなエージェントは環境から送られる情報に基づき行動を決定しながら、前回の行動によってどのよう

☆2 筆者など自分の息子ですら何を考えて行動しているのか想像もできない。

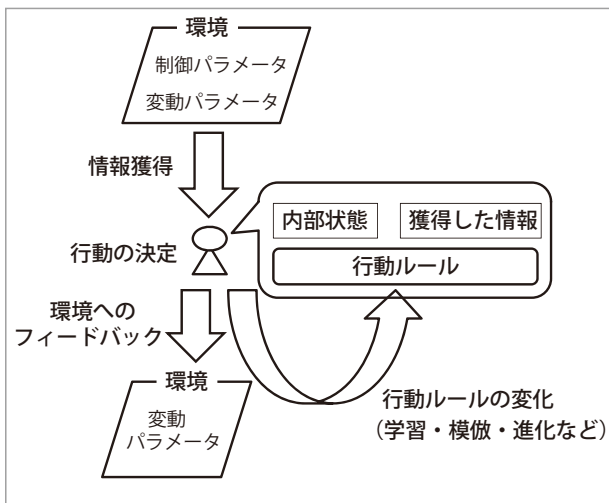


図-6 エージェントの行動

な環境の変化が表れたかを理解し、自分に有利な環境を実現するために行動ルールを学習し、変化させていく。学習には強化学習を用いることが多いが、その方法に限定されるものでもない。学習内容も IF-THEN ルールを学習するものや、ルールに存在するパラメータ（閾値など）を学習するものが存在する。

また、他のエージェントの行動を模倣することで最適化を行うエージェントも考えられる。この場合、各エージェントはステップごとに周囲のエージェントを観測し、最も有利なエージェントの行動ルールをコピーし、利用する。模倣エージェントは、行動ルールの数がたかだか有限個の場合に用いられることが多い。

模倣エージェントと類似したエージェントに、進化エージェントが存在する。進化エージェントを用いる場合、ルールは遺伝子型によって規定されるものとして表現される。進化エージェントは遺伝的アルゴリズムの考えに基づいて他のエージェントの遺伝子の交叉と突然変異によって自らのルールを進化させていく。

これらのルール決定方法の中で、進化による行動ルールの学習は現実社会には存在しない。シミュレーションの対象となる期間で進化が起きるようなモデルは、生物学的なモデル以外にはあり得ないだろう。しかしながら、これらの学習手法はすべて人

間の学習能力をモデル化したものと考えれば良い。進化による学習手法とは、「人間は行動を学習するが、具体的な学習手法は不明である。そこで、最適化手法の1つである遺伝的アルゴリズムによって代替する」という考え方に基づいていると理解して良い。すなわち、人間の学習能力をより高いレベルで表現しようすることは困難であるため、一般的な最適化手法である遺伝的アルゴリズムを利用しているのである。実際のところ、強化学習を用いたルール決定法も、模倣によるルール決定法も大きな枠組みで考えれば学習の方法論に過ぎない。したがって、MASにおいて進化的手法を採用した論文に対し、「なぜ進化的手法を用いたのか」と疑問を呈するのはきわめてナンセンスである。

## シミュレーションの検証

MASはエージェント・環境を含め非常に自由度が高く柔軟かつ複雑なモデルが構築できる。しかしこのことは、MASが見る者にとって意義が理解しがたいものになる危険性を孕んでいる。自由なモデルを構築できるがゆえに、できあがったモデルが正しいモデルなのか、モデルが出力した結果は妥当なものなのかを検証することが難しい場合がある。

モデルを構築しシミュレーションを実施した後は、モデルおよびシミュレーション結果を検証する必要がある。MAS研究の検証は「モデルの検証」と「結果の検証」の2つの観点が求められる。

### ■ モデルの検証

モデルの検証とは、構築したMASのモデルが正当な理論に基づいて構築されているか、出力結果が現象のモデルとして妥当な振舞いをしているのかをチェックする過程である。モデルを検証する際には「正当性」「妥当性」「感度分析」を行う必要がある。

#### 正当性

シミュレーションを行って結果が得られたとしても、その結果が正当なモデルから得られたものでなければシミュレーションには意味がなくなってしまう



う。当然のこととしてプログラムに記述されている手順がモデル構築者の意図したとおりに動いていなければならない。

また、ここで重要となることはモデルが正当な理論に基づいて構築されているのかである。たとえば消費者行動のモデルを構築したとして、消費者エージェントがすべての商品の価格と性能を正確に探索・比較することができ、市場の状態も正確にモニタリングできるというような、完全合理的な消費者を想定することは正当なモデル化とは言えない。モデルを構築する際に仮定する前提条件が、扱う対象を記述するうえで正当な前提条件となっているのかを慎重に検証する必要がある。

### 妥当性

モデルの妥当性が検証された後には、妥当性の検証が必要である。妥当性の検証とは、モデルの振舞いが対象の振舞いを反映しているかを確認することである。正当なモデルを構築したとしても、得られた結果があり得べき結果を出力していないのであればモデルとして妥当とは言えない。

ただし何をもって妥当なモデルと言えるのかはシミュレーションの目的や対象とする領域によって議論が分かれているのが現状である。現象の質的な性質（たとえば利他行動は必ずしも損ではないというような社会の性質）を再現することが求められるモデルもあれば、定型化された事実 (stylized facts) が再現されていることが求められることもある（たとえばある市場における価格分布の形など）。また、予測を目的としたシミュレーションであれば現実世界の具体的なデータとの整合性が求められるであろう。このように妥当性の検証はMASで得られた知見が貢献する領域によって検証すべきレベルが異なってくることに注意が必要である。

### 感度分析

正当性と妥当性が検証された後には感度分析が必要である。感度分析とは、シミュレーション結果がさまざまなパラメータの設定にどの程度敏感に影響されるのかを検証するものである。シミュレーション結果がある特定のパラメータの微小な変化によっ

て大きく変化するようであれば、そのパラメータの値の正確性には細心の注意が必要となる。特に設定パラメータとしてシミュレーションにおいて変化させないものに関しては、変化させても結果が頑健に維持されること、最終的に採用する値が妥当であることを検証しなくてはならない。その際には関連研究群で多く使われている値を用いることで論文間での結果の比較が容易となるため、関連研究で採用された値を採用することも1つの方法である。

### 結果の検証

結果の検証とは、シミュレーションによって得られた結果、またそこから導かれる知見が研究としてどのような価値を持つのかを検証することである。

### 説得力と意外性

MASはミクロレベルのモデルを記述し大域的な現象を観察するものであるため、モデル構築の段階では簡単に見通せない結果を得ることが多い。逆に言えば、モデルを構築した段階で得られる結果がすべて予見できるようなモデルであればシミュレーションを行う必要はない。

しかし、そうして得られた「反直観的」な結果を人々に説得する必要がある。説得の戦略としては「理論からのアプローチ」と「現実からのアプローチ」がある。理論からのアプローチでは、既存の理論から得られる結論と整合的であり、かつ既存の理論では説明しきれない現象を表現しているということを説明する必要がある。現実からのアプローチでは、シミュレーション結果が現実の現象とどのように対応しているのかを具体的に示す必要がある。

まれに、設定パラメータが決まればシミュレーションするまでもなく決まるようなパラメータを出力結果として用いているような研究も存在するが、このようなシミュレーションには意味がない。シミュレーションの出口には十分気をつけるべきである。

### ヤッコー研究

MASに対して「やってみたらこうなった、という結果を示しているにすぎない」という批判がなされることがある。これを略して「ヤッコー研究」と



呼ばれることもある。ヤッコー研究には「第1のヤッコー」として「現実でもそのような現象があり得るのか?」というものと、「第2のヤッコー」として「当たり前のモデルから当たり前の結果が得られただけ」というものがある。MASがヤッコー研究とならないためには、ここまで述べたシミュレーションの検証を十分に行い、MASでしか得られない知見とは何かを常に考えながら研究を行うことが求められる。

### 学術研究における MAS の位置付け

MASによって導かれた知見がどのような学術的意義を持つのかを、モデル構築者は社会にアピールしなくてはならない。発見した知見が既存の理論群の中でどのように位置付けられて、どのように新しいのかを明確にする必要がある。そのためには、既存の学問領域と構築したモデルがどのように接合しているのか、どのような新規性を持つのかを意識する必要がある。MASの志向性による近接学問領域との接合に関しては、山本・鳥海<sup>3)</sup>がソーシャルメディアを対象とした研究群に関して整理を試みている。

### さらに学びたい方へ

本稿ではMAS初学者に向けてMASとはどのようなものであるのかを概観したうえで、MASを実装するために必要なフレームワークについて論じた。主に社会現象を対象としたMASの目的には「理解」「予測」の2つがあることを示したうえで、シミュレーションモデルを記述する方向性として「意味的世界志向」「物理的世界志向」という2つの方向性があり、それぞれの志向性によって世界を記述する際に考慮すべき事柄について述べた。またMAS実装の基本フレームワークに関しては、具体的にモデルの記述をする際に必要となるシミュレーションの階層構造について述べた。MASによって得られた知見が有意義なものであると主張するために、どのようにシミュレーションを検証するべきかについては「モデルの検証」「結果の検証」の2側面から

述べた。

最後に、MASについてさらに学びたい読者へ参考文献を2点挙げる。まず、MASについて概観する入門書としては文献4)が必読であろう。シミュレーションの目的や科学としてのシミュレーションの位置付けなどが詳細に論じられている。MASについてより詳細に学びたい人にとっては、文献5)が良い指針を与えてくれるだろう。社会科学におけるMASの導入的な論文が多く紹介されている。

これからMASを用いて研究を進める人たちにとって本稿が多少なりとも指針となることを願っている。

### 参考文献

- 1) Toriumi, F., Yamamoto, H. and Okada, I.: Effects of Controllable Facilitators on Social Media: Simulation Analysis Using Generalized Metanorms Games, *Proceeding of Web Intelligence (WI) and Intelligent Agent Technologies(IAT)*, 2013 IEEE/WIC/ACM International Joint Conferences (2013).
- 2) 吉村 忍, 西川 紘史, 守安 智: 知的マルチエージェント交通流シミュレータ MATES の開発, シミュレーション, Vol.23, No.3, pp.228-237 (オンライン), 入手先 <<http://ci.nii.ac.jp/naid/110003969581/>> (2004).
- 3) 山本仁志, 鳥海不二夫: ソーシャルメディアにおけるエージェント技術 (特集エージェント), 人工知能学会誌, Vol.28, No.3, pp.397-404 (2013).
- 4) Glivert, N. and Troitzsch, K.: Simulation for the Social Scientist (社会シミュレーションの技法), Open University Press (1999).
- 5) Axelrod, R. and Tesfatsion, L.: Appendix A A Guide for Newcomers to Agent-Based Modeling in the Social Sciences, *Handbook of Computational Economics*, Vol.2, No. Grant 0240852, pp.1647-1659 (online), DOI:10.1016/S1574-0021(05)02044-7 (2006).

(2014年2月19日受付)

#### ■ 鳥海不二夫 tori@sys.t.u-tokyo.ac.jp

2004年、東京工業大学大学院理工学研究科機械制御システム工学専攻博士課程修了、同年名古屋大学情報科学研究科助手、2007年同助教、2012年東京大学大学院工学系研究科准教授、現在に至る。マルチエージェントシミュレーション、人工市場、ソーシャルメディアなどの研究に従事。電子情報通信学会、日本社会情報学会、人工知能学会各会員、博士(工学)。

#### ■ 山本仁志 (正会員) hitoshi.yamamoto@mmb.nifty.com

1995年電気通信大学電気通信学部卒業。2003年同大学院情報システム学研究科博士後期課程修了、博士(工学)。現在、立正大学経営学部教授。研究テーマは社会シミュレーション、ソーシャルメディアなど。経営情報学会、人工知能学会、日本社会心理学会、各会員。