

エージェント指向シミュレーションにおける ブランドマーケティングの解釈†

高玉圭樹*・***・辻中尚宏**・下原勝憲*

ABSTRACT This paper proposes Agent-based Brand Marketing (ABM) Model and discusses an important issue of validation on an interpretation of simulation results. In this model, consumer agents purchase products which are developed by company agents. Through several interpretations of markets, the following implications have been revealed: (1) when interpreting simulation results from the viewpoint of time, it is important to compare two markets which structure differs from each other rather than two markets where the number of iterations differs from each other; (2) when interpreting simulation results from the viewpoint of learning of agents, it is important to analyze varieties of behaviors of agents rather than their learning speed.

1. はじめに

近年、企業活動においてブランド・マーケティング戦略 (brand marketing strategy) の重要性が再認識されている¹⁾。これは、ブランド名、トレードマーク、ブランド・イメージなどの効果が他の企業との競争に有利に働くだけでなく、企業を取り巻くマーケティング環境に次のような傾向が見受けられるからである^{8,16)}。まず、(1) 多くの市場の成熟化に伴い、消費者の関心度が低下したため、明確な主張を持った新製品の開発が求められている。次に、(2) 消費者の購買基準が頻繁に変化し、消費者主導型マーケティングの必要性が高まっている。そして、(3) インターネットに代表される IT (Information Technology) の急速な普及により市場の構造が変化し、競争体系が大きく変化している。最後に、(4) 企業の収益性重視により、一時的に売れるヒット商品よりも継続的に売れる商品を求めるロングセラー志向が強まってきている。

このような背景から、経験的に獲得されてきた手法、共通の見解、通説をはじめ、従来のブランド・マー

ケティング戦略において期待する効果を発揮することが難しくなっている。これは、ある時点のノウハウは時間の経過と共に通用しなくなることを示していると同時に、有効なブランド・マーケティング戦略の考案には、過去に成功・失敗した戦略の事例を分析するケーススタディ・アプローチでは限界があることも示唆している¹²⁾。そこで、近年、ダイナミックな環境を模擬でき、さまざまな条件を設定できる計算機シミュレーションが1つの有望な方法として着目されている。特に、エージェント指向アプローチ⁹⁾に基づくシミュレーションは、エージェント単位で細かな設定ができるため、より具体的なシミュレーションが可能となる^{10,14,15)}。このようなエージェントシミュレーションの意義は Axtell の文献⁹⁾にまとめられ、エージェント指向アプローチによるマーケティングの研究もはじまってきている⁹⁾。

しかし、どのようなシミュレーションにおいても、100% 現実社会と同じ市場を構築することはできない。例えば、エージェントに組み込む学習メカニズムを考えた場合、さまざまな会議 (例えば、文献¹¹⁾) で議論されているが、どのようなメカニズムを採用しても人間を完全に模擬することは困難である。このような特性から、計算機シミュレーションでは、その結果の解釈が重要な役割を担うことになる。特に、解釈を間違えれば、意味の無いブランド・マーケティング戦略となるだけでなく、会社にとって危機を招くこともあるため、慎重かつ厳密な解釈が必要不可欠である。しか

An Interpretation of Brand Marketing in Agent-Based Simulation. By Keiki Takadama (ATR Human Information Science Labs./Tokyo Institute of Technology), Naohiro Tsujinaka (Sanwa Research Institute & Consulting Corporation) and Katsunori Shimohara (ATR Human Information Science Labs.).

* (株) ATR 人間情報科学研究所

** (株) 三和総合研究所

*** 東京工業大学大学院総合理工学研究科

† 2001年11月29日受付 2002年3月18日再受付

し、現在、シミュレーション結果を適切に解釈する方法論は全く存在せず、大きな課題となっている。

そこで、本研究ではある状況に絞ったシミュレーションではあるが、シミュレーション結果の解釈の妥当性を分析することによって、適切な解釈を行うために必要な観点を模索することを目的とする。具体的には、ブランド・マーケティング戦略の中でも新製品をブランド化する「ブランド開発」に焦点を絞り、エージェント指向シミュレーション上で市場の形態や特徴を変化させながら、新規参入した後発の製品が成功するかどうかの結果の解釈について議論する。

以下、第2章では、ブランド・マーケティング全般について紹介し、第3章では本研究で構築したシミュレーションモデルを説明する。続いて、第4章ではブランド・マーケティング戦略に関する計算機シミュレーションを行い、第5章においてシミュレーション結果の解釈について議論する。最後に、第6章で本研究についてまとめる。

2. ブランド・マーケティング

2.1 ブランド化の背景

今まで、企業はさまざまなブランド・マーケティング戦略を行ってきた。特に、日本の企業は企業名をブランドとし、これを広範囲な製品名として使用しながら、あらゆる分野の製品を幅広く製造・販売してきた^{8,10)}。これは、企業が顧客を全体的に捉えてきたことを示している。しかし、このような戦略は成長市場では成功したが、成熟市場では1つのブランド名の下に多くの製品を包含するために、かえってそのブランドの消費者に対するイメージを低下させる原因となった。その結果、従来の品質、価格重視の日本の経営では、「安く・多く売る」という薄利多売競争から抜けきれない状況が続いている。

そこで、このような状況から抜け出すためには、ブランド・マーケティング戦略の対象を限られた分野に絞り込むことが重要である。具体的には、対象とする消費者を明確にし、他社製品と比較してユニークなブランドを構築することである。そのためには、顧客を全体的に捉える観点では限界があり、顧客との1対1対応(One-to-one)のマーケティング展開が重要となる。つまり、個々の顧客からの必要性や要望を把握し、個々の顧客に対応した製品を提案することでブランドの価値を高めていくことが必要不可欠なのである。このような背景から、ブランド・マーケティング戦略における目的は、不特定多数をターゲットにするのでは

なく、常に自社製品を指示してくれる「顧客(リピーター)」を育成することになる。

2.2 ブランドの価値

ブランドというと、シャネル(Chanel)やバーバリー(Burberrys)に代表されるような質が高く、かつ、高級品をイメージするかもしれないが、本来の意味は製品のさまざまな価値を表している。つまり、何らかの価値が製品に付けられ、消費者が「その製品でなければならない」と感じるようなイメージが想起されることによりブランドは成立するのである。このようなブランドは、安原によれば次の3つから構成される¹⁶⁾。

- ・ **基本価値 (fundamental value)** : ここでの価値は製品の根幹をなすものである。例えば、食品であるビールなら味、家電製品である洗濯機なら機能などがこれに当たる。
- ・ **情報価値 (information value)** : ここでの価値はパッケージ・デザインや広告内容など製品のイメージにかかわるものである。嗜好性の高い製品では、有名人が使っているなどという社会的なステータスも要求される。
- ・ **周辺価値 (surrounding value)** : ここでの価値は製品そのものではないが、それに関わるものである。例えば、ビールであればリサイクル・カンなどの環境問題への取り組み、洗濯機であれば企業のアフターサービスがこれに当たる。

2.3 ブランド・マーケティング戦略

前節で述べた3つの価値(基本価値・情報価値・周辺価値)を適切に組み合わせることによって、他社製品と差別化を図り、消費者に対してユニークかつ強い印象を与えることができる。このように3つの価値を組み合わせることをブランド・マーケティング戦略と言い、企業にとって繰り返し購入してもらえりピーター育成のために必須な戦略となる。この戦略は次の2つの場合に関与する¹⁶⁾。

- ・ **ブランド開発 (brand development)** : ブランドを新たに開発すること。
- ・ **ブランド管理 (brand management)** : 既存のブランドを管理して育成すること。

両者をリスクという観点から見ると、ブランド管理の方がはるかにリスクは大きい。それは、実績があるために失敗が許されないだけでなく、既に市場に出ているために競合他社の攻撃目標となりやすいからである。しかし、難易度という観点から見ると、ブランド開発の方がはるかに難しい。なぜなら、ブランド開発はその製品の3つの価値において革新的な特性を生み

だす必要性があり、製品開発と同じであるとも考えられるからである。

3. エージェントに基づくブランド・マーケティングモデル

3.1 モデルの概要

前章では、ブランド・マーケティング戦略として、(1) 顧客を全体としてではなく顧客単位で捉えること、(2) 3つの価値（基本価値・情報価値・周辺価値）を組み合わせることで他社製品との差別化をはかることが重要であることを指摘した。そこで、我々はこれらを考慮して次のようなブランド・マーケティングモデルを構築する。まず、(1) 顧客（すなわちエージェント）単位でシミュレーションを行うエージェント指向アプローチを採用する。次に、(2) 消費者エージェントは製品に対するイメージとして3つの価値を持ち、そのイメージに近い製品を購入するように設計し、一方、企業エージェントは3つの価値の大きさを変えることにより、企業独自の製品を製造・販売するように設計する。以後、上記のように構築した我々のモデルをエージェントに基づくブランド・マーケティングモデル（Agent-based Brand Marketing (ABM) Model）と呼ぶ。

3.2 エージェント

ABMモデルにおける具体的な消費者エージェントと企業エージェントは次のようになる。

- ・消費者エージェント（consumer agent）：消費者は各企業が製造した製品の中から自分の求めている製品、つまり、自分のイメージに見合った製品を買い、企業にお金を支払う。そして、購入した製品が自分のイメージと近いほど満足し、その製品に対する経験が強化され（印象は強くなり）、同じ製品を買う可能性が高くなる。逆に、自分のイメージとかけ離れて不満足な場合は、その経験は弱くなり（印象は弱くなり）、購入しなくなる。なお、消費者のイメージはブランド価値を構成する基本価値・情報価値・周辺価値をそれぞれを1～100（大きいほど価値が高い）の範囲で数値化したもので表す。なお、一般にターゲットイメージを上回るような価値の製品を購入したときは満足すると思われるが、通常、価値が高い製品は値段も高いので、ターゲットイメージからかけ離れて上回るものは（必要以上のお金を払うため）満足しないと考える。これより、本シミュレーションでは製品の値段は3つの価値の値を足し合わせたものに相当すると捉える。

- ・企業エージェント（company agent）：企業は基本価値、情報価値、周辺価値のそれぞれを1～100の範囲で数値化したものを製品の価値とし、その製品を製造・販売する。このとき、3つの価値の組み合わせによって他社製品と差別化をはかることが各企業のブランド・マーケティング戦略となる。ただ、企業間に力の差が生じないように、3つの価値の組合せ方は自由に決定できるが、その合計は一定とし、企業間で共通とする。また、企業が製品を製造するタイミングは消費者から注文があった時点とする。これはITが普及するにつれて見込み生産から受注生産が主流になることを想定しているためである。

3.3 アーキテクチャ

図1にABMモデルの全体像を示す。この図から分かるように、このモデルでは複数の消費者エージェント（ここでは X 人）と企業エージェント（ここでは Y 個）が市場を構成している。ここで注意すべきことは、消費者エージェントは学習機構を持ち、逆に企業エージェントは持たないことを想定していることである。その理由は次のようにまとめられる。まず、(1) 企業エージェントも消費者エージェントと同様に学習すると、両エージェント間で複雑な注文・販売が生じ、製品の売上が企業エージェントの立てたブランド・マーケティング戦略によるものか、それとも、消費者エージェントの学習や他の要因によるものかの的確な判断が困難である。次に、(2) 本研究ではシミュレーション結果の解釈について議論するため、シミュレーション結果を誤って解釈する可能性のある複雑な現象より

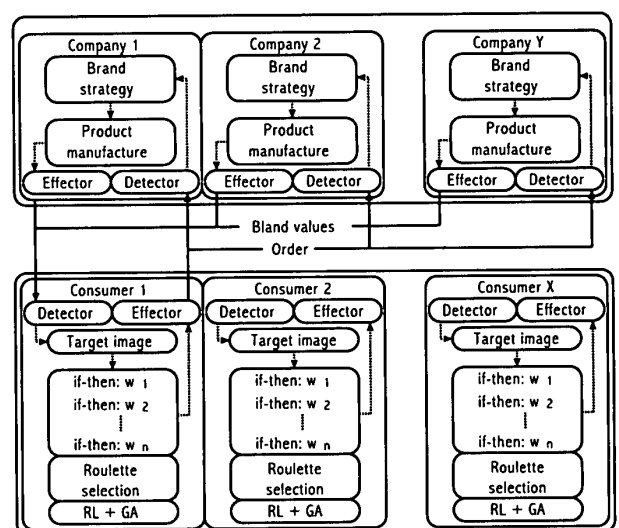


図1 エージェントに基づくブランド・マーケティングモデル

も本質的なものに絞っている。しかし、これらの理由は企業エージェントの学習に対して否定的なものではなく、両エージェントが学習する市場も今後検討する予定である。以下、各エージェントのアーキテクチャの説明を行う。

3.3.1 消費者エージェント

消費者エージェントは、学習分類子システム (Learning Classifier System: LCS)⁹⁾ を基本構造として実装する。学習分類子システムとは、*if-then* 形式で記述されたルールの集合を保持しており、そのルールセットにしたがって自分の行動を決めるだけでなく、学習・進化メカニズムによって環境に適応する機械学習の方法である。ここで、このシステムを採用した理由は、(1) 人間をモデル化したアーキテクチャとして有名であり⁶⁾、また、(2) このシステムを用いて社会現象を解析した有名な研究 (例えば、Arthur による人工的な株価市場の解析²⁾ など) が多く存在するからである。以上の理由から、我々は学習分類子システムをベースにブランド・マーケティング用に拡張/修正した消費者エージェントを次のように構築した。

<インターフェース>

- ・受容器 (detector) と効果器 (effector) : 受容器を通して外部環境情報 (ここでは購入した製品の価値) を認識し、効果器を通して選択されたルールに記述された行動 (ここでは製品の購入) を行う。

<メモリ>

- ・ターゲット・イメージ (target image) : 各エージェントは製品に対するイメージを持っている。このイメージは自分が購入したい製品の価値を表し、前に述べたように3つの価値で示す。例えば、図2に示

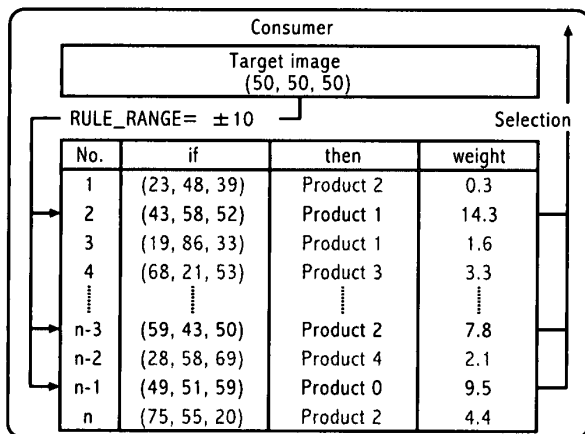


図2 エージェントのターゲット・イメージとルールセット

すエージェントは、3つの価値がそれぞれ50, 50, 50に近い製品を購入したいと思っている。

- ・ルールセット (rule sets) : エージェントは重みの付随した *if-then* ルールを独立に n 個保持する。また、ルールの中身としては、図2に示すように条件部はターゲット・イメージと同じ3つの価値の値、行動部は購入する製品名、そして、ルールに対する重要度を重みとして持っている。なお、初期状態では、条件部の3つの価値と行動部の製品名はランダムに生成され、全ての重みは0に初期化される。

<メカニズム>

- ・ルーレット選択 (roulette selection) : このメカニズムは、ターゲット・イメージに近い価値を条件部に持つルール集合から1つのルールを選択する。このとき、ルールに付随した重みの大きさに応じて確率的に選択され、重みの大きいルールほど高い確率で選択される。例えば、図2に示すエージェントに着目すると、(50, 50, 50) という3つの価値のターゲット・イメージを持っていることから、まず、それに近い価値を持つルール集合を選択対象として見出す。ここで、選択対象の範囲 (RULE_RANGE) を ± 10 とすると、 $40 (=50-10) \sim 60 (=50+10)$ の範囲内に3つの価値を持つ2番目、 $n-3$ 番目、 $n-2$ 番目のルールが選択対象となる。そして、選択対象となったルール集合から1つのルールを確率的に選択し、そのルールの行動部に記述された製品を購入する。例えば、2番目のルールは $14.3 / (14.3 + 7.8 + 9.5)$ の確率で選択され、製品1を購入することを意味している。このような設定から、RULE_RANGEの大小によって選択対象となるルール数が増減し、場合によっては全ルールが選択対象とならない状態もありうる。この時、エージェントは購入しないという行動をとる。

なお、ここではターゲット・イメージである3つの価値を同時にルール選択の条件としているが、現実的には、これらの価値のうち情報価値 (広告やデザインなど) は購入前に認識され、それを元に購入製品が選択されるように思われる。しかし、安原によれば、情報価値は基本価値と連動しており、どんなに広告やパッケージ・デザインが魅力的で情報価値が高かったとしても、基本価値が低ければ製品は購入されないと指摘¹⁶⁾している。また、第1章で触れたように本稿で

¹ グッチやエルメスなどは情報価値の高さで成功したブランドであるが、バックやスカーフとしての基本価値があった上でのデザインや広告である¹⁶⁾。

はブランド開発に焦点を当てているため（理由は第4章の冒頭にまとめる）、ブランド管理に比べれば製品の認知度が少ない分、情報価値による効果が少ないと考えられる。以上の理由より、製品購入には3つの価値のバランスを同時に考えるモデル化を行っている。

- ・ **学習メカニズム (learning mechanism)**：より自分のイメージに近い製品を購入できるようにするために、エージェントは強化学習 (reinforcement learning: RL)¹³⁾ と遺伝的アルゴリズム (genetic algorithm: GA)⁹⁾ を用いて学習する。

まず、強化学習メカニズムはルールの重みを変更する。具体的には、購入した製品の3つの価値と消費者エージェントのイメージとが類似していれば選択されたルールの重みを増やし、逆に異なれば重みを減らす。厳密には式(1)にしたがって重みを変更する。なお、 α は正の定数であり、この値により購入製品がイメージに近ければプラスの値が重みに追加され、逆にイメージから離れていけばマイナスの値が付加される。また、このメカニズムは製品購入の度に実行され重みが増加する。

$$\text{重み} = \text{重み} + \{\alpha -$$

$$\begin{aligned} & (| \text{購入品の基本価値} - \text{イメージの基本価値} | + \\ & | \text{購入品の情報価値} - \text{イメージの情報価値} | + \\ & | \text{購入品の周辺価値} - \text{イメージの周辺価値} | \} / 100 \end{aligned} \quad (1)$$

なお、この式は市橋によるブランドの理解度を参考している⁹⁾。それによると消費者の価値にあった製品を投入している市場では、エージェントは学習しているので図3に示すように時間とともにブランドの理解度は上昇する。そして、あるノイズ・レベル (noise level) を超えた段階で、ブランドとして認知されていなかった (unknown) ものが認知される (well-known) ようになる。ここで、ノイズ・レベルをブランド理解

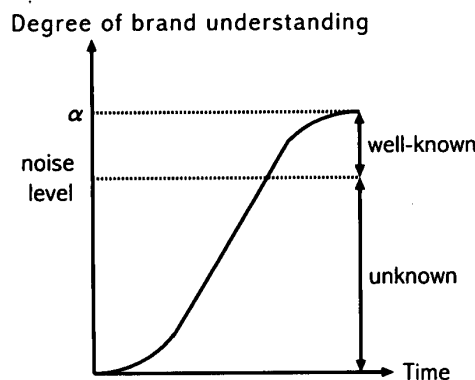


図3 ブランド理解度に対するエージェントの学習曲線

度の境目だとして0と設定し、認知されていない状況を-、認知されている状況を+とモデル化し、理想的な製品（消費者の価値と製品の価値の差がないもの）を販売したときのブランド理解度を α とすると上記のような式で近似できる。なお、上記の式の分母である100は図3の学習曲線の傾きを表しているが、この曲線は対象とする製品によって変わるので、ここでは深い議論はしない。

次に、遺伝的アルゴリズムはルールの中身を改良する。具体的には、次のような通常のエリート選択⁹⁾を用いる。まず、(1) あるタイミング (GA_SPAN²⁾ 毎に全ルールのうち重みの小さいルールを GENERATION_GAP \times n 個削除し、重みの大きい同数のルールを親候補とする。次に、(2) CROSSOVER_RATE の確率で交叉を、MUTATION_RATE の確率で突然変異を実施する。交叉の場合は親候補からランダムに選択された2つのルールを1点交叉して新しいルールを生成する。一方、突然変異の場合は親候補からランダムに選択された1つのルールに対して、条件部の3つの価値と行動部の製品名のうち1つをランダムに変更する（条件部の場合は1～100の範囲のランダムな値に入れ換え、行動部の場合は他の製品名をランダムに選ぶ）。そして、(3) 生成されたルールの重みを0に初期化し、削除された数のルールが生成されるまで(2)に戻り、これを繰り返す。

3.3.2 企業エージェント

企業エージェントは以下の要素から構成され、各社のブランド・マーケティング戦略に基づいた製品を製造・販売する。

<インターフェース>

- ・ **受容器 (detector)** と **効果器 (effector)**：受容器を通して外部環境情報（ここでは消費者の注文）を受け取り、効果器を通して企業としての行動（ここでは製品の製造・販売）を行う。

<メモリ>

- ・ **ブランド戦略 (brand strategy)**：各企業エージェントの製造する製品の3つの価値を表し、消費者エージェントのターゲット・イメージと同じ形式を持つ。具体的には、各企業エージェント毎に製造したい製品の3つの価値（例えば、50, 50, 50）を記憶する。

<メカニズム>

- ・ **製品製造 (product manufacture)**：注文を受けた企業エージェントは、各自のブランド戦略で決定した

² GA_SPAN に関しては第4章で説明する。

3つの価値（上記の例なら、50, 50, 50）を持つ製品を製造する。

なお、ここでは簡単化のため製品製造のために必要な材料切れや資金が足りない状況は想定せず、注文を受けた企業エージェントは必ず製品を製造することができることとする。

3.4 アルゴリズムの流れ

本モデルにおける全体のアルゴリズムの流れは次のようになる。

1. **ルール選択**：全消費者エージェントが自分のターゲット・イメージ（3つの価値）に近いルールを1つ確率的に選択する。
2. **製品注文**：全消費者エージェントは各自選択したルールの行動部に記載されている製品を購入するために、その製品を製造している企業に注文する。
3. **製品製造・販売**：注文を受けた企業エージェントは、各自のブランド戦略（3つの価値）を元に製品を製造し、消費者エージェントに販売する。
4. **製品の評価とルールの更新**：製品を受け取った消費者エージェントはその製品の価値を自分のターゲット・イメージと比較し、その差によって選択したルールの重みを変更する。また、消費者エージェントは数回製品購入後、自分のターゲット・イメージからかけ離れた製品を購入させるルールを削除し、イメージに近い製品を購入させるルールを元に新しいルールを構築する。
5. 1.に戻る。

4. シミュレーション

4.1 シミュレーション内容

第2.3章で述べたように、ブランド・マーケティング戦略はブランド開発と管理の両方に関与する。どちらも非常に重要であるが、ブランドは開発ができれば管理はできないことから、本研究ではブランド開発に焦点を当てることにする。具体的には、ABMモデルを用いて新規参入した後発の製品が成功するかどうかを次の2つの実験を通して分析する。なお、評価は各製品の「売上数」とする。

- ・ **実験1（製品へのこだわり）**：消費者の製品へのこだわりが新製品の参入に与える影響を分析する。具体的には、ルール選択基準となる `RULE_RANGE` を変化させることによって、こだわりが強い場合 (`RULE_RANGE=±10`) と弱い場合 (`RULE_RANGE=±20`) を比較する。ここで、「製品へのこだわり」と呼んでいるのは、例えば `RULE_RANGE` を小さくす

ると選択されるルール数が少なくなり、ターゲット・イメージに近い製品でないと購入しなくなるからである。

- ・ **実験2（学習速度）**：消費者の学習速度が新製品の参入に与える影響を分析する。具体的には、遺伝的アルゴリズムを実施する `GA_SPAN` を変化させることによって、学習が早い場合 (`GA_SPAN=10` 試行毎) と遅い場合 (`GA_SPAN=50` 試行毎) を比較する。なお、ABMモデルでは強化学習と遺伝的アルゴリズムの2つのメカニズムから構成されるが、本シミュレーションでは後者の適用間隔を変更することによって学習速度を変更している。その理由は、新しい製品の導入に対応するにはルールの中身を変える必要があり、それを可能にしているのが遺伝的アルゴリズムだからである。

なお、本シミュレーションでは全消費者エージェントが注文し、注文を受けた企業エージェントが製品の製造後、その製品を消費者エージェントが購入するというプロセスを1試行 (iteration) と呼び、`MAX_ITERATION` 試行まで行う。また、実験2における学習速度は何試行毎に `GA` メカニズムを起動させるかによって決め、この起動間隔を `GA_SPAN` と呼ぶことにする。

4.2 実験設定

シミュレーションに関わる具体的な設定は次のように行った。

- ・ **消費者エージェント**：`CONSUMER` 人の消費者が製品を購入することを想定する。このとき、第2.1章で指摘したように種々のターゲット・イメージを持った不特定多数の消費者を対象とするのではなく、同じ傾向を持った消費者を対象とする。そのため、本シミュレーションでは各消費者のターゲット・イメージは固定とするが、平均的に分布させるため、購入後における若干のターゲット・イメージの変動を近似的に含んでいると考えている。具体的には、各消費者のターゲット・イメージを示す3つの価値の値を、50を基本として±15の一樣乱数を加えた35～65の範囲で作成する。
- ・ **企業エージェント**：各企業は自社製品を1つだけ製造・販売し、`JOIN_ITERATION` 試行後、`EXIST_COMPANY` 個の企業が存在する市場に `JOIN_COMPANY` 個の企業が新しく参入することを想定する。この設定は、各消費者が最大 `JOIN_ITERATION` 個の製品購入を通して学習しているため、新規参入企業としては厳しい状況であると言える。なお、本シミュレーションでは5社の市場に1社が新しく参入することを考え、各製

表1 各製品のブランドの価値

製品名	基本価値	情報価値	周辺価値
新規参入製品 (New product)	50	50	50
企業1の製品 (Product1)	40	50	60
企業2の製品 (Product2)	30	50	70
企業3の製品 (Product3)	20	50	80
企業4の製品 (Product4)	10	50	90
企業5の製品 (Product5)	0	50	100

表2 ABMモデルのパラメータ設定

	変数名	意味	値
消費者	CONSUMER	(消費者数)	100人
	n	(ルール数)	100個
	RULE_RANGE	(ルール選択範囲)	± 10 or ± 20
	α	(強化学習の変数)	60
	GA_SPAN	(GA実施間隔)	10 or 50 試行毎
	GENERATION_GAP	(世代交替割合)	0.2
	CROSSOVER_RATE	(交叉確率)	0.9
	MUTATION_RATE	(突然変異確率)	0.1
企業	EXIST_COMPANY	(元市場の企業数)	5社
	JOIN_COMPANY	(新規参入企業数)	1社
	JOIN_ITERATION	(新規参入時期)	100 試行後
その他	MAX_ITERATION	(最大試行回数)	1000回

品のブランド価値を表1に示すように設定する。このとき、消費者のターゲット・イメージと同様、50を基本として3つの価値をばらつかせる。

- ・新規参入のメカニズム：基本的なアルゴリズムは交叉や突然変異と類似している。まず、(1)各消費者の全ルールのうち重みの小さいルールを $GENERATION_GAP \times n$ 個削除する。次に、(2)ルールの条件部である3つの価値に1~100の値をランダムに設定し、行動部には新規参入の製品名を設定する。そして、(3)生成されたルールの重みは0に初期化し、削除された数のルールが生成されるまで(2)に戻り、これを繰り返す。
- ・パラメータ：ABMモデルにおけるパラメータは表2に示すとおりである。なお、我々は本シミュレーションで対象となる $RULE_RANGE$ と GA_SPAN 以外のパラメータ設定において、異なるパラメータ値でも大きくシミュレーション結果が変化しないことを事前に確認している。なお、 $MAX_ITERATION$ を1000に設定したのは、製品の売上数が安定するところまでシミュレーションを行うためである³。また、100個のルールはこのシミュレーションから考えると大きな数字に見えるかもしれないが、全ルールの組合せが6百万個⁴なので、エージェントに適切に

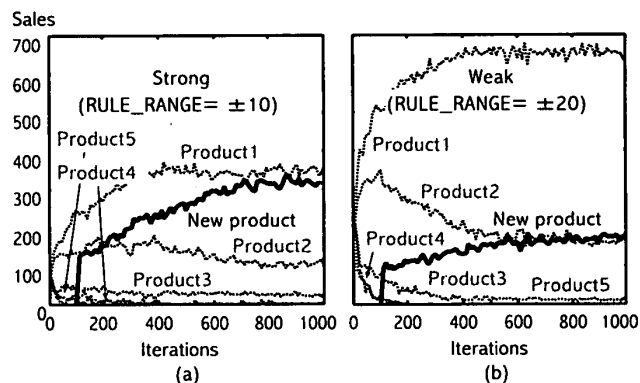


図4 シミュレーション結果：製品へのこだわりの影響

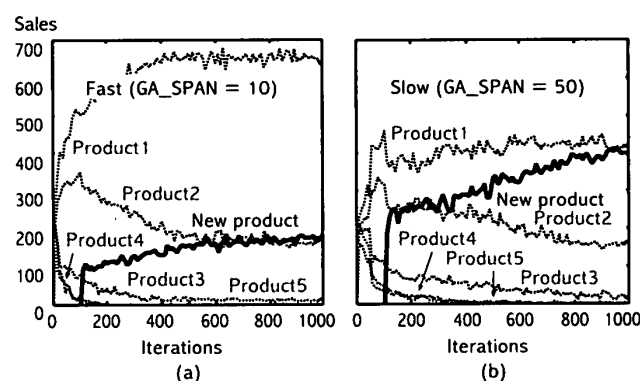


図5 シミュレーション結果：学習速度の影響

学習してもらうためには必要最低限の数と考えている。

4.3 シミュレーション結果

実験1, 2のシミュレーション結果を図4, 5に示す。両図とも、縦軸は各製品の売上数、横軸は試行回数を示し、10個のランダム種の平均を表している。また、太い実線は新規参入した企業の製品売上、細い点線はその他の(もともと市場にいる)企業の製品売上を示している。特に、図4の(a)と(b)は消費者エージェントの製品に対するこだわりが強い場合 ($RULE_RANGE = \pm 10$) と弱い場合 ($RULE_RANGE = \pm 20$) を表し、図5の(a)と(b)は消費者エージェ

³ 現実的に考えると、1人の消費者が1000回も買うブランドとはビールなどが当てはまる。この場合、1日1本飲む人を想定するならば、今回の実験では3年ぐらいのシミュレーションに相当するが、第1章で述べたように近年のブランド・マーケティングではロングセラー志向が強まっていることから、ある程度妥当な設定ではないかと考えている。

⁴ ルールの条件部には1~100の値をとる価値が3つあり、行動部には製品数が6個なので、全部の組合せを考えると $100 \times 100 \times 100 \times 6 = 6,000,000$ となる。

ントの学習が早い場合 (GA_SPAN=10 試行毎) と遅い場合 (GA_SPAN=50 試行毎) を表している。これらの図から次の傾向を掴むことができる。

- 実験1 (製品へのこだわり): 最終的にはこだわりの強い市場 (図4 (a)) の方が弱い市場 (図4 (b)) よりも大きな売上を達成するだけでなく、大きなシェアも獲得している。
- 実験2 (学習速度): 最終的には学習速度の遅い市場 (図5 (a)) の方が早い市場 (図5 (b)) よりも大きな売上を達成するだけでなく、大きなシェアも獲得している。

5. ディスカッション

5.1 製品へのこだわりの解釈

実験1では、製品へのこだわりが強い (ルール選択範囲である RULE_RANGE が小さい) 市場の方が弱い (ルール選択範囲が大きい) 市場よりも、新規参入の製品は大きな売上を達成するだけでなく、大きなシェアも獲得している。これは何を意味するのだろうか?

ABM モデルでは製品へのこだわりがルール選択対象の範囲から決定されることを考えると、こだわりが弱い市場は「成長市場 (growing market)」、強い市場は「成熟市場 (full growth market)」と捉えることができる。その理由は次のようにまとめられる。成長市場では、消費者は市場への関心度が高いだけでなく、その市場での購入経験が少なく、製品に対するこだわりは弱いと考えられる。そのため、消費者が製品を買うときの購買基準は緩くなると言える。これを ABM モデルの観点から見ると、ルール選択対象の範囲 (RULE_RANGE) が大きい場合は多くのルールが選択対象となり、ルーレット選択によって選ばれるルール (購入する製品) が多様になる。これは消費者の購買基準が緩いと見なすことができる。一方、成熟市場では、消費者は市場への関心度が低だけでなく、その市場での購入経験が多いことから、製品に対するこだわりは強いと考えられる。そのため、消費者が製品を買うときの購買基準はかなり厳しいと言える。これを ABM モデルの観点から見ると、ルール選択対象の範囲 (RULE_RANGE) が小さい場合は選択対象となるルールは少なく、ルーレット選択によって選ばれるルール (購入する製品) は限られたものとなる。これは消費者の購買基準が厳しいと見なすことができる。これより、たとえ成熟市場であったとしても消費者の目は肥えているので、消費者層のイメージにあう製品を投入すれば大きな売上げが得られるだけでなく、

大きなシェアを獲得できることが理解できる。

以上が、ルール選択対象の範囲によって成長市場と成熟市場を表現できると考える理由である。しかし、このような解釈は市場の成長度合いをルール選択対象の範囲の観点で見えるものであるが、本当にこの解釈でよいのだろうか? そこで、通常よく採用される試行回数による時間軸の解釈を考えてみると、試行回数の増加は市場の成長度合いを表現しているが、図4の (a) と (b) では一貫した結果ではないことが分かる。つまり、図4 (a) では試行回数増加に従って大きな売上とシェアを獲得しているが、図4 (b) ではいつまでたっても売上もシェアも伸びない。これは、試行回数による時間軸の解釈では限界があり、かつ、適切でないことを示している。その理由を理解するために図6を説明する。この図における縦軸は市場の成長の度合、横軸は時間を示している。また、時間が経つと市場は成熟することから、同図における左下の円が成長市場、右上の円が成熟市場を表す。ここで、市場の構造変化を時間軸の観点から見ると、本シミュレーションで行った1000試行は、図6に示すようにごく短時間 T にしか相当しないと見える。つまり、試行回数を増加させるだけでは消費者エージェントの学習を進めているだけであり、成長市場と成熟市場といった2つの市場の大きな構造の違いまでは表現できないのである。

以上より、「時間軸」の観点でシミュレーション結果を解釈するときは次の点が重要である: (1) 試行回数で判断すると誤った解釈をする危険性がある。そのため、(2) 製品へのこだわりなどの強弱がはっきり表せる市場 (構造が異なる市場) を元に解釈する必要がある。

5.2 学習速度の解釈

実験2では、消費者エージェントの学習速度が遅い (学習頻度である GA_SPAN が大きい) 市場の方が早い (学習頻度が小さい) 市場よりも、新規参入の製品は大きな売上を達成するだけでなく、大きなシェアも獲得している。これは何を意味するのだろうか?

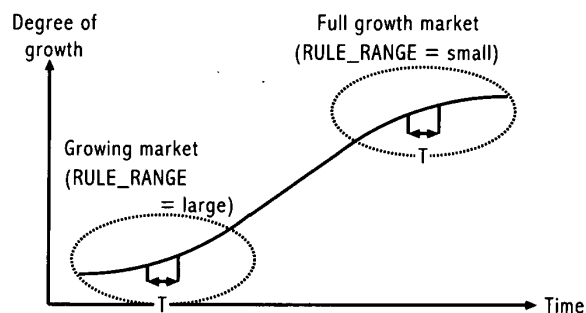


図6 時間軸の解釈

一般に、学習速度が早い市場ではエージェントが頻繁に学習するので、製品に対する適応が早い市場と捉えることができ、逆に学習速度が遅い市場では頻繁に学習しないので、製品に対する適応が遅い市場と捉えることができる。しかし、このように捉えると、実験2の結果は「製品に対する適応が遅い市場の方が早い市場よりも新規参入しやすい」ことを示すことになる。普通に考えると、製品に対する適応が「遅い」市場では今までの製品に対するイメージが強く残るため、製品に対する適応が「早い」市場の方が新規参入しやすいと思われる。これはシミュレーション結果の逆である。そこで、学習について再考してみると次の議論が展開できる。そもそも、製品に対する学習とは、「自分のイメージにあう（欲しい）製品はどれで、あわない製品はどれか」を選別していくことであり、自らの選択肢を狭めていることに他ならない。つまり、学習は多様性を減らすことにつながるのである。計算論的に述べるならば、学習とは与えられた環境への適応を繰り返しながら特化（specialization）するプロセスと捉えることができる。

このような観点に立てば、GAを実施する頻度の違う市場の捉え方は次のようになる。つまり、学習速度の早い消費者集団はただか1000試行でも頻繁な学習によって選択肢が狭まり、多様性に富まない集団に早く移っていく。それに比べて、学習速度の遅い消費者集団は学習が頻繁でないために1000試行後も選択肢は多く、多様性に富んだ集団のままでいられる。なお、各エージェントの獲得されたルールを調べると、学習速度の早い消費者集団は同じ製品を購入するルールが多く（多様性が少なく）、逆に学習速度の早い消費者集団は異なる製品を購入するルールが残っており（多様性が多い）、上記の議論と一致する。この分析から、GAの実施頻度が長いほど、新規製品が参入しやすいという結果が得られたのも理解できるようになる。

以上より、「学習」の観点でシミュレーション結果を解釈するときは次の点が重要である：(1) 消費者の学習速度（製品への適応）の早い遅いで判断すると誤った解釈をする危険性がある。そのため、(2) 学習の機能の意味（環境への適応を繰り返しながら特化していくこと）を考え、ここでは行動選択の多様性の観点で解釈する必要がある。

5.3 課題

今までシミュレーション結果の解釈に関して議論してきたが、最後に課題に関して触れる。

まず、実験1の結果を振り返ると、「1番売れ筋の製品の戦略を真似て後追いつけるフォロワー戦略は成長市場では通用しても、成熟市場では通用せず新規参入は厳しい⁸⁾」と言われる通説に反した結果を得た。もし、これが正しいのなら、成長市場に比べて成熟市場は市場の大きさ自体が格段に大きくなっている可能性が高いことから、成熟市場に参入した方が売上個数の差以上に大きな収益を上げられるに違いない。しかし、この妥当性は今後じっくりと吟味しなければならない。簡単な仮説としては、上記の通説は消費者層の対象が不明であり、第2.1章で述べたように顧客単位のマーケティングではなく、顧客を全体として捉えたものである可能性が考えられる。それに比べて、本シミュレーションでは製品に対する購入傾向を持った消費者集団を対象としているため、実験1で述べたように成熟市場においても絞り込んだ消費者層のイメージにあう製品を投入すれば、十分に支持されると解釈することができる。

上記以外の課題としては次のことを検討する必要がある。まず、製品の売り切れなどを考慮する必要がある。また、現実社会に近づけるために、企業が学習機構を持ち、任意の数の製品を扱える場合や消費者間の情報のやりとりを導入した場合も考慮する必要がある。

6. おわりに

本稿では、エージェント指向アプローチに基づくブランド・マーケティングモデルを構築し、シミュレーション結果の解釈における妥当性に関して議論した。具体的には、製品を購入する消費者エージェントとその製品を製造・販売する企業エージェントが複数存在する市場を想定し、その市場のさまざまな捉え方について分析した。その結果、時間軸の解釈によって得られる知見の意味が異なり、また、エージェントに組み込む学習の解釈によって正反対の知見を導く可能性を見出した。これはシミュレーション結果の解釈の重要性和危険性を示している。

そこで、これらの問題に対処するために、本稿ではシミュレーション結果の解釈について分析し、次のような結論に至った。まず、(1)「時間軸」の観点でシミュレーション結果を解釈するときは、消費者が製品を購入するごとに増える試行回数ではなく、製品へのこだわりなどの強弱がはっきり表せる市場（構造が異なる市場）を比較することが重要である。次に、(2)「学習」の観点でシミュレーション結果を解釈するときは、消

費者の学習速度（製品への適応）の早い遅いではなく、学習の機能の意味（環境への適応を繰り返しながら特化していくこと）を考え、行動選択の多様性に注目することが重要である。

しかし、これらはシミュレーション結果の1つの解釈方法であり、ブランド・マーケティング戦略のすべてをカバーしたものでない。また、どこまで解釈された知見に妥当性があるかの検証は未解決である。これらは今後、前章の最後で述べた課題とあわせて検討していかなければならない。

参 考 文 献

- 1) Arker D. A. and Joachimstaler E. A.: Brand Leadership, Free Press (2000)
- 2) Arthur, W. B., Holland, J. H., Palmer, R., and Tayler P.: Asset Pricing Under Endogenous Expectations in an Artificial Stock Market, The Economy as an Evolving Complex System II, Addison-Wesley, 15/44 (1997)
- 3) Axelrod, R. M.: The Complexity of Cooperation: Agent-Based Models of Competition and Collaboration, Princeton University Press (1997)
- 4) Axtell, R. L.: Why Agents? On the Varied Motivations for Agent Computing in the Social Sciences, Brookings Institution Working Paper, No. 17 (2000)
- 5) Goldberg, D. E.: Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley (1989)
- 6) Holland, J. H., Holyoak, K. J., Nisbett, R. E., and Thagard, P. R.: Induction, The MIT Press (1986)
- 7) Harvard Business Review: Brand Management, Harvard Business School Press (1999)
- 8) 一橋和彦: IT時代のブランド戦略, PHP 研究所 (2000)
- 9) 石川泰志, 寺野隆雄: 分類子システムによるエージェントの共進化とマーケティングシミュレーション, 情報処理学会知識と複雑系研究会, 2000-ICS-119-10, 65/72 (2000)
- 10) 和泉 潔, 植田一博: 人工社会入門, 人工知能学会誌, 15-6, 941/950 (2000)
- 11) Sandip Sen (Ed.): Adaptation, Coevolution and Learning in Multiagent Systems: Papers from the 1996 AAAI Spring Symposium, AAAI Press (1996)
- 12) 塩沢由典: 経済学にとっての人工市場, 人工知能学会誌, 15-6, 951/957 (2000)
- 13) Sutton, R. S. and Bart, A. G: Reinforcement Learning -- An Introduction, The MIT Press (1998)
- 14) 寺野隆雄: 社会科学を実験科学に: エージェントで社会を見る, 第13回人工知能学会全国大会, 34/39 (1999)
- 15) 寺野隆雄, 倉橋節也: エージェントシミュレーションと人工社会・人工経済, 人工知能学会誌, 15-6, 966/973 (2000)
- 16) 安原智樹: ブランド・マーケティング, プレジデント社 (2000)