

認知的な制限を取り入れた新製品普及 モデルの考察*

——エージェントベースモデルによるアプローチ——

河合勝彦[†]

1. はじめに

本稿は、エージェントベースモデルを用い、認知的な制限下における新製品普及のモデル化¹⁾を提案する。なお、物理的に形をもたないモノの普及を考える場合には、「新製品」という言葉を「流行」と置き換えてもよい。新製品普及過程のモデル化とは、ある新製品が、ある期間内に、どのような過程を経て人々の間に普及していくかということを仮説として示すものである。本稿は、こうした動的な普及過程を、エージェントベースモデルと呼ばれるコンピュータシミュレーションの手法を用いて分析する。

なお、「動的」という言葉で示したように、普及モデルは、ある時点で変化が止まっているものを分析するのではなく、逐次変化していく状態を分析するものである。したがって、普及モデルを構築するための主要な道具としては、微分（差分）方程式が使われることが多い。

ただし、微分（差分）方程式による分析は、社会および消費者間における普及を、ある程度集計化した状態でしか描写することができない。つまり、社会全体として見た場合に、どのような普及過程が観察されるかということを描写できても、ある1人の消費者と他の消費者との相互依存関係や、社会全体から個人がどのような影響を受けているのか、といったことを描写することは非常に難しい。

例えば、多くの普及モデルは、社会を構成する個人のすべてが、ほぼ等質であるという仮定のもとに、消費者全体の行動を単一の方程式で集計化している。集計化がもたらす利点として、個人の特性や行動というものを捨象することによって、モデルを単純化し、数理的な分析を容易にすることができることが挙げられる。しかし、こうした集計化がモデルの挙動に何かしら

* 本稿は、科学研究費補助金基盤研究(C)「イノベーション普及のシミュレーションモデル分析」(研究代表者・河合勝彦, 課題番号19530388)による研究成果の一部である。また、本稿の作成にあたり、共同研究者の酒井博章氏(名古屋市立大学研究員)および内田幸夫氏(岐阜聖徳学園大学)を中心とするITベース経済学研究会メンバーの方々から多くの有益なコメントいただいたことに感謝する。もちろん、本稿中の誤りについては、すべて筆者の責に帰するものである。

[†] 名古屋市立大学大学院経済学研究科 (kkawai@econ.nagoya-cu.ac.jp)

1) 以下、新製品の普及をモデル化したものを「新製品普及モデル」もしくは単に「普及モデル」と呼ぶ。

の副作用（意図しない影響）を与えることはないのだろうか。

本稿は以上の問題意識にしたがって、普及過程をモデル化する場合に、微分（差分）方程式およびそれをコンピュータシミュレーションとして実現する集計的モデル²⁾が不適切な場合を考察し、その欠点を補うものとしてエージェントベースモデルの活用を提言する。

エージェントベースモデルは、エージェントと呼ばれる擬人化されたソフトウェアオブジェクトをコンピュータ上に多数作成し、それらのエージェント間および外的環境との相互作用を時系列に観察するものである。ここで言うオブジェクトとは、コンピュータのプログラムによって作成された仮想的なモノと考えるとわかりやすい。こうしたオブジェクトを多数作成し、さらに仮想的な社会環境を与え、それらの動的な依存関係を観察するためにコンピュータ上に人工的な社会（人工社会）を構築するのである（Epstein and Axtell [6], 山影 [22]）。

もちろん、人間の完全な似姿をコンピュータ上に作成することは理論的および技術的に不可能であろうし、我々の目的意識にそぐわない。むしろ、対象とする問題の領域に合わせ、単純なルールに従って動くエージェントを作成し、研究者が外部観察者としてその動的な変化の分析をおこなうことが適当である。こうしたモデル化手法は、従来の演繹的な数理モデルでは非常に困難であった、挙動が単純に予測できない非線形的なモデルや、意図されないマクロ的な現象がボトムアップに出現する創発的（emergent）な現象をモデル化することに優れている³⁾。

本稿の構成は次の通りである。まず、次章において、微分方程式およびその数値解析的な解法であるシステムダイナミックスの手法を用いた集計的な新製品普及モデルについて簡潔にまとめる。さらに、第3章において、経済主体の局所的な相互作用を考慮するエージェントベースモデルについてまとめる。第4章では、エージェントベースモデルによって認知的制約化の新製品普及モデルの定式化をおこない、その特徴を確認する。そして最後にまとめをおこなう。

2. 集計的な新製品普及モデル⁴⁾

本章では、従来からの新製品普及モデルについて簡単な解説を加える。従来からの普及モデルにおいては、個々の経済主体の特性がほぼ等質であるという仮定のもとに、集計された消費者の集合において、どのように新製品の普及が進行するかということに分析の視点が置かれている。

2) 具体的な手法として下で説明するシステムダイナミックスが挙げられる。

3) エージェントベースモデルを使う意義に関してより詳細に論じているものに、Epstein [5]がある。

4) 本章および続く第3章の一部の内容は、河合・酒井 [11] および酒井・河合 [19]を参考にまとめたものである。

2.1 微分方程式モデル

新製品の普及過程，すなわち新製品が社会を構成するメンバーの間で，ある経路を通じて伝達していく過程は，マーケティング，社会学，経済学等の分野でモデル化が試みられている。これらのモデルにおいて基本となっている普及の形態は，まず少数の革新的採用者により新製品が採用され，次に，それらの既採用者の口コミ等を通して他の潜在的な採用者に影響が伝わり，次第に全体における採用が広まっていくというものである (Mahajan et al [14])。これらのモデルは普及モデルと呼ばれ，特にマーケティングの分野において，新製品の普及を調査するためによく利用される。

そのなかでも最も基本的な普及モデル，Bass [2] モデルは，以下のような微分方程式によって普及過程を記述する。

$$\frac{dN(t)}{dt} = a(m - N(t)) + b \frac{N(t)}{m}(m - N(t)) \quad (1)$$

ここで， $N(t)$ は時点 t での累積採用者数を示す変数であり， m は潜在的な採用者数の上限を決める定数である。なお， a を外部影響係数と呼び， b を内部影響係数と呼ぶ。

式 (1) の意味であるが，右辺第 1 項は広告等の外部的影響 (external influence) による採用をあらわし，第 2 項は口コミ等の内部的影響 (internal influence) による採用をあらわす。

式 (1) を明示的に解くことは，それほど難しいことではない。ただし，差分近似による数値解析的なシミュレーションをおこなえば，普及の形態を時系列的に描写することが容易になり，新製品の普及戦略における活用等，より直感的なモデルの利用が可能になるという利点がある。以下，この差分近似の手法であるシステムダイナミックスを紹介する。

2.2 システムダイナミックス⁵⁾

システムダイナミックス (以下 SD と略す) は，実世界で生起する動的な現象を，抽象化かつ集計化してコンピュータ上に表現し⁶⁾，そのモデルを時系列的に数値解析するシミュレーションである。具体的には，SD は，ストックの変化を微分もしくは差分方程式で表現し，差分近似

5) 本節は，システムダイナミックスの概要説明を示すのみで，具体的な普及モデルのシミュレーションを例示していない。システムダイナミックスによる実際のシミュレーションに興味のある読者は，5種類の新製品普及モデルを扱った酒井・河合 [19] を参考にさせていただきたい。

6) ただし，世界全体を分析の対象とすることは困難なので，考察する問題の領域に合わせて，この実世界を区切ることが必要である。そのように区切られ，相当程度独立している分析の対象を，本稿では「システム」と呼ぶことがある。なお，システムの本来の意味は，複数の要素により構成され，それらが統合して機能する組織体等を指す。日本工業規格では「多種の構成要素が有機的秩序を保ち，同一目的に向かって行動するもの」と定義されている。

法による数値解析によって解く。ここで、Bass モデルを SD に特徴的な構造図で描くと図 1 のようになる。

SD の利点を簡潔にまとめよう。まず、SD モデルはシステムに内在するフィードバックループ⁷⁾ (構造図中の矢印) を明示的に組み込むことにより、システムを構成する経済主体・要素間の複雑な因果関係を明確に記述することができる。さらに、高度な数学的手法を必要としない数値解析的なコンピュータシミュレーションを通して分析をおこなうことで、複雑なシステムの振る舞いや特徴を過度な簡略化を行わずに推論できる。特に、サイドエフェクト (side effect, 思わぬ副作用的な要因) が原因となって推論を誤ってしまうような、複雑な因果関係を持つ現象を考察する際に、SD を利用することが有益である (Sterman [20])。

もちろん、高度に抽象化された数理モデルの方が、演繹的な理論構造を持つゆえ、理論の厳密性の点では SD よりも優れている。しかしながら、数理モデルというツール自体への過度の執着と信頼は、モデル構築の本来の目的である、普及予測や普及戦略に関する意思決定そのものを矮小化してしまう恐れがある。さらに、数値解析的にしか解くことができない多次元、多変数の数理モデルも存在し、そのようなモデルを実際に解いて利用するためには、システムダイナミクスのような数値解析的な手法に頼らざるをえない。

また、SD によるモデル化をおこなう場合は、システムに影響を与える要因を事前に特定しなければならない。つまり、サイドエフェクトが現実が発生する以前に、その要因を主観的にシステムに組み込みこんでシミュレーションを行なわざるをえない。しかしながら、そのサイ

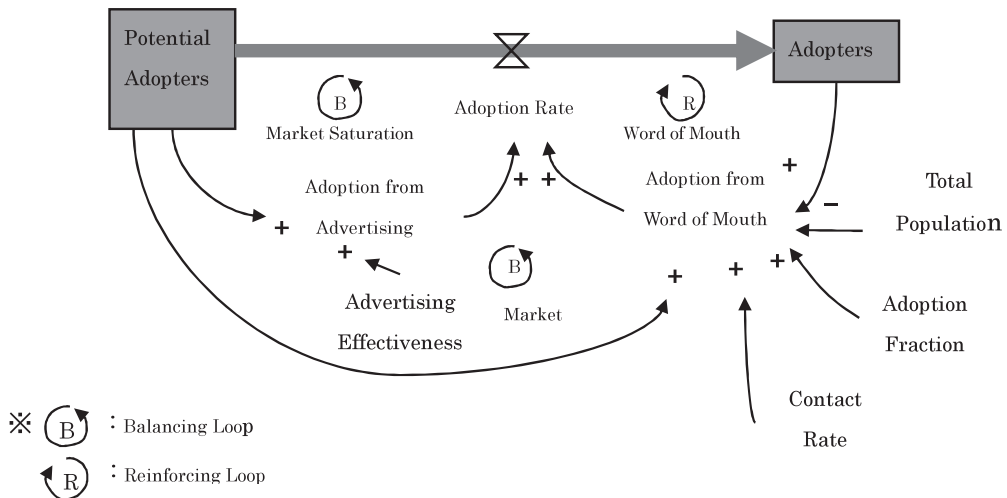


図 1 Bass モデル

(出所 : Sterman [20])

7) あるシステムにおける出力 (結果) が入力 (原因) として戻る仕組み。

ドエフェクトに関する要因を全て事前に把握することは非常に困難な仕事である⁸⁾。

さらに、微分（差分）方程式モデルと同様、システムのミクロ的な要因、例えば購買者一人ひとりの多様性を大幅に捨象している SD は、マクロ的なシステムの挙動を描写することには優れているだろうが、局所的な相互作用およびそれに付随するサイドエフェクトを描写することが不得手である。よって、局所的な相互作用がモデルの動学的性質に大きな影響を与えることが予想される場合、SD は不適当な分析ツールかもしれない。

次章では、まずエージェントベースモデルがどのようなものかについて簡単な解説を加え、集計的な SD とエージェントベースモデルの動学的な特性の比較分析に備えることとしたい。

3. エージェントベースモデル

エージェントベースモデル（以下 ABM と略す）とは、現実社会の人間を擬した多種・多数のエージェントを、コンピュータ内に作成した仮想システム（仮想社会）内に配置し、その多数のエージェント達に局所的な相互作用を起こさせることによって、システム全体の挙動を観察するという、いわば社会の自律分散的な状況を描くシミュレーションモデルである。その仮想システムを構成しているエージェントは、各自の特性と振る舞いのルール⁹⁾に従って機能しており、エージェント間の局所的な相互作用（ミクロの影響）が生み出す創発的な現象によって、システムの全体的な状態・振る舞い（マクロの影響）が決定される。さらに、その全体的な振る舞いに影響を受けて、個々の構成要素の関係性もさらに変化していく¹⁰⁾。つまり、ABM はボトムアップによる創発的なシステムの挙動が、ミクロ・マクロに相互依存的な影響を与えていくモデルである¹¹⁾。

このように、ABM は現実社会における現象をコンピュータ内の仮想システム内で再現し、それを外部的に観察することによってその客観性を保とうとする。この外部者としてシステムを観察するという考え方は、SD においても同様に使われている。さらに、ABM システム内の創発的な現象を、SD におけるサイドエフェクトをより厳密に内生化したものと考えることにより、ABM と SD は相補関係にあるものとしてとらえることも可能である。

8) ただし、過去のサイドエフェクトの確率分布がある程度わかっている場合に限り、それらの要因を組み込んだモンテカルロシミュレーションをおこなうことによって予測結果の経験的密度関数を導き出し、それを意思決定に利用することは可能である (Evans and Olson [7])。

9) オブジェクト指向プログラミングでいう、プロパティ(特性)とメソッド(振る舞い)。エージェントベースのシミュレーションモデルは、ほとんど C++ や Java といったオブジェクト指向プログラミング言語によって構築されている。本稿のモデルも Java 系の言語を用いて構築されている。オブジェクト指向プログラミングについては、Haerle [8] が参考になる。

10) これをミクロ・マクロループと呼ぶ。

11) 集計的な方程式で全体の挙動が決まってくる微分（差分）方程式モデルおよびシステムダイナミックスはトップダウン型のモデル化手法と言えよう。

さて、図2は、予備的な実験として、基本的な普及モデルをエージェントベースモデル化したものを、初心者にも理解しやすいように視覚化したものである。購買者予備軍のエージェント（白色の人型）が、仮想社会を構成する升目（セル）上をランダムに移動し、他エージェントと製品情報の交換をおこなう。また、移動の際には、一定の確率でマスメディアによる製品情報（灰色のセル）の影響を受ける。この基本的な普及モデルでは、エージェントが製品情報がある一定量以上得ることによって、その製品の購入意思を固める。なお、この基本的な普及モデルは、個々のエージェントの特性や周囲の環境に特別な条件を含んでおらず、同等なモデルのシステムダイナミクスとそれほど挙動の違いを見せない。

ABMでシミュレーションをおこなう上で特に重要なことは、それぞれのエージェントをどのように特徴づけるかということである。このエージェントの性質と振る舞いを設定することを、カリブレーション（calibration）と呼ぶ。

このカリブレーションに関しては、その分野の専門家に頼る方法（文献サーベイ）がまず考えられる。ただし、専門家によってその特長づけに大幅なぶれがある場合の調整が困難である。また、社会心理学的なアンケート手法によって、より現実味のあるエージェントの設計することも可能である。ただし、実験をおこなうための労力に関するコストは大きい。さらに、河

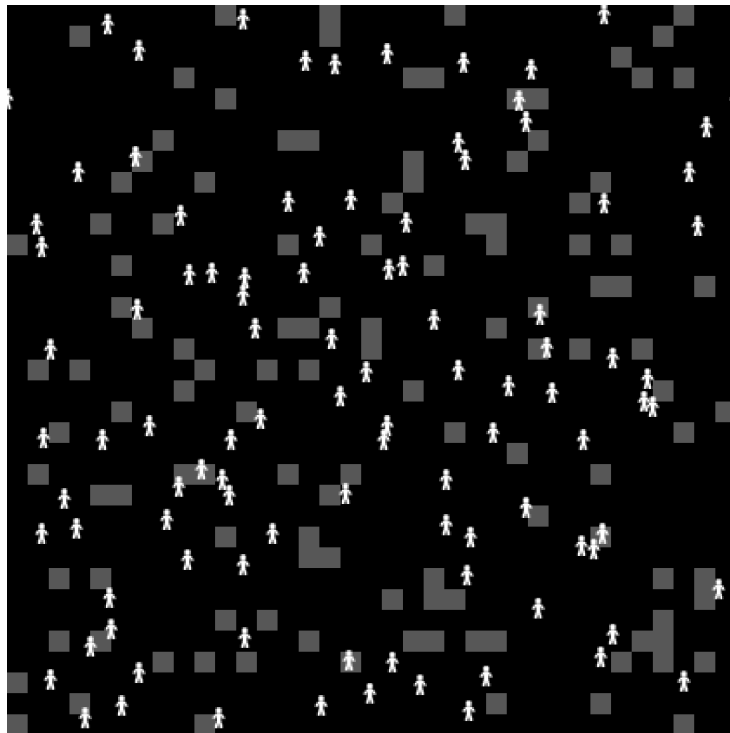


図2 エージェントベースモデル

合 [12] でも指摘したように、地理情報システム (GIS) 等から得られる地域の人口・年齢構成情報や、店舗位置情報を援用することによって、初期状態のエージェントに現実に即した固有の位置情報を与えることも可能である。やはり、カリブレーションの手法を一意に決めることはできない。問題に応じて、臨機応変にカリブレーションの手法を選ぶことが大切である。

4. エージェントベースモデルによる新製品普及モデルの考察

システムダイナミクス (SD) とエージェントベースモデル (ABM)、この2つの方法による新製品普及のモデル化は、どのような場合に異なった普及の形態を示すだろうか。本章では、購買者の情報入手可能性に着目して、この2つのモデルの挙動の違いについて考察を加えてみたい¹²⁾。

まず、SDにおいては、システム (市場) における全ての購買者が、他の購買者の購買行動の情報を得ているということを暗黙的に仮定しているということに注意しよう。つまり、ある未購買者が購買行動をおこなうかおこなわないかの確率は、すべての購買者で同一である (Mahajan and Peterson [14])¹³⁾。

その一方、ABMにおいては、未購買者達の全てが同じ情報を持っているとは限らない。例えば、ABMにおいては購買者と他者 (および外部広告) との認知的距離を明示的に設定することが可能である。認知的距離とは、物理的な両者の距離に、情報の非対称性や親近感等を加味したものと理解して欲しい。例えば、シミュレーション空間内に配置されたエージェントと他エージェントの距離は、両者の間の純粋な物理的距離というよりも認知的距離とみなした方が、抽象的なモデルにおいては素直な解釈が可能である。

したがって、両エージェント間の認知的距離が遠くなれば遠くなるほど、お互いの情報共有の度合いや影響力が弱まる可能性が高くなる。そうしたエージェントの特性をここでは限定合理性と呼ぼう。伝統的な経済学モデルに従えば、エージェントは他エージェントや自分が存在する環境の情報をすべて得ることができる場合に限って、完全に合理的な行動をおこすことが可能である (完全合理性)。理論のベンチマークとなるモデルとしては、こうした完全合理性の仮定を使うことができるであろう。その一方、現実をよりの確に描写するものとしては、よりエージェントの特性に現実味を持たせたモデル、つまり、上に挙げた限定合理性によるモデルの方が好ましいだろう。

12) システムダイナミクスとエージェントベースモデルの使い分けの方法やその根拠については、Borshchev and Filippov [3] および Rahmandad and Sterman [17] も参考になる。

13) この暗黙的な仮定は、下の数式 (2) の定式化を理解することによって明らかになる。

4.1 モデル

以下、この限定合理性をエージェントに組み込むために、まず、式(1)の Bass モデルを以下の式のように一般化する。

$$\frac{dN(t)}{dt} = g(t)(m - N(t)) \quad (2)$$

ここで $g(t)$ は $N(t)$ の多項式である。また、他の数学記号の意味は、第2章と同じである。第2章で説明を加えた Bass モデルは、

$$g(t) = a + \frac{b}{m}N(t)$$

つまり、関数 $g(t)$ が、変数 $N(t)$ の1次式であるという特殊な場合である。

次に、Bonabeau [3] による定式化に従い、

$$g(t) = g(\rho_t) = \frac{(1 + \theta^d)\rho_t^d}{\rho_t^d + \theta^d}$$

とおく。なお、

$$\rho_t = \frac{N(t)}{m}$$

と定義している。つまり、 ρ_t は時点 t のシステム全体における新製品の採用者割合を指す。ここで、 $0 \leq \rho_t \leq 1$ であることから $0 \leq g(t) \leq 1$ であることに注意しよう。さらに、 θ と d は $g(t)$ の形状を決めるパラメータであり、特に、後者の d は $g(t)$ の勾配の形状を決めるパラメータである¹⁴⁾。したがって、 $g(t)$ は、ある製品の全体における採用率が上がるにつれ、非線形的に増大する閾値関数を示す。これは、経済学においてバンドワゴン効果もしくはネットワーク外部性と呼ばれるものを簡便に示す代理変数だと理解して欲しい¹⁵⁾。さらに、式(2)の持つ意味を考えると、購買者が未採用から採用に移る確率は、 $g(t)$ に等しいということがわかる¹⁶⁾。

さて、購買者エージェントの限定合理性を導入するために、

$$\hat{\rho}_k = \frac{n_k}{n},$$
$$(0 \leq n \leq m, 0 \leq n_k \leq m, k = 1 \dots m.)$$

という変数を導入する。これはある個人 k が、ある製品の購買時に参考にする集団(準拠集団)

14) 以下に続くシミュレーションでは、Bonabeau に従って、 $\theta=0.4$ 、 $d=4$ と置く。

15) バンドワゴン効果およびその特殊例としてのネットワーク外部性についてのより詳細な説明については、Rohlfis [18] もしくは依田 [10] を参照のこと。

16) 伝統的な経済学における需給モデルでは、価格がシグナルとなってそれぞれの行動が変化するが、本モデルは市場におけるマーケティング戦略等に視点を置いたものであり、供給側、需要側ともに、価格変数による影響は受けない。むしろ、価格をシグナルにした条件は既に満たされており、需要者側の制約条件として周囲の既購買者の割合が存在しているという状況を仮定している。

n 人のなかで、 n_k 人がその製品を購入していることを示す。すると、限定合理性を導入した閾値関数は

$$g_k = g(\hat{\rho}_k) = \frac{(1 + \theta^d)\hat{\rho}_k^d}{\hat{\rho}_k^d + \theta^d}$$

と書き換えることができる。 g_k は、エージェント k が、製品を購入するかどうかを決定する確率を示す。

また、式 (2) の両辺を全体の購買者数 m で割ると、以下の方程式が得られる。

$$\frac{d\rho}{dt} = g(\rho)(1 - \rho) \quad (3)$$

さらに、エージェントを示す添字 k を加えれば、

$$\frac{d\rho_k}{dt} = g(\rho_k)(1 - \rho_k) \quad (4)$$

となる。

次章では、式 (3) および (4) を用いて実際のシミュレーションをおこなう。式 (3) の場合は、すべての購買者エージェントが他の購買者エージェントの購買状況を理解している場合をあらわす。これを完全合理性モデルとする。つまり、 ρ はすべてのエージェントにとって共通である。その一方、式 (4) の場合は、個々のエージェントが自分の周囲の採用状況だけを知覚して購買行動を決定する場合を示す。これを限定合理性モデルとする。よって、これを ABM でモデル化する場合には、 $g(\rho_k)$ を製品の購入確率として組み込むことになる。

4.2 シミュレーション

本節では、完全合理性モデルと限定合理性モデルについてそれぞれシミュレーションをおこなう。

完全合理性モデルの場合、上で述べたように、 $g(\rho)$ の値はエージェント全体における採用者と未採用者の割合の比でもって計算される。つまり、各エージェントにとって、購買の際の準拠集団は、システム内のエージェントすべてである。したがって、この値はすべてのエージェントにとって共通の値となる。なお、完全合理性が仮定されている場合は、個々のエージェントの（認知的）位置関係を考慮に入れる必要はなく、モデルの作成は比較的容易である。

その一方、限定合理性モデルにはいくつかのモデル化の方法があるが、本稿では、上で参考にした Bonabeau のモデルに認知的距離の仮定を取り入れて再構築したモデルをとりあげる。具体的には、個々のエージェントが、自分の周囲半径 $r=k, (k=1, 2, \dots)$ （これを認知的視野と呼ぶ）に位置する他エージェントを準拠集団として購買を決定するモデルである¹⁷⁾。なお、エージェントが行動する仮想社会の大きさは、縦横 40×40 のセルで構成され、上下、左右がそれ

ぞれつながっているトーラス状の曲面となっている¹⁸⁾。

完全合理性モデル，限定合理性モデルともにシミュレーションのステップは以下の通りである。

ステップ1：仮想社会のセル内に，購買者を模したエージェント 1000 個をランダムに配置する。

ステップ2：全エージェントのうち5%を初期採用者として設定する。

ステップ3：製品を購入していない未購買のエージェントは，周囲の状況を検知して，個々に $g(\rho_k)$ の値を計算する。そして，計算された $g(\rho_k)$ の確率に従い購買を決定する。ただし，完全合理性モデルの場合は，この $g(\rho_k)$ の値がすべてのエージェントで同じ値をとる。

ステップ4：ステップ3を繰り返し，すべてのエージェントが製品を採用したらシミュレーションをストップする。

このシミュレーションの結果は，図3（完全合理性）および図4（限定合理性）のとおりである。完全合理性モデルにおいては，普及に時間がかかるものの，一度普及が始まるとその加

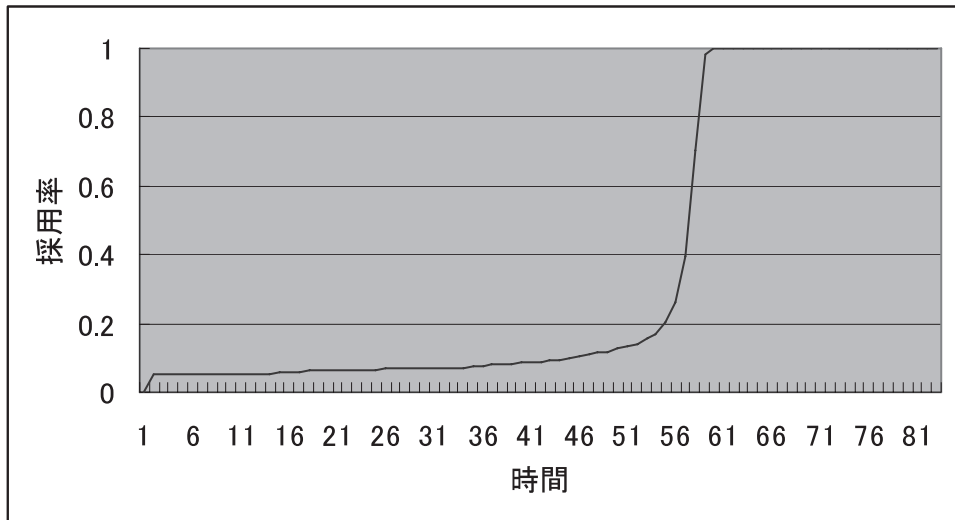


図3 完全合理性モデル

17) 参考とした Bonabeau のモデルでは，エージェントは単純な2種類に分けられている。そこでは，同じ種別のエージェント間の接触の確率の方が，他種のエージェントとの接触の確率よりも高い。その一方，本稿のモデルでは，認知的距離が近接しているもの同士の接触確率が高い。口コミ行為の実際を考慮すると，局所的な近接度合いを考慮することが可能な本稿のモデルの方が，より現実性を帯びているものと考えられる。

18) トーラス状の局面を使う理由は，平面の終端にいるエージェントと他のエージェントとの振る舞いが変わってしまうというエッジ効果を防ぐためである。

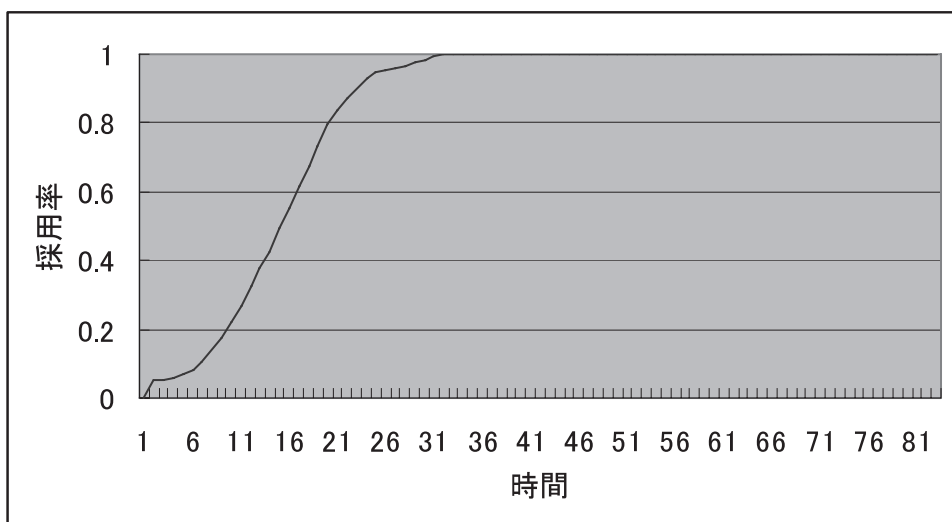


図4 限定合理性モデル ($r=5$)

速度は非常に大きく、短期間のうちに全体に広まっていく。その一方、限定合理性モデルの場合は、普及はじわじわと広まっていく。ただし、新製品が初期採用者から全体へと浸透するためのトータルの期間は短い。これは限定合理性の状況では、新製品の採用者クラスター（塊）ができやすく（図5を参照）、このクラスターが局地的影響力（口コミ影響力）を強めるという、正のフィードバック効果がおこりやすいという状況を示している。この結果は、参考にしたBonabeauのモデルとも整合的である。

上の結果から推察されるに、エージェントの認知的視野 (r) が広がれば、限定合理性モデルは完全合理性モデルに近づくものと考えられる。それが、実際どのように近づいていくかを、感応度分析によって確かめると図6のグラフのようになる¹⁹⁾。

図6からわかるように、確かに、 r が大きくなればなるほど、完全合理性モデルの採用率の軌跡に近づいていく。

4.3 モデルの含意とディスカッション

本稿のモデルの背景をもう一度振り返ってみよう。そこでは、消費者はある新製品の購買に際し、自分の周囲の購買者の割合が増えれば増えるほど、その製品を購買する確率を上昇させる。こうした状況、つまり、より多くの消費者がある製品を購買することによって、さらにより多くの消費者が購買決定をおこなうことを、バンドワゴン効果と呼ぶ。また、消費者がある

19) これらの軌跡は、それぞれ50回のシミュレーション結果を平均して得られたものである。

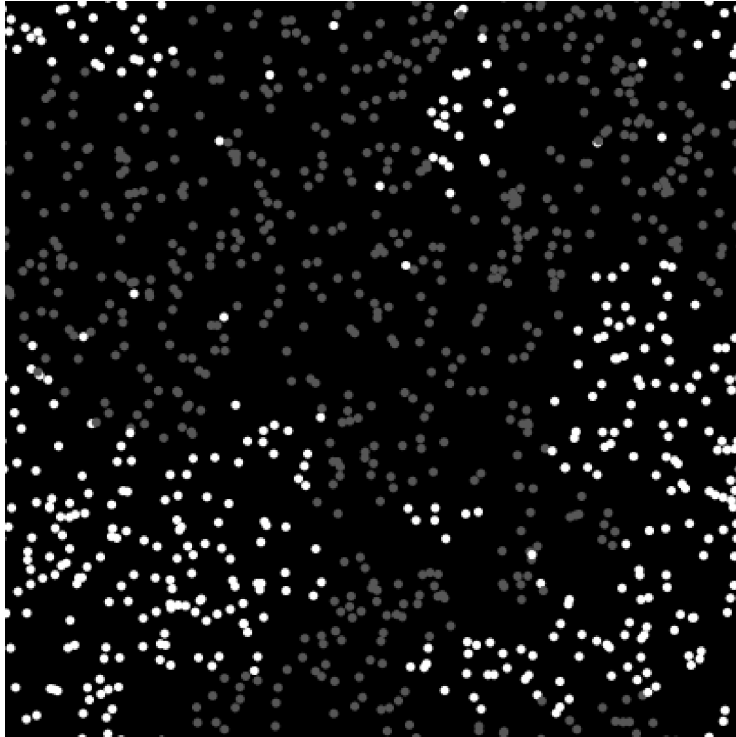


図5 採用者のクラスター

製品の購買を決定する際に、その購買状況を参考にする集団を準拠集団と呼ぶ²⁰⁾。この準拠集団を市場システム全体としたモデルを本稿では完全合理性モデルと定義し、その一方、準拠集団が個々の消費者のある認知的距離の一定範囲内にあるモデルを限定合理性モデルと定義した。そして、本稿のモデルが示したのは、このバンドワゴン効果が存在する状況で、消費者の準拠集団の規模・範囲の違いが、ある新製品の普及状況にどのような違いをもたらすかということである。

準拠集団の範囲が制限される理由としては、2つのことが考えられる。まず第1の理由としては、人間の移動行動における物理的な制限が挙げられる。マスメディアやインターネットをはじめとする情報通信技術が発達していない状況では、準拠集団は、家族や地縁的なものに限られるだろう。さらに、情報通信技術が発達していたとしても、現実社会における人間の接触行動は、その行動・居住範囲に制限を受けていることは否めない。例えば、自分の交友関係の範囲について考えてみよう、すぐさまそれが自分の距離的な制限（行動範囲）および時間的な制限に大きな影響を受けていることに気づくだろう。第2の理由としては、製品（流行）の特

20) 本稿では、準拠集団の意味を購買時における比較集団として限定している。ただし、「判断の比較基準を与える集団もしくは個人」と、より一般化したものが本来の準拠集団の意味として使われる場合が多い。

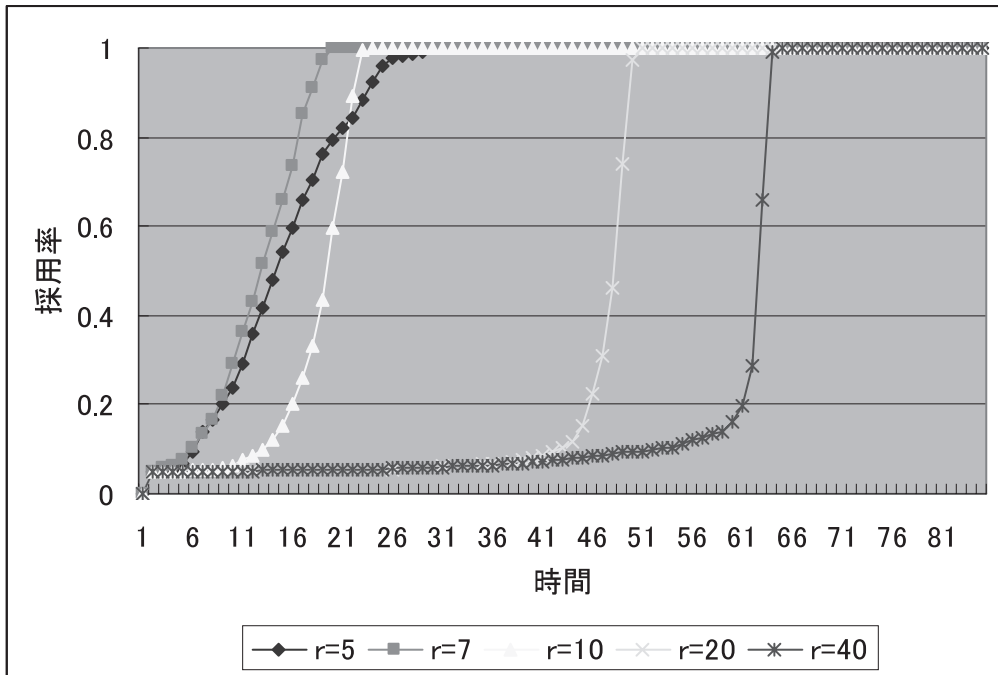


図6 感応度分析

性（製品カテゴリー）による制限が挙げられる（Peter and Olson [16], 濱岡 [9]）。ここで具体的に、「奢侈品と必需品」の区分および「公的と私的²¹⁾」の区分，計 2×2 の製品カテゴリーを考えてみよう。例えば、「奢侈品で公的」なカテゴリーにあると考えられる高級ゴルフクラブを所有することは，他者に対して自分の裕福さの度合いを誇示することにつながる。したがって，このような製品を購入するかどうかに対して，準拠集団は強い影響を与える可能性が高い。ただし，この後者の影響についての詳細なモデル化は，またの機会に譲りたい。

さて，情報通信技術の発展等により，人々の準拠集団は，一昔前に比べ極めて多様なものになっている（Assael [1]）。今までは容易に得ることができなかった多分野の専門家の意見を，非常に低コストで得ることができる。また，CGM（Consumer Generated Media，消費者生成メディア）と呼ばれる，ブログ，SNS，動画共有，ソーシャルブックマーク，リコメンデーションシステム等は，RSS²²⁾，タギング²³⁾（tagging），協調フィルタリング²⁴⁾（collaborative filtering）

21) ここでいう「公的」とは，他人の目に触れやすいという状況を意味する。よって，その反対に「私的」とは，他人の目に触れにくいという状況を意味する。

22) Web 上のブログ，ニュースサイト等の更新情報をまとめて配信する仕組み。

23) コンピュータ上のファイルや Web 上のコンテンツに目印（タグ）を付けて整理する手法。インターネット上の不特定多数のユーザが，こうしたタグを利用して自発的に Web 上のコンテンツをボトムアップ的に分類していくことをフォークソノミー（folksonomy）と呼ぶ。

等の機能を通じて、社会に広く分散し、今までは会う機会が制限されていた、嗜好を同じくする多数の人々を結びつけることを可能にした。つまり、準拠集団を制限する物理的要因は、劇的に解消されているというのが現状である。ただし注意しなければならないのは、情報の流れが一方的なプッシュ型マスメディアは、こうした準拠集団の変化にあまり影響を与えていないだろうということである。むしろ、消費者が自ら情報を見出そうとする、プル型メディアとしてのインターネット、そして Web2.0 と呼ばれるコンテンツ提供の新しい形態が、準拠集団の劇的変化の原動力になっていることを見逃してはならない。

本稿のシミュレーションは、こうした状況の変化を、限定合理性モデルから完全合理性モデルへの変化として描写することが可能であろう。よって、本稿のモデルのシナリオに沿えば、多くの新製品の普及を観察した場合、ある時期を境にして、その製品の普及が一気に広がっていくというケースが増えることが予想される（図4の状況から図3の状況への変化）。そうした場合、新製品を市場に投入する企業は、今までよりも迅速な意思決定をする必要性に迫られるであろう。今後、商品開発、マーケティング等に生かす戦略づくりに、本シミュレーションが役立つことを期待したい。

なお、上に述べたように、本モデルは製品特性を考慮の対象外としている。よって、今後の課題としては、より多くの新製品普及の考察に役立つ、製品特性を取り入れたモデルへの拡張等を考えている。

5. まとめ

本稿は、伝統的な新製品普及モデルである Bass モデルから出発し、そこでは捨象されている個々の購買者の認知的特性に着目するために、エージェントベースモデルを利用した。具体的には、システム全体の情報を入手することができる完全合理性モデルと、自分の周囲の限られた情報だけを判断材料として入手することができる限定合理性モデルをエージェントベースモデルによってそれぞれ構築し、両モデルにおける普及現象に顕著な違いがあることを見いだした。

完全合理性モデルは、初期の採用から全体の採用にいたるまでに時間はかかるが、一度普及が始まると非常に速く全体にその効果が広がるとことが観察された。その一方、限定合理性モデルは、製品採用者グループのクラスターが発生するため、初期の採用から全体に広まるまでにそれほど時間がかからないことが観測された。ただし、その普及速度は完全合理性モデルのように急激なものではなく、徐々に広まっていくものである。

今後、これらのモデルの特性を参考に、消費者が製品情報をどのように入手するかというこ

24) Web 上のショップ等に蓄積された、多数のユーザの購買行動の記録を利用し、あるユーザの嗜好を、過去に同じような行動を取ったユーザの嗜好を基に、推測するシステム。

とに焦点をあて、普及モデルの新たな利用法について考えていきたい。また、シミュレーションの含意が、実際の統計データによって検証されるかどうかについても調査をおこなっていきたい。さらには、より多くの種類の新製品普及の考察に役立つよう、製品特性を取り入れた普及モデルへの拡張等を考えていきたい。

最後に、コンピュータシミュレーションをベースにした経済学²⁵⁾と普及モデルの関係を述べておく。ムーアの法則が予測する半導体の性能の指数関数的な向上、つまり近年のコンピュータにおける演算処理能力の爆発的な増大は、社会科学分野でのシミュレーションモデルを利用した分析を非常に容易なものにした。さらに、オブジェクト指向に基礎を置くソフトウェアの部品化は、複雑なソフトウェアオブジェクトの内部を隠蔽化し、直感的なシミュレーションモデルの構築を可能にした。社会科学およびコンピュータ科学の融合はますます進み、in silico（コンピュータを用いた）の社会科学モデルの構築が主流となる日が近い将来にやってくるかもしれない。本稿のシミュレーションでは、千個以上のエージェントが、個々に自分の周囲に位置する数十～数百のエージェントの状態を探るという計算を、何度も何度も繰り返しおこなった。単純な計算ではあるが、こうした膨大な計算量をこなす作業をおこなうことは、近年におけるパーソナルコンピュータの演算処理能力の上昇なくしては不可能であっただろう。ただし、コンピュータがより身近なものとなり、万人が使える状況に近づいているとはいえ、社会科学の分野で、コンピュータの演算処理能力の向上に見合うだけの学問的発展がおこっているかどうかについては疑念が残る。筆者は、シミュレーションを十分に活用した経済・経営モデル、具体的には、エージェントベースモデルをはじめとした、コンピュータの能力を十分に使った方法（コンピュータインテンシブな方法）を、社会科学の分野において普及させる意義はまだまだ大きいと考えている。今後、内外からの忌憚のない意見を希望する。

参考文献

- [1] Assael, Henry, *Consumer Behavior — A Strategic Approach*, Houghton Mifflin, 2004.
- [2] Bass, Frank M., “A New Product Growth for Model Consumer Durables,” *Management Science*, Vol. 15 pp. 215-227, 1969.
- [3] Bonabeau, Eric, “Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems” *PNAS*, Vol. 99 suppl. 3, pp. 7280-7287, 2002.
- [4] Borshchev, Andrei, and Alexei Filippov, “From System Dynamics and Discrete Event to Practical Agent Based Modeling: Reasons, Techniques, Tools,” XJ Technologies and St. Petersburg Technical University, 2006.
- [5] Epstein, Joshua M., “Agent-based Computational Models and Generative Social Science,” *Complexity*, Vol. 4 Issue5, pp. 41-60, 1999.
- [6] Epstein Joshua M., and Robert Axtell, *Growing Artificial Societies: Social Science from the Bottom Up*, MIT Press, 1996.

25) このような分野を Computational Economics (Kendrick, Mercado, and Amman [13]), もしくは Agent-based Computational Economics (Tesfatsion and Judd [21]) と呼ぶ。

- [7] Evans, James R. and David L. Olson, *Introduction to Simulation and Risk Analysis*, Prentice Hall, 2001.
- [8] Haerle, Wolfgang, *The Object-Oriented Thought Process*, SAMS, 2000.
- [9] 濱岡豊, 「第3章 消費者間の相互作用」, 田中洋・清水聡編『消費者・コミュニケーション戦略』, 有斐閣, 2004年.
- [10] 依田高典, 『ネットワークエコノミクス』, 日本評論社, 2001年.
- [11] 河合勝彦, 酒井博章, 「新製品普及のダイナミクスとマーケティング戦略」, 『経営情報学会2005年度秋季全国研究発表大会予稿集』 332-335, 2005年.
- [12] 河合勝彦, 「地理情報システムと経済学—フリーソフトウェア GeoTools-lite と R による地域経済分析」, 『桃山学院大学 経済経営論集』 vol. 46 No. 3 pp. 111-146, 2005年.
- [13] Kendrick, David A., Mercado, Rubin P., and Hans M. Amman, *Computational Economics*, Princeton University Press, 2006.
- [14] Mahajan, Vijay, and Robert A. Peterson, *Models for Innovation Diffusion*, SAGE Publications, 1985.
- [15] Mahajan, Vijay, Eitan Muller and Yoram Wind, *New-Product Diffusion Models*, Kluwer Academic Publishers, 2000.
- [16] Peter, P. J. and J. C. Olson, *Consumer Behavior and Marketing Strategy*, 6th ed., McGraw-Hill, 2002.
- [17] Rahmandad, Hazhir, and John Sterman, "Heterogeneity and Network Structure in the Dynamics of Diffusion: Comparing Agent-Based and Differential Equation Models," *MIT Sloan Working Paper* No. 4512-04, 2004.
- [18] Rohlfs, H. Jeffrey, *Bandwagon Effects in High Technology Industries*, MIT Press, 2003.
- [19] 酒井博章・河合勝彦, 「システムダイナミクスによる新製品普及のモデル化とその限界」, 『桃山学院大学 総合研究所紀要』第31巻3号, pp. 103 ~ 123, 2006年.
- [20] Sterman, John D., *Business Dynamics*, The McGraw-Hill Companies, Inc. 2000.
- [21] Tesfatsion, Leigh, and Kenneth L. Judd, *Handbook of Computational Economics Volume 2 Agent-based Computational Economics*, Elsevier, 2006.
- [22] 山影進, 『人工社会構築指南 artsoc によるマルチエージェント・シミュレーション入門』, 書籍工房早山, 2007年.

(2007年8月14日受領)