

[共同研究：経済学，経済統計と経済情報処理に関する諸問題の考察]

# 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

酒 井 博 章\*  
河 合 勝 彦\*\*

## 目 次

1. はじめに
2. 新製品普及モデル
3. 定性的シミュレーション
4. システム・ダイナミクス
  - 4.1 Bass モデル
  - 4.2 Replacement Purchases モデル
  - 4.3 Generalized Bass モデル
  - 4.4 Recent Innovation モデル
  - 4.5 All-Including モデル
  - 4.6 感応度分析 (All-Including モデル)
5. システム・ダイナミクスの限界
6. むすび
  - A. 各モデルにおける変数の関係式
  - B. 感応度分析結果

## 1. はじめに

製品の売上，特に新製品の売上は多要因の影響を受ける。これらの要因は，販売組織である企業の内部，外部に分けることができ，さらに企業がコントロールできるものとできないものに分けられる<sup>1)</sup>。その様々な要因および市場の複雑性による影響の下，たとえ斬新で魅力的な製品を開発したとしても，一企業の新製品普及戦略が成功を収めることは容易ではない。このような状況下で，企業はシナリオ予測を行い，新製品から安定収益を得られるように努めなければならない<sup>2)</sup>。

\*名古屋市立大学大学院経済学研究科博士課程

\*\*名古屋市立大学大学院経済学研究科，桃山学院大学兼任講師

1) 詳細は，Mahajan et al [1] を参照。

2) 朝野 [2] によると，シナリオとは企業行動に対する競合他社や市場の反応等を含んだストーリーを指す。

キーワード：システム・ダイナミクス，エージェント・ベース・モデル，新製品普及モデル

では、企業はどのようにしてシナリオ予測を行なうべきか。企業内で意思決定を行うのは人間であるが、人間の複雑性に対する思考や、その思考によるシミュレーション（メンタル・シミュレーション）には限度があり、誤った推論を引き起こしやすい。その原因は、(1)人間の近視眼的、直線的な思考、(2)思考を行なうための前提や一般的な仮定における現実との不一致、(3)過去の誤った推論を改善するための体系的なプロセスの欠如が挙げられる<sup>3)</sup>。

また、数理モデルによって、多くの複雑な要因による影響を受ける社会システムを推論することは非常に困難である。その理由は、様々な要因を多く取り入れた、複雑な数理モデルは解析しづらいためである。一方、単純化されたモデルでは、様々な要因を希薄化させてしまう。

以上のような問題点は、システム思考を用いることによって解決することが好ましい。なぜなら、システム思考とは、さまざまな物事から構成される複雑な全体を一貫した構造および法則性を持ったシステムとして見るアプローチであり、目の前に起こっている出来事を個別に捉えるのではなく、その個々の事象の因果・影響関係の構造がもたらす全体的な挙動を適切に見抜き、問題解決を提言するからである。

本稿では、このシステム思考の観点から、その基本となる定性的シミュレーションの意義を説明する。そして、システム・ダイナミクス (system dynamics) で表した5つの普及モデルを紹介し、さらに、そのモデル化の補助としての役割を果たすエージェント・ベース・モデル (agent based model) の簡潔な紹介を行う。

以下2章では、新製品普及モデルの基本モデルである Bass モデル (数理モデル) を紹介し、3章では定性的シミュレーションの意義を説明する。そして、4章ではシステム思考の枠組みに立脚するシステム・ダイナミクスで表現した普及モデルを列挙し、そして比較する。さらに、その1つのモデルの感応度分析を紹介する。5章では、システム・ダイナミクスの限界について考察を加え、さらにエージェント・ベース・モデルの紹介を行う。最後6章では、むすびとして、本稿の結論と今後の課題について述べる。

## 2. 新製品普及モデル

イノベーションの普及過程、すなわちイノベーションが、社会システムのメンバーの間で、あるチャンネルを通して伝達していく過程は、マーケティング、技術予測、経済学等の分野でモデル化が試みられている。これらのモデル開発において基本となっている行動理論は、少数の革新的採用者にまずイノベーションが採用され、それから口コミを通して他の潜在的な採用者に影響を与え、採用者が広まっていくというものである (Mahajan et al [1])。これらのモデルは普及モデルと呼ばれ、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 [4] モデルは、以

3) 詳細は、Richimond [3] を参照。

下のような微分方程式によって普及過程を記述する。

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

$N(t)$  は時点  $t$  での累積採用者数であり、 $m$  は潜在的な採用者数の上限、 $a$  は外部影響係数、 $b$  は内部影響係数である。そして、(1)式の右辺第1項は広告等の外部影響 (external influence) による採用をあらわし、第2項は口コミ等の内部影響 (internal influence) による採用をあらわす。

上の Bass モデルを含んだ普及モデルは、主に3つの役割に分けられると Mahajan and Peterson [5] によって指摘されている。第1の役割は記述的な側面で普及過程をありのまま記述し、説明することである。そして、第2の役割は規範的な側面であり、理想的な普及過程を築くために、企業がどのようなマーケティング活動を行うべきかを示唆するために使用される。最後に第3の役割は予測であり、将来の売上を予測するために使用される。なお、普及モデルを含むマーケティング・サイエンスという学問分野においても、こうした3つのモデルの利用方法が存在する (Leefflang [6])。

現在までの研究では、上に挙げたうち第3の役割、つまり用いられたデータとのモデルの当てはまり具合と、さらに売上予測の正確さを重視している。しかし、朝野 [2] はマーケティングの分野における予測に関して、売上予測を重視するよりもシナリオ予測を重視すべきだと主張している。その理由は、実際、経営者の意思決定が自らの市場の将来を決めるのであるが、経営者の意思決定を所与として売上の予測値は推定されるためである。したがって、企業はマーケティング活動によってその値を上回るよう努力する必要がある、そのため、企業にとっては売上予測よりも、自社の意思決定によって市場や競合他社がどのように反応するかというようなシナリオ予測を行うほうがより大事なのである。この観点からいくと、上の第2の役割に重点を置くことが必要となる。そして、そこに意思決定支援ツールとしてシミュレーションを利用することへの意義が生じる。

### 3. 定性的シミュレーション

本稿で扱うシミュレーションは、実世界で起こる現象を抽象化してコンピュータ上に表現し、そのモデルを時系列的に数値解析するコンピュータ・シミュレーションを指す。その基本性格について、高木 [7] は次のように二点を指摘している。(1)シミュレーションは前提が何を帰結するかを推論する思考実験である。(2)シミュレーションは例を提示するだけであり、証明は与えない。

(1)に関して高木は、シミュレーションは現実世界の経験的知見を増大させるわけではなく、モデルに組み込んだ前提が何を帰結するか、何を予測するか、何を含意するかを導くだけの思考実験であり、シミュレーションに価値があるのは、その背後にある理論的考察に価値を認めることができる場合だけであると指摘している。その上で、その存在理由に関しても説

明している。具体的には、人間が前提から帰結を正しく導くことが一般的に難しいこと等を理由に挙げている。(2)に関しては、計算モデルが数理モデルのような一般的な解答を与えないが、シミュレーションは一般的な主張に対する反例を挙げることができ、また感応度分析によって、シミュレーション結果の一般性に対する補強材料を提供できることを指摘している。

さらに高木は、数理モデルとの比較において、シミュレーションの利点と欠点を挙げている。その利点は、モデル構築の柔軟性、言語的アイデアとの親和性、導出の効率性、複雑さの許容である。欠点は、要因特定の難しさ、ゴミの算出 (garbage in, garbage out) である<sup>4)</sup>。

ただし、高木の指摘する上述のシミュレーションの意義と限界に加え、筆者は、アルゴリズムのみで、記述可能な理論モデルを分析可能とするというシミュレーションの利点も重要視したい。これは、従来の数理的記述法をとる演繹モデルと歴史的記述法をとる帰納的モデルのどちらにも帰属しない新しい理論構築の手法である。例えば、社会経済モデルにおいて、多様な個人の集まりをいかにマクロの変数として集計するかということは常に社会学者を悩ませるところである。これを利便的かつアドホックな集計をおこなわず、個人の行動ルールのみでモデル化することは、コンピュータ・シミュレーションの利用なくしては不可能である。

翻って、パーソナル・コンピュータの一般への普及とコンピューティングパワーの爆発的な増大は、こうしたコンピュータ・シミュレーションの社会科学分野への導入を否応なく促進している。今後、こうした新しい手法が社会学者の創造性を刺激し、そして従来までの理論的限界を突き破るものとして脚光を浴びていくものと筆者は考える。

なお、本稿は従来の統計的予測手法の意義を過小評価するものではない。ただ、内部観察者としての人間にとって、社会、経済システムというものは、観察困難もしくは不可能な部分が必ず存在することを忘れてはならない。よって、統計的モデルのより正確なパラメータ推定を目指すことよりも、システムの因果関係の発見を第一義におくという意味で、社会科学分野での定性的シミュレーションの実行を推奨したい。

#### 4. システム・ダイナミックス

システム・ダイナミックス (以下SDと略す) は、前章で挙げたシミュレーション手法の一つである<sup>5)</sup>。具体的には、実世界の経済、経営プロセスをフローとストックの関係式であらわすものである。こうして表現された社会経済システムは、数学的には連立常微分方程式として定式化される。なお、いくつかの商用・非商用ソフトウェアを利用すれば、SD用に

4) 詳細は、高木 [7] を参照。

5) 本稿のSDの例では、具体的な数値を使いながらも定性的な分析をおこなうが、SDは具体的な予測数値を導き出す定量的シミュレーションに利用されることも多い。

標準化された構造図を使い、数式入力することなくビジュアルに方程式群を書き出すことも可能である<sup>6)</sup>。そして、これらの連立常微分方程式は、それを近似した差分法により離散的に解かれる<sup>7)</sup>。

Sterman [8] は SD の利点として、SD はフィードバック・ループにより、それぞれの要因の因果関係を明確に記述するモデルを作り、シミュレーションを通して分析を行うことで、複雑なシステムを過度な簡略化を行わずに推論できるという点を挙げている。特に、サイド・エフェクト (side effect, 思わぬ副作用的な要因) によって、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と述べている。

以下では、新製品普及モデルを SD としてあらわす。具体的には、Bass モデルとそれを発展させたモデルを 3 つ、さらにその全ての仮定を含んだモデルを 1 つ、合計で 5 つ紹介する。そして、本章の最後に例として、全ての仮定を含んだモデルの感応度分析を加える。

#### 4.1 Bass モデル

Bass モデルの SD における各変数の表記は次の通りである。新製品の購買者予備軍 (Potential Adopters P), 採用者数 (Adopters A), 広告等の外部影響 (Advertising Effectiveness a), 外部影響のみによる採用者数 (Adoption from Advertising), 総人口 (Total Population N), 採用者と非採用者の接触によって非採用者が新製品を採用する割合 (Adoption Fraction i), 人が 1 年間で接触する平均的な人数 (Contact Rate c), 他人との相互作用による採用者数 (Adoption from Word of Mouth), 新製品の購買者予備軍が製品を採用する割合 (Adoption Rate AR) である。そして、その Bass モデルの SD における構造は、ストックである Potential Adopters P からフローの Adoption Rate AR を通過して、ストックの Adopters A へ流れることを仮定している。

Bass モデルを SD の構造図で描くと図 1 のようになる。

各変数の式は付録 A に記載しておく。

#### 4.2 Replacement Purchases モデル

Bass モデルは耐久消費財を主に対象としたモデルで、初回購入のみを仮定したモデルである<sup>8)</sup>。しかし、計画期間が長くなれば、初回購入のみを仮定するのは非現実的であり、リピート購入を仮定する必要がある。そこで、Olson and Choi [10] や Kamakura and Balasubramanian [11] はリピート購入を考慮に入れたモデルを開発した。

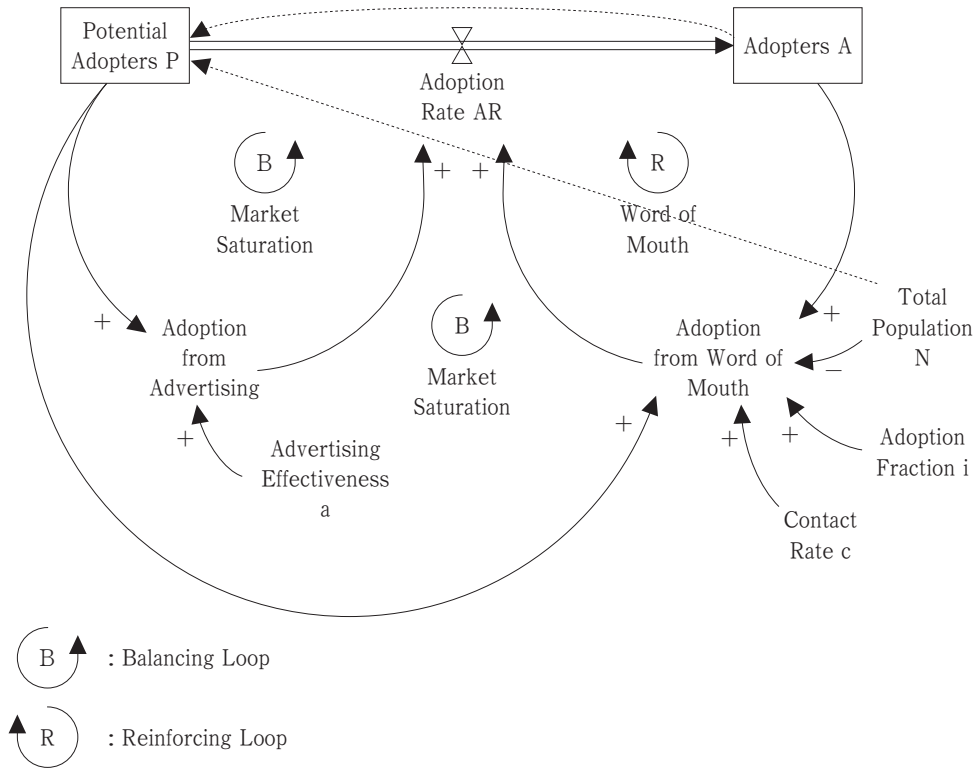
Replacement Purchases モデルの SD における各変数の表記は次の通りである。Bass モデルで使用した表記に加えて、採用者が採用した新製品の平均寿命 (Average Product Life l),

6) 以下の SD によるモデル化にあたっては、Vensim<sup>®</sup> (<http://www.vensim.com>) の教育バージョン (Vensim PLE) を利用した。

7) 数値解析的手法の説明は本稿の目的とずれるので、他の機会に譲りたい。

8) Bass モデルの概念的仮定に関する詳細は、Mahajan and Wind [9] を参照。

図1 Bass モデル



(出所: Serman [ 8 ])

(注) Potential Adopters が Adopters へ推移する過程を表している。また、各矢印に添えられている符号は、影響が正であるか負であるかを表す。

1 年間で採用している新製品を破棄する人数 (Discard Rate) である。そして、その Replacement Purchases モデルの構造は、Bass モデルの構造に加えてストックである Adopters A からフローの Discard Rate によって、再びストックの Potential Adopters P に戻ることを仮定している。

Replacement Purchases モデルを SD の構造図で描くと図 2 のようになる。

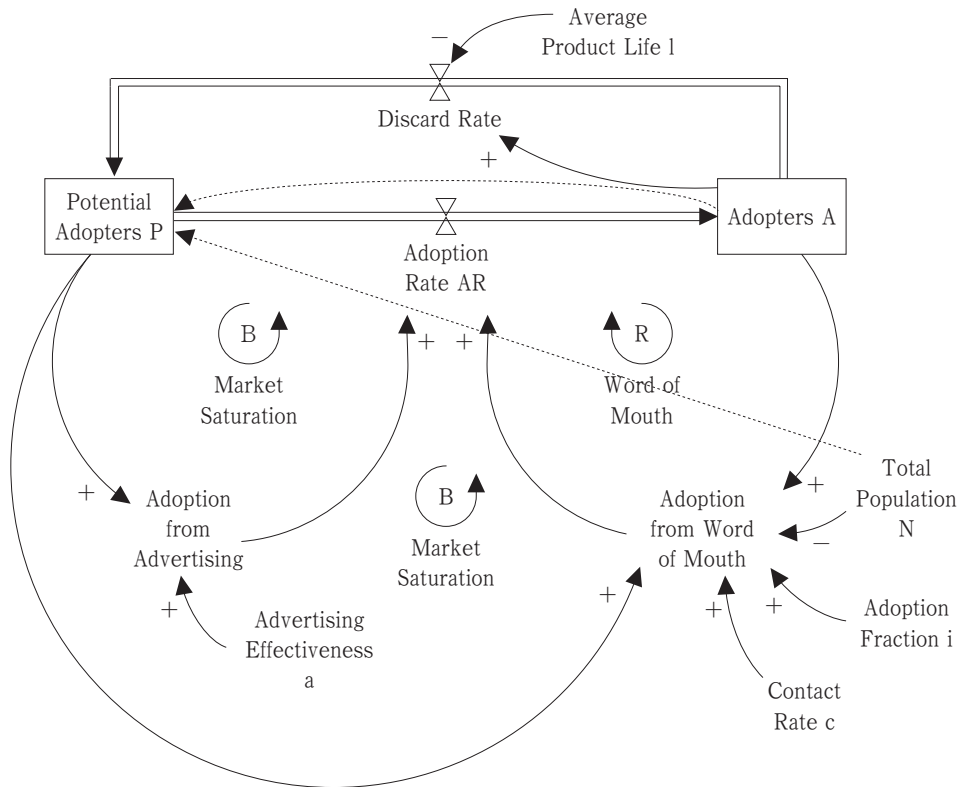
各変数の式は付録 A に記載しておく。

#### 4.3 Generalized Bass モデル

Bass モデルにおいて、マーケティング・ミックス<sup>9)</sup> 変数はパラメータの値に暗に含まれる。しかし、普及の動学性を理解するためには、マーケティング・ミックス変数を明確にモデルに組み込むことが重要であると主張され続けている。そして、現在までに様々な方法でマー

9) 企業のマーケティング目標を達成するための手段のこと。通常は、製品、価格、プロモーション、流通方法などを指す。

図2 Replacement Purchases モデル



(出所：Sternan [ 8 ])

ケティング・ミックス変数を含んだモデルが開発されている。その一つとして、Bass et al [12] が開発した Generalized Bass モデルが挙げられる。

Generalized Bass モデルの SD における各変数の表記は次の通りである。Bass モデルで使用した表記に加えて、新製品の価格の下落率 (Price Decline Rate), 広告費用の変化率 (Change Rate of Advertising Expenditures), さらに、上記の2つの変数より構成される合成関数 (Current Marketing Effort) である。そして、その Generalized Bass モデルの構造は、Bass モデルの構造に加えてフローである Adoption Rate AR に Current Marketing Effort が直接掛かることを仮定している。

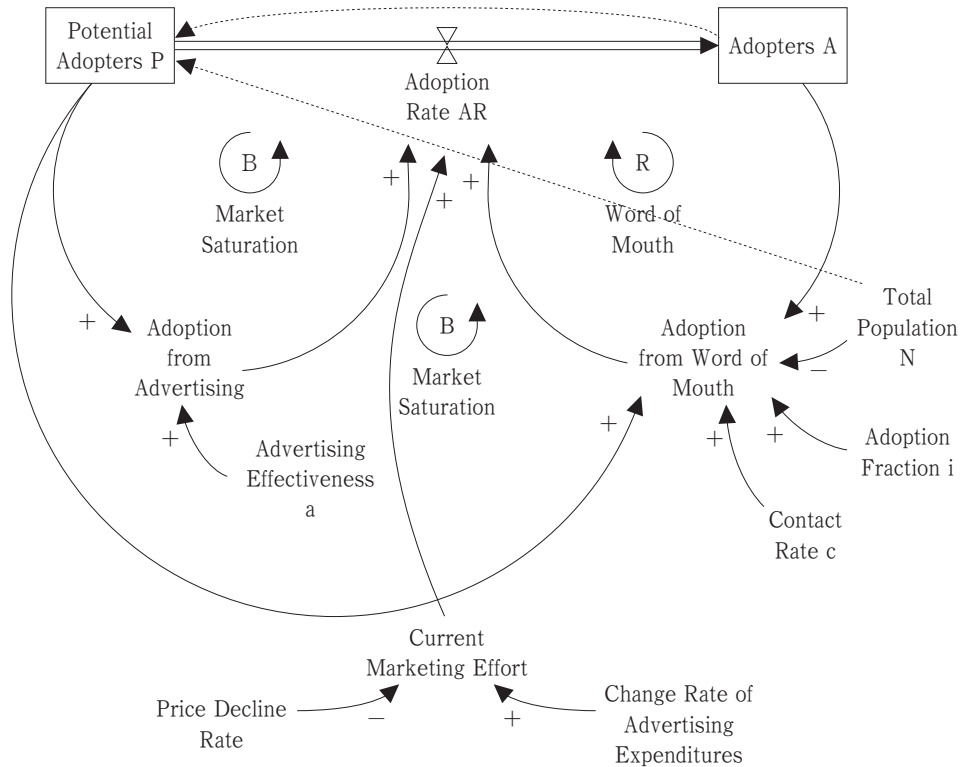
Generalized Bass モデルを SD の構造図で描くと図3のようになる。

各変数の式は付録Aに記載しておく。

#### 4.4 Recent Innovation モデル

Bass モデルは、Robertson [13] が主張するような非連続的革新、すなわち新しい行動パターンを構築するようなイノベーションを対象としている。しかし、近年のイノベーション

図3 Generalized Bass モデル



は、青池 [14] が指摘するように多くが代替型の普及であり、人々や社会に定着している旧来からの製品等が、新しく送りだされてきたイノベーションによって代替されていくものである。そこで、筆者が開発した近年のイノベーションを鑑みたモデルを紹介する。

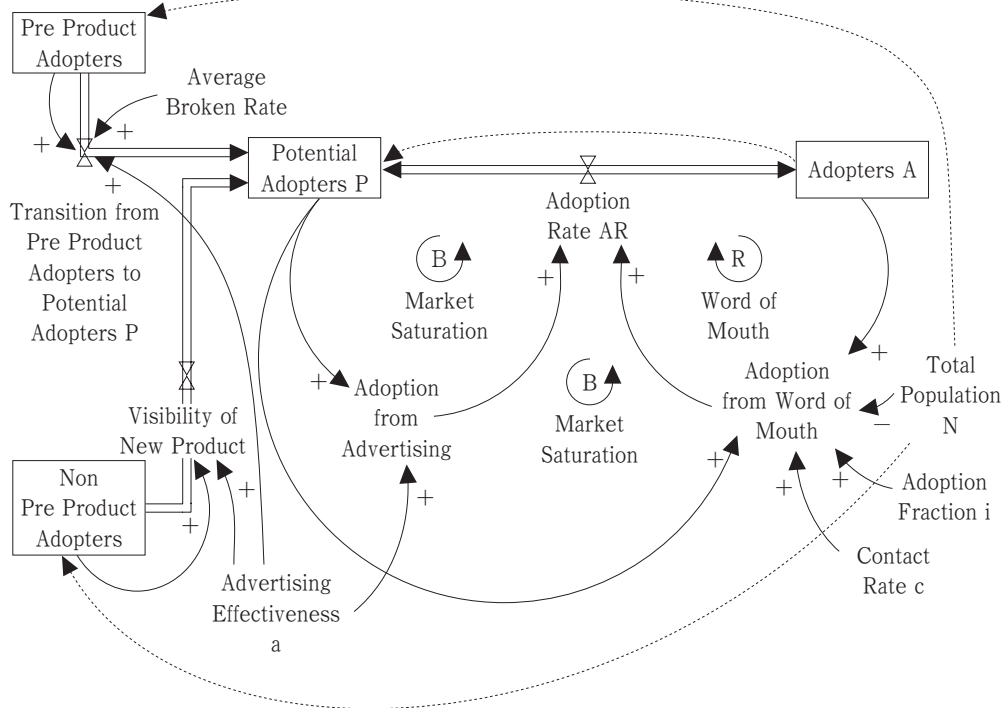
Recent Innovation モデルの SD における各変数の表記は次の通りである。Bass モデルで使用した表記に加えて、旧来製品の採用者数 (PreProduct Adopters)、旧来製品の非採用数 (Non PreProduct Adopters)、1 年間で故障する旧来製品の割合 (Average Broken Rate)、旧来製品の使用を中止して新製品を採用しようとする人数 (Transition from PreProduct Adopters to Potential Adopters P)、旧来製品の非採用者で新製品を認知した人数 (Visibility of New Product) である。そして、その Recent Innovation モデルの構造は、Bass モデルの構造に加えて旧来製品の採用者と非採用者のそれぞれのストックから、別々のフローを通過して、Potential Adopters P へ流れていくことを仮定している。

Recent Innovation モデルを SD の構造図で描くと図 4 のようになる。

各変数の式は付録 A に記載しておく。



図4 Recent Innovation モデル



#### 4.5 All-Including モデル

本節では、本章においてここまで紹介したモデルにおける全ての仮定を含んだモデルを紹介する。

All-Including モデルをSDの構造図で描くと図5のようになる。

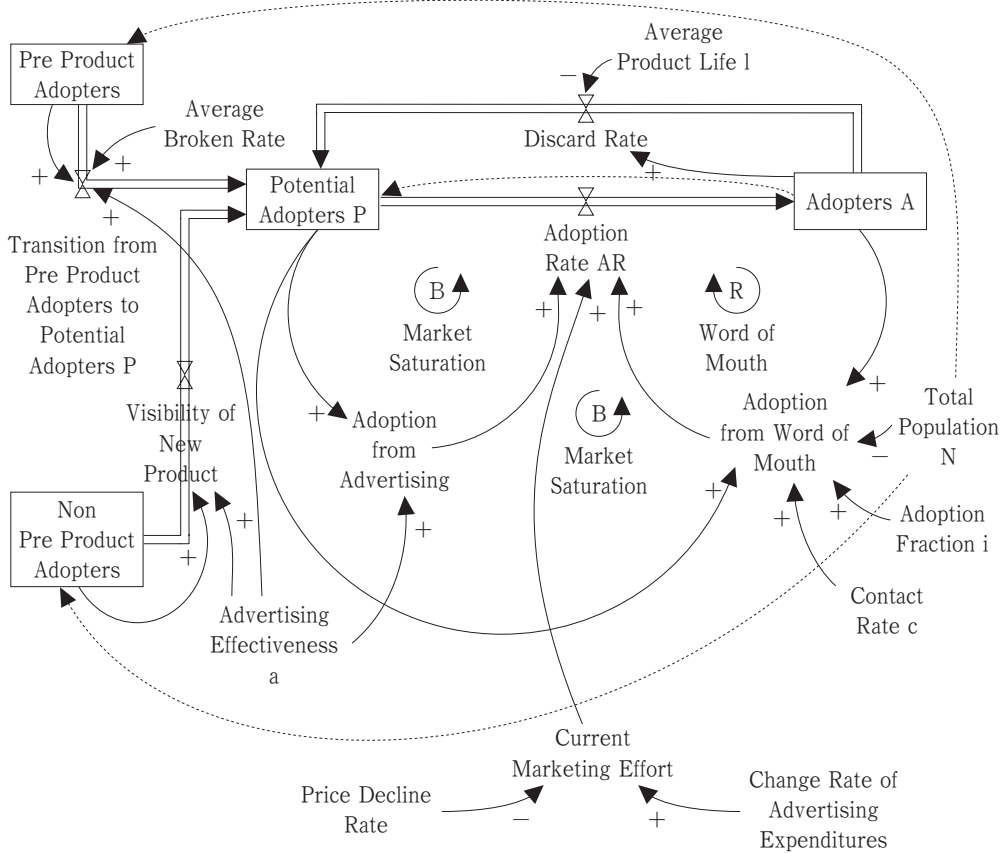
各変数の式は付録Aに記載しておく。

#### 4.6 感応度分析 (All-Including モデル)

本節では、All-Including モデルの要因別の感応度分析を紹介する。具体的には Advertising Effectiveness  $a$  のみの値を2倍、3倍と上昇させた場合と Adoption Fraction  $i$  のみの値を2倍、3倍と上昇させた場合を紹介する。各パラメータの値は Average Broken Rate (0.4), Average Product Life  $l$  (5), Total Population ( $1e+006$ ), Contact Rate  $c$  (100) とし、Current Marketing Effort に関しては、Bass et al [12] の Room air conditioner のデータを利用した。また、デフォルト値として Advertising Effectiveness  $a$  (0.011), Adoption Fraction  $i$  (0.015) とした。分析結果のグラフは付録Bに記載しておく。

分析結果より、Advertising Effectiveness  $a$  より Adoption Fraction  $i$  の値を大きくしたほうが、より早く安定成長を導くことができる。これは、Adoption Fraction  $i$  の値を大きくさせ

図5 All-Including モデル



たほうが、Adoption Rate AR を急激に上昇させ、Potential Adopters P で待機する人数を減少させるためである。

したがって、広告等によって高い認知度を保ちつづけるよりも、新製品の品質やサポート等のサービスによって顧客満足度を高め、口コミ効果を高めることが、普及促進のために重要であることが示唆される。

## 5. システムダイナミックスの限界

今まで見てきたように、SD モデルは、製品普及のマクロ的特性をある程度詳細に描写することが可能である。しかしながら、そのモデルにおいて購買者およびその予備軍個々人の特性は捨象されている。つまり、上に挙げたすべての SD において、暗黙のうちに「均質な個人」というものが仮定されている<sup>10)</sup>。またそうすることによって、SD で使わ

10) 普及モデルの例に即して言えば、購買者予備軍が製品情報（広告、口コミ）に触れる確率は、そのすべての構成員員において同一であると暗黙的に仮定されている。

れる集計された方程式への定式化が可能になっているのである。

しかしながら、個々人の特性の違いがモデルに影響を与えることも十分考えられるところである。こうした問題に対応するために、エージェント・ベース・モデル（以下 ABM と略す）というものが提案されている。ABM は、人間を模した多種のエージェントをコンピュータ上の仮想社会に配置し、そのエージェント同士もしくはエージェントとそれを取り巻く環境に対し、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シミュレーション・モデルである。その仮想社会を構成している多種のエージェントは、各自の特性と振舞いの行動ルールに従って機能しており、その局所的な相互作用が生み出す意図されない創発的（emergent）な現象によって、マクロの状態・振舞いが決定される。そして、この全体的な振舞いをもとに個々の構成要素（エージェントおよび環境）の関係性もさらに変化していく（マイクロ・マクロループ）。その根本的なモデリングの思想はシステム内部のフィードバック機能を重視するシステム思考と非常に類似しているが、よりマイクロな事象とその相互作用に焦点をあてている点で異なる。

こうした ABM の例として、Bonabeau [15] は購買者予備軍の特性が不均一である場合の新製品普及モデルを考察している。彼のモデルによると、初期採用者が極めて少数の場合、さらに、購買者予備軍が複数のクラスターを形成している場合に、その普及パターンにおいて SD モデルとは大幅に異なる挙動を示すことが観察されている。

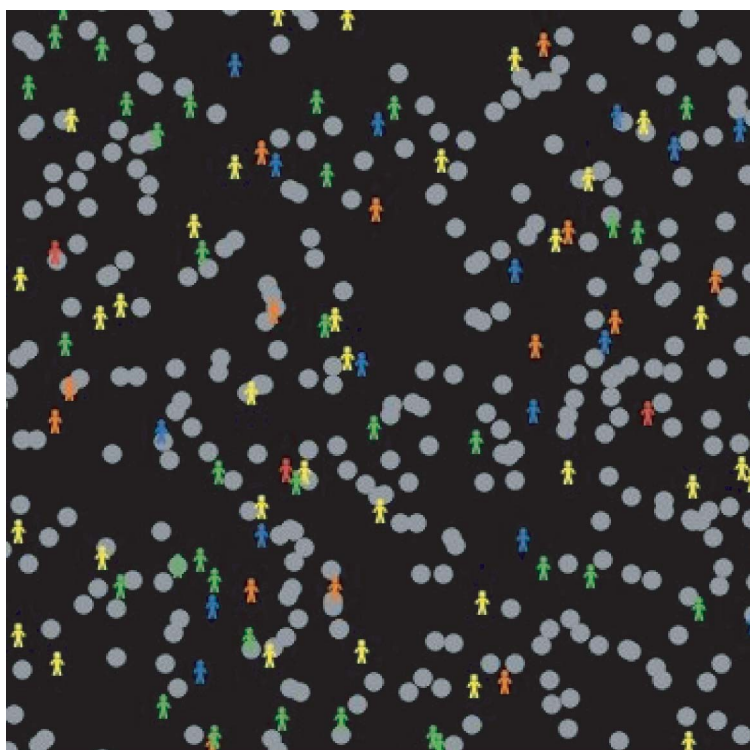
図 6 は予備の実験として普及モデルを筆者がエージェント・ベース・モデル化したものである。仮想システムのセル上に配置された購買者予備軍を示すエージェント（人形）の周囲を、商品情報を示すエージェント（灰色玉）が流れている。ここで、購買者予備軍は、ある閾値を越えた情報量に接すると新製品の購入を決定する。ただし、このモデルでは初期採用エージェントの数量調整やクラスター化などをおこなっていないため、システムの挙動は基本的な SD モデルとほとんど同一であることが観察される。

さて、ABM でシミュレーションを行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、理論的背景または考察に裏打ちされた行動をするエージェントを設計するために、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。もしくは、社会心理学的なアンケート手法によって、よりリアリズムのあるエージェントの設計をすることも可能である。例えば、普及モデルの ABM を設計する場合、酒井 [16] の研究成果を参考に、河合・酒井 [17] が提案したように、調査する地域の購買者予備軍を対象にしてアンケートをとり、それを因子分析して得られた結果によって、仮想システム内のエージェントを設計するという方法が考えられる。

さらに、河合 [18] で指摘したように、地理情報システム（GIS）を利用して得られる分析対象地域の人口、家族、年齢、職業などの国勢調査関連情報や店舗、道路などの位置情報

図6 普及モデルの ABM



を援用することによって、初期状態のエージェントおよび環境に固有の特性を与えることが可能になる。これはエージェントの特性、特に初期配置をランダムに決める型の ABM よりも、よりローカルなインタラクションにリアリティを持たせたモデル化といえる。

## 6. む す び

本稿では、SD によってモデル化された様々な普及モデルを紹介した。特に、Generalized Bass モデルに関しては、筆者がシステム・ダイナミクスにモデル化し、Recent Innovation モデルに関しては、青池 [14] が立てた仮説を基にモデルを開発した。そして、1つの例として All-Including モデルの感応度分析を行ない、考察を加えた。SD はシナリオ予測のための意思決定支援ツールとして、新製品の普及戦略に応用できる。また、その基本となるシステム思考は、非直線的思考であり、メンタル・シミュレーションが持つ欠点を改善する。

どのモデルを選択すべきかに関しては、考慮対象の現状にあわせて SD の利用者が判断する必要がある。また、変化が多い現実とモデルの間でずれが生じないように、現状に基づいた仮説を立ててモデルを構築し、そのモデルの結果と実際の結果とを照合する。そして、旧仮説の非合理的部分を修正し、新たな仮説を立ててモデルを構築しなおす。さらに時間がたってから、構築しなおしたモデルの結果と実際の結果とを照合し、さらに仮説を修正してモ

デルを構築しなおす。このような反復を繰り返す必要がある。

今後の課題として二点を挙げておく。まずは、マーケットから得られる実際のデータを用いて、モデルの実用性の事後的な検証をおこなうこと。次に、5章で紹介したABMをSDの補完的ツールとして活用するため、より現実のマーケティング環境に近い状態のシステムを再現するカリブレーションの方法を探求することである。そして、このABMを本稿の主題であるSDによるモデル群と比較することにより、それぞれのモデル手法の特性と比較優位について考察したいと考えている。

## 謝辞

本研究の遂行にあたり、筆者の河合勝彦は、桃山学院大学総合研究所共同研究プロジェクト(03共158)補助金による支援を受けていることを感謝いたします。

## 付録A 各モデルにおける変数の関係式

### Bass モデル

- (01) Stock:  
 Adopters  $A = \text{INTEG}(\text{Adoption Rate } AR)$   
 Init Adopters  $A = 0$   
 Units: Units
- (02) Adoption from Advertising = Advertising Effectiveness  $a * \text{Potential Adopters } P$   
 Units: Units/Year
- (03) Adoption from Word of Mouth = Contact Rate  $c * \text{Adoption Fraction } i$   
 $* \text{Potential Adopters } P * \text{Adopters } A / \text{Total Population } N$   
 Units: Units/Year
- (04) Flow:  
 Adoption Rate  $AR = \text{Adoption from Advertising} + \text{Adoption from Word of Mouth}$   
 Units: Units/Year
- (05) Stock:  
 Potential Adopters  $P = \text{INTEG}(-\text{Adoption Rate } AR)$   
 Init Potential Adopters  $P = \text{Total Population } N - \text{Adopters } A$   
 Units: Units

### Replacement Purchases モデル

- (01) Stock:  
 Adopters  $A = \text{INTEG}(\text{Adoption Rate } AR - \text{Discard Rate})$   
 Init Adopters  $A = 0$   
 Units: Units
- (02) Adoption from Advertising = Advertising Effectiveness  $a * \text{Potential Adopters } P$   
 Units: Units/Year
- (03) Adoption from Word of Mouth = Contact Rate  $c * \text{Adoption Fraction } i$   
 $* \text{Potential Adopters } P * \text{Adopters } A / \text{Total Population } N$

Units: Units/Year

(04) Flow:

Adoption Rate AR=Adoption from Advertising+Adoption from Word of Mouth

Units: Units/Year

(05) Flow:

Discard Rate=Adopters A/Average Product Life l

Units: Units/Year

(06) Stock:

Potential Adopters P=INTEG (-Adoption Rate AR+Discard Rate)

Init Potential Adopters P=Total Population N - Adopters A

Units: Units

### Generalized Bass モデル

(01) Stock:

Adopters A=INTEG (Adoption Rate AR)

Init Adopters A=0

Units: Units

(02) Adoption from Advertising=Advertising Effectiveness a\*Potential Adopters P

Units: Units/Year

(03) Adoption from Word of Mouth=Contact Rate c\*Adoption Fraction i

\*Potential Adopters P\*Adopters A/Total Population N

Units: Units/Year

(04) Flow:

Adoption Rate AR=(Adoption from Advertising  
+Adoption from Word of Mouth)\* Current Marketing Effort

Units: Units/Year

(05) Current Marketing Effort=1 + (-1.3691)\*Price Decline Rate + (-0.61859)

\*Change Rate of Advertising Expenditures

Units: Dimensionless

(06) Stock:

Potential Adopters P=INTEG (-Adoption Rate AR)

Init Potential Adopters P=Total Population N - Adopters A

Units: Units

### Recent Innovation モデル

(01) Stock:

Adopters A=INTEG (Adoption Rate AR)

Init Adopters A=0

Units: Units

(02) Adoption from Advertising=Advertising Effectiveness a\*Potential Adopters P

Units: Units/Year.

(03) Adoption from Word of Mouth=Contact Rate c\*Adoption Fraction i

\*Potential Adopters P\*Adopters A/Total Population N

Units: Units/Year

- (04) Flow:  
Adoption Rate  $AR = \text{Adoption from Advertising} + \text{Adoption from Word of Mouth}$   
Units: Units/Year
- (05) Flow:  
Visibility of New Product  $= \text{Non PreProduct Adopters} * \text{Advertising Effectiveness } a$   
Units: Units/Year
- (06) Stock:  
Non PreProduct Adopters  $= \text{INTEG} (-\text{Visibility of New Product})$   
Init Non PreProduct Adopters  $= \text{Total Population } N * 1/3$   
Units: Units
- (07) Stock:  
Potential Adopters  $P = \text{INTEG} (-\text{Adoption Rate } AR$   
 $+ \text{Transition from PreProduct to New Product} + \text{Visibility of New Product})$   
Init Potential Adopters  $P = \text{Adopters } A$   
Units: Units
- (08) Stock:  
PreProduct Adopters  $= \text{INTEG} (-\text{Transition from PreProduct to New Product})$   
Init PreProduct Adopters  $= \text{Total Population } N * 2/3$   
Units: Units
- (09) Flow:  
Transition from PreProduct to New Product  $= \text{PreProduct Adopters}$   
 $* (\text{Advertising Effectiveness } a + \text{Average Broken Rate})$   
Units: Units/Year

**All-Including モデル**

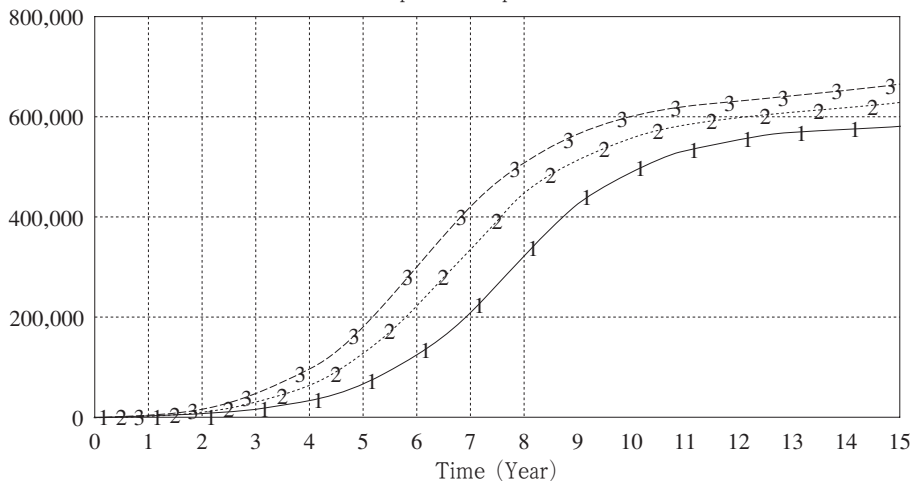
- (01) Stock:  
Adopters  $A = \text{INTEG} (\text{Adoption Rate } AR - \text{Discard Rate})$   
Init Adopters  $A = 0$   
Units: Units
- (02) Adoption from Advertising  $= \text{Advertising Effectiveness } a * \text{Potential Adopters } P$   
Units: Units/Year
- (03) Adoption from Word of Mouth  $= \text{Contact Rate } c * \text{Adoption Fraction } i$   
 $* \text{Potential Adopters } P * \text{Adopters } A / \text{Total Population } N$   
Units: Units/Year
- (04) Flow:  
Adoption Rate  $AR = (\text{Adoption from Advertising}$   
 $+ \text{Adoption from Word of Mouth}) * \text{Current Marketing Effort}$   
Units: Units/Year
- (05) Current Marketing Effort  $= 1 + (-1.3691) * \text{Price Decline Rate}$   
 $+ (-0.61859) * \text{Change Rate of Advertising Expenditures}$   
Units: Dimensionless
- (06) Flow:  
Discard Rate  $= \text{Adopters } A / \text{Average Product Life } l$   
Units: Units/Year

- (07) Flow:  
 Visibility of New Product=Non PreProduct Adopters\*Advertising Effectiveness a  
 Units: Units/Year
- (08) Stock:  
 Non PreProduct Adopters=INTEG (-Visibility of New Product)  
 Init Non PreProduct Adopters=Total Population N\*1/3  
 Units: Units
- (09) Stock:  
 Potential Adopters P=INTEG (-Adoption Rate AR+Discard Rate  
 +Transition from PreProduct to New Product+Visibility of New Product)  
 Init Potential Adopters P=-Adopters A  
 Units: Units
- (10) Stock:  
 PreProduct Adopters=INTEG (-Transition from PreProduct to New Product)  
 Init PreProduct Adopters=Total Population N\*2/3  
 Units: Units
- (11) Flow:  
 Transition from PreProduct to New Product=PreProduct Adopters  
 \*(Advertising Effectiveness a+Average Broken Rate)  
 Units: Units/Year



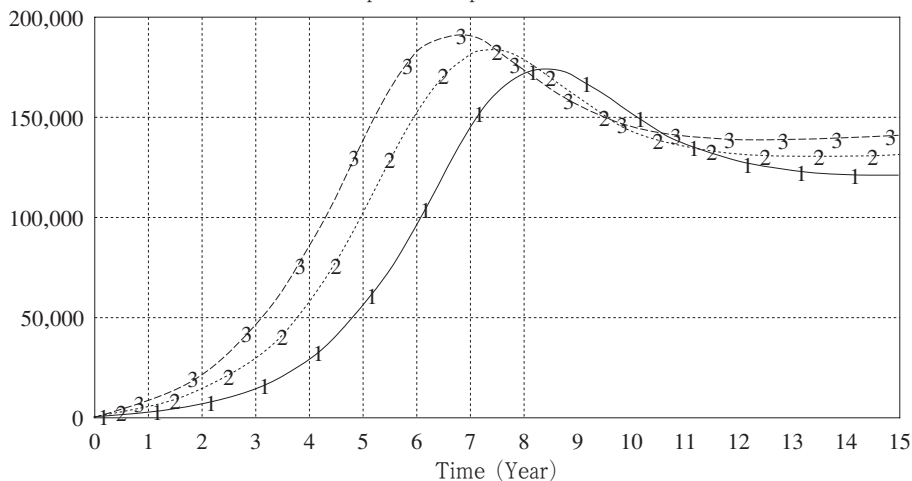
付録B 感応度分析結果

Graph for Adopters A

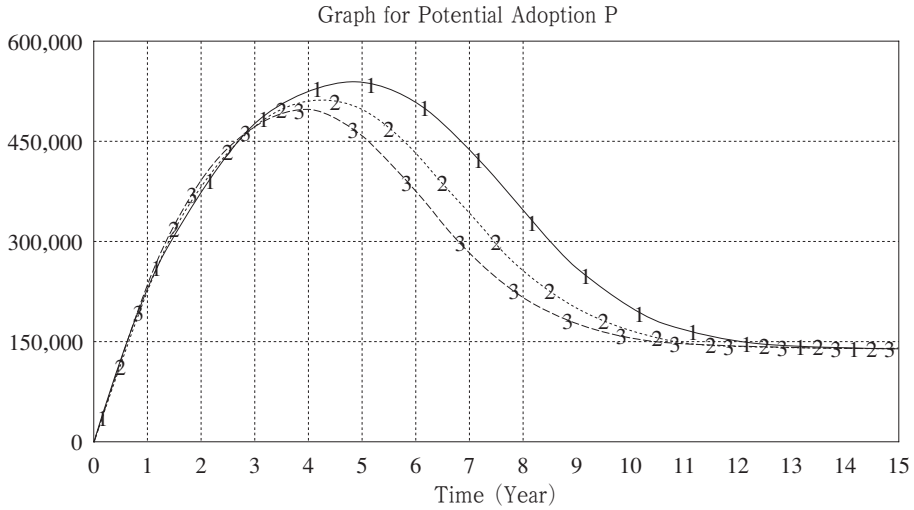


Adopters A: default value 1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1 Units  
 Adopters A: Advertising Effectiveness  $a=0.022$  .....2.....2.....2.....2.....2.....2.....2 Units  
 Adopters A: Advertising Effectiveness  $a=0.033$  ---3---3---3---3---3---3---3---3---3---3---3 Units

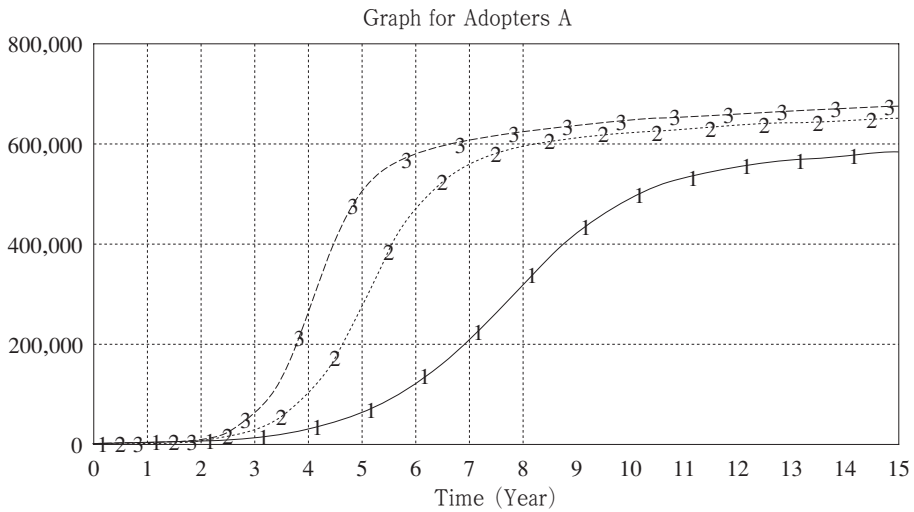
Graph for Adoption Rate AR



Adoption Rate AR: default value 1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1 Units/Year  
 Adoption Rate AR: Advertising Effectiveness  $a=0.022$  .....2.....2.....2.....2.....2.....2.....2 Units/Year  
 Adoption Rate AR: Advertising Effectiveness  $a=0.033$  ---3---3---3---3---3---3---3---3---3---3---3 Units/Year



Potential Adopters P: default value 1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1 Units  
 Potential Adopters P: Advertising Effectiveness  $a=0.022$  ····2····2····2····2····2····2····2····2 Units  
 Potential Adopters P: Advertising Effectiveness  $a=0.033$  ---3---3---3---3---3---3---3---3---3 Units



Adopters A: default value 1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1—1 Units  
 Adopters A: Adoption Fraction  $i=0.03$  2····2····2····2····2····2····2····2 Units  
 Adopters A: Adoption Fraction  $i=0.045$  ⚡---3---3---3---3---3---3---3---3---3 Units



## 参 考 文 献

- [1] Mahajan, Vijay, Eitan Muller and Yoram Wind, *New-Product Diffusion Models*, Kluwer Academic Publishers, 2000.
- [2] 朝野熙彦, 『マーケティング・リサーチ工学』朝倉書店 2000.
- [3] Richmond, Barry M., *Introduction to System Thinking*, isee systems, inc., 2004. (バーシティウエーブ訳『システム思考入門Ⅱ』カットシステム, 2004年.)
- [4] Bass, Frank M., "A New Product Growth for Model Consumer Durables," *Management Science*, Vol. 15: 215-227, 1969.
- [5] Mahajan, Vijay and Robert A. Peterson, *Models for Innovation Diffusion*, Sage Publications, Inc. 1985.
- [6] Leeflang S. H., Wittink, Dick R., Wedel, Michel, and Philippe A. Naert, *Building Models for Marketing Decisions*, Kluwer Academic Publishers, 2000.
- [7] 高木英至, "社会現象の計算機シミュレーション", 『社会心理学の新しいかたち (第9章)』誠信書房 2004.
- [8] Sterman John D., *Business Dynamics*, The McGraw-Hill Companies, Inc. 2000.
- [9] Mahajan, Vijay and Yoram Wind, *Innovation Diffusion Models of New Product Acceptance*, Ballinger Publishing Company, 1986
- [10] Olson, J., and S. Choi., "A Product-Diffusion Model Incorporating Repeat Purchases," *Technological Forecasting and Social Change* Vol. 27: 385-397, 1985.
- [11] Kamakura, Wagner A., and Siva K. Balasubramanian, "Long-Term Forecasting with Innovation Diffusion Models: The Impact of Replacement Purchases". *Journal of Forecasting*, Vol. 6: 1-19, 1987.
- [12] Bass, Frank M., and Trichy V. Krishnan, and Dipak C. Jain, "Why the Bass Model Fits Without Decision Variables". *Marketing Science*, Vol. 13, No. 3: 203-223, 1994.
- [13] Robertson, Thomas S. "The Process of Innovation and the Diffusion of Innovation", *Journal of Marketing*, Vol. 31: 14-19, 1967.
- [14] 青池慎一, "普及", 『現代社会心理学——心理・行動・社会——(第9章)』慶應義塾大学出版 2004.
- [15] Banabeau, Eric, "Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems." *PNAS*, vol. 99, suppl. 3: 7280-7287, 2002.
- [16] 酒井博章, "普及モデルによる顧客細分化の実証: 普及モデルをマーケティング活動に役立てるために," 『オイコノミカ: 名古屋市立大学経済学会誌,』 Vol. 42 No. 1, pp. 1-13, 2005.
- [17] 河合勝彦, 酒井博章, "新製品普及のダイナミックスとマーケティング戦略" 『経営情報学会 2005年秋季全国大会 予稿集』 pp. 332-335, 2005.
- [18] 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.

## System Dynamics Modeling for New Product Diffusion and Its Limitations

Hiroaki SAKAI

Katsuhiko KAWAI

In this paper, the process of diffusion of new products is modeled, using a variety of system dynamics models. The sales of new products are influenced by anticipated and unanticipated factors which are both internal and external factors to the selling organization. To develop and design techniques to explain the levels of new-product sales in this complex business environment, we propose that it is necessary that system thinking be used. System thinking presents the view that everything is interconnected in a complex network of systems and that system dynamics is a natural way to implement such a system on a computer. Although a system dynamics model is useful, it has some limitations for modeling micro-based phenomena.

Therefore, an agent-based model is introduced in this paper to overcome the shortcomings noted above. For example, an agent-based model can be used to avoid the ad hoc supposition that economic agents are almost homogeneous.