

時差およびバイアスを考慮した新製品の需要予測モデル

A New Demand Forecasting Model with Time-lag and Bias Effect for New Consumer Products with Initial and Advance Sale

製造業者にとって、製品の在庫を適正水準に保つことは経営上重要である。適正な在庫水準は適切な生産計画によって実現される。適切な生産計画の立案には、製品の正確な需要予測が不可欠である。特に、市場に投入したばかりの新製品については、統計的な需要予測手法の適用が困難であるため、普及モデルによる理論的な予測が有効である。しかし、予約販売や先行販売のように、製品普及過程の前提を満たさない販売方法がとられた新製品では、従来の普及モデルを適用しても高精度の予測は得られない。そのため、このような予約販売や先行販売が行われる新製品でも、高い精度で予測できる手法が求められている。本報告では、時差とバイアス項を普及モデルに追加し、予約・先行販売のある新製品にも適用できる新しい普及モデルを開発した。実際の新製品の実績データを用いた予測精度の評価実験により、新しい普及モデルが従来の普及モデルよりも高い精度で予測できることを確認した。

宗形 聡	Munakata Satoshi
手塚 大	Tezuka Masaru
竹俣 太郎	Takemata Tarou
宍戸 政則	Shishido Masanori

1. はじめに

消費者向け製品を製造する企業は、刻一刻と変化する消費者のニーズを満たすため、短いライフサイクルで新製品を市場に投入している。また、消費者向け製品は、対象が個人や家族でありマーケット規模が大きく、大量に製造される。そのため、こうした企業では、製品の在庫水準を常に最適なレベルに維持することが経営上非常に重要である¹⁾。

企業が製造する消費者向け製品は、大きく2つに分けられる。1つは、市場に投入してから長い時間が経過した後も製造され、販売されている定番品である。もう1つは、市場に投入したばかりの新製品である。

定番品については、十分な期間の過去の実績データが蓄積されている。多くの企業では、過去の実績データに統計的予測手法^{2,3)}を適用して定番品の需要を予測している。需要変動サイクル以上の実績データがあれば、統計的予測手法により多くの定番品で高精度の需要予測値が得られる。企業は予測値をもとに、適正な在庫水準を維持するための生産計画および在庫計画を立案できる。

新製品については、多くとも市場投入後1~2か月程度の実績データしか蓄積されていない。よって、長期間の実績データを必要とする統計的予測手法が適用できない。そこで、統計的予測に代わる手法として、普及モデル⁴⁾が利用されている。普及モデルは、新製品や新技術が消費者に浸透していく過程を表現したモデルである。普及モデルにより、短期間の実績データを用いて新製品の需要を理論的に予測することができる。

しかし、普及モデルによる予測精度は低い場合も多い。そのため、普及モデルの予測値を基準として生産計画を立案した場合、市場投入後は順調であったが、その後の売れ行きが低迷するような新製品では、過剰在庫が生じやすい。ライフサイクルが一巡して次世代製品が投入されると、過剰在庫は死蔵在庫となり、企業の利益を低下させる。そこで、(株)日立東日本ソリューションズ(以下、日立 TO)では、従来の普及モデルより高精度で予測可能な、PNE (Power of Negative Exponential) モデルという普及モデルを開発した⁵⁾。化粧品やシャンプーなどの消費財系新製品では、PNE モデルにより従来よりも高

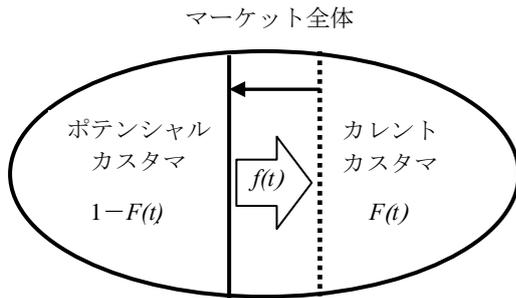


図 1 新製品のマーケットへの浸透イメージ

い精度で予測できることが確認されている⁶⁾。

一方で、携帯電話や音楽プレーヤー、PDA などの携帯型ハイテク機器では、一部の製品で事前の予約販売や販売店での先行販売が行われることが多い。PNE モデルや広く利用されている普及モデルを用いても、このような新製品に対しては期待された精度で予測できないという問題が生じている。これは、予約・先行販売のある新製品の普及過程が、現行の普及モデルの前提に当てはまらないことが原因である。新製品に対して予約・先行販売のような特殊な販売を行う企業は多く、そのような新製品でも高い精度で予測可能な普及モデルが強く望まれている。

本報告では、予約・先行販売のような特殊な販売が行われる新製品の需要を高い精度で予測できる、時差およびバイアス効果を付加した新たな普及モデルを提案し、その有効性を示す。

2. 普及モデルによる新製品の需要予測

普及モデルは、新製品や新技術が時間の経過とともにマーケットに浸透していく過程を数式で表現したものである⁷⁾。普及モデルは時間 t の関数であり、消費者への

新製品の普及度合いの分析や、新製品のライフサイクル曲線を描くために使用される。新製品の需要予測や End of Life 分析が普及モデルの主な用途となる。

新製品の対象マーケットにいる消費者は、2 つの集合に分けられる。1 つは、新製品を購入する可能性のある未購入者全体の集合を表すポテンシャル・カスタマである。もう 1 つは、新製品を購入した消費者全体の集合を表すカレント・カスタマである。新製品のマーケットへの浸透過程は、ポテンシャル・カスタマからカレント・カスタマへの消費者の移動として捉えることができる(図 1)。

マーケット全体を 1 とした場合に、時間 t でのマーケット全体に占めるカレント・カスタマの割合を $F(t)$ とする。このとき、ポテンシャル・カスタマの割合は $1-F(t)$ である。浸透過程を表現するために重要なのは、時間 t での $F(t)$ の増分量を表す $f(t)$ である。 $f(t)$ は、ポテンシャル・カスタマからカレント・カスタマへの、時間 t における消費者の移動の大きさを表す。一般的に $f(t)$ は以下のような式で表現される。

$$f(t) = \frac{dF(t)}{dt} = g(p_1, \dots, p_n, F(t)) \dots (1)$$

ここで、 $p_i (i=1, \dots, n)$ は消費者移動のメカニズムを規定する変数である。代表的な p_i として、新製品そのものの魅力やロコミ効果、企業のマーケティング活動の効果などがある。

広く知られている普及モデルは、式 (1) の関数 g を構成し、 $F(t)$ に関する微分方程式を解くと得られる。例えば、 $n=1$ とし、 $p_1 = p$ が新製品の魅力を表すように $g(p, F(t))$ を構成すると、以下の逆指数モデル (NE) が得られる。

$$F(t) = 1 - \exp(-pt) \dots (2)$$

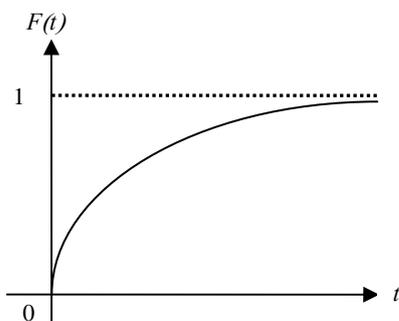


図 2 カレント・カスタマの増加過程 (凸型)

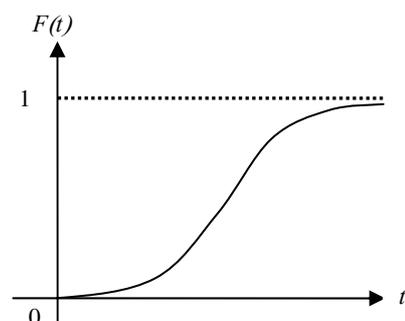


図 3 カレント・カスタマの増加過程 (S 字型)

同様に、 p がロコミ効果を表すように $g(p, F(t))$ を構成すると、以下のロジスティックモデル (Log) が得られる。

$$F(t) = \frac{1}{1 + \exp(-pt)} \quad \dots (3)$$

時間の経過とともに、逆指数モデルの $F(t)$ は図 2 に示すような凸型のグラフを描き、ロジスティックモデルの $F(t)$ は図 3 に示すような S 字型のグラフを描く。

さらに $n=2$ とし、 $p_1=p$ が新製品の魅力、 $p_2=q$ がロコミ効果を表すように $g(p, q, F(t))$ を構成すると、Bass モデルや PNE モデルが得られる。Bass モデルは以下の式 (4)、

$$F(t) = \frac{1 - \exp(-(p+q)t)}{1 + (q/p)\exp(-(p+q)t)} \quad \dots (4)$$

PNE モデルは式 (5)、

$$F(t) = (1 - \exp(-pt))^q \quad \dots (5)$$

で表される。これら 2 つのモデルは変数 p, q の値によって、凸型と S 字型の中間のグラフを描く。PNE モデルは日立 TO が開発したモデルであり、消費財系新製品では他モデルよりも高い精度で予測できることが確認されている⁶⁾。

新製品の需要予測に普及モデルを用いる際には、時間 t での累積の需要予測値 $D(t)$ を以下の式から計算する。

$$D(t) = mF(t) \dots (6)$$

ここで、 m はマーケットにいる消費者全体の集合 (マーケットサイズ) を表す。式 (6) には未知のパラメータがいくつか含まれており、これらを決定しなければ需要予測値を計算することはできない。例えば、PNE モデルの場合には m, p, q の 3 つのパラメータがある。市場投入

後の新製品の販売実績データがある場合には、実績データを用いてパラメータを推定する方法が用いられる⁸⁾。

それは、新製品の k 個の累積販売実績データを $a_i (i=1, \dots, k)$ とするとき、実績値 a_i と予測値 $D(i)$ の誤差を最小化するようにパラメータを推定する方法である。このときパラメータ推定は非線形の最小化問題となり、BFGS 法⁹⁾ や遺伝的アルゴリズム¹⁰⁾ などの最適解を探索する手法で解くことができる。これらの手法を用いる場合、理論上はパラメータの数以上の実績データがあればパラメータの推定値を計算でき、実績データが短い期間の場合でも予測することができる。

3. 時差とバイアス項を付加した普及モデル

普及モデルの特徴は、ポテンシャル・カスタマからカレント・カスタマへの変化の過程を新製品の魅力やロコミのパラメータを用いて説明していることである。従来の普及モデルでは、新製品の市場投入日 (販売開始日、すなわち $t=0$) には、マーケットにはポテンシャル・カスタマしかいないこと (すなわち、 $F(0)=0$) を前提としている。これは自然な仮定として受け入れられる。

しかし、ハイテク機器など新製品によっては、予約販売や先行販売などを行い販売開始前の予約分を販売開始日に実績として一括計上したり、販売開始前から先行販売の実績を日々計上したりする。その場合、販売開始日の時点ですでに販売実績が存在している。このとき $F(0) > 0$ となり、普及モデルを適用する前提が満たされない。前提を満たさない新製品の実績データに普及モデルを適用して予測したとしても、予測値の信頼性は低下する。そのため、企業が計画立案など意思決定の基準として予測値を用いるのは困難となる。本研究では、このような新製品に対しても普及モデルを適用できるよう

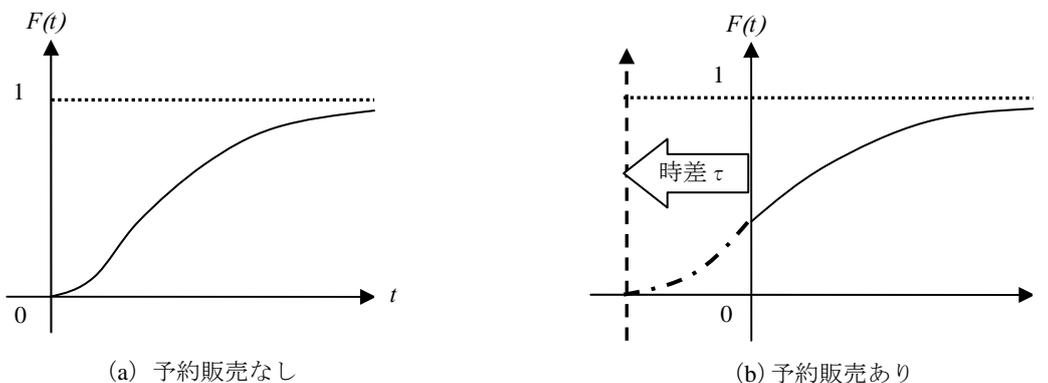


図 4 予約販売と時差パラメータ

に、時差とバイアス項を追加した新しい普及モデルを提案する。

予約販売実施の有無に対応した $F(t)$ のグラフを図 4 に示す。予約販売では、販売開始日前に不特定多数の消費者が新製品の購入を予約し、販売開始日の時点で、予約販売分の購入実績がまとめて計上される。このとき、予約販売のターゲットは特に限定されていないことから、新製品の予約も通常の販売と同等であると考えられる（図 4 (b) の一点破線部分）。したがって、予約販売はポテンシャル・カスタマがカレント・カスタマへ移動するメカニズムの一部である。具体的には、予約販売期間が τ のとき、予約販売のない場合の $F(t)$ を τ だけ左（時間方向）に並行移動すれば、予約販売がある場合のカレント・カスタマの変化を記述できる。並行移動は時差項を導入した $F(t - \tau)$ として表現される。

先行販売の有無に対応した $F(t)$ のグラフを図 5 に示す。先行販売では、販売開始前に特定の限定された消費者に向けて一定数量の新製品を販売する。先行販売では販売開始日の前から先行販売分を実績として日々計上する（図 5 の (a)）。しかし、先行販売のターゲットは恣意的に選択されており、通常の販売と同等と見なすことはできない。そのため、先行販売はポテンシャル・カスタマからカレント・カスタマへの移動のメカニズムでは説明できない部分となる。そこで、先行販売は販売開始時点でのバイアスとして捉え、これを除去するバイアス項を普及モデルに追加する。バイアスの除去はバイアス項 b を導入した $F(t) + b$ として表現される。

例として、PNE モデルに時差項とバイアス項を付加した改良 PNE モデルを以下に示す。

$$F(t) = (1 - \exp(-p(t - \tau)))^q + b \quad \dots (7)$$

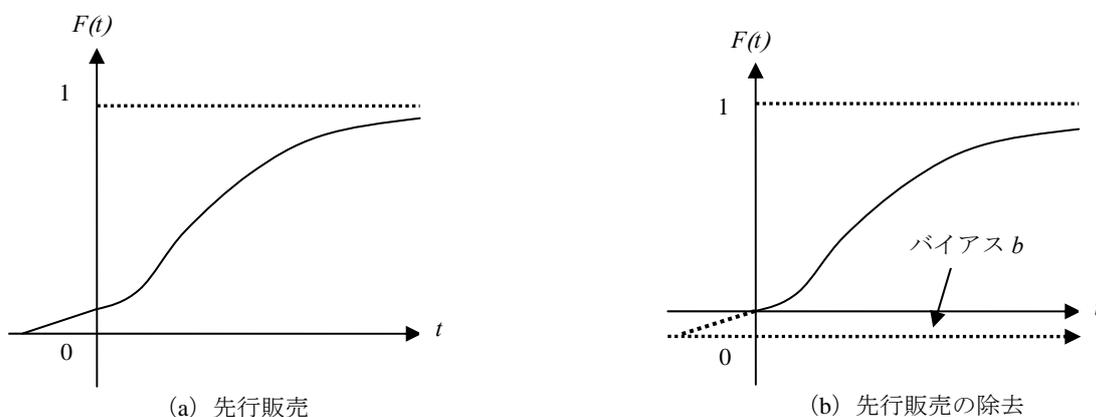


図 5 先行販売とバイアスパラメータ

予約販売や先行販売のない新製品では、 $\tau = b = 0$ となり、改良 PNE モデルは PNE モデル（式 (5)）に帰着する。

このような改良は、逆指数、ロジスティック、Bass のすべての普及モデルに適用可能な汎用的な手法である。改良型の逆指数、ロジスティック、Bass の各モデルについて、以下の式 (8), (9), (10) にそれぞれ示す。各改良型普及モデルで $\tau = b = 0$ とすることにより、元の普及モデルに帰着することも改良 PNE モデルと同様である。

$$F(t) = 1 - \exp(-p(t - \tau)) + b \quad \dots (8)$$

$$F(t) = \frac{1}{1 + \exp(-p(t - \tau))} + b \quad \dots (9)$$

$$F(t) = \frac{1 - \exp(-(p + q)(t - \tau))}{1 + (q/p) \exp(-(p + q)(t - \tau))} + b \quad \dots (10)$$

新製品の需要予測に改良型普及モデルを用いる際には、時間 t での累積の需要予測値 $D(t)$ を以下の式から計算する。

$$D(t) = mF(t) \quad \dots (11)$$

m はマーケットサイズである。式 (11) には未知のパラメータが複数含まれているが、販売実績データがある場合には、従来と同様に、累積実績値と累積予測値の誤差を最小化するようにパラメータを推定できる。なお、改良型普及モデルでは、従来モデルに時差とバイアスの 2 つのパラメータが追加される。例えば改良 PNE モデルのパラメータ数は 5 となり、パラメータ推定には最低でも 5 つの実績データを必要とする。

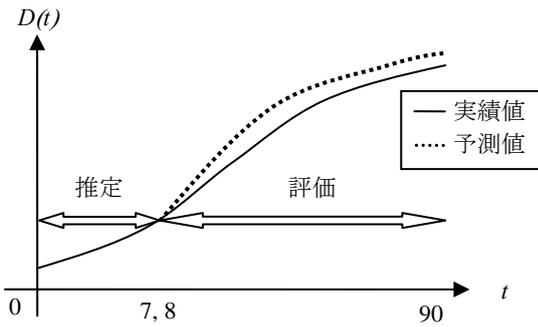


図 6 予測値の評価期間

4. 予測精度の評価実験

実際に予約販売や先行販売があったハイテク機器メーカーの新製品の実績データを使用して、時差とバイアス項を付加した改良型普及モデルと、付加しない従来の普及モデルの予測精度を比較する実験を行った。

実績データは、あるハイテク機器 12 台の新機種 of データであり、日次の販売実績である。実験では、企業が販売開始後 1 週間程度の実績データを蓄積したときに、その後 3 か月の生産計画調整のために予測値を用いる場合を想定する。3 か月という期間は、実験に用いたハイテク機器のライフサイクルに対応している。そこで、各機種の実績データの販売開始から 7 日分を普及モデルのパラメータ推定に使用し、8 日目から 90 日目まで予測する (図 6)。予測精度の評価は、予測期間にわたる平均絶対誤差率 (MAPE) を計算して行う。予測期間を T とするとき、MAPE は以下の式から求めることができる。

$$\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \frac{|D(i) - a_i|}{a_i} \quad \dots (12)$$

ここで、 $D(i)$ は時間 i での累積予測値、 a_i は時間 i での累積実績値である。今の場合、 $T = 83$ である。MAPE は小さければ小さいほど予測精度が良いことを示している。

PNE モデルを含む従来の普及モデルと、時差およびバイアス項を付加した改良 PNE モデルとの予測精度の比較結果を図 7 に示す。棒グラフは 12 機種にわたる MAPE の平均値を示している。時差とバイアス項を付加した改良 PNE モデルには、ラベルの先頭に改良 (Modified) を表す「M」が付いている。

図 7 からわかるように、改良 PNE モデルは PNE モデルを含む従来の普及モデルより良い予測精度となっている。予測精度の良かった上位 2 つ (改良 PNE モデルと

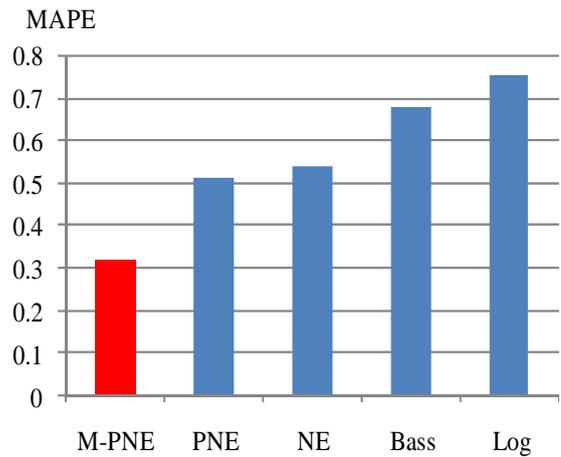


図 7 各普及モデルの平均予測精度

PNE モデル) について、予測精度の差の有無を有意水準 5% の t 検定で確認した。改良 PNE モデルの MAPE 平均値は 0.318、分散は 0.030 であり、一方、PNE モデルの MAPE 平均値は 0.509、分散は 0.056 であるから、 p 値は 0.028 となり予測精度の有意差を確認できる。

以上の結果から、予約販売や先行販売があるハイテク機器に関して、時差とバイアス項を付加した改良 PNE モデルは、従来の普及モデルよりも良い精度で予測可能であると判断できる。

5. おわりに

消費者向け製品を製造する企業にとって、製品の適正な在庫水準を維持することは、経営上重要な課題である。そのためには、できる限り正確に製品の将来の需要を予測し、それをもとに生産計画や在庫計画を立案する必要がある。市場投入したばかりの新製品は、すでに長期間の実績と安定した需要変動を持つ定番品とは異なり、統計的手法による予測が困難である。このような場合、普及モデルが用いられる。

しかし、先行販売や予約販売のように、普及モデルの前提から外れた購入がある新製品に対しては、高い精度の予測値を得られない場合が多い。そこで、本報告では従来の普及モデルに時差とバイアス項を付加することによって、先行販売や予約販売のある新製品にも対応できる改良型普及モデルを提案した。実際にハイテク機器メーカーの新機種の実績データを用いて、提案モデルの予測性能を評価した。その結果、提案モデルによって従来よりも高い精度の予測値が得られ、時差とバイアス項を付

加した改良型普及モデルが有効であることを確認した。

参考文献

- 1) Michael Hugos: Essential of Supply Chain Management, John Wiley and Sons, Inc., (2006).
- 2) 竹村彰通, 他: 統計学の基礎 I, 岩波書店, (2003).
- 3) Robert L. Goodrich: Applied Statistical Forecasting, Business Forecast Systems, Inc., (1992).
- 4) Kenneth B. Kahn: New Product Forecasting –An Applied Approach, M.E. Sharpe, Inc., (2006).
- 5) 宗形聡, 他: 早期の意思決定を支援する市場投入初期の需要予測手法, 経営情報学会 2007 年秋季全国研究大会, (2007).
- 6) Satoshi Munakata, 他: New Diffusion Model to Forecast New Products for Realizing Early Decision on Production, Sales, and Inventory, In Proceedings of IEEE 8th International Conference on Computer and Information Technology (IEEE CIT Workshops 2008), (2008).
- 7) Vijay Mahajan, 他: Innovation diffusion and new product growth models in marketing, Journal of Marketing, Vol. 43, pp.55-68, (1979).
- 8) William P. Putsis Jr: Estimation Techniques for Macro Diffusion Models, in V. Mahajan, E. Muller, Y. Wind (Eds), *New Product Diffusion Models*, Kluwer Academic Publishers, pp.99-122, (2000).
- 9) 矢部博: 最適化とその応用, 数理工学社, (2006).
- 10) 棟朝雅晴: 遺伝的アルゴリズム, 森北出版, (2008).

(執筆者紹介)



宗形 聡 2003 年入社
研究開発グループ
統計・数理的アプローチによる業務診
断, 意思決定支援技術の研究開発
munakata@hitachi-to.co.jp



手塚 大 1994 年入社
研究開発グループ
意思決定, リスク分析, 最適化技術の
研究開発
tezuka@hitachi-to.co.jp



竹俣 太郎 2007 年入社
ビジネスコンサルティンググループ
製造業向け業務分析に関する提案・コ
ンサルティング
tarou.takemata.01@hitachi-to.co.jp



穴戸 政則 1989 年入社
研究開発グループ
製造流通業のパフォーマンス分析, リ
スク分析技術の研究開発
mshi@hitachi-to.co.jp