

## 改良普及モデルを用いた消費財系新製品の日次需要予測

Daily Demand Forecasting of Newly-launched Consumer Products Using A Refined Diffusion Model

宗形 聡†  
Satoshi Munakata手塚 大†  
Masaru Tezuka

## 1. はじめに

近年、携帯電話やネットブック、PDAなどハイテク機器製品のライフサイクルは短期化している。新型の機種が発売されると、現行機種の価値は急落してほとんど売れなくなる。そのため、ライフサイクル終了時点での過剰在庫はそのまま死蔵在庫となり、多大な破棄コストへとつながる。一方で、過剰在庫を避けるため過度に在庫を少なく持てば、欠品による販売の機会損失が生じて利益を減少させてしまう。

このように、ハイテク機器の製造業では、製品の在庫適正化が重要な経営課題となっている。製品のライフサイクルが短くなる中で、在庫を適正化するために製品の販売開始直後から終了までの需要を高い精度で予測し、適時生産調整を実施したいという要望がある。

製品の販売実績を用いた需要予測手法には、指数平滑法やARIMAなどの時系列予測モデルが利用される[1]。しかし、これらの時系列予測モデルは最低でも1~2年間程度の販売実績を持つ定番品向けの手法であり、販売開始直後の製品、すなわち新製品には適用できない。

新製品の発売直後の販売実績を用いた需要予測には、普及モデルが有効である[2]。普及モデルは新製品や新技術がマーケットに普及する過程を記述する数理モデルであり、販売実績数が少なくても予測が可能である。ただし、週次よりも大きなタイムバケットを利用すると、予測に十分な実績を得るのに1カ月以上を要してしまう。メーカーは早期の意思決定を要望しており、新製品の発売後半月程度で予測に基づく生産調整を開始する必要がある。よって、予測には日次の販売実績を用いる。

現在広く利用されている普及モデルにBassモデル[3]がある。しかし、Bassモデルを用いた新製品の日次需要予測には、以下の3つの課題があり、十分な予測精度を得ることが困難となっている。

- 1) 実際のハイテク機器製品の普及過程に適合しない
- 2) 新製品の予約販売や先行販売のような多様な販売形態に対応できない
- 3) 平日と休日間の製品普及速度の差を区別できない

本研究では、課題1を解決するため、実際のハイテク機器の普及過程に適した普及モデルであるPNEモデルを提案する。課題2については、普及モデルに新たに時差変数とバイアス変数を導入し、予約・先行販売のある販売実績データに対して、普及モデルが従来よりも適合できるようにした。課題3については、普及モデルを時間方向に差分化して平日用と休日用の変数を用意し、平日用変数は平日の実績から、休日用変数は休日の実績からそれぞれ推定するようにした。

実際に、あるハイテク機器メーカーの新製品の日次販売実

† (株)日立東日本ソリューションズ, 研究開発部

績データを用いて、PNEモデルとBassモデルで需要を予測し、予測精度を比較した結果、PNEモデルはBassモデルよりも高い精度で予測できることがわかった。

## 2. 実際の新製品に適した普及モデルの構築

## 2.1 Bassモデル

本論文では販売開始直後の製品を新製品と呼ぶ。新製品の販売開始後に得られた短期間の販売実績を用いて、その後の需要を予測する方法として、普及モデルがある。普及モデルとは、新製品がマーケットに普及する過程を、購買における情報伝達のメカニズムをもとに数式で表現したものである。購買における情報伝達の種類として、外部から未購入者への直接的な伝達によるものと、既購入者から未購入者への口コミという内部的なもの2つがしばしば仮定される。

予測に広く利用される普及モデルとしてBassモデルがある。時間 $t$ での新製品の累積販売量を $x(t)$ とし、外部からの伝達力(外力係数)を $p$ 、口コミによる伝達力(内力係数)を $q$ 、マーケットサイズを $m$ とすると、Bassモデルは、次式のように $x(t)$ の微分方程式として表される。

$$\frac{x'(t)}{m-x(t)} = p + q \cdot (x(t)/m). \quad (1)$$

ここで、式(1)の左辺は、時間 $t$ までに新製品を購入しなかった消費者たちが時間 $t$ で初めて購入する数量を表している。Bassモデルでは、この数量が外力係数 $p$ と内力係数 $q$ に普及率 $x(t)/m$ を掛けたものとの和として構成される。方程式(1)を解くと、累積販売量 $x(t)$ は式(2)のようになる。Bassモデルの累積販売量は偏曲点 $x(T)$ 、 $T = (1/p+q)\log(q/p)$ で対称なS字曲線を描く。

$$x(t) = m \frac{1 - \exp(-(p+q)t)}{1 + (q/p)\exp(-(p+q)t)}. \quad (2)$$

実際に新製品の需要を予測する際には、累積販売実績値と累積予測値 $x(t)$ との二乗誤差が最小となるように変数 $m$ 、 $p$ 、 $q$ を推定し、予測値を計算する。

式(1)で示されているように、Bassモデルでは内部伝達による購入が、常に普及率の一定の割合で生じるものと仮定している。これは、口コミによる購買への効果が新製品のライフサイクル内で一様に作用していることを意味する。その結果、Bassモデルの各時点での販売量 $x'(t)$ の時間変化は、普及期間内で時間 $T$ (普及率の偏曲点)を中心に常に左右対称となる(図1の点線グラフ)。 $T$ は $x'(t)$ がピークとなる時間でもある。

この対称性は、実際の新製品の普及過程を説明するには強すぎる仮定である。ライフサイクルの短いハイテク機器製品では、普及期間を通して口コミ効果が一様に作用する場合は少ない。導入期から成長期にかけての方が、マーケットでの新製品の話題や評判が多くあり、口コミ効果は大

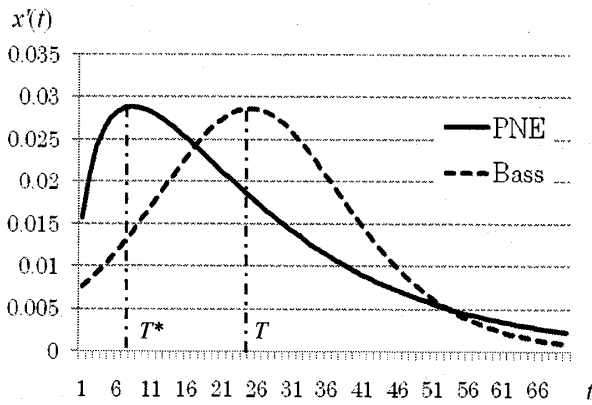


図1. 普及度合い  $x'(t)$  の時間変化 ( $m=1$  の場合)

きくなると考えられる。一方、ライフサイクル終盤の衰退期では、マーケットは次期製品に対して期待と関心を向けており、現行製品の話題は少なくロコミ効果は小さくなると考えられる。このように、Bassモデルのロコミ効果に対する仮定は、実際の新製品の普及過程と一致しない場合がある。このとき、Bassモデルでは高い精度の予測は困難となる。

## 2.2 PNEモデル

実際の新製品では、その普及過程において内部伝達による購買への効果は一樣ではなく、偏りがある。従って、高い精度で新製品の需要を予測するには、こうしたロコミ効果の偏りに対応した普及モデルが必要となる。

製品ライフサイクルの導入期から成長期かけてロコミ効果が大きくなり、衰退期には小さくなる普及モデルの累積販売量  $x(t)$  は、S字曲線を描くが、Bassモデルのように偏曲点で対称とはならない。各時点での販売量  $x'(t)$  で考えると、ロコミ効果に合わせて導入期から成長期の方が衰退期より普及速度が大きくなるため、 $x'(t)$  はピークに到達する時間が早まった、非対称な形となる。

ライフサイクル内で偏りのあるロコミ効果を表現する普及モデルとして PNE モデル[4]を構築する。PNE モデルは式(3)のように定式化される。

$$\frac{y'(t)}{m - y(t)} = p, \quad y(t) = x(t)^{1/q}. \quad (3)$$

PNE モデルは、内力係数  $q$  が新製品の累積購入量  $x(t)$  にべき乗で作用するとき、外部伝達による購買が外力係数  $p$  で生じる普及モデルである。微分方程式(3)を解くと、普及率  $x(t)$  は式(4)ようになる。ただし、マーケットサイズについては  $m^q$  を改めて  $m$  としている。

$$x(t) = m(1 - \exp(-pt))^q. \quad (4)$$

PNE モデルでは、各時点での販売量  $x'(t)$  の時間変化は時間  $T^* = -(1/p) \log(1/q)$  でピークに到達する(図1実線グラフ)。しかし、 $x'(t)$  は  $T^*$  で左右対称ではなく、早期にピークに到達し、その後緩やかに減少する非対称形となる。このような非対称性は  $q$  のべき乗作用によって生じている。

販売量が図1の実線グラフのように時間変化する PNE モデルは、導入期から成長期かけてロコミ効果が大きく、衰退期には小さいという実際の新製品の普及過程に適合する。PNE モデルを用いれば、従来よりも高い精度で予測できることが期待される。

## 3. 予約・先行販売への対応

普及モデルでは、新製品の販売開始日、すなわち  $t=0$  の時点では、普及率が 0 であることを仮定している。通常販売開始日の時点では、新製品はマーケットに普及していないと考えられるので、 $x(0)=0$  は普及モデルに対する自然な仮定である。

しかし、ハイテク機器のような製品の場合、正規の販売開始日より前に予約販売や先行販売のような形で新製品を販売することがよくある。このとき、 $t=0$  の時点ですでに販売実績が生じており、新製品の普及率は 0 より大きくなる。よって、予約販売や先行販売を実施した新製品に対して、従来の普及モデルの仮定は満たされない。このような新製品の販売実績データに対して、普及モデルは適合できず、予測精度は低下する。

そこで本論文では、普及モデルに新たに時差変数およびバイアス変数を追加し、多様な販売形態に対応できるようにする。

まず予約販売への対応について説明する。予約販売は、販売開始日より前に消費者が新製品の購入を予約し、販売開始日に店舗で購入する販売形態である。予約販売数量は  $t=0$  の時点で購入実績として計上されるため、新製品の累積販売量は  $x(0) > 0$  となる。予約販売では、購買の予約が通常の販売と同様に外部および内部からの情報伝達により生じることが多い。この意味で、予約販売の実施により新製品の普及開始が早まっていると解釈できる。従って、予約販売の期間を  $a$  とすると、予約販売がある場合の普及モデルは、通常販売での普及率  $x(t)$  を  $a$  だけ時間方向に並行移動すれば得られる(図2)。

次に、先行販売への対応について説明する。先行販売は、販売開始日より前に特定の限定された消費者や、販売店が展示用に一定数量の新製品を購入する販売形態である。先行販売数量も  $t=0$  の時点で購入実績として計上されており、 $x(0)=0$  となる普及モデルは適合しない。

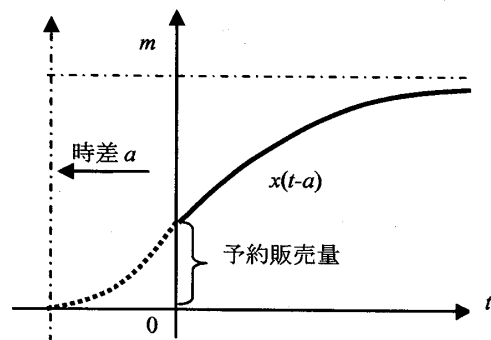


図2. 時差変数を導入した普及モデル

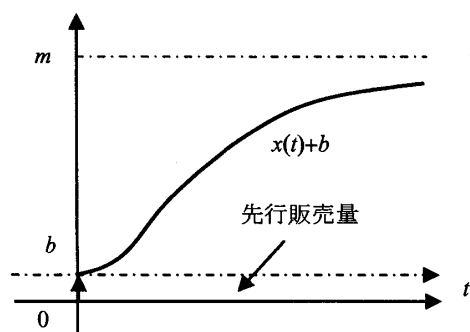


図3. バイアス変数を導入した普及モデル

先行販売には、限定された範囲に一定数量を販売するという制約がある。よって、マーケットでの外部および内部からの情報伝達により生じた購買ではないと解釈できる。こうして、先行販売数量を  $b$  とするとき、先行販売がある場合の普及モデルは、通常販売での普及率  $x(t)$  を  $b$  だけ上方に移動させれば得られる (図3)。すなわち、先行販売量を  $t=0$  時点でのバイアスと見なし、これを除去して本来の普及に該当する実績データのみを予測に使うようにする。

予約販売と先行販売に対応した普及モデル  $\tilde{x}(t)$  は以下の式 (5) のように表現できる。 $a$  と  $b$  がともに 0 のとき、 $\tilde{x}(t)$  は通常の販売形態の場合に帰着する。

$$\tilde{x}(t) = m \cdot x(t-a) + b. \quad (5)$$

特に、予約販売と先行販売に対応した PNE モデルは以下の式 (6) のようになる。

$$\tilde{x}(t) = m(1 - \exp(-p(t-a)))^q + b. \quad (6)$$

#### 4. 普及モデルによる日次需要予測

製品ライフサイクルが短期化する中で、企業は新製品の販売開始直後の実績データが得られた段階でその後の需要を予測し、最適な在庫を維持できるよう生産量を調整したいという要望を持っている。普及モデルによる予測はその要望に応える 1 つの方法である。なぜなら、普及モデルの変数は少数の実績データから推定可能だからである。Bass モデルの場合、4~5 点の実績データがあれば、モデル変数の推定が可能である [5]。

従来、普及モデルは月次や年次の販売実績データをもとにした新製品の需要予測に利用されてきた。しかし、4 点のデータで予測するにしても、データが収集されるまで月次の場合には 4 カ月、週次でも 1 カ月を要する。これでは早期の生産意思決定をしたいという企業の要望に応えることはできない。

そこで本論文では、日次データをもとに普及モデルを用いた需要予測を実現する。これによって、例えば新製品発売後半経過した時点で売行きを予測し、増産か減産か意思決定をしたいといった要望に対して、15 点の日次データをもとにした予測ができるようになる。

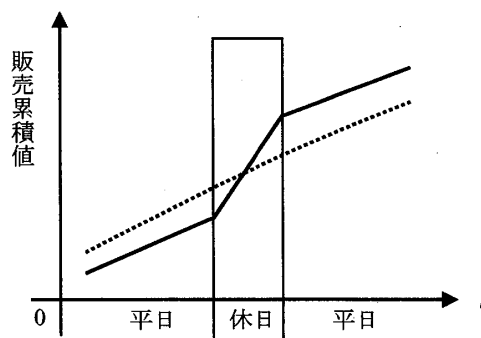


図4. 平日と休日の普及速度の違い

普及モデルで日次需要予測をする際には、曜日によって普及速度に差が生じるという問題がある。ハイテク機器は主に家電量販店で販売されるが、通常平日よりも休日に来客数が多くなり、その結果販売量も増加する (図4 実線)。普及モデルの観点からこれを解釈すると、休日の方が平日よりも外部からの情報伝達力、および口コミによる情報伝達力が大きくなっていると考えられる。

従来研究では、外力係数や内力係数といったモデル変数を定数として扱う場合 [6] と、Kalman-Filter などを利用して普及モデルを線形のダイナミクスに組み込み、確率変数として扱う場合 [7] の両方がある。モデル変数を定数として扱うと、普及モデルの予測は図4のような休日と平日の販売量の差には対応できない (図4 点線)。一方、確率変数として扱うとモデル変数値は実績に合わせて日々変化するため、平日と休日の普及速度差に対応できる。しかし、販売実績データが少ない場合には、モデル変数が従う確率分布のパラメータの正確な推定が困難である。

そこで本研究では、普及モデルを時間方向に差分化し、平日と休日異なるモデル変数値を設定して予測できる方法を考案した。差分化した普及モデル  $x_t$  は式 (7) のように定式される。

$$x_{t+1} = g(x_t; m, p_w, q_w, p_h, q_h). \quad (7)$$

ここで、下付きの  $w$  は平日用のモデル変数を表し、 $h$  は休日用のモデル変数を表す。特に、差分化した PNE モデルは式 (8) のようになる。

$$g(x_t) = \begin{cases} m \left[ (1 - e^{-p_w}) + \left( \frac{x_t}{m} \right)^{1/q_w} \cdot e^{-p_w} \right]^{q_w} & \text{if 平日} \\ m \left[ (1 - e^{-p_h}) + \left( \frac{x_t}{m} \right)^{1/q_h} \cdot e^{-p_h} \right]^{q_h} & \text{if 休日} \end{cases} \quad (8)$$

なお、本論文では短ライフサイクル製品を対象としているため、マーケットサイズ  $m$  は変化しないものとして扱う。

#### 5. 予測精度の評価

実際にあるハイテク機器メーカーの新製品 18 個の日次販売実績データを用いて、Bass モデルと PNE モデルの予測精度を比較した。各製品の日次実績データは予約・先行販

売分を除いて 120 日分ある。メーカーが新製品の販売開始後半月程度で予測を実行し、生産調整に利用する場合を想定して、販売開始後 15 日間の実績データを普及モデルのモデル変数の推定に用いる。残りの 105 日分の実績データは予測精度の計算に用いる。

実験の際、Bass モデルについては従来の式 (2) を使用した。PNE モデルについては、多様な販売形態、および平日と休日の普及速度の差の 2 つに対応した式 (9) を用いる。これによって、従来の普及モデルによる日次予測と、本論文で提案する実際のハイテク機器の普及過程に適した日次予測向け普及モデルとの精度差を検証する。

$$g(x_t) = \begin{cases} m \left( (1 - e^{-p_w}) + \left( \frac{x_t}{m} \right)^{1/q_w} \cdot e^{-p_w} \right)^{q_w} + b & \text{if 平日} \\ m \left( (1 - e^{-p_h}) + \left( \frac{x_t}{m} \right)^{1/q_h} \cdot e^{-p_h} \right)^{q_h} + b & \text{if 休日} \end{cases} \quad (9)$$

普及モデルのモデル変数は、 $n$  個の累積販売実績を  $d_1, \dots, d_n$  とするとき、式 (10) の二乗誤差  $E$  が最小となるように推定値を計算する。

$$E = \sum_{t=1}^n (d_t - g(x_t))^2. \quad (10)$$

今回の実験では  $n=15$  である。また、予測の開始時点で累積予測が累積実績を下回っていると、実務上予測値の解釈が困難になる。そこで、実績が存在する期間では、 $x_t = d_t$  として  $g(x_t)$  を計算することで、予測開始の時点で累積予測が累積実績を下回ることがなくなる。

予測精度の評価は平均絶対誤差率 (MAPE) を用いた。MAPE は予測精度の評価指標として広く利用されている。MAPE はその値が小さいほど予測精度が良いことを意味している。

予測結果を表 1 に示す。Bass モデルと PNE モデルで各製品を予測して得られた MAPE のサンプル平均とサンプル分散が示されている。PNE モデルでは、平均の予測誤差が Bass モデルの約半分になっていることが分かる。平均の予測誤差に有意差があるかどうかを有意確率 1% の  $t$  検定で検証した。検定の結果  $p$  値は表 1 の値となり、有意な差を確認できる。

以上の結果から、ハイテク機器のような新製品の普及過程に適合し、多様な販売形態と平日・休日の普及速度の差に対応した日次予測向け PNE モデルによって、従来よりも高い精度で予測ができるようになる。

## 6. おわりに

ハイテク機器のライフサイクルは短期化しており、メーカーでは新製品の在庫適正化が経営上の課題となっている。在庫適正化のため、新製品の販売開始直後からその後の需要を高い精度で予測し、生産調整を実施したいという要望がある。

新製品の販売開始直後の需要予測は普及モデルの利用が有効である。ただし、早期の生産調整を実施するためには、日次実績をもとに予測する必要がある。

現在広く利用されている普及モデルに Bass モデルがある。しかし、Bass モデルには、現実のハイテク機器の普及

表 1. 予測精度の比較結果

MAPE	Bass	PNE	$p$ 値
平均	0.464	0.242	$1.404 \times 10^{-6}$
分散	0.334	0.023	

過程に適合していない、新製品の多様な販売形態に対応できない、平日と休日の普及速度の変化に対応できない、といった課題がある。これらの課題のため、従来手法では十分な予測精度を得ることが困難である。

そこで本研究では、実際のハイテク機器の普及過程に適した普及モデルとして、PNE モデルを構築した。この PNE モデルをベースとして、時差変数とバイアス変数を導入して多様な販売形態に対応し、平日用と休日用のモデル変数を用いて普及速度差に対応した日次予測向け PNE モデルを提案した。

実際に、あるハイテク機器メーカーの新製品の日次販売実績データを用いて、日次予測向け PNE モデルと従来の Bass モデルで予測精度の評価を行った。その結果、日次予測向け PNE モデルによって、従来よりも高い精度で予測できることがわかった。ハイテク機器のような短ライフサイクル製品のメーカーは、日次予測向け PNE モデルを用いることによって、新製品の販売開始直後からより高い精度の予測に基づき生産調整でき、ライフサイクルにわたって在庫を適正な水準に近づけることが可能となる。

## 参考文献

- [1] R. L. Goodrich, "Applied Statistical Forecasting", Business Forecast Systems, Inc., Belmont MA, 1989.
- [2] M. Tezuka, S. Munakata, "Daily demand forecasting of new products utilizing diffusion models and genetic algorithms", SAC 2009.
- [3] V. Mahajan, E. Muller, "Innovation Diffusion and New Product Growth Models in Marketing", Journal of Marketing, Vol. 43, 1979.
- [4] S. Munakata, M. Tezuka, "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, 2008.
- [5] Gary L. Lilien, Arvind Rangaswamy, Christophe van Den Bulte, "Diffusion models: Managerial applications and software", In V. Mahajan, E. Muller, Y. Wind (Eds), *New Product Diffusion Models*, Kluwer Academic Publishers, 2000., pp. 295-311.
- [6] 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, 2000., pp. 263-291.
- [7] N. Meade, "Forecasting Using Growth Curves - An Adaptive Approach", Journal of Operational Research Society, Vol. 36, No. 12, 1985.