

# 推定マーケットデータを使用した消費財系新製品の需要予測手法

A New Demand Forecasting Method for Newly-Launched Consumer Products Based on Estimated Market Parameters

長期間の時系列データを持つ既存製品の需要予測では、その変動パターンを統計的に分析する手法が用いられている。市場投入初期の新製品の場合は、十分な時系列データが得られないため、一般的には新製品に類似した既存製品の時系列データを新製品の過去の時系列データとして仮定し、統計的手法を適用している。しかし、この方法では、多くの新製品で予測精度が低いことが問題となっており、新製品の需要を高い精度で予測できる新たな手法が必要とされている。本報告では、新製品の短期時系列データ、累積総需要量、製品寿命の3つの情報をもとに予測する手法を提案する。この手法では、製品寿命で累積総需要量に到達し、短期時系列データに最も適合するという条件から需要予測値を計算する。実データを使用した評価実験により、提案手法が新製品の予測精度を改善し、また、従来手法と組み合わせることによって、さらに多くの新製品に対して高い精度で予測できることを確認した。

宗形 聡      Munakata Satoshi  
齋藤 邦夫      Saito Kunio

## 1. はじめに

消費財系の製造業をはじめ、多くの企業では製品の在庫量や販売の機会損失を少なくするために需要予測を行い、それに基づいて販売計画や生産計画を立案している。出荷量や販売量などの時系列データが長期間にわたって得られる既存製品には、時系列データを統計的に分析する予測手法が用いられている<sup>1)</sup>。

近年、製品のライフサイクルは短くなっており、企業は短い期間で次々と新製品を市場に投入している。そのため、販売・生産計画立案や修正などの意思決定時期が早まり、市場投入初期の新製品に対する需要予測の重要性が増加している。ところが、市場投入初期の新製品の場合、既存製品のように統計的な予測手法を適用できるほど十分な時系列データは取得できない。そこで企業は、既存の類似製品の時系列データを新製品の過去のデータと仮定して統計的な予測手法を適用している。しかしこの従来手法では、一部の製品では実用上十分な精度の予測結果が得られるものの、多くの製品では十分な予

測精度が得られていないという問題が生じている。このため、新製品に対して高い予測精度が得られる新しい予測手法が求められている。

本報告では、このような手法として、新製品の市場投入後ひと月程度の週次時系列データ（以下、短期時系列データと呼ぶ）、累積総需要量、製品寿命の3つの情報をもとに需要予測を行う手法について述べる。また、実際の製品出荷データを使用して、提案手法と従来手法で予測を行い、その予測精度を比較する実験を行った。本報告ではその結果も提示し、提案手法の有効性を示す。

## 2. 従来手法の概略と課題

統計的な予測手法では、需要予測値を算出するために、時系列データの変動パターンの分析を行う。この分析には通常1年以上にわたる期間のデータが必要であり、統計的予測手法は基本的に長期間の出荷データや販売データが存在する既存製品を対象とする。

一方、市場投入初期の新製品の場合では、十分な期間

の時系列データを取得できないため、直接統計的な予測手法を適用することはできない。そこで、対応する類似製品の市場投入後 1, 2 年程度の時系列データを、新製品の時系列データの前に挿入し、新製品の不足している時系列データを補う。得られた時系列データは、類似製品の市場投入時から始まり、新製品の市場投入初期で終了する時系列データになる。従来手法では、このようにして得られた時系列データに統計的予測手法を適用する。図 1 に従来手法による新製品需要予測の様子を示す。

統計的な予測手法には、過去のデータに対して重み付けを行う指数平滑法<sup>1)</sup>がよく用いられる。これは、指数平滑法が時系列データの異常値に影響を受けにくく、高い精度の予測値が安定して得られるためである。指数平滑法は、時系列データの変動パターンをレベル・トレンド・季節指数という 3 つの要素で説明する。ここで、トレンドとは時系列データの大局的な増減の傾向を表し、季節指数とは時系列データの周期変動の強弱を表す。レベルは時系列データからトレンドや季節指数を除いた予測基準値である。

指数平滑法では、トレンドと季節指数の種類によって全部で 12 通りの需要予測式が定式化される。トレンドには線形、逓増、逓減、なしという 4 種類、季節指数には加法的、乗法的、なしという 3 種類が存在する。ある製品の時系列データに対して、12 通りの予測式の中で最も適切な予測式は、時系列データに対する需要予測式の適合度合いと予測式のパラメータ数から BIC (Bayesian Information Criterion : ベイズ情報量基準) を計算し、BIC が最小となる予測式を選択することで得られる。

従来手法では、図 1 に示すように、仮想的な長期間の新製品の時系列データに対して、12 種類の需要予測式の中から BIC が最小となるものを決定し、予測値を算出する。このとき、時系列データの大部分が類似製品のデータであり、新製品の前に類似製品のデータを挿入しているため、BIC が最小となる需要予測式の選択は、主に類似製品の時系列データに基づいて行われる。このことは、新製品は類似製品と同じ変動パターンになることを暗黙のうちに仮定しているといえる。しかし実際は、新製品と類似製品は異なる製品であり、その変動パターンは異なることが多い。言い換えれば、類似製品の時系列データに対して決定した需要予測式とは別の種類のトレンド・季節指数からなる需要予測式の場合に、新製品の本来の時系列データに対する BIC が最小となる。このことが多くの新製品で予測精度が低下する原因となっている。

この課題を解決するひとつの方法として、時系列データの変動パターンを使用しない新製品の需要予測手法が

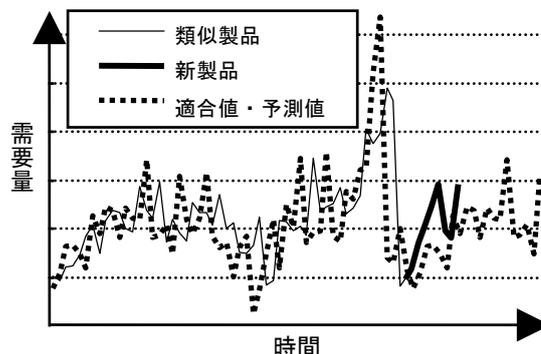


図 1 従来手法による予測

考えられる。変動パターンを使用せずに予測値を算出することによって、変動パターンが異なることで生じる予測精度の低下を回避できる。このような予測手法として、新製品の需要量が消費者の購買行動と直結しているとみなし、消費者の購買時期を決定する累積購買確率を求める手法がある<sup>2,3)</sup>。消費者の累積購買確率は、指数的な成長曲線となるという仮定の下で数式化され、消費者の製品に対する選好度や、企業が実施するマーケティング活動などが確率変動の要素として組み込まれている。したがってこの予測手法を直接利用する際には、上述の要素を決定する情報が必要となる。そのため企業は数ヶ月にわたってテストマーケティングなどを実施し、情報を収集しなければならない。これには多くの費用と時間を要し、容易に選択できる方法ではない。

そこで本報告では、従来手法と同様に企業が保有する時系列データのみを使用し、かつ累積購買確率を用いた手法で予測曲線に設けられた仮定を利用して、時系列データの変動パターンを使用しない予測手法を提案する。

### 3. 提案手法による新製品の需要予測

#### 3.1 提案手法のアイデアと需要予測式

提案手法では、製品の需要は消費者の購買行動と同一であると考え、累積需要量の分布関数を導入する。分布関数は、消費者の累積購買確率と同様の成長曲線を描くと仮定する。この仮定は、従来用いられてきた手法<sup>2,3)</sup>と同様の仮定であり、このような仮定をおくことは問題ない。時間  $t$  での新製品の累積需要量を  $D(t)$  とするとき、需要予測式を次のように定義する。

$$D(t) = N \times (1 - \exp(-\lambda t))^\gamma \quad (1)$$

ここで、 $\lambda$ 、 $\gamma$ は正の実数であり、 $N$ は正整数である。式(1)の右辺で $N$ を除いた部分が分布関数であり、 $N$ は需要予測値の上限を決定する値となる。 $\lambda$ と $\gamma$ は分布関数の形状を決定する。式(1)から、左辺の予測値を求めるためには3つのパラメータ $N$ 、 $\lambda$ 、 $\gamma$ を決定する必要がある。これらの未知数の決定には、新製品の短期時系列データと累積総需要量、製品寿命を使用する。ここで、累積総需要量とは式(1)で時間を無限大にしたときの極限值であり、製品寿命とは製品の累積需要量が累積総需要量に十分近づくときの時間である。以下、累積総需要量と製品寿命をマーケットデータと呼ぶ。新製品のマーケットデータは、予測を行う時点では既知でないことが多く、そのため既存の類似製品の時系列データに最も適合する式(1)の形の曲線を求めることで推定する。推定マーケットデータは、その定義から類似製品の時系列データの変動パターンを表す値ではない。したがって、短期時系列データと推定マーケットデータを使用する提案手法は、従来手法の持つ変動パターンの相違から生じる問題点を回避し、かつ保有するデータのみから予測可能な方法となっている。

### 3.2 予測値の算出方法

図2に提案手法を使用するときの、新製品の需要予測値算出の流れを示す。提案手法を使用して需要予測値を算出するには、まず既存の類似製品の時系列データからマーケットデータの推定を行う。そのために、類似製品の累積時系列データに対して最も適合する式(1)のパ

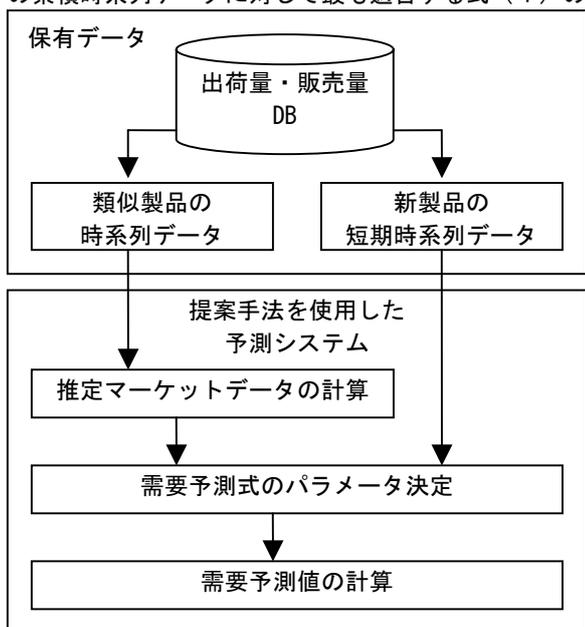


図2 予測値算出の流れ

ラメータ $N$ 、 $\lambda$ 、 $\gamma$ を求める。これは、最低値から最高値まで固定した増分で $N$ を増加させ、各 $N$ の値で最小二乗法を用いて最適化する $\lambda$ と $\gamma$ を決定する。適合度合いは累積時系列データに対する式(1)の決定係数により求める。累積時系列データに対して最も適合する式(1)のパラメータを求めるためには、決定係数が最も1に近いときの $N$ 、 $\lambda$ 、 $\gamma$ を採用すればよい。各パラメータが決まれば、マーケットデータの定義から累積総需要量は $N$ そのもの、製品寿命は式(1)の微分係数が十分小さいときの時間 $t$ として決定できる。

次に、新製品の短期時系列データと、推定したマーケットデータを新製品のものとして使用し、式(1)のパラメータを決定する。前述と同様、定義から $N$ には累積総需要量そのまま代入される。 $\lambda$ は、 $\gamma$ を固定し、製品寿命の時間で累積総需要量に十分近づくという条件のもとで、式(1)を $\lambda$ の方程式と見なして解くことにより決定する。 $\gamma$ は短期時系列データと予測曲線の誤差が最小になるときの値を、最小二乗法を用いて計算することで決定する。パラメータが決まれば、任意の時間 $t$ で左辺の $D(t)$ を求めることにより累積予測値を計算することができる。提案手法により算出した累積予測値は、図3に示す例のように、製品寿命で累積総需要量に近づき、短期時系列データに適合する曲線を描く。

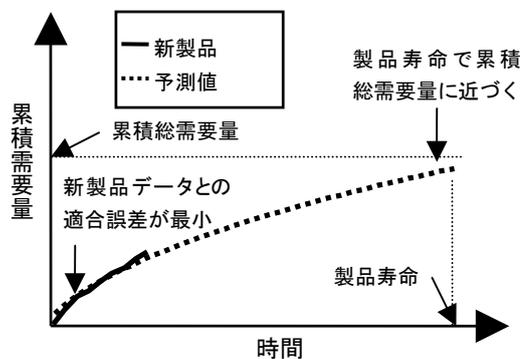


図3 提案手法による予測

### 4. 予測精度の比較実験

提案手法を評価するため、提案手法と従来手法を用いて予測精度を算出し、比較する実験を実施した。実験で使用したデータは、(株)日立東日本ソリューションズが統計的予測手法を適用した、あるメーカーの週次の製品出荷データである。この出荷データから任意に90品目を選択し、それらを新製品とみなして2つの予測手法を適用する。既存の類似製品には、新製品と同一シリーズの

製品であり、製品名称や出荷開始時期に近いものを製品出荷データの中から選択した。新製品、類似製品ともに 104 週分の出荷量を持つ実績データである。どちらの予測手法でも、新製品の時系列データの出荷開始後 4 週分を短期時系列データとして使用した。予測期間は 5 週目から 52 週目までの 48 週分とし、当該期間における新製品の累積実績値と累積予測値を比較して予測精度を計算した。予測精度の評価は MAPE (Mean Absolute Percent Error : 平均絶対誤差率) を計算して行った。MAPE は予測精度を評価する指標として、多くの既存研究で広く使用されている指標である<sup>4,5)</sup>。一般に、予測精度が高く、実用上大変有用であると判断される MAPE は 20% 未満であり、実用上許容できる範囲は、30% 未満である。

提案手法による新製品の予測手順は 3.2 節にしたがって行った。まず、需要予測式のパラメータを決定するため、類似製品の時系列データから新製品のマーケットデータを推定した。類似製品の時系列データは 104 週分あり、全ての週のデータを推定用に使用した。累積総需要量の最低値、最高値、増分はそれぞれ 104 週目の累積需要量、 $10^7$ 、50 とした。これは、実際の製品出荷データから、多くの製品の累積総需要量は、104 週目の累積需要量以上かつ  $10^7$  以下になり、50 程度の推定誤差は累積総需要量と比較して十分小さく、無視できるためである。ただし、累積総需要量の推定値が  $10^7$  近辺となり、さらに大きな最高値を設定したほうがよいと判断される場合、十分大きな最高値として  $5 \times 10^8$  を設定し、再度推定した。その後、推定マーケットデータと新製品の出荷後 4 週分の累積実績データを用いて、式 (1) のパラメータを計算し、需要予測値および実績値との MAPE を計算した。

従来手法による新製品の予測手順では、新製品の出荷後 4 週分の時系列データ以前に、類似製品 104 週分の時系列データを挿入し、計 108 週分の時系列データを作成した。その後、この時系列データに対して指数平滑法を適用し、需要予測値と MAPE を計算した。

従来手法と提案手法による全 90 品目の予測精度の比較結果として、各 MAPE の範囲に属する品目数を図 4 に示す。実用上有用な範囲である 20% 未満の品目数は、従来手法では 14 品目であるのに対し、提案手法では約 2 倍の 29 品目となっている。さらに、実用上許容できる MAPE の範囲である 30% 未満となる品目数は、従来手法では 24 品目、提案手法では 36 品目となる。予測対象 90 品目の MAPE の平均値は、従来手法で 88.4%、提案手法で 44.5% であり、MAPE の分散は、従来手法で

130.2%、提案手法で 12.6% である。これらの結果から、任意に新製品を選択して需要予測を行った場合、提案手法を使用すれば、より多くの新製品に対して有用な予測精度が安定して得られると言える。

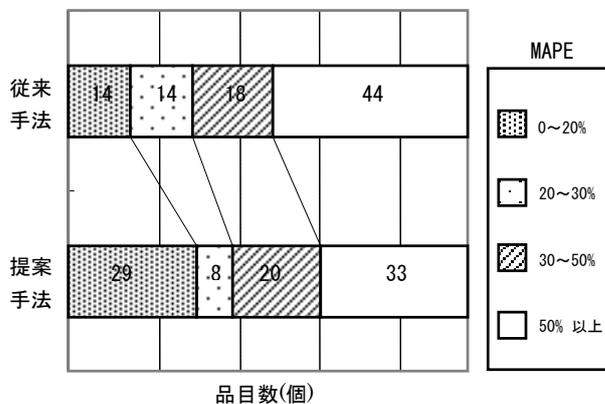


図 4 各 MAPE に属する品目数 (全 90 品目)

提案手法は、需要予測式の特性上、新製品の累積時系列データに短期間における急激な変動が存在する製品や著しく湾曲している製品の予測では高い予測精度が得られにくい。予測対象の 90 品目には上記の性質を持つ新製品が 32 品目あった。そこで、これらを除外した 58 品目について予測精度を比較した。図 5 にその結果得られた各 MAPE の範囲に属する品目数を示す。実用上有用な MAPE の範囲である 20% 未満の品目数は、従来手法では 11 品目であるのに対し、提案手法では約 2.6 倍の 28 品目となっている。さらに、実用上許容できる MAPE の範囲である 30% 未満となる品目数は、従来手法では 24 品目、提案手法では 36 品目となる。すなわち、従来手法では予測対象の 41.3% で実用上使用可能な予測精度が得られるが、提案手法では 62.0% で実用上使用可能な予測精度が得られる。また、これら 58 品目の MAPE の

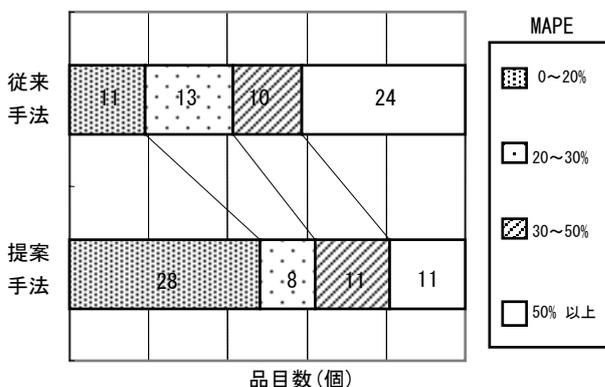


図 5 各 MAPE に属する品目数 (58 品目)

平均値は、従来手法で 66.4%、提案手法で 32.2%であり、MAPE の分散は、従来手法で 65.7%、提案手法で 9.0%である。これらの結果から、事前に提案手法に向かない新製品を除外した方が良い予測精度を得ることができると言える。

90 品目から除外した 32 品目は、時系列データの急激な変動を持つ。従来手法は、時系列データの変動パターンを数式化するため、この 32 品目に対しても適用できると考えられる。そこで、除外した 32 品目に対して従来手法を適用した。その結果、MAPE が 20%未満となる品目数は 32 品目の中の 3 であり、30%未満となる品目数は 4 であった。急激な変動を持つデータに対して従来手法を用いた場合、十分な精度で予測することは難しいものの、一定の成果は得られる。図 6 に全 90 品目をそれぞれ従来手法、提案手法のみで予測した場合と、急激な変動を持つデータに対しては従来手法で、それ以外のデータに対しては提案手法で予測した場合の品目数を示す。図 4 から、実用上有用な MAPE20%未満の品目数は、従来手法のみを使用した場合は 14 品目であるが、提案手法と従来手法を組み合わせると予測した場合には 32 品目に拡大できることがわかる。実用上許容できる MAPE30%未満の品目数も、提案手法と従来手法を組み合わせると予測することにより、28 品目から 41 品目に拡大する。提案手法と従来手法を組み合わせることにより、全 90 品目の 45.6%で実用上許容できる予測精度が得られる。これは従来手法のみを使用する場合の約 1.5 倍となっている。以上の結果から、提案手法と従来手法を適切に組み合わせることによって、実用上有用な精度で予測可能な新製品の範囲を拡大できると言える。

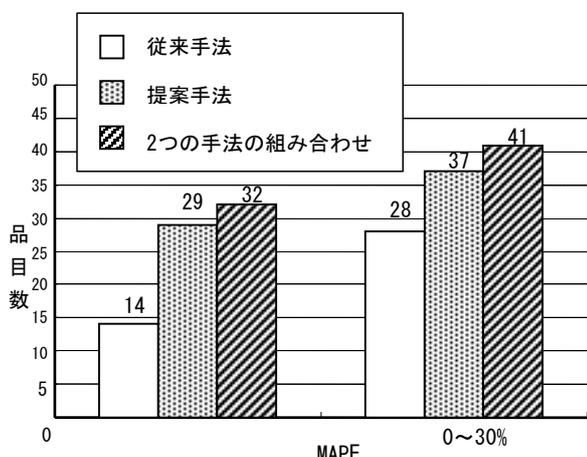


図 6 各手法と 2つの手法を組み合わせたときの各 MAPE に属する品目数

## 5. おわりに

本報告では、新製品の市場投入初期の実績データと累積総需要量、製品寿命という 3つの情報から新製品の需要を予測する手法を提案した。実際のデータを使用した実験の結果から、提案手法により予測精度は改善し、さらに従来手法と適切に組み合わせることによって、より多くの新製品で実用上有用な予測精度が得られることを確認した。

実際に提案手法を導入し、従来の統計的予測手法と併用して新製品の需要予測を行う際には、予測手法を製品ごとに適切に切り分ける必要がある。消費財にはシャンプーなどの化粧品や文房具、食飲料品などがあるが、これらは一般には宣伝や広告の効果によって市場投入初期に最も大きな需要があり、その後徐々に需要が安定していく形をとる。このとき累積需要量は指数的な成長曲線となり、したがって提案手法は一般的な消費財に適用可能となっている。しかし、現実にはバーゲンセール、歳末商戦などのイベントや、製品自身を持つ季節特性などによってある程度時間が経過した後に急激な需要の増加を伴うものもある。提案手法は市場投入初期のデータのみを使用するため、このような製品に対しては十分な予測精度は見込めない。そこで、上記のようなイベントが戦略的に実施されることや、ある時期に限定して大きな需要が生じることがわかっている新製品の場合には、需要の変動に追従できる従来手法を使用することで、より多くの新製品で有用な予測精度が得ることができる。

## 参考文献

- 1) Robert L. Goodrich, “Applied Statistical Forecasting”, Business Forecast Systems, (1992)
- 2) 古川一郎 他, “マーケティング・サイエンス入門”, 有斐閣アルマ, (2003)
- 3) Peter S. Fader 他, “Forecasting New Product Trial in a Controlled Test Market Environment”, Journal of Forecasting, Vol. 22, pp391-410, (2003)
- 4) John T.Mentzer 他, “Forecasting Technique Familiarity, Satisfaction, Usage, and Application”, Journal of Forecasting, Vol. 14, pp465-476, (1995)
- 5) Peter S. Fader 他, “A Dynamic Change-point Model for New Product Sales Forecasting,” Marketing Science, Vol. 23, pp50-65, (2004)



宗形 聡 2003 年入社  
研究開発グループ  
新製品の需要予測技術に関する研  
究・開発  
munakata@hitachi-to.co.jp



齋藤 邦夫 1992 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  
kuni@hitachi-to.co.jp