

## Bass モデルの拡張による車種需要時系列分析

久保田文子<sup>†</sup> 稲森豊<sup>†</sup> 大野宏司<sup>†</sup>

新車およびモデルチェンジ車販売台数分析のための、時系列推移・時系列要因モデルを提案する。時系列推移モデルとして、新製品の普及モデルである Bass モデルに、買替のための市場流入率を組み込んだモデルを構築した。また、時系列推移の要因を分析するために、時系列推移モデルパラメータを目的変数に、メーカーや価格等の車の特性を説明変数として回帰分析した。2BOX コンパクト、3BOX ミディアム、3BOX ラージの実データを使った評価実験では、既存モデルと比べて台数時系列推移の推定精度が向上した。また、要因分析の結果、発売時に台数のピークがある歴史のある車種と、発売後に台数のピークがある新規の車種では、割安感等の一部の要因が逆向きの影響を与える傾向があることが示唆された。

### Time-series demand analysis of new-model cars by extended Bass Model

Fumiko Kubota<sup>†</sup> Yutaka Inamori<sup>†</sup> Hiroshi Ohno<sup>†</sup>

This paper proposes a new-model car demand model for time-series forecasting and factor analysis. The Bass model is extended with the introduction of market inflow ratio, which enables to represent the dynamic change of market size. The estimated parameter values of the model are analyzed with multivariate regression analysis in terms of the relation with the car characteristics. In the evaluation experiment using real sales data, the extended Bass model could improve the accuracy of estimation, and the regression analysis reveals that a part of factors, such as undervalued image, had an opposite influence on traditional cars and novelty cars.

#### 1. はじめに

国内乗用車市場では、頻繁に新車やモデルチェンジ車の投入が行われている。本研究では、新車やモデルチェンジ車（以下、新車と呼ぶ）が投入されてから、次のモデルチェンジが行われるまでの期間（以下、モデルライフと呼ぶ）において、個々の新車の販売台数がどのように変化し、その変化と車の特性はどのような関係にあるかを分析する。

マーケティングの分野では、Bass モデル<sup>1)</sup>が新製品の普及モデルとして評価され、それに関わる研究が多くなされている<sup>2)</sup>。Bass モデルが世の中にはなかった全く新しいタイプの製品のモデルであるのに対して、新車は車という既存の製品カテゴリの新しい商品であり、その台数時系列推移は、新しさにより影響を受ける部分と、買替により影響を受ける部分が共存すると考えられる。そこで本研究では、Bass モデルの一部を拡張して新車の時系列推移モデルとし、さらに、その時系列推移と排気量等の車の特性との関係を分析するモデルを提案する。投入前に既知である車の特性データを用いて、販売台数を予測することが可能となれば、商品企画や生産準備における意思決定支援が可能になると考えられる。提案モデルは予測モデル構築に向けた基本となるモデルと考えている。

#### 2. モデル定義

##### 2.1 前提

各新車のモデルライフにおける販売台数の時系列推移を、要因という視点から分解すると、

- 1) 季節変動部
- 2) 新しさによる効果部
- 3) 宣伝、マイナーチェンジ等による効果部
- 4) 他車の新車投入等の影響部
- 5) 社会・経済諸要因による影響部

等から構成されると考えられる。

1)については、既に確立されている季節変動除去法を使って除去し、時系列分析は季節変動除去後のものに対して行う。2)を、新型車の投入・モデルチェンジにより生成される新車の時系列推移基本部分と捕らえて、これらを以下の分析対象とする。3)、4)、5)については、時系列推移基本部分と実販売台数との残差の一部として残ると考えられるが、これらの分析については、今後の課題とする。

##### 2.2 時系列推移・要因モデル

投入前に既知である車の特性により、投入後の車の販売台数の予測を実現するために、台数の変化を捉えるための「時系列推移モデル f」と、台数の変化の要因を捉えるための「時系列要因モデル g」の2段階モデルを構築する。

$$\begin{cases} y_i(t) = f(t; \alpha_i) & (1) \\ \alpha_{k,i} = g_k(z_i) & (2) \end{cases}$$

ここで、 $y_i(t)$  は新車 i の販売後経過月数 t の販売台数、

<sup>†</sup>(株)豊田中央研究所  
Toyota Central R&D Labs., Inc.

$\alpha_{k,i}$  は新車  $i$  の時系列推移パラメータ  $k$  のパラメータ値、 $z_i$  は新車  $i$  の特性ベクトルを示す。

### 2.3 時系列推移の特徴

新車の時系列推移モデルを構築するために、国内の乗用車約 280 車種の過去の新車販売実績データについて、季節調整済みの時系列データをグラフ化して、その推移の傾向を調べた。その結果、時系列推移の多くは、  
 タイプ A：発売時点でピーク（上昇なし）  
 タイプ B：発売時点以後にピーク（上昇あり）  
 に分類できそうであることがわかった（図 1）。

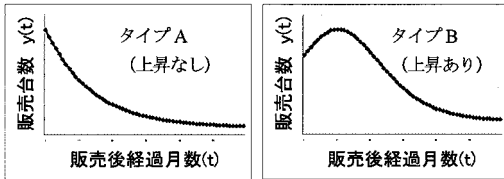


図 1 新車時系列推移のタイプ

タイプ A は、モデルチェンジが繰り返し行われている歴史のある車に多く、タイプ B の車は、新規に投入された車に多かった。

### 2.4 時系列推移モデル

過去の新車時系列推移データに対してあてはまりの良いモデルを選択するために、上記の特徴に基づき、以下の 2 つの従来モデルを選択し、提案モデル（拡張 Bass モデル）を作成した。

$$y_i(t) = f(t; \alpha_i) = \frac{dY_i(t)}{dt} = p_i (m_i - Y_i(t)) \quad (3) \quad (\text{減衰型}^*)$$

$$y_i(t) = f(t; \alpha_i) = \frac{dY_i(t)}{dt} = p_i (m_i - Y_i(t)) + q_i \frac{Y_i(t)}{m_i} (m_i - Y_i(t)) \quad (4) \quad (\text{Bass 型}^*)$$

$$y_i(t) = f(t; \alpha_i) = \frac{dY_i(t)}{dt} = p_i ((1+r_i t) m_i - Y_i(t)) + q_i \frac{Y_i(t)}{(1+r_i t) m_i} ((1+r_i t) m_i - Y_i(t)) \quad (5) \quad (\text{拡張 Bass 型}^*)$$

ここで、パラメータ  $\alpha$  は、式 (3) では  $\alpha_F = (\alpha_1^1, \alpha_2^1) = (m, p)$ 、式 (4) では  $\alpha_F = (\alpha_1^1, \alpha_2^1, \alpha_3^1) = (m, p, q)$ 、式 (5) では  $\alpha_F = (\alpha_1^1, \alpha_2^1, \alpha_3^1, \alpha_4^1) = (m, p, q, r)$  である。

式 (3)（以下、減衰モデルと呼ぶ）は、ある規模の購入者  $m$ （市場規模）がモデルチェンジを待ち、モデルチェンジ後ある割合  $p$  で購入が行われることを示すモデルである。式 (4)（Bass モデル）は、式 (3) に普及率  $Y(t)/m$  ( $Y(t)$  は既採用者数）の影響がある割合  $q$  で受ける項を加えたものである<sup>1)</sup>。第一項が、広告等の外的な影響を受けて自分

の意思で採用を決定する外的採用者を、第二項が口コミ等の内的な影響を受けて追従的に採用を決定する内的採用者を示す。

Bass モデルは、新たに世の中に出現した新しいカテゴリの製品の普及、即ち、保有率の推移を表すモデルである。採用の候補者である未採用者 ( $m - Y(t)$ ) は減少を続け 0 に近づくモデルであり、これに伴い採用者も 0 に近づくモデルである。これに対して、対象としている新車需要は、車という既存の商品カテゴリ内の切替商品に対する買替購入を含んだ販売台数のモデルであり、採用者は必ずしも 0 に近づかないモデルである。言い換えれば、新製品の普及的な部分と既存の耐久消費財の買替的な部分が共存するモデルと考えられる。

既存研究として、買替を考慮して Bass モデルを拡張したモデルが存在する<sup>3)</sup>。そこでは、商品の過去の需要と商品の寿命から、各時点での買替台数を計算している。しかし、新車の需要では、切替車種であっても、前回購入車種と次回購入車種が一致しない場合が多く、買替に結びつく過去の需要を特定することは困難であり、従って買替台数の計算も困難である。そこで、本研究では、式 (5)（以下、拡張 Bass モデルと呼ぶ）のように、耐久消費財の買替的な部分を、買替による市場流入率  $r$  として推定パラメータの 1 つに加えたモデルを提案する。

### 2.5 時系列要因モデル

時系列推移に対する時系列要因の影響モデルは、要因と影響の関係を線形と仮定して、線形モデルとした。

$$\alpha'_{k,i} = \sum_{j=1}^n \beta_{k,j} z_{j,i} + \varepsilon_{k,i} \quad (6)$$

ここで  $\alpha'$  は時系列推移パラメータベクトルであり、時系列推移モデルより推定されるパラメータである。但し、時系列推移の解釈を容易するために、パラメータ  $p, q$  については、 $p+q, q/p$  とした<sup>4)</sup>。 $p+q$  は、台数時系列推移の変化の速度（傾き）に関わり、 $p+q$  の値が大きいく程、変化が速く、変化の傾きは大きくなる。 $q/p$  は、普及の開始時点の違いを表す。普及曲線を山に例えると、山を 1 合目から登るのか、5 合目から上るのか、1.0 合目（ピーク）からおりるだけなのかの違いを示す。 $q/p=0$  の場合発売時点でピークがあり、 $q/p$  が大きいほど、発売時点は山のみとに近くなり、ピーク到達するまでの登りが大きくなる。

また  $\beta$  は回帰係数ベクトル、 $z$  は要因ベクトル、 $\varepsilon$  は誤差項である。要因ベクトル  $z$  については、WEB 等に公開されている入手可能な情報の範囲内で表 1 のようにした。例えば、割安感をここでは、排気量を価格で除した値とした。ダミー変数については、メーカーダミー変数は、「トヨタ」、「日産」、「ホンダ」、「その他」の 4 ダミー変数から、「トヨタ」以外の 3 つのダミー変数を、カテゴリダミー変数は、「2BOX コンパクト」、「3BOX ミディアム」、「3BOX ラージ」の 3 ダミー変数から、「2BOX コンパクト」以外の 2 ダミー変数を説明変数として組み込んだ。

表 1 時系列推移パラメータと要因および説明変数

決定要因	要因ベクトル $z$
車種ブランド力	車世代
割安感	排気量/価格
新しさ	車世代、車名変更ダミー変数
カテゴリ	カテゴリダミー変数
メーカーブッシュカ	販売時グレード数、マイナーチェンジ等回数
メーカー	メーカーダミー変数
年代	販売開始年月

### 3. 数値実験

#### 3.1 データ

国内販売の乗用車「2BOX コンパクト」、「3BOX ミディアム」、「3BOX ラージ」の各新車モデルライフの過去（1994年4月から2005年2月）の販売実績時系列データを対象とした。時系列推移モデルの推定は、86 サンプルに対して、月別平均法（乗法モデル）により季節変動を除去後、実績データと推定データの RMSE（Root Mean Square Error：平均二乗平方根誤差）が最小となるようにパラメータを推定した。時系列要因モデルの推定では、66 サンプルに対して回帰分析を行った。時系列要因モデルの推定において、サンプル数が減っているのは、説明変数が入手できなかった3サンプル、時系列推移推定パラメータ値の解釈が困難であり、時系列要因の推定に悪影響を及ぼす可能性がある17サンプルを除外したためである。

#### 3.2 時系列推移モデルの推定

非線形最小二乗法（Nelder-Mead 法）により、各モデルに対して RMSE 最小となるパラメータ推定を行った。また、パラメータ推定の初期値については、実数値遺伝的アルゴリズム（RCGA：Real-Coded Genetic Algorithm）で探索した結果を利用した（世代数：500、個体数：100、突然変異率：0.01、エリート保存数：2）。

各サンプルについて、減衰モデル、Bass モデル、拡張 Bass モデルの3つのモデルで推定し、RMSEA（Root Mean Square Error of Approximation）<sup>5)</sup> でモデルのあてはまりの良さを、Durbin Watson 比で残差の偏りを比較した。RMSEA は、モデル全体のあてはまりの良さを表す指標であり、モデルに無駄に複雑な部分がないかどうかを表す。一般に、0.10 以下ならば良いモデルであり、0.05 以下だとかなりあてはまりが良いと判断される。また、Durbin Watson 比は2に近い程、偏りが小さいと判断される。

表2に、RMSEAによるあてはまりを集計・比較した結果を示す。3つのモデルのうち「かなりあてはまりがいい（RMSEA ≤ 0.05）」、「あてはまりがいい（RMSEA ≤ 0.1）」であるサンプル数が最も多かったのは拡張 Bass モデルであった。ここで、RMSEA > 0.1 のあてはまりがよくないサンプル数が多いが、これは、マイナーチェンジや、競合車のモデルチェンジ等による一時的な台数変化の影響が引き起こしているものが含まれているためであり（図2）、あてはまりが良くないわけでないと考えられる。

表 2 RMSEAによるあてはまりレベルによるサンプル数の比較

	RMSEA ≤ 0.05	0.05 < RMSEA ≤ 0.1	RMSEA > 0.1
減衰モデル	1	25	60
Bassモデル	1	26	59
拡張Bassモデル	3	32	51

提案モデルは、Durbin Watson 比による残差の偏りの評価においても、他の2モデルと比べて良い結果であった（Durbin Watson 比平均値は、減衰モデルが1.00、Bassモデルが1.05、拡張 Bass モデルが1.25であった）。一方、推定においては、3モデル共に、

- (1) 最小化する誤差空間に長い谷が存在するために、パラメータの推定結果が不安定である、
  - (2) RMSE（平均二乗平方根誤差）を最小にする指標であるために、台数規模の大きい部分、即ち、販売初期の時系列推移に、過度にフィッティングする、
- 等の課題があり、推定方法を改善する必要があることがわかった。

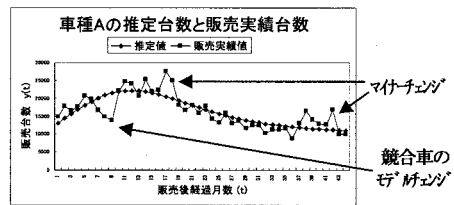


図 2 あてはまりの悪い例（拡張 Bass モデルにより推定 RMSEA=0.2）

#### 3.3 時系列要因モデルの推定

あてはまりが最もよかった拡張 Bass モデルにより推定した各時系列推移パラメータに対して、以下の手順で時系列要因モデルの推定を行った。

- ・ 回帰係数の傾向および妥当性を判断するために、変数の大きさを揃えるように標準化（平均値を引き、標準偏差で除す）。
- ・ 時系列推移において、図1の「タイプA（上昇なし）」と「タイプB（上昇あり）」の車では、車の特性・時系列推移間の構造が異なると考えて、決定木により時系列推移タイプを分類。
- ・ 各時系列タイプにおいて、各時系列推移パラメータについて回帰係数を重回帰分析により計算。推定した回帰係数より、各時系列推移パラメータと推定時系列推移データを計算。

以下、推定結果について、自由度調整済み決定係数、推定時系列推移、回帰係数の順に述べる。

表3に自由度修正済み決定係数を示す。時系列推移タイプ分類前では、各パラメータ共に、自由度修正済み決定係数が0.2前後と低かった。一方、分類後の回帰結果では、「上昇あり」のタイプについては大きな改善は見られなかったが、「上昇なし」のタイプについては、変化の速度  $p+q$

の自由度修正済み決定係数の値が 0.468 とやや低いものの、市場規模に関わるパラメータ  $m$  と  $r$  については、自由度修正済み決定係数の値が 0.683 および 0.681 と向上し、選択した説明変数により市場規模に関する時系列推移パラメータが概ね推定できることを示している。

表 3 自由度修正済み決定係数

目的変数	サンプル数	log(m)	p+q	q/p	r
分類なし	66	0.149	0.136	0.214	0.166
タイプA「上昇なし」	23	0.683	0.468	-	0.681
タイプB「上昇あり」	43	0.169	0.269	0.225	0.319

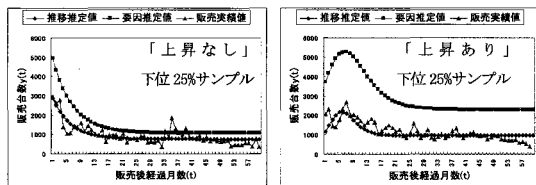


図 3 平均絶対誤差率下位 25% の推定時系列推移

表 4 回帰係数

目的変数：市場規模  $m$

決定要因	説明変数	回帰係数(タイプA 上昇なし)	回帰係数(タイプB 上昇あり)
	定数項	666.844 ***	8.481 ***
車種ブランドカ、新しさ	世代	0.074	
割安感	排気量/価格	-11.763 **	2.855 *
カテゴリ	3BOXミディアムゲーム	-1.630 ***	
カテゴリ	3BOXラージゲーム	-4.132 ***	
メーカーブッシュカ	販売時グレード数	0.052 **	-0.029
メーカー	日産ゲーム	-1.088 *	
メーカー	メーカー その他ゲーム	-1.371 ***	-0.978 *
年代	販売開始年月	-0.322 ***	

\*\*\*は有意水準0.1%、\*\*は有意水準1%、\*は有意水準5%で有意

目的変数：変化の速度  $p+q$

決定要因	説明変数	回帰係数(タイプA 上昇なし)	回帰係数(タイプB 上昇あり)
	定数項	-43.527 **	-45.996 *
車種ブランドカ、新しさ	世代	-0.006	
車種ブランドカ、新しさ	車名変更ゲーム		0.209 *
割安感	排気量/価格	0.789 *	-0.757 **
カテゴリ	3BOXミディアムゲーム	0.133 **	-0.215 **
カテゴリ	3BOXラージゲーム	0.303 **	-0.151 *
メーカーブッシュカ	販売時グレード数	-0.002	0.010 *
メーカー	日産ゲーム	0.054	
メーカー	メーカー その他ゲーム	0.065 *	0.098
年代	販売開始年月	0.021 **	0.023 *

\*\*\*は有意水準0.1%、\*\*は有意水準1%、\*は有意水準5%で有意

図 3 は、「上昇なし」と「上昇あり」それぞれについて、時系列推移推定値と時系列要因推定値の平均絶対誤差率における下位 25%に位置するサンプルの推定結果である。「上昇あり」のサンプルの推定における乖離が大きいのにに対して、「上昇なし」のサンプルにおいては、下位 25%においても、比較的小さな乖離となった。

表 4 に、時系列推移タイプ「上昇あり」、「上昇なし」について、市場規模  $m$  と変化の速度  $p+q$  に対する回帰係数を示す。変数は AIC 基準で選択した。

推定した回帰係数において、決定要因「割安感(排気量/価格)」が全てのパラメータの説明変数として選択され、また有意であり係数値も大きかった一方、時系列推移タイプ「上昇なし」と「上昇あり」で正負の異なる符号であった。例えば、市場規模に対して、モデルチェンジが繰り返行われている歴史のある「上昇なし」の車では、割安感ではマイナス要因、新規に投入された車に多かった「上昇あり」の車では、割安感ではプラス要因であった。この傾向は他のパラメータにおいても共通であり、メーカーおよび年代を除く他の説明変数についても共通の傾向であった。

#### 4. まとめ

新車需要の時系列変化の要因を分析することを目的に、新製品の普及モデルである Bass モデルに、買替のための市場流入率を組み込んだ時系列推移モデルを提案し、そのパラメータを、車の特性により回帰する時系列要因モデルを構築した。2BOX コンパクト、3BOX ミディアム、3BOX ラージの過去の実台数データを対象に実験したところ、既存モデルに対して、提案モデルの実データに対するあてはまりが最もよかった。また、時系列要因モデル推定においては、モデルチェンジ時に台数のピークがある「上昇なし」のタイプの車と、モデルチェンジ後に台数のピークがある「上昇あり」のタイプの車では、メーカーや発売年を除いて、「割安感」等の要因が時系列推移パラメータに対して逆方向の影響を与えることが示唆された。また、車の特性からの推定精度においては、「上昇なし」のタイプの車においては概ね推定できたのに対して、「上昇あり」のタイプの車ではうまく推定することができなかった。即ち、新規に投入された車に多い「上昇あり」のタイプの車では、台数の変化の要因が単純ではなく、WEB 等で入手できる諸元データだけではうまく説明できないことがわかった。今後、「上昇あり」の推定可能性を探ると共に、時系列推移モデルの推定方法の改善、時系列タイプ分類方法改善等の課題の解決を図る予定である。

#### 参考文献

- 1) Bass, F. M. (1969), A new product growth model for consumer durables, Management Science, vol.15, pp.215-227.
- 2) Nigel M. (2006), Modelling and forecasting the diffusion of innovation - A 25-year review, International Journal of Forecasting, vol.22, pp.519-545.
- 3) Olson, J. (1985), A product diffusion model incorporating repeat purchases, Technological Forecasting and Social Change, vol.27, pp.385 - 397.
- 4) 中島望 (2004), Bass モデルの再パラメータ化とその応用, マーケティングサイエンス, Vol.13, No.1・2, pp.1-15.
- 5) Myung, I. J., & Pitt, M. A. (1997). Applying Occam's razor in modeling cognition: A Bayesian approach. Psychonomic Bulletin & Review, vol.4, pp.79-95.