

論文

原価企画における目標販売価格の決定方法

金澤 雄一郎*

門田 安弘†

<論文要旨>

競合する製品と比べて品質面で大きな差別化がはかれない市場、および成熟・飽和市場では、しばしば競合品の価格に追随する形で、自社の類似製品の販売価格が決定される。この価格決定方式は市価基準方式とも呼ばれる。このような市場で新製品を企画・開発する企業は、市価基準方式によって目標販売価格が決定されるという前提にたって、これに見合った目標原価水準を実現してゆく必要がある。市価基準方式では、競合する製品の価格は製品の機能水準によって決定される。製品の主要機能水準は代表的設計特性値に依存する。複数の代表的設計特性値がある場合の価格決定方法として、売価を各設計特性値で単回帰した式を専門家が加重する方法、主成分分析法、設計特性値の重み付け分析法、調整計画法等が提案されている。本稿では、グラフを多用した対話型の「重回帰分析法」の適用を提案する。この方法では「調整済み散布図」・「 C_p プロット」・「正規分位点・分位点プロット」・「残差プロット」等のグラフを順次利用して、望ましい重回帰価格決定モデルを作成する。この方法の優れている点は、少数の数値のみに依存せず、意思決定者が画面上で情報量の豊富なグラフを視覚的に検討しながら、望ましい重回帰モデルを平明に構築してゆける対話型の意思決定システムになっている点である。本稿では成熟・飽和市場である日本の乗用車市場に例をとり、この重回帰分析法をいかに適用するかを詳しく説明する。

<キーワード>

原価企画、市価基準方式、機能水準、設計特性値、調整済み散布図、 C_p プロット、正規分位点・分位点プロット、残差プロット

1994 年 3 月 受付

1994 年 10 月 受理

* 筑波大学講師 社会工学系

† 筑波大学教授 社会工学系

1. はじめに

競合する製品と比べて品質面で大きな差別化がはかれない市場、および成熟・飽和市場では、しばしば競合品の価格に追随する形で、自社の類似製品の販売価格が決定される。原価加算方式に対して、この価格決定方式は市価基準方式と呼ばれる。このような市場で新製品を企画・開発する企業は、市価基準方式によって目標販売価格が決定されるという前提にたって、これに見合った目標原価水準を実現してゆく必要がある。市価基準方式では、競合する製品の価格は製品の機能水準によって決定される。この製品の主要機能水準は代表的設計特性値に依存する。

はじめに、このような市価基準方式による販売価格決定方法について、これまでの国内外の研究を簡単にサーベイしておこう。まず日本の主要企業200社へのアンケート調査(田中 [13] p.23, p.42)では、市価基準方式が、原価加算方式より2倍強も多く採用されている。とくに成熟製品については50%の企業が市価基準方式をとっている。ただし競合品の売価と代表的設計特性値との関係などから導いた理論的売価決定式を用いている会社は20%弱にとどまっている。

売価決定式を理論的に導く研究の代表的なものとして Shapiro and Jackson [12] (p.122)の研究がある。彼らは、企画製品の主要機能として単一の代表的設計特性値を考え、X軸にその市場セグメントに入るすべての社内・社外の競合品の代表的設計特性値の値を、Y軸にその価格をプロットすることによって、「価格-性能曲線」(price-performance curve)を描くことを提案した。具体的には代表的設計特性値として馬力をX軸にとった場合の、トラクターの「価格-性能曲線」を例として挙げている。

代表的設計特性値(以後設計特性値と略す)が複数になる場合には、以下のような方法が紹介されたり提案されている。

1. 売価を各設計特性値で単回帰し、諸々の設計特性値の間のウェイトを専門家が評価して、これらの単回帰式を加重する方法(田中 [13] p.42)。
2. 売価をいくつかの主成分(各主成分はまたいくつかの設計特性値によって構成される)によって予測する主成分分析法(田中 [13] pp.42-43)。
3. 各設計特性値にプラスの重みを与える価格予測式をヒューリスティックに求める方法(「設計特性値の重み付け分析」Weight Analysis by Design Parameters(WADP)と呼ばれる)(田中・天笠・阿万 [14] pp.211-217)。
4. 各設計特性値にプラスの重みを与える価格予測式を2次計画法(quadratic programming)を使って求める方法。この方法は、一種の多目標計画法になっているので、「調整

計画法」(coordinative planning method) と呼ばれている。この方法は最適化技法を使うので、ヒューリスティックな方法に比べて計算が迅速であり、かつ数学的に最適な解が得られるというメリットがある(門田 [9] pp.20-21, 門田 [10] 第8章)。

さて本稿では、設計特性値が複数ある際の目標販売価格決定法として、グラフを利用した対話型の「重回帰分析法」の適用を提案する。この価格決定法は以下の三つのステップからなる。

ステップ 1:

当該競合品の製品企画構想をもとに主要機能水準を決定した後、その代替変数である代表的設計特性値と、その製品の現行品の実際販売価格との間の回帰式を競合品のデータによって推定し、これを販売価格予測式とする。この推定に上述のグラフを利用した対話型の「重回帰分析法」を適用する。

ステップ 2:

自社の新製品(多くはモデルチェンジないしマイナーチェンジ品)の代表的設計特性値 X_j^* をこの予測式に代入して、予測販売価格 P^* を求める。また、企画構想段階で決定された各設計特性値を変化させて、予測販売価格のシミュレーションを行う。

ステップ 3:

予測販売価格 P^* をもとに、市場調査によって商品コンセプトに対する値頃感を測定して価格ゾーンを把握し、目標販売価格を決定する。

目標販売価格の決定に重回帰分析法を適用する際にとくに問題になるのが、説明変数間に存在する相関関係、いわゆる多重共線性である。このような場合に少数の説明変数を選択する手法として、Efroymson によって開発された段階的回帰法(stepwise regression)がある(Efroymson [3])。この手法には変数増減法(stepwise selection)、変数増加法(forward selection)、および変数減少法(backward elimination)の三種類がある。段階的回帰法は1960・70年代には応用統計家の間でよく用いられたが、1980年代になると、もはや多数ある説明変数選択手法の内の一つとしか見なされなくなった(Encyclopedia of Statistical Sciences Vol.8 [5] p.764)。

これにははっきりとした理由が二つある。第一に、コンピューターの発達によって、可能な回帰の組み合わせを総て計算できるようになるにつれ、少数の説明変数を選択するに当たって最も重要なのは計算時間の短いアルゴリズムを開発することではなく、解析を行う者のその分野に関する知識を最大限に活用できる環境を整備することである(Weisberg [17], p.210) という共通認識が統計家のあいだで育ってきたことがあげられる。この共

通認識こそ1980年代に発展をとげたグラフを用いた探索的データ解析 (graphical exploratory data analysis) 手法の推進力であった。バッチ型処理を行い、(解析を行う者のその分野に関する知識にかかわりなく) 回帰の決定係数や F -値など少数の数値のみによってモデルの良し悪しを自動的に決定しようとする段階的回帰法が、このような新たな統計学の流れから取り残されることになったのは必然であろう。第二に、以下に述べる C_p 基準などと異なり、段階的回帰法には理論的な裏付けがないことがあげられる (Weisberg [17], p.211 および p.213)。

本稿で価格決定法に適用した重回帰分析法では、数値のみによって自動的にモデルを決定するのではなく、「調整済み散布図」・「 C_p プロット」・「正規分位点・分位点プロット」・「残差プロット」等のグラフを順次利用して、望ましいモデルを導出する。この方法の優れている点は、少数の数値のみに依存するのではなく、解析を行う者が画面上で情報量の豊富なグラフを視覚的に検討しながら、自らのその分野に関する知識を生かして望ましい重回帰モデルを平明に構築してゆける対話型の意思決定システムになっている点である。

このような重回帰モデル構築方法はグラフを用いた探索的データ解析手法の重要な一部をなしている。この手法は、1980年代に従来の数値のみに依存する方法にとってかわり、現在データ解析手法の主流となっている。グラフを用いた探索的データ解析の考え方を取り入れた代表的な文献には、Freedman, Pisani, Purves, Adhikari 著の統計学教科書 [4], Weisberg 著の応用線型回帰に関するモノグラフ [17], Chambers and Hastie [1992] 編の現代的データ解析に関するモノグラフ [2] など、標準的文献が数多く含まれる。

原価企画における目標販売価格の決定にグラフを用いた探索的データ解析手法を適用した研究は従来ない。以下では成熟・飽和市場である日本の乗用車市場に例をとり、この重回帰分析法をいかに適用するかを詳しく説明する。

2. データと予備的な解析

本稿で使用したデータは乗用車158車種について公表されている主要諸元表から収集した。従属変数である価格(万円)とともに、説明変数である設計特性値として総排気量(cc), 最高出力(ps), 最大トルク(kg・m), 全長(mm), 全幅(mm), 全高(mm), 車両重量(kg), 燃費(km/l)の8つを選んだ。ただし価格が350万円を越える車は除外した。これは上記の特性値だけでは高級車の価格を説明するのが困難であると考えたためである。価格が350万円以下の車ではアンタイロックブレーキングシステム, エアバッグ, エアコン, オートマティクトランスミッション等がいわゆるオプションとして別価格換

算が可能になっている場合が多い。本稿で用いる価格はこれらのオプションを取り除いた車両価格である。

既に述べたように、この重回帰分析を用いて予測した販売価格をもとに、上述のステップ3で市場調査によって価格ゾーンが把握され、目標販売価格が決定される。このステップでオプション付価格が考慮されることになる。

まず生のデータをできるだけ詳しく見て理解することが望ましい。例えばデータ間の興味深い関係や、珍しい挙動、および特別なデータ点を見つけることによって、モデル選択に役立てる一方、当てはめの良さを診断する際の準備をするためである。この方針にたってすべての変数間の散布図を一枚のグラフにまとめたのが図1である。このグラフは、「散布図行列 (scatterplot matrix)」または Tukey and Tukey [16,15] にならって「製図工の表示 (draftman's display)」と呼ばれる。

たとえば図1の左から2列目（最下行を除く）を見ると、車両重量とその他すべての設計特性値（ただし全高を除く）の間にはっきりとした正の相関のあることがわかる。車両重量以外の設計特性値どうしについても同様である。このように説明変数間に多重共線性がある場合、図1の最下行に見られる価格対設計特性値との単純散布図は、重回帰式の係数の推定値を視覚的にあらわすには適当でない。この問題点を克服する方法を次に述べる。

3. 調整済み散布図を用いた重回帰モデルの選択

調整済み散布図 (adjusted variable plot) は Gnanadesikan によって示唆され、Larsen and McCleary [6,7] に詳しく説明されている。ただし Larsen and McCleary はこれを G-部分残差プロット (G-partial residual plot) と呼んだ。ここでは $k(1 \leq k \leq p)$ 番目の設計特性値に対する価格の調整済み散布図を書くことを考える。これは、X軸に k 番目の設計特性値をそれ以外の設計特性値で回帰したときの残差を、Y軸に価格を k 番目以外の設計特性値で回帰したときの残差をプロットしたものである。いずれの回帰も最小二乗法が用いられる。前者の残差を k 番目の設計特性値の調整済み残差、後者の残差を価格の調整済み残差と呼ぶ。調整済み散布図の持つ意味については注1を参照。

以下に乗用車データに即した調整済み散布図の描き方を詳しく説明する。

第1段階 価格の単回帰

価格をある設計特性値で回帰し、価格の調整済み残差を得る。

(例) 価格を従属変数、最高出力を説明変数とし $i = 1, \dots, n$ のデータを用いて（以下の回帰では総て $i = 1, \dots, n$ を用いるものとする）以下の回帰を行い、

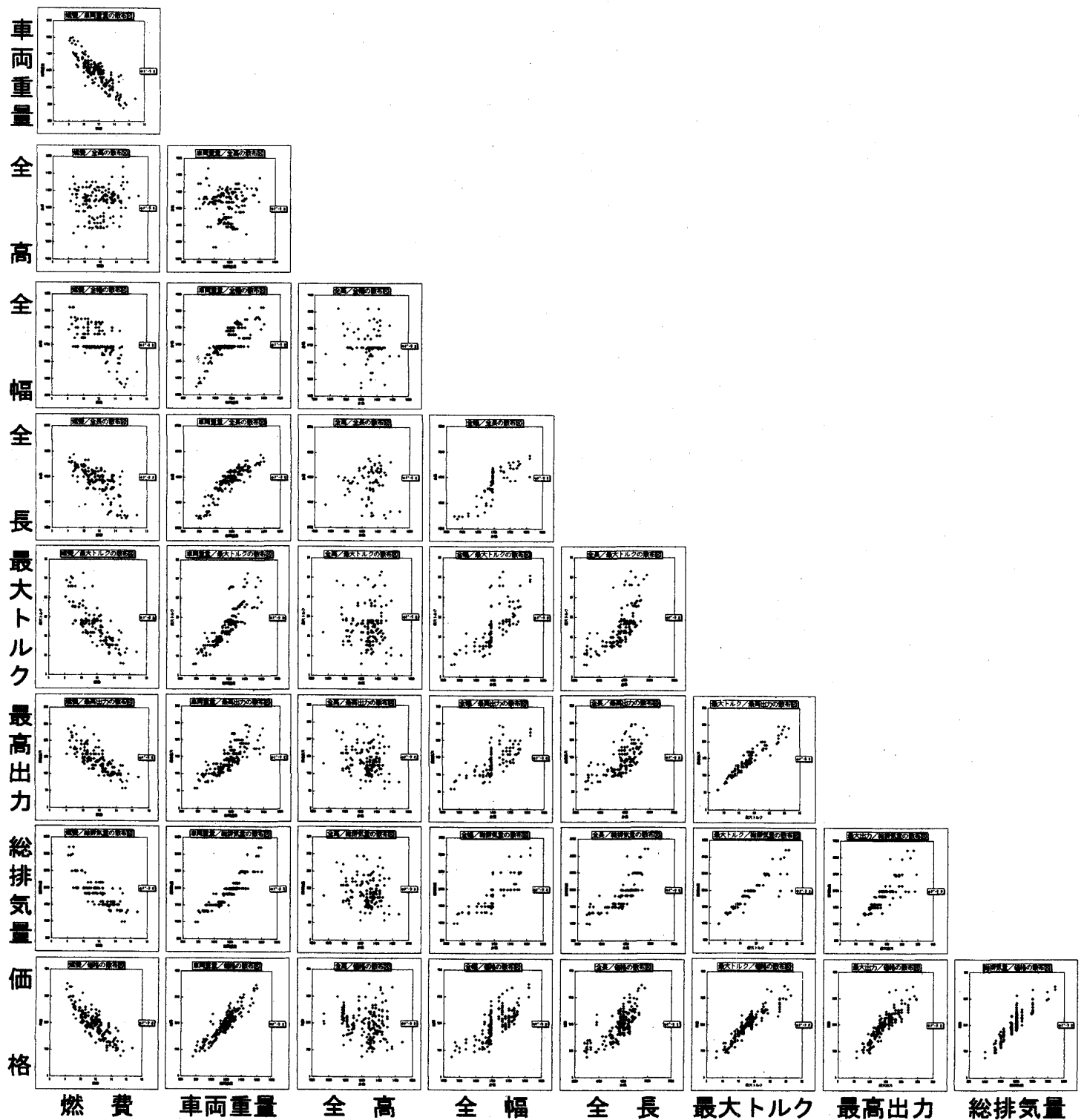


図1：乗用車データの8変換数の散布図行列

$$\text{価格}_i = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 \cdot \text{最高出力}_i + \text{価格を最高出力で調整した残差}_i,$$

価格を最高出力で調整した残差を得る。

第2段階 説明変数として加えたい設計特性値の単回帰

説明変数として加えたい設計特性値を、第1段階で説明変数として用いた設計特性値で回帰し、その設計特性値の調整済み残差を得る。

(例) 価格を従属変数、最高出力を説明変数とする単回帰モデルに車両重量を説明変数として加えたいとする。車両重量を従属変数、最高出力を説明変数として以下の回帰を行い、

$$\text{車両重量}_i = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 \cdot \text{最高出力}_i + \text{車両重量を最高出力で調整した残差}_i,$$

車両重量を最高出力で調整した残差を得る。

第3段階 調整済み散布図

X軸に説明変数として加えたい設計特性値の調整済み残差(第2段階で計算)を、Y軸に価格の調整済み残差(第1段階で計算)をプロットする。

(例) 価格を従属変数、最高出力を説明変数とする単回帰モデルに、説明変数として車両重量を加えられるか調べるため、X軸に車両重量を最高出力で調整した残差 $_i$ を、Y軸に価格を最高出力で調整した残差 $_i$ をプロットしたのが図2である。

この図から以下の3点が読み取れる。第1に第3象限から第1象限方向に向かってデータ点が分布しているので、最高出力の影響を調整しても価格と車両重量のあいだには依然として正の相関が残っているようである。

第2に調整済み散布図の第1象限の右上に水平方向でみて他から離れた高影響点が2つある。散布図を見るかぎり、この点の作るパターンはその他の点の作る線型のパターンの延長上にある。したがってこの段階でこれら2点を異常値と見なして解析から取り除く必要はない。

第3に価格の車両重量への依存のしかたは線型を保っているようである。したがって従属変数としての価格、説明変数として最高出力・総排気量はいずれもそのまま用いて良さそうである。

第4段階 調整済み残差どうしの単回帰

価格の調整済み残差(第1段階で計算)を、設計特性値の調整済み残差(第2段階で計算)で回帰する。

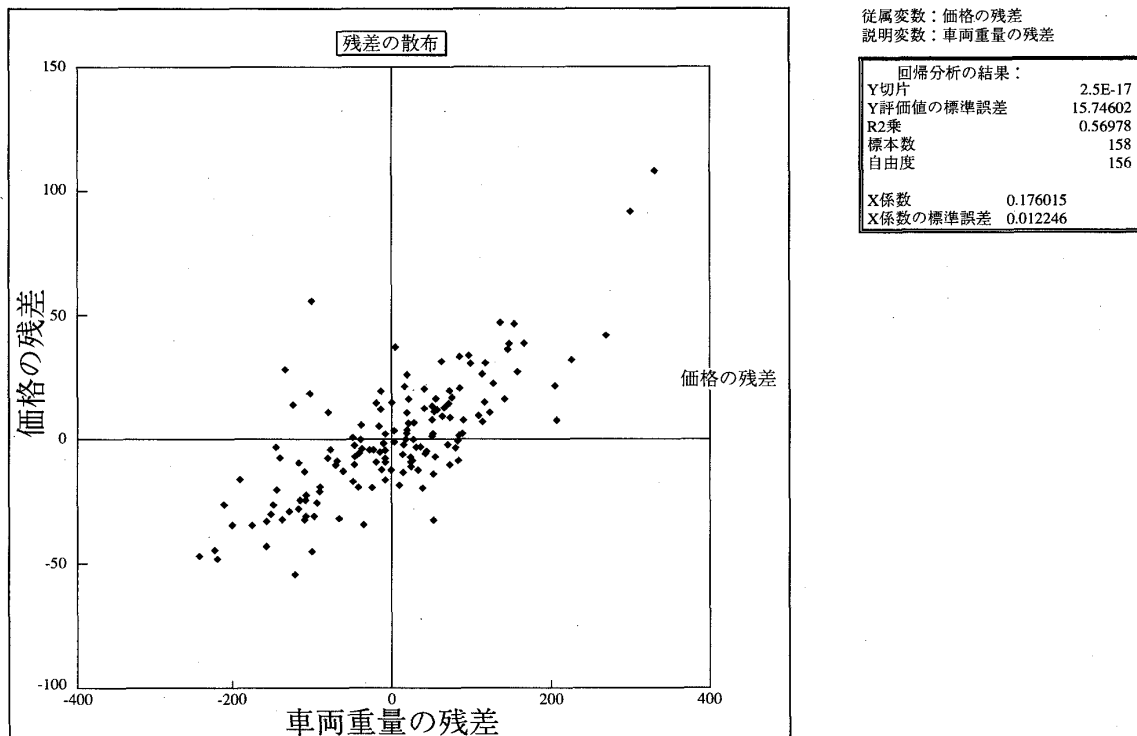


図2：価格を従属変数，最高出力を説明変数とする単回帰モデルに車両重量を説明変数として加えられるかを見るための調整済み散布図

(例) 価格を従属変数，最高出力を説明変数とする単回帰モデルに説明変数として車両重量を加えられるか調べるため以下の回帰を行い，

$$\begin{aligned} & \text{価格を最高出力で調整した残差}_i \\ &= \hat{c}_0 + \hat{c}_1 \cdot \text{車両重量を最高出力で調整した残差}_i \\ &+ \text{価格を最高出力} \cdot \text{車両重量で調整した残差}_i, \end{aligned}$$

Y切片である $\hat{c}_0$ と車両重量を最高出力で調整した残差の単回帰係数 $\hat{c}_1$ を推定し，価格を車両重量・最高出力で調整した残差を得る。

図2の表にはこの結果が要約されている。既に述べたように，単回帰係数 $\hat{c}_1$ と価格を最高出力・車両重量で調整した残差_iは，それぞれ価格を車両重量・最高出力で重回帰した

$$\text{価格}_i = \hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 \cdot \text{車両重量}_i + \hat{\alpha}_2 \cdot \text{最高出力}_i + \text{残差}_i,$$

の車両重量の回帰係数の推定値 $\hat{\alpha}_1$ と残差_iに等しい。

この表から以下の3点が読み取れる。第1にこの単回帰では，従属・説明変数ともに残差なので，Y切片の推定値は理論上0である。Y切片の実際の推定値は $2.5 \times 10^{-17} \approx 0$ と，

計算誤差の範囲内である。第2に単回帰係数の推定値は 0.176015、標準誤差は 0.012246 であるので、 t -値は $0.176015/0.012246 \approx 14.4$ となり有意である。第3に単回帰係数の推定値が正であり、車両重量が大きい乗用車は価格も高いという意味で符合条件も妥当である。

したがって価格を従属変数、車両重量・最高出力を説明変数とするこの重回帰モデルは適切である。このためこのモデルについては新たな設計特性値を説明変数として加えるかどうかさらに検討する必要がある。

第5段階 説明変数として加えたい設計特性値の重回帰

説明変数としてさらに加えたい設計特性値を第3・4段階で妥当とされた2つの説明変数で回帰し、この設計特性値の調整済み残差を計算する。

(例) 価格を従属変数、車両重量・最高出力を説明変数とする重回帰モデルに総排気量を説明変数として加えたいとする。総排気量を従属変数、車両重量・最高出力を説明変数として以下の回帰を行い、

$$\begin{aligned} \text{総排気量}_i &= \hat{d}_0 + \hat{d}_1 \cdot \text{車両重量}_i + \hat{d}_2 \cdot \text{最高出力}_i \\ &\quad + \text{総排気量を最高出力・車両重量で調整した残差}_i, \end{aligned}$$

総排気量を車両重量・最高出力で調整した残差を得る。

第6段階 調整済み散布図

X軸に説明変数として加えたい設計特性値の調整済み残差（第5段階で計算）を、Y軸に価格の調整済み残差（第3・4段階で計算）をプロットする。

(例) 価格を従属変数、車両重量と最高出力を説明変数とする重回帰モデルに総排気量を説明変数として加えられるか調べるため、X軸に総排気量を車両重量・最高出力で調整した残差 $_i$ を、Y軸に価格を車両重量・最高出力で調整した残差 $_i$ をプロットしたのが図3である。

この図から以下の3点が読み取れる。第1に第3象限から第1象限方向に向かってデータ点が分布しているので、車両重量と最高出力の影響を調整しても価格と総排気量のあいだには依然として正の相関が残っているようである。ただし図2に比べて相関は弱まってきた。

第2に水平方向で見て他から離れている高影響点は図2に比べてむしろ増えている。しかしながら相関自体が弱まってきたため、これらの点を異常値と見なして解析から取り除くことは無理なようである。

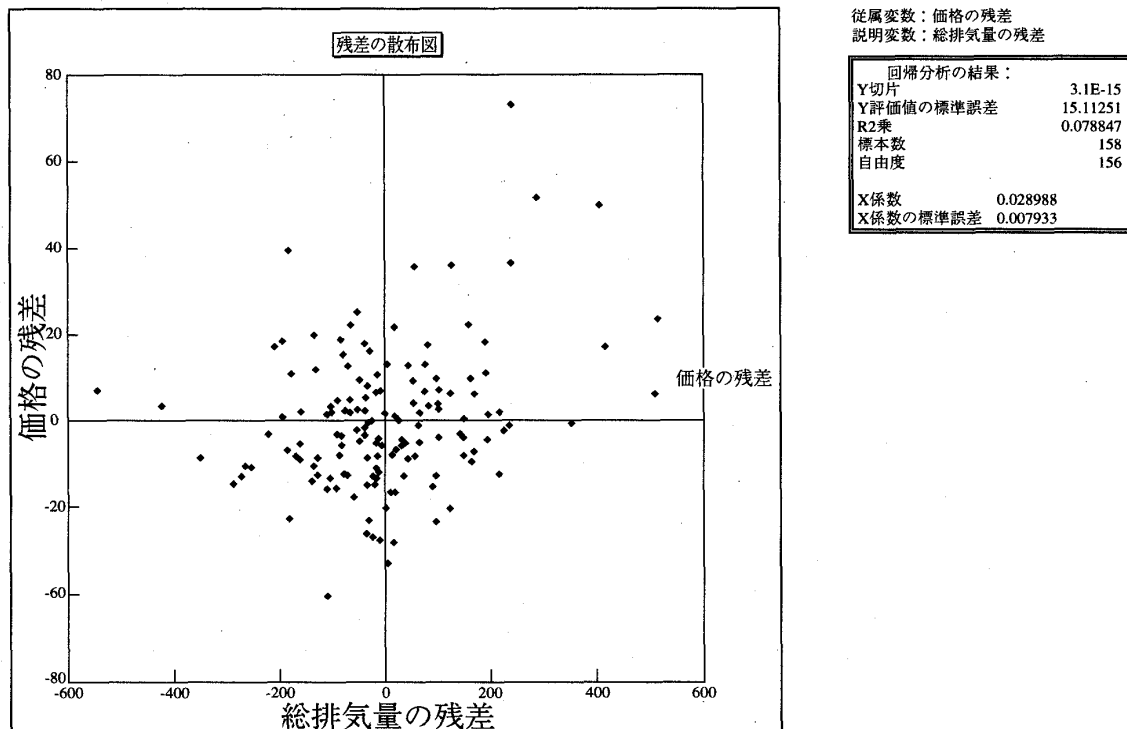


図3：価格を従属変数、車両重量と最高出力を説明変数とする重回帰モデルに総排気量を説明変数として加えられるかを見るための調整済み散布図

第3に図2に比べて相関自体が弱まってきたため判別しにくいですが、価格の総排気量への依存のしかたは依然として線型を保っているようである。ただし第一象限において価格の残差が大きい方から3点、第二象限において価格の残差の最も大きい点、および第二象限において総排気量の残差が大きい方から2点の計6点は総排気量がゆるやかに増加するにつれて価格も緩やかに上昇するといったパターンには従っていないようである。

従属変数としての価格、説明変数として総排気量・車両重量・最高出力はいずれもそのまま用いて良さそうであるが、これら6点については第6節において異常値として取り除くかどうかについて検討することとする。

第7段階 調整済み残差どうしの単回帰

価格の調整済み残差（第4段階で計算）を設計特性値の調整済み残差（第5段階で計算）で回帰する。

（例）価格を従属変数、車両重量と最高出力を説明変数とする重回帰モデルに総排気量を説明変数として加えられるか調べるため以下の回帰を行い、

価格を車両重量・最高出力で調整した残差_i

$$= \hat{e}_0 + \hat{e}_1 \cdot \text{総排気量を車両重量・最高出力で調整した残差}_i$$

$$+ \text{価格を総排気量・最高出力・車両重量で調整した残差}_i$$

Y切片である $\hat{e}_0$ と総排気量の車両重量・最高出力による調整済み残差の単回帰係数 $\hat{e}_1$ を推定し、価格を総排気量・最高出力・車両重量で調整した残差を計算する。

図3の表にはこの結果が要約されている。この単回帰係数 $\hat{e}_1$ と価格の総排気量・最高出力・車両重量による調整済み残差_iは、それぞれ価格を総排気量・車両重量・最高出力で重回帰した

$$\text{価格}_i = \hat{\gamma}_0 + \hat{\gamma}_1 \cdot \text{総排気量}_i + \hat{\gamma}_2 \cdot \text{車両重量}_i + \hat{\gamma}_3 \cdot \text{最大出力}_i + \text{残差}_i,$$

の総排気量の回帰係数の推定値 $\hat{\gamma}_1$ と残差_iに等しい。

この表から以下の3点が読み取れる。第1にY切片の推定値 $3.1 \times 10^{-15} \approx 0$ は、計算誤差を考えれば理論値0と一致する。第2に単回帰係数の推定値は 0.028988, 標準誤差は 0.007933 であるので, t -値は $0.028988/0.007933 \approx 3.65$ となり, 有意である。第3に単回帰係数の推定値が正であり, 総排気量が大きい乗用車は価格も高いという意味で符合条件も妥当である。

したがって価格を従属変数, 総排気量・車両重量・最高出力を説明変数とするこの重回帰モデルは適切である。このためこのモデルについては新たな設計特性値を説明変数として加えるかどうかさらに検討する必要がある。

第8段階 第5・6・7段階の繰り返し

もはやこれ以上新たな設計特性値を説明変数として加えることができない状態まで, 第5・6・7段階を繰り返す。

第9段階 第1から8段階の繰り返し

第1段階で最高出力以外の設計特性値すべてについても説明変数に選び, 第1から第8段階を繰り返す。ただし既に作成した重回帰モデルと重複をしないよう配慮する。

具体的には設計特性値の内全高を除く七つが説明変数の候補となったので, 最悪の場合 $\sum_{i=1}^7 C_i = 2^7 - 1 = 127$ 枚の調整済み散布図を書かなければならない。しかしながら重回帰式の係数の符合が誤っていると考えられるものや, 残差相関が低いものについては, 次の段階に進む必要はない。この結果, 82枚の調整済み散布図を書き, 以下の3つの重回帰モデルに絞り込むことができた。重回帰係数の推定値の上の括弧内にはその推定値の t -値が示されている。

モデル 1 (決定係数 $R^2 = 0.927$)

$$\text{価格}_i = \overset{(-6.02)}{-91.6} + \overset{(3.63)}{0.0290} \cdot \text{総排気量}_i + \overset{(10.5)}{0.578} \cdot \text{最高出力}_i \\ + \overset{(7.30)}{0.129} \cdot \text{車両重量}_i + \text{残差}_i$$

モデル 2 (決定係数 $R^2 = 0.924$)

$$\text{価格}_i = \overset{(4.82)}{75.0} + \overset{(5.11)}{0.0383} \cdot \text{総排気量}_i + \overset{(9.93)}{5.51} \cdot \text{最大トルク}_i \\ + \overset{(1.13)}{0.00809} \cdot \text{全長}_i - \overset{(-5.92)}{7.28} \cdot \text{燃費}_i + \text{残差}_i$$

モデル 3 (決定係数 $R^2 = 0.926$)

$$\text{価格}_i = \overset{(1.69)}{26.1} + \overset{(5.08)}{0.0400} \cdot \text{総排気量}_i + \overset{(3.74)}{3.87} \cdot \text{最大トルク}_i + \overset{(1.80)}{0.198} \cdot \text{最高出力}_i \\ + \overset{(1.04)}{0.0481} \cdot \text{全幅}_i - \overset{(-6.00)}{7.24} \cdot \text{燃費}_i + \text{残差}_i$$

4. 調整済み散布図の意義

調整済み散布図を用いて重回帰モデルを作成するには、第3節で見たように、各段階で何らかの判断を下さなければならない。このためわれわれは否応なしにデータを理解せざるを得なくなる。旧来のバッチ型処理 (batch processing) に対して、簡単に自動化できないこのようなデータ解析手順を、対話型処理 (interactive processing) と呼ぶ。これは探索的データ解析手法の最も重要な特徴の1つである。

この解析を通じて、本乗用車データの従属変数および説明変数について以下のような特性を把握できた。

- 1 燃費以外の設計特性値はエンジン性能変数とサイズ変数に大別される。前者には総排気量・最高出力・最大トルク、後者には全長・全幅・全高・車両重量が含まれる。
- 2 一例としてモデル1と2・3を比較してもわかるように、車両重量は全長と燃費、もしくは全幅と燃費と交換可能な変数である。
- 3 したがって燃費はサイズ変数に近く、例えばリーンバーン・エンジンであるか否かを表わすエンジン性能変数とみなすべきではない。
- 4 モデル1と2のように最高出力と最大トルクのどちらか1つを総排気量とともに説明変数に含めることに問題はない。これに対してモデル3のように総排気量の他に両方を説明変数に含めた場合、最高出力の t -値は1.80まで落ちた。この例をはじめとして

最高出力と最大トルクの両方を総排気量とともに説明変数に含めるのは困難だった。

- 5 モデル 1・2・3 とともに説明変数としてエンジン性能変数とサイズ変数が少なくとも 1 つずつ含まれている。

5. C_p 基準によるモデル選択

重回帰モデルを作成する場合、説明変数となりうるような変数が多数存在し、その中から説明力のある部分集合を説明変数に含めたいという状況に直面することがある。説明変数のあらゆる組み合わせに対してモデル選択基準を計算する方法として最も代表的なものが Mallows [8] の提案した C_p 基準である。以下の式からもわかるように、この基準は重回帰で通常計算される統計量しか用いないため代表的な基準と見なされるようになった。 C_p 基準の考え方、計算方法については注 2 を参照。

図 4 は調整済み散布図を書いた 82 のモデルすべてについて C_p を計算しプロットしたもので、モデル 1, 2, および 3 といったモデル名を書き加えてある。これら三つのモデルの説明変数のあいだには包含関係はない。しかしながら全高を除くすべての設計特性値を説明変数に含めたフルモデルに対してはいずれのモデルも含まれている。したがって上記の $K=8$ (切片も含めるので) とすれば C_p 値を計算する際に支障はない。全高を除くすべての設計特性値を含めたフルモデルにはバイアスが存在しないという仮定は、結論の節で批判的に検討することとする。モデル 1・2・3 の C_p 値はそれぞれ 29.6, 38.8, 36.6 である。図 4 より、 C_p 基準で見た場合モデル 1 が最も望ましい。第 3 節によれば、説明変数の数が少ないにもかかわらずモデル 1 の決定係数はモデル 2・3 とほぼ同じであった。したがってこの結果は当然であろう。

重回帰モデルの説明変数選択の基準としては C_p 基準の他に AIC (赤池の情報量基準) や $\bar{R}^2$ (自由度修正済み決定係数) などがある。

AIC は変数に包含関係がある場合にも適用できる一方、モデルの誤差項の分布型を特定化する必要がある (佐和 [11] p.151)。後に見る図 7 (モデル 2 にもとづいた価格の残差の正規分位点・分位点プロット) からわかるようにモデル 2 の価格の残差は正規分布よりも分布の裾が極めて長く、しかもこれが少数の異常値によって引き起こされているわけではない。したがってモデル 2 の誤差項の分布型を単純に正規分布とする訳にはいかず、コーシー分布など正規分布よりも分布の裾が極めて長い分布の中から分布型を特定化しなければならない。この作業を個々のモデルすべてについて行うのはかなりの負担となると予測されたため、本稿では AIC を用いなかった。ただし一定の条件のもとで標本の数が増えるにつれて AIC は C_p 基準と同じモデルを選択するようになることが知られている。

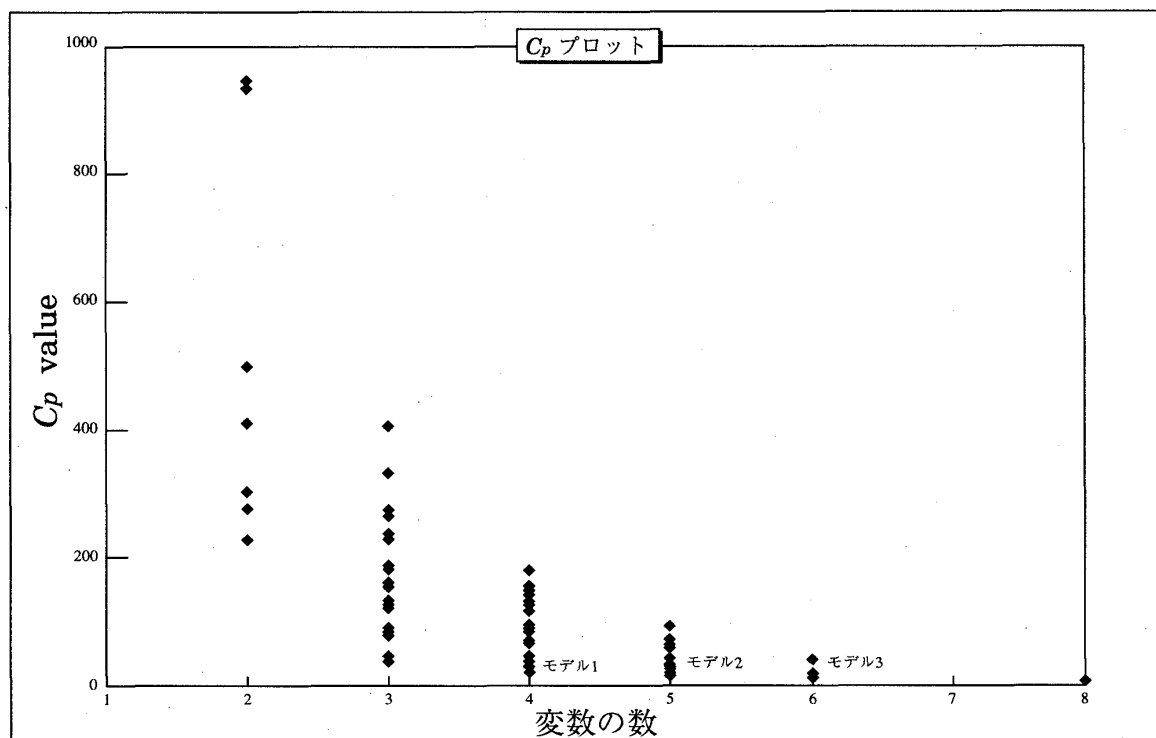


図4：X軸に（Y切片を含めた）説明変数の数を，Y軸に C_p をとった C_p プロット

一方 R^2 は C_p 基準と密接な関係があることが知られている。 K 個の説明変数すべてを含んだ重回帰の自由度修正済み決定係数を $\bar{R}_K^2$ ， p 個の説明変数のみのそれを $\bar{R}_p^2$ とする。この場合 C_p とこれらの間には以下の関係が成り立つ。

$$\frac{1 - \bar{R}_p^2}{1 - \bar{R}_K^2} = \frac{C_p + (n - 2p)}{n - p}$$

したがって計算された C_p 値を用いて $\bar{R}_p^2$ を計算し，後者に基づいてモデル選択を行うこともできる。

6. 重回帰モデル選択後のグラフ

選択された重回帰モデルが従属変数をいかによく説明しているか診断することは重要である。これは決定係数や残差の標準偏差などの単一の数値で行われてきたことも多い。しかしながらこのどちらも適切な道具とはいえない。というのはわずか1つの数で分布全体を要約したり，モデルの欠陥すべてに言及するのは困難だからである。

重回帰モデルの診断に残差を用いる理由は2つある。第1に，もしモデルの関数型が誤

っており当てはまりが悪ければ、それが残差にあらわれる。第2に、モデルが正しければ残差は誤差を近似するので、残差を用いて誤差の正規性や分散均一性 (homoscedasticity) の仮定を診断できるからである。誤差の正規性の仮定を診断する道具として正規分位点・分位点プロットがある。

正規分位点・分位点プロット

このグラフは、X軸に正規分布の分位点をY軸に残差の分位点をプロットしたものである。もし説明変数として選んだ設計特性値が価格を良く説明していれば、価格の残差は仮定どおり正規分布をしている。したがって正規分位点・分位点プロットは直線となるはずである。もし直線から著しく離れた点があれば、それらを異常値と見なして解析から取り除く必要がある。

図5はモデル1にもとづいた価格の残差の正規分位点・分位点プロットである。これを見ると、グラフの右側で直線からの乖離が目立っている。残差の最も大きい2点はいずれもユーノス・ロードスターであった。市場で需要の多いスポーツカーに対しては、生産者が設計特性値以外のプレミアムを要求していると考え、解析から取り除いた。次に大きい2点はニッサン・セドリックとトヨタ・クラウンであった。基本的に高級車セグメントに属する乗用車に対しては、やはり生産者が設計特性値以外のプレミアムを要求していると考え、解析から取り除いた。これらの4車を削除したデータに対し、モデル1を用いて再び重回帰を行い、正規分位点・分位点プロットを描き直した図6を見ると、ほぼ正規分布に従っている。図7はモデル2にもとづいた価格の残差の正規分位点・分位点プロットである。価格の残差は正規分布よりも分布の裾(尾)が極めて長く、しかもこれが少数の異常値によって引き起こされているのではないことも明らかである。このためモデル2の重回帰係数は信頼できない。モデル3についても同様であった。正規分位点・分位点プロットに見られるモデル2・3の構造的な当てはめの悪さを考慮し、以後の解析ではモデル1のみを検討する。誤差分散の均一性の仮定を診断する道具として残差プロットがある。

残差プロット

このグラフはX軸に価格の予測値をY軸に残差をプロットしたものである。もし説明変数として選んだ設計特性値が価格を良く説明していれば、価格の残差の分散は仮定どおり一定である。したがってこの散布図は価格の残差が0の点を長軸、価格の予測値の平均を短軸とする楕円型になる。もし一貫して右もしくは左に広がる円錐型になっていけば、分散不均一性 (heteroscedasticity) がある。したがって通常の最小二乗法ではなく一般化

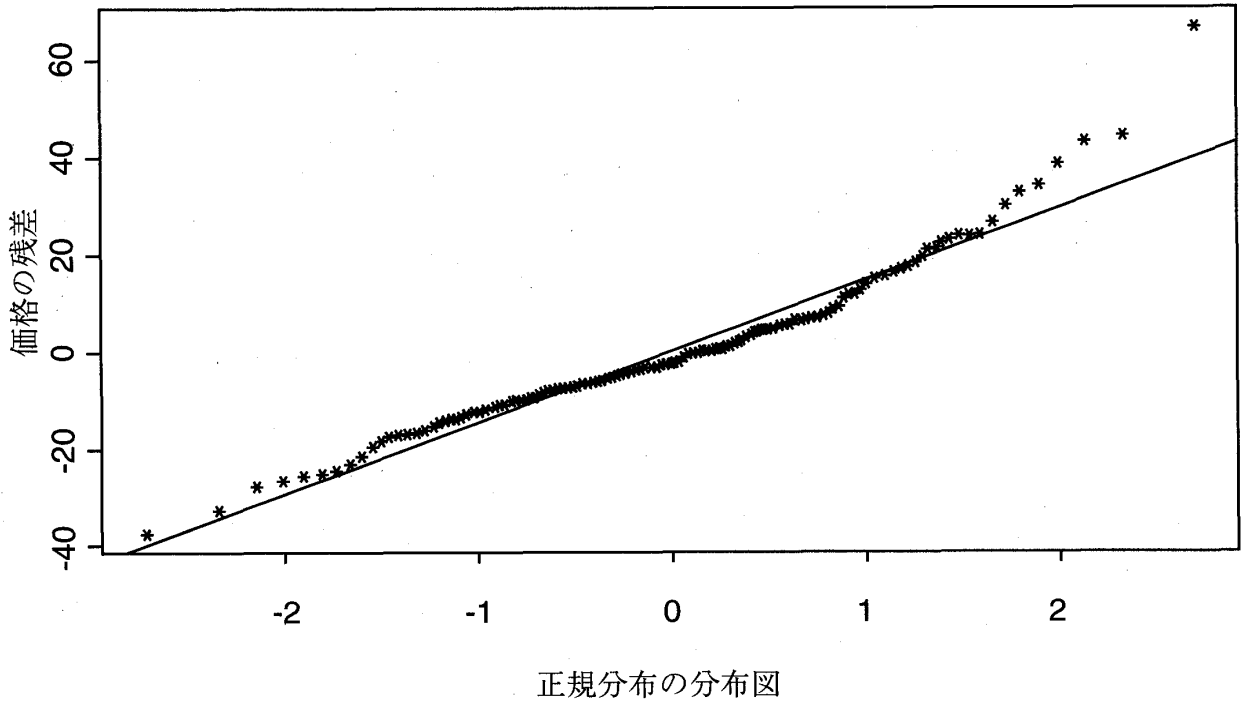


図5：モデル1にもとづいた価格の残差の正規分位点・分位点プロット

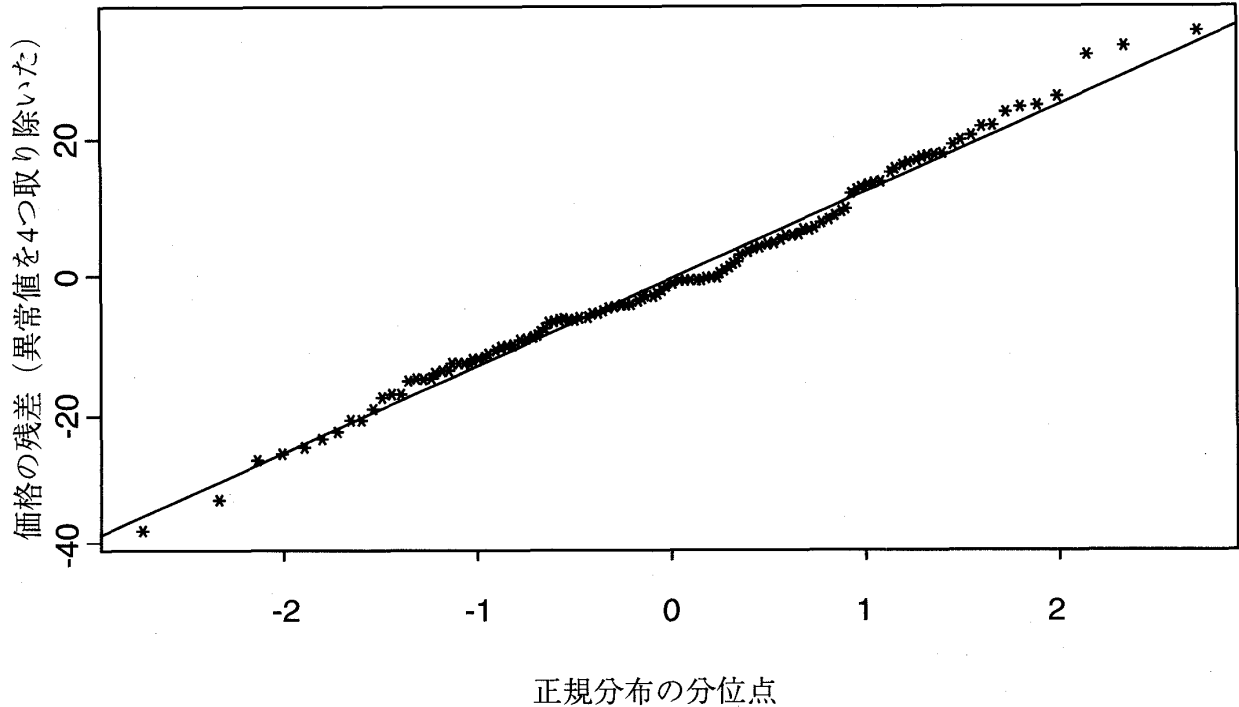


図6：モデル1にもとづいた価格の残差の正規分位点・分位点プロット
ロードスター2車種・セドリック・クラウンを異常値として除いた

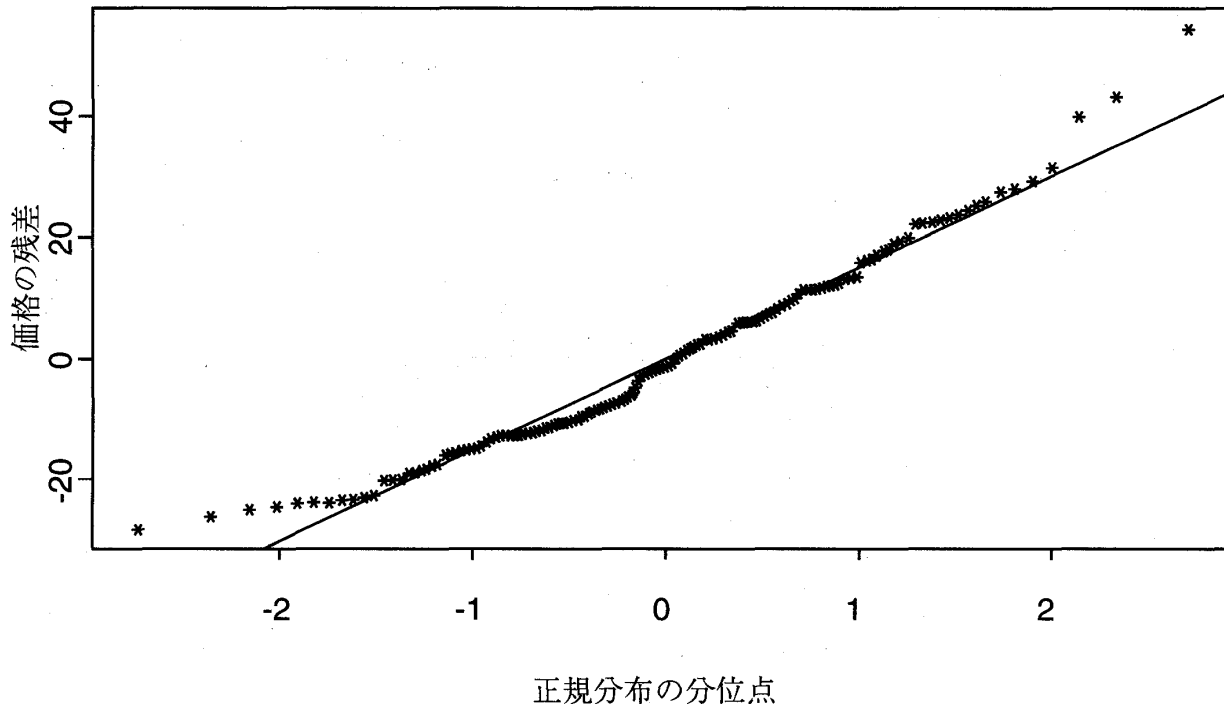


図7：モデル2にもとづいた価格の残差の正規分位点・分位点プロット

最小二乗法を用いなければならない。また楕円型のパターンから著しく離れた点があれば、それらを異常値と見なして解析から取り除く必要がある。

図8はモデル1にもとづいた価格の残差対価格の予測値の散布図である。これを見るとグラフの左側、価格の予測値が100万円あたりに価格の残差が比較的大きい点が2点ある。これらはニッサン・マーチであった。ヨーロッパ・カー・オブ・ジ・イヤーを1992年に獲得したこの車種は、生産者が設計特性値以外にプレミアムを要求している可能性がある。そこでマーチ2車種をロードスター2車種・セドリック・クラウンと共に除いて同様な解析を行った。その結果この2車種を解析に含めた場合と殆ど変わらなかった。したがってこの2車種は解析から除かない。

この解析を通じて、本乗用車データの異常値について以下のような洞察を得ることができた。

- 6 異常値として解析から除かれたロードスター2車種・セドリック・クラウンの例、および解析からは除かれなかったが異常値の可能性を検討したマーチ2車種の例からも良くわかるように、このような解析を通じて価格が他車に比べて比較的高（低い）車種を同定し、高（低）価格を設定した理由について仮説をたてることができた。
- 7 すなわち異常値は解析の流れに当てはまらないため無視する値としてではなく、むしろ高（低）価格が設定された理由を知らせてくれる重要な情報源とみなすべきである。

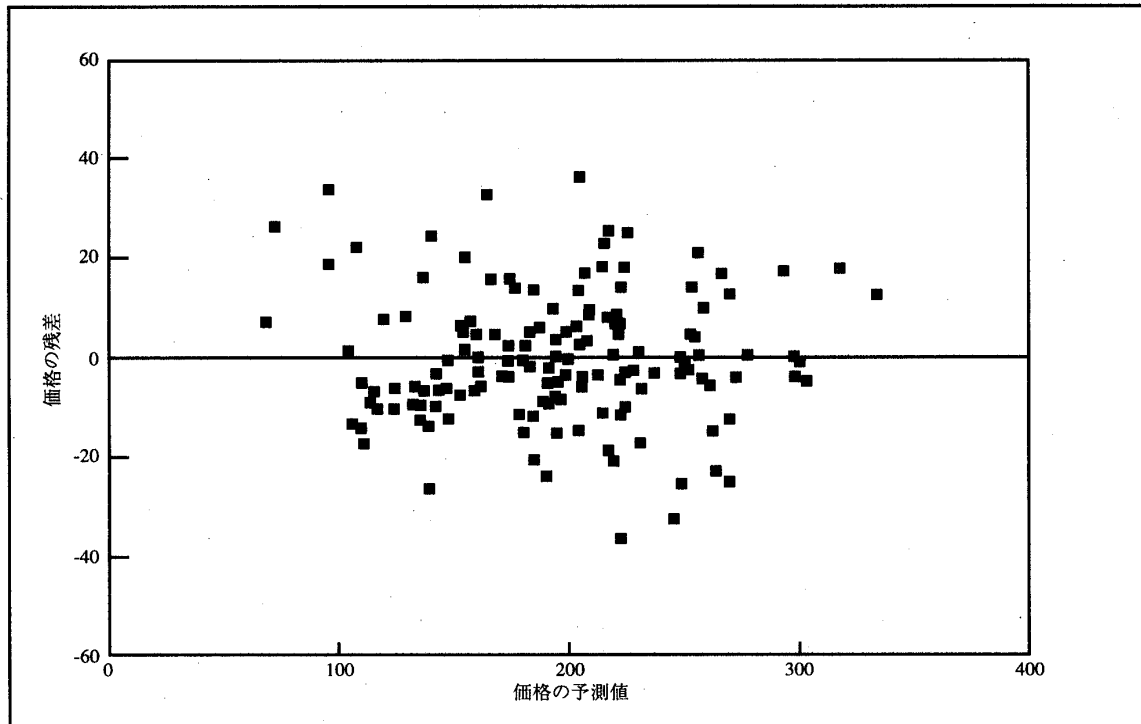


図8：モデル1にもとづいた価格の残差対価格の予測値の散布図

7. 結論

調整済み散布図，重回帰係数推定値の有意性，符合条件， C_p 基準，正規分位点・分位点プロットによる残差の正規性診断，残差プロットによる分散不均一性診断を通じて，ロードスター2車種・セドリック・クラウンの計4車種を除いたデータにモデル1を適用した以下のモデルが最適モデルとなった。

最適モデル（決定係数 $R^2 = 0.944$ ）

$$\begin{aligned} \text{価格}_i = & \overset{(-6.97)}{-90.0} + \overset{(2.52)}{0.0179} \cdot \text{総排気量}_i + \overset{(13.0)}{0.635} \cdot \text{最高出力}_i \\ & + \overset{(8.65)}{0.137} \cdot \text{車両重量}_i + \text{残差}_i. \end{aligned}$$

ここまで日本の乗用車市場に例をとり，原価企画における目標販売価格の決定方法としてわれわれが提案する重回帰分析法とは何かを詳しく説明した。これからわかるように，本稿で提案した方法は少数の数値のみに依存せず，意志決定者が画面上のグラフを視覚的に検討しながら，望ましい重回帰モデルを平明に構築してゆける対話型の意志決定システムになっている。この方法は旧来の自動化されたバッチ型処理に比べて，一見煩雑に見える。しかしながらこのような方法をとることによって初めて，12ページ1から5，17ペー

ジ6.7のような「理解」を得ることができる。

「重回帰分析法」を実際に適用する際の戦略として、最適モデルの他に代替可能なモデルを残しておくのが望ましい場合がしばしばある。この点について、統計理論上および原価企画上から言及しておこう。

まず前者である。第6節の初めでモデル2.3の妥当性を検討していることから明らかに、これらのモデルを最適としなかった主要な理由は C_p 基準がモデル1に比べて大きかったからではないことに留意する必要がある。モデル2.3がモデル1に比べて C_p 基準で劣っていると言えるためには、21ページに述べたように全高以外の七つの説明変数を含んだモデルにバイアスが無いことが必要である。しかしながらわれわれはこの仮定の真偽を知りえない。このため過度に C_p 基準に依存するのは危険であると考え、第6節でモデル2.3の妥当性を検討したのである。モデル2.3を最適としなかった主たる理由は、この154車種に関する限り、これらのモデルの予測価格が高すぎるか安すぎる車種が10車種以上にのぼったことにある。したがって本稿で用いられた154車種の一部あるいはこれらの車種以外に対して、価格予測を行う場合、モデル2.3がモデル1と同様あるいはそれ以上に有効であるという可能性は常に残されている。

原価企画上、最適モデルの他に代替可能なモデルを残しておくメリットとして、市場調査への適用の可能性についても言及しておこう。多くの工業製品市場でマーケティングを行う側が陥りやすい問題点は、その製品から得る消費者の効用（customer benefits）ではなく製品の特長（product attributes and features）をマーケティングしてしまうことにある。このような状況に陥るのを防ぐためには（1）企画構想段階や開発詳細計画の立案段階で決定された設計特性値をそれぞれのモデルに代入して、まず予測販売価格を求め、（2）立案段階で決定された設計特性値をもとに当該製品の妥当な価格を消費者に評価してもらい、（3）予測販売価格と消費者が評価したこの価格との乖離が最も少ないモデルの持つ設計特性値をもって消費者がその製品の効用を測っている変数とするのが良い。これにより開発の重点をこれらの設計特性値に移すことができる。

最後に新製品が相互に独立した各機能システムや各部品ごとに分解できるならば、機能システムや部品ごとにこの「重回帰分析法」を適用し、機能システム別あるいは部品別の価格を予想し、これらを総合して製品価格を予想することもできることは言うまでもない。

注1

調整済み散布図については以下が成り立つことが知られている。

1. 価格の調整済み残差を k 番目の設計特性値の調整済み残差で回帰した単回帰式の係数は、 k 番目の設計特性値の重回帰式の係수에等しい。
2. この単回帰における残差は重回帰の残差に等しい。

これが意味する所は以下の4点である。第1に、上記1より調整済み散布図の傾きの大きさは重回帰における係数の大きさを視覚的にあらわす。

第2に、上記2より調整済み散布図において2つの変数の相関が高まれば、 k 番目の設計特性値の重回帰式の係数の推定値は統計的に有意となる。実際、競合する n 個の製品それぞれについて設計特性値が p 個あれば、推定値の t -値と調整済み散布図の相関係数 r の間に、

$$(t\text{-値})^2 = (n - 1 - p) \frac{r^2}{1 - r^2}$$

という関係が成り立つ。したがって2つの変数の相関係数が1に近ければ、 t -値が高まり、推定値が有意となる。 k 番目の設計特性値を説明変数として含めるかどうかは、自由度 $n - 1 - p$ の t 分布のパーセント点を用いて判断する。ただし本データ ($n=158, 1 \leq p \leq 8$) のように n が p よりはるかに大きければ、 t 分布は正規分布で近似できるので、 t -値2は約95%点、1は約70%点に対応する。したがって $|t\text{-値}|$ が2以上であれば k 番目の設計特性値を説明変数として残し、1以下であれば落とし、中間であれば検討すれば良い。

第3に、上記1と2より k 番目の設計特性値の調整済み残差が非常に大きい点は、 β_k の推定に大きな影響を与える高影響点 (high-leveraged point) となる (Belsley, Kuh, and Welsch [1])。もしこれら高影響点の作るパターンが他の多数の点の作るパターンと異なっていれば、解析からとり除く必要がある。

第4に、 k 番目の設計特性値は価格を調整した残差の計算に係わらないことがあげられる。価格とこの設計特性値への関係が非線型であれば、調整済み散布図がこの関係を浮き彫りにする。したがってその設計特性値を説明変数として重回帰モデルに加えるなら、線型以外の型を選択する必要がある。

このように調整済み散布図が重回帰モデルの作成にはたす役割は、説明変数の選択、異常値の取扱い、非線型関係の探索の点で通常の散布図が単回帰モデルの作成にはたす役割と同じである。

注2

まず説明変数となりうる K 個の変数のうち p 個を含んだ重回帰モデルを考える。 K 個すべてを説明変数として用いれば、このモデルはバイアスを持たないと仮定する。ここから説明変数を徐々に減らしてバイアスを増加させれば、逆に予測値の分散が減少する。したがってどこかにこの両者の和である「予測値の

平均二乗誤差」を最小にする説明変数の数が存在するというのが Mallows の基本的なアイデアである。具体的には Mallows は

$$C_p = \frac{RSS_p}{\hat{\sigma}^2} - (n - 2p)$$

が最小の重回帰モデルを最善とした。ここで n は使用するデータの数、 RSS_p は説明変数を p 個しか含まない重回帰モデルの残差二乗和、 $\hat{\sigma}^2$ は K 個すべてを説明変数に含めた時の σ^2 の不偏推定量である。 K 個すべてを説明変数として用いれば、仮定よりモデルにバイアスが存在しないので、予測分散からの貢献分 K のみが C_p 値となる。Mallows はすべての重回帰モデルの（ Y 切片を含めた）説明変数の数を X 軸に、 C_p を Y 軸にプロットすることによって重回帰モデルを評価する方法を提案した。

参考文献

- [1] D.A. Belsley, E. Kuh, and R.E. Welsch. *Regression Diagnostics*. Wiley & Sons, New York, New York, 1980.
- [2] J.M. Chambers and T.J. Hastie eds. *Statistical Models in S*. Wadsworth & Brooks/Cole Advanced Books & Software, Pacific Grove, California, 1992.
- [3] M.A. Efroymson. In *Mathematical Methods for Digital Computers*, A.Ralston and H.S. Wilf, eds. John Wiley & Sons, New York, NY, 1960.
- [4] D. Freedman, R. Pisani, R. Purves, and A. Adhikari. *Statistics*. Norton & Company, New York, New York, 1992.
- [5] *Encyclopedia of Statistical Sciences*, Vol.8, John Wiley & Sons, New York, NY, 1988.
- [6] W.A. Larsen and S.J. McCleary. The use of partial residuals in regression analysis. *Bell Laboratories Memorandum*, Murray Hill, N.J., 1969.
- [7] W.A. Larsen and S.J. McCleary. The use of partial residuals in regression analysis. *Technometrics*, 14:781-790, 1972.
- [8] C.L. Mallows. Some comments on C_p . *Technometrics*, 15:661-675, 1973.
- [9] 門田安弘. 原価企画における目標販売価格の意義とその決定法, 奈良産業大学「産業と経済」, 8:13-21, 1994.
- [10] 門田安弘. 価格競争力をつける原価企画と原価改善の技法, 東洋経済新報社, 1994.
- [11] 佐和隆光. 回帰分析, 朝倉書店, 1979.
- [12] B. Shapiro and B.B. Jackson. Industrial pricing to meet customer needs, *Harvard Business Review*, November-December:119-137, 1978.
- [13] 田中雅康. コスト・エンジニアリングの本質と日本の現状について (1), 「原価計算」, 274:1-58, 1984.
- [14] 田中雅康・天笠美知夫・阿万達郎. 設計特性値による成熟製品の予測売価の設定方法, 「日本経営工学

会誌」, 39:211-217, 1988.

- [15] J.W. Tukey and P.A. Tukey. Some graphics for studying four dimensional data. In *Computer Science and Statistics: Proceedings of the 14th Symposium on the Interface*, pages 60-66, Springer-Verlag, New York, NY, 1983.
- [16] P.A. Tukey and J.W. Tukey. Graphical display of data sets in 3 or more dimensions. In V. Barnett, editor, *Interpreting Multivariate Data*, pages Chapter 10, 11, and 12, 1981.
- [17] S. Weisberg. *Applied Linear Regression*. Wiley & Sons, New York, New York, 1985.

Target Sales Pricing for Target Costing System

Yuichiro Kanazawa*, and Yasuhiro Monden†,

Abstract

In the market where consumers do not perceive noticeable differences in the quality of products, or in the mature and saturated market, the marketer of a new product sets the price by taking prices of its competing products into consideration. This practice is called market-oriented pricing. According to this pricing, the price of a product is determined by customers' perceptions of the value of the product. In many industrial markets, customers' perceptions of the value of the product depend on performance variables. Performance variables in turn depend on design characteristics. Several market-oriented pricing methods with multiple design characteristics have been proposed: weighting by experts in the field of several simple regression equations of price on each design characteristics; principal components analysis; weight analysis by design parameters; coordinative planning method. In this article, we propose graphical and interactive "multiple regression analysis". Graphics such as adjusted variable plots, C_p plots, normal quantile-quantile plots, residual plots are successively used to construct the best multiple regression pricing model in this analysis. Unlike traditional regression techniques, this analysis relies little on numerical summaries. Instead it is an interactive decision-making system whereby an marketer can construct the best pricing model by carefully examining several kinds of informative graphics on the display. We illustrate the graphical and interactive "multiple regression analysis" through an example from the mature and saturated market, the Japanese automobile market.

Key words

Target Costing, Market-Oriented Pricing, Performance Variable, Design Characteristic, Adjusted Variable Plot, C_p Plot, Normal Quantile-Quantile Plot, Residual Plot

Submitted March 1994.

Accepted October 1994.

* Assistant Professor, The Institute of Socio-Economic Planning, The University of Tsukuba.

† Professor, The Institute of Socio-Economic Planning, The University of Tsukuba.