

中古車価格の予測に関する研究

クオリティマネジメント研究

600B021-1 上村 豪
指導 棟近雅彦 教授

A Study on Forecasting Price of Used Car

by Takeshi Kamimura

1. 研究目的

現在、自動車市場には新車と中古車の2つの市場が存在している。このうち中古車市場では、下取りされた様々な時間経過の車が同時にオークションにかけられ、落札価格（以下、中古車価格と呼ぶ）が付けられる。そのため、他の商品市場とは異なる価格構造になっている。

自動車メーカーにとって、中古車市場は新車市場と同様に重要な収益源といえる。したがって、中古車価格を正確に予測することは、損失の発生しない下取り価格を決定するうえで非常に重要である。しかし、このような背景があるものの、自動車メーカーでは中古車価格を正確に予測する手法を保持していないのが現状である。

そこで本研究では、P社のオークションデータを用いて中古車価格の予測手法を提案することを目的とする。

2. 中古車オークションデータの概要

本研究では、1998年6月～2001年8月の間に全国約90ヶ所の会場で取引されたオークションデータを解析に用いた。表1に中古車1台あたりの集録項目を示す。

表1 中古車の集録項目(ACはオークションの略)

AC会場	AC開催日	車種
ドア	型式	排気量(cc)
グレード	シフト	装備オプション
色	残車検期間(ヶ月)	走行距離(1000km)
年式	車体評価点(10段階)	AC価格(1000円)

なお、本研究では、中古車各1台の説明を「車名(型式、グレード、シフト、装備オプション、色、年式、車体評価点…)」と記述して表す。

3. 重回帰モデル

3.1 重回帰モデルの構築結果

2.より、オークションデータには価格の要因と

なる多くの変数が含まれていることがわかる。このように要因系の説明変数が豊富にある場合、線形な重回帰モデルを構築して予測するのが一般的である。そこで、本研究でもマークIIとオデッセイに対して複数の時期で重回帰分析を適用した。その結果、全ての時期で $R^{*2} \geq 0.8$ 、残差標準偏差15万円となった。このように高い適合性を示しているものの、残差の標準偏差は非常に大きく、重回帰モデルでの予測精度は十分でない。

3.2 重回帰モデルによる予測の問題点

中古車ディーラーは、下取った車を2～3ヶ月先のオークションへかけるのが一般的である。これより、ディーラーの関心は、下取り時期より2～3ヶ月先の中古車価格の予測にある。

そこで、中古車価格の時系列推移を確かめるため、質的項目をある属性に固定してサンプルを抽出し、その価格の生データと平均値の時系列グラフを作成した。以下の図1に、マークII(GX100、グランデ、AT、ACのみ、パール、1997年式、4点)の結果を示す。

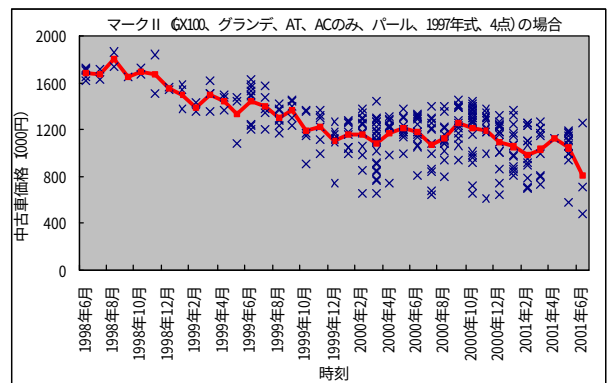


図1 価格の生データおよび平均値の時系列グラフ

図1より、価格について以下のような時系列的傾向を観察することができる。

- (i) 長期的な減少トレンドがある。
- (ii) 月変動(季節変動)の存在が明確でない。
- (iii) 「上昇→下降」を繰り返す循環変動がある。

このような傾向の中で、特に(i)から、中古車価格を予測する上では2~3ヶ月先の減額評価分を考慮する必要がある。しかし、3.1の重回帰モデルにはそのような時系列情報が含まれていないので、将来価格を割高に予測する可能性が高いという問題がある。

4. 中古車価格の予測手法の提案

4.1 標準価格の時系列予測

3.2の問題点を解決するためには、時間的に減少して推移する傾向をとらえた大まかな価格予測をまず先に行うことが必要である。そこで本研究では、図1のように各時刻から質的項目を予測対象車の属性に固定してサンプルを抽出し、その平均価格（以下、標準価格と呼ぶ）について時系列予測を行うことを第1段階に行う。この時、全ての質的項目を固定するのではなく、その中で価格に対して高度に寄与するものだけを固定対象とする。そこで、重回帰分析で F 値 ≥ 10.0 となる質的項目を固定対象として選定する。

3.2で観察された時系列的傾向から、標準価格 $P_0(t)$ は、トレンド変動 $T(t)$ 、月別変動 $M(t)$ 、循環変動 $C(t)$ の3成分に分解して予測できる。そこで、標準価格 $P_0(t)$ の時系列予測において、以下の乗法モデルを仮定する。

$$P_0(t) = T(t) \times M(t) \times C(t) \times R(t) \quad (1)$$

$T(t)$: トレンド変動 $M(t)$: 月変動
 $C(t)$: 循環変動 $R(t)$: 不規則変動

4.2 標準価格から予測対象車価格への補正予測

4.1で予測した標準価格 $P_0(t)$ とは、質的項目のみを予測対象車に固定して抽出したサンプルの平均価格にすぎない。したがって、実際の予測対象車の価格 $P(t)$ を予測するには、 $P_0(t)$ にさらに量的項目の価格変動を付加して補正する必要がある。そこで、本研究ではこの補正を第2段階に行う。

3.1の重回帰分析結果より、量的項目の中で価格に対して圧倒的に寄与しているのは走行距離であった。これより、補正に用いる量的項目は、走行距離だけでよいといえる。走行距離と価格の間には強い負の相関があるので、予測対象車の価格 $P(t)$ に以下の線形な補正モデルを仮定する。なお $X_0(t)$ 、 β は、下取り時期のサンプルで算出した値を予測期(オークション期)の値として代用する。

$$P(t) = P_0(t) + \beta(X(t) - X_0(t)) \quad (2)$$

$P(t)$: t 期の予測対象車の価格(1000円)

$P_0(t)$: t 期の標準価格(1000円)

$X(t)$: t 期の予測対象車の走行距離(1000km)

$X_0(t)$: t 期の標準走行距離(1000km)

β : 補正係数

4.3 提案手法の手順

4.1、4.2で示したように、本研究では【STEP1】標準価格 $P_0(t)$ の時系列予測と、【STEP2】標準価格 $P_0(t)$ から予測対象車価格 $P(t)$ への補正予測の2段階によって行う中古車価格の予測手法を提案する。この提案手法の概要を、以下の図2に示す。

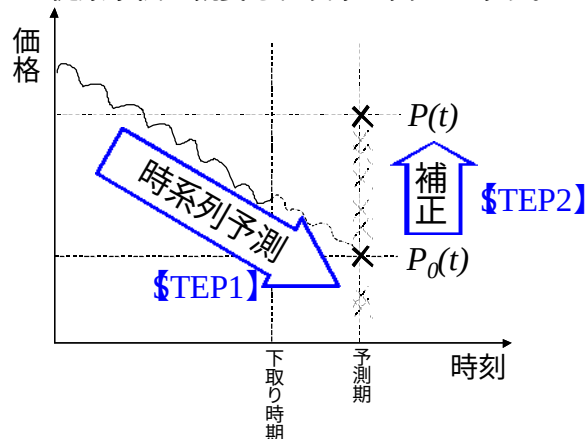


図2 提案手法の概要

【STEP1】では、 $P_0(t)$ 系列を作成した後、これをトレンド変動 $T(t)$ 、循環変動 $C(t)$ 、月変動 $M(t)$ に分解する。次に、これらの時系列予測を行い、各予測値を(1)式のモデルに代入して予測期の $P_0(t)$ を予測する。また、【STEP2】では、まず(2)式のモデルを構築する。そして、これに予測対象車の走行距離 $X(t)$ を代入することで $P_0(t)$ から $P(t)$ への補正を行う。以下に、【STEP1】と【STEP2】の詳細な手順を示す。

【STEP1】 $P_0(t)$ の時系列予測

手順1: 固定する質的項目の選定

下取り時期の予測車種(ex.マークII)の全データに重回帰分析を適用し、 F 値 ≥ 10.0 となった質的項目を固定対象として選定する。

手順2: $P_0(t)$ 系列の作成

観測期間の各月から、手順1で選定した質的項目を予測対象車の属性に固定してサンプルを抽出し、平均価格を算出する。こうして作成された系列を $P_0(t)$ 系列とする。

手順 3-1: $M(t)$ 、 $TC(t)$ 系列の決定

$P_0(t)$ の実測値に 3×3 期移動平均法を適用する。算出された移動平均値と $P_0(t)$ の比をとり、 $M(t)$ を算出する。また、移動平均値からトレンド循環値 $TC(t)$ も算出する。なお、これは $TC(t) = T(t) \times C(t)$ という関係を持っている。

手順 3-2: $T(t)$ 系列の決定

$P_0(t)$ を $M(t)$ で割ることで、季節調整済み実測値を算出する。そして、この系列を目的変数、期数を説明変数とした単回帰モデルを構築することで $T(t)$ 系列を決定する。

手順 3-3: $C(t)$ 系列の決定

$TC(t)$ を $T(t)$ で割って、 $C(t)$ 系列を算出する。

手順 4: $P_0(t)$ の予測

$T(t)$ 、 $M(t)$ 、 $C(t)$ の 3 成分について、予測期の値を予測する。これらを(1)式のモデルに代入して、予測期の $P_0(t)$ を予測する。

【STEP2】 $P_0(t)$ から $P(t)$ への補正予測

手順 5: (2)式のモデルの構築

下取り時期のサンプルを用いて、説明変数を走行距離、目的変数をオークション価格とした単回帰モデルを構築し、その偏回帰係数を(2)式のモデルの β とする。また、このサンプルの走行距離の平均値を算出し、(2)式のモデルの $X_0(t)$ とする。

手順 6: $P(t)$ の予測

手順 5 で構築された(2)式のモデルに、予測対象車の $X(t)$ を代入することで、 $P_0(t)$ から $P(t)$ への補正予測を行う。

5. 提案手法の事例適用

5.1 適用条件の設定

本研究では、1998 年 6 月～2001 年 6 月を観測期間に、下取り時期（2001 年 6 月）から 2 ヶ月後の 2001 年 8 月を予測期（オークション期）に設定した。この設定条件のもとで、5 台のマーク II（GX100、グランデ、AT、AC のみ、パール、1997 年式、4 点、走行距離 $X(t)$ …）や 8 台のオデッセイ（RA1、S、CA、AC のみ、ワイン、1996 年式、4 点、走行距離 $X(t)$ …）などを予測対象車として、提案手法を適用した。5.2～5.3 では、適用結果の 1 例として、主に前者の結果を示す。

5.2 $P_0(t)$ の時系列予測の結果

手順 1: 固定する質的項目の選定

固定する質的項目は、型式、シフト、AW の有無、SR の有無、年式、車体評価点が選定された。

手順 2～手順 3: $P_0(t)$ 系列の作成と分解

予測対象車について $P_0(t)$ 系列を作成し、これをトレンド変動 $T(t)$ 、月変動 $M(t)$ 、循環変動 $C(t)$ の 3 成分に分解した。この分解結果を、以下の図 3 に示す。

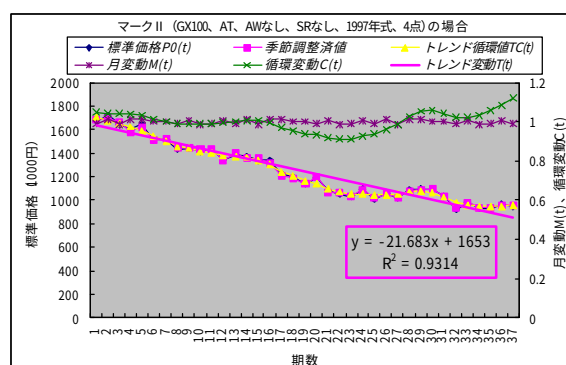


図 3 標準価格 $P_0(t)$ の分解結果

手順 4: $P_0(t)$ の予測

手順 3 の分解結果より、3 成分は $M(t)=0.99$ （∵ 8 月の月指数）、 $T(t)=807.36$ （∵ 単回帰モデルに $t=39$ を代入）、 $C(t)=1.16$ （∵ AR(2)モデル）と予測された。これらの予測値を(1)式のモデルに代入した結果、標準価格の予測値は $P_0(t)=926.65$ となった。

5.3 $P_0(t)$ から $P(t)$ への補正予測の結果

手順 5: (2)式のモデルの構築

下取り時期のサンプルを用いて単回帰モデルを構築した結果、 $\beta = -7.2205$ となった。また、このサンプルの走行距離の平均値を算出することで $X_0(t)=50.40$ となった。これより、(2)式のモデルは以下の(2)'式のモデルのように構築される。

$$P(t) = 926.65 - 7.2205(X(t) - 50.40) \quad (2)'$$

手順 6: $P(t)$ の予測

予測対象車の $X(t)$ を(2)'式のモデルに代入し、補正を行った。以下の表 2 に、5.1 で挙げたマーク II とオデッセイの予測結果の 1 部を示す。

表 2 $P(t)$ 予測結果 (1 部)

	$X(t)$	$P(t)$ 予測値	$P(t)$ 実測値	絶対誤差
マーク II 1	22	1142.08	1022	109.68
マーク II 2	44	988.96	980	7.17
...	...	...	...	...
マーク II 5	26	1114.24	1234	131.20
オデッセイ 1	45	823.09	1005	181.91
オデッセイ 2	75	670.75	693	22.25
...	...	...	...	...
オデッセイ 8	96	564.11	556	8.11

5.4 予測精度の評価

提案手法の予測精度を評価するために、絶対誤差率、平均絶対誤差率、絶対誤差標準偏差を指標とする。これらは、以下のように定義されたものである。

$$\text{絶対誤差率}(\%) = \frac{|P(t)\text{実測値} - P(t)\text{予測値}|}{P(t)\text{実測値}} \times 100 \quad (3)$$

$$\text{平均絶対誤差率}(\%) = \frac{\sum_{i=1}^n \text{絶対誤差率}_i}{n} \quad (4)$$

$$\text{絶対誤差標準偏差} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n |P(t)\text{実測値} - P(t)\text{予測値}|^2}{n-1}} \quad (5)$$

ただし、 n ：データ数

予測対象車について、これらの指標を算出することで予測精度を評価した。以下の表 3 に、5.1 で挙げたマークIIとオデッセイの評価結果の1部を示す。なお、比較対象として重回帰モデルの評価結果を同時に示す。

表 3 予測精度の評価 (1部)

	提案手法		重回帰モデル	
	絶対誤差	絶対誤差率(%)	絶対誤差	絶対誤差率(%)
マークII1	109.68	10.73	55.56	5.44
マークII2	7.17	0.73	4.02	0.41
...	...	...	...	...
マークII5	131.20	10.63	156.48	12.68
絶対誤差標準偏差	120.86		120.93	
残差標準偏差			146.80	
平均絶対誤差率(%)	8.42		8.75	
オデッセイ1	181.91	18.10	159.06	15.83
オデッセイ2	22.25	3.21	52.96	7.64
...	...	...	...	...
オデッセイ8	8.11	1.46	0.47	0.08
絶対誤差標準偏差	91.32		83.50	
残差標準偏差			124.51	
平均絶対誤差率(%)	7.74		6.67	

表 3 より、マークIIでは、絶対誤差標準偏差、平均絶対誤差率ともに、提案手法のほうが重回帰モデルよりも若干小さい値をとっている。

一方、オデッセイでは、両指標とも提案手法のほうが重回帰モデルよりも大きい値をとっている。しかし、両手法の差は、絶対誤差標準偏差で約 8 千円、平均絶対誤差率で約 1%なので大きい差ではない。また、提案手法の絶対誤差標準偏差は、約 9 万円と相場に対して小さい値をとっている。

これらのことから、提案手法の予測精度は比較的高く、重回帰モデルと比較しても劣らないことが分かる。

6. 考察

6.1 陳腐化・劣化を把握する有効性について

新車の場合、価格の内部要因として車体が保持している機能・性能、外部要因としては人気、景気などが挙げられる。これに対して中古車の場合は、様々な経過年数や使用状況のものがあるので、新車の価格要因よりも車体の陳腐化・劣化を主要な価格要因として考慮しなければならない。これらは一様なアプローチで同時に把握できるもので

はないので、それぞれに対して別々なアプローチをする必要がある。

中古車で“陳腐化”とは、新しい型式や年式の車が市場に参入する影響を受けて車体価値が時間経過と共に減少することだといえる。この陳腐化具合を、提案手法では標準価格の減少トレンドを予測することによって把握している。また、中古車で“劣化”とは、走行距離の長くなるにつれて車体価値が減少することだといえる。この劣化具合を、提案手法では走行距離と価格の負の相関関係を利用したモデルによって把握している。

このように、本研究の提案手法は、中古車の主要な価格要因である車体の陳腐化・劣化の度合を、それぞれ【STEP1】、【STEP2】という別々のアプローチによって把握しているので、中古車価格の予測に有効な手法だといえる。

6.2 車種を層別する有効性について

中古車の価格要因は、オークションデータの集録項目から把握できるもの以外にも存在する。例えば人気、新車登録台数、モデルチェンジ時期などが挙げられる。これらは全ての車種に対して一様な寄与をしないので、車種ごとに層別して解析する必要がある。また、走行距離と価格の単回帰モデルの偏回帰係数も全車種で一様ではないので、この点からも車種ごとに層別して解析する必要性がうかがえる。

本研究の提案手法では、【STEP1】の始めで価格に高度に寄与する質的項目を固定しているので、車種を層別する必要性を満たした有効な手法だといえる。

7. 結論と今後の課題

本研究では、中古車価格の予測を【STEP1】標準価格 $P_0(t)$ の時系列予測と、【STEP2】標準価格 $P_0(t)$ から予測対象車価格 $P(t)$ への補正予測の 2 段階によって行う手法を提案し、その有効性について考察した。

今後の課題としては、提案手法を予測対象車が他の様々な属性や車種に設定された場合に適用し、更にその有効性の考察を行うことが挙げられる。

参考文献

- [1] スピロースマクリダスキス他 加藤五郎訳 (1995) : 『計画策定と意思決定のための予測手法入門』 同友館
- [2] 石村貞夫 (1999) : 『SPSS による時系列分析の手順』 東京図書