

2016 年度 卒業論文

耐久財の需要分析

慶應義塾大学 経済学部  
石橋孝次研究会 第 17 期生

有田 真陶

## はしがき

テーマ決めに 6 か月を費やしてしまったが、当初より予定していた耐久財の価格変動について書くことに決めた。耐久財は、他の財に比べてイノベーションが著しく、新製品もすぐに安くなってしまいうという特性を持つ。この価格変動及び、発売からの経過時間や新技術に対する消費者の考え方について非常に興味を持ったので、その分析を卒業論文の題材にするに至った。

## 目次

序章 .....	1
<b>第1章 現状分析 .....</b>	<b>3</b>
1.1 自動車の種類 .....	3
1.2 国産自動車の技術進化.....	3
1.3 国産自動車市場動向.....	4
1.4 自動車の購買理由.....	6
1.5 自動車の販売までの流れ.....	7
1.6 自動車の使用用途.....	8
1.7 購入者の求める情報.....	9
<b>第2章 耐久財の需要関数推定の理論 .....</b>	<b>10</b>
2.1 差別化された財と離散選択モデル .....	10
2.2 ロジットモデル .....	13
2.3 ランダム係数ロジットモデル .....	15
2.4 GRモデル.....	17
<b>第3章 日本におけるの需要の推定 .....</b>	<b>22</b>
3.1 先行研究の紹介 .....	22
3.2 データ .....	27
3.3 推定結果.....	30
3.4 価格弾力性とマークアップ .....	34
<b>第4章 結論 .....</b>	<b>36</b>
<b>参考文献 .....</b>	<b>38</b>

## 序章

この論文を執筆する意義は、二つある。一つは、技術進化の目ざましい耐久財の消費者による購買行動を数値化することで企業は最適行動を考えることができる。二つ目は、需要推定から、社会厚生を考えることができることである。今回自動車を対象として、離散選択モデルであるロジットモデル、ランダム係数ロジットモデルの BLP モデルと BLP モデルを動的に拡張した GR モデルの三つの需要分析の手法を用いて分析を行う。

なぜ自動車市場を対象にしたかという点、まず耐久財であるということがあげられる。耐久財には、食品等の即時的に消費される財とは異なり、比較的高価かつ使用期間が長いことがあげられる。よって、消費者は購入時期を検討し、将来の期待利得を最大化することを考える。その為、その時期のみで行動を決定するわけではない為、動的モデルを利用しやすい。今回の分析では、動的モデルにすることへの効果を研究したかったため、ちょうどよい題材であった。第二に、データの収集がしやすかったことがあげられる。先行研究の Lou *et al.* (2012) や Gowrisankaran and Rysman (2009) では、ビデオカメラやデジタルカメラ等、イノベーションが非常に活発な家電市場の財で実証分析をしているが、販売量のマイクロデータを取得するのが、高い金額を企業に払わないといけないということで断念した。それに対し、自動車は国土交通省に登録申請をしなければならない為、車名ごとの販売量が分かるという利点があった。

また、この論文のテーマである需要関数推定は、非常に社会的に重要なトピックである。なぜなら、第一に企業視点から、企業の第一目標である利潤最大化をするための経営戦略の立案を需要関数推定の結果から考えることが出来るからである。価格弾力性や他企業のマークアップを分析することで、適切な価格設定や特性を判断できるのである。第二に、国家の視点からも非常に重要であるからである。独占禁止法など市場の厚生を考える際に、市場がどれだけ競争的かを判断する指標としても利用することが出来る。

この論文では、まず第一章にて国産自動車市場の現状分析を行い、第二章にて今回の需要関数推定の核となる理論である離散選択モデルの解説、そしてその中でも、今回使用した 3 つのモデル、ロジットモデル、BLP モデル、GR モデルの解説を行う。そして第 3 章ではまず先行研究である Lou *et al.* (2012) を紹介し、その後

私が日本の国産自動車市場に対して推定した結果とその考察を述べていく。

## 第1章 現状分析

この章では統計情報等のデータから、この論文の実証研究で取り上げる国産自動車市場についての現状分析を行う。

### 1.1 自動車の種類

まず、ビデオカメラの種類についてみていく。需要関数推定では、潜在需要を定義しなければならない為、顧客のベースがどこにあるか見極めることが必要であるからである。表 1-1 の通り、自動車の種類は、大きく分けて 4 種類ある。

表 1-1 自動車の種類

種類	民間用		業務用		
	軽自動車	普通自動車	タクシー	大型車(トラック)	けん引車
免許	普通一種		普通二種	大型免許	けん引免許
主な顧客	個人	家族	タクシー会社	運送業者	輸送業者

出所：総務省統計局

主要な自動車の種類は表 1-1 の通りであるが、業務用はいずれも商業目的であり、特に大型車両等は世帯ベースで購入することはないと考えられるため、民間用の自動車とは市場が異なると考えられる。そのため需要関数の推定上、それらを特に考慮する必要はないと考える。唯一タクシーだけは必要な免許が違うものの、普通自動車を同様のものを使っている。しかし、国土交通省の車両保有台数のデータを見る限り、全普通自動車は 2016 年 9 月では 81,464,105 台に対し、タクシーの保有台数は 243,247 台と全体の約 0.2%にしか満たないため、特別考慮する必要はないと考えられる。そして、現在の自動車の世帯当たり保有台数は、1 を超えている。つまり平均して一家に一台以上の自動車があるということである。よって、国産普通自動車の潜在需要は、この論文では、普通自動車の業務利用を考えず、免許の保持人数で考えることとする。

## 1.2 国産自動車の技術進化

今回の論文では、近年の自動車の技術がいかに需要に影響するか、定量的に分析することを目標としている。そこで、実際どのような技術革新が過去5年であったのか、この節では解説する。

### 1.2.1 安全性能

最もここ数年間において進化した技術は、主に安全性能である。この項では、国産自動車を製造している主要2社であるトヨタ自動車、本田技研工業(以下ホンダ)のそれぞれの動向をみる。

まず、トヨタ自動車であるが、2003年2月に急ブレーキの補助をするプリクラッシュセーフティシステムを搭載した。そして2012年12月には、前述の機能に障害物を前方に検知した時に自動で停止する機能を追加した。また、2015年にはコンパクトカー向けのToyota Safety Sense C、ワゴンなどにはToyota Safety Sense Pという2種類の最新の安全技術を搭載したパッケージを作った。このパッケージの主な機能は3つあり、衝突防止支援、自動ハイビーム、車線のずれを防止するレーダーディパラチャートである。2017年にはトヨタ自動車の全車種にいずれかのパッケージを搭載する意向を示している。

次に、ホンダであるが、ホンダは2013年にCMBSというブレーキアシスト機能を搭載し、2014年には自動ブレーキ搭載、2015年からはHONDA SENSINGというトヨタ同様に安全性能をパッケージ販売するようになっている。

自動ブレーキシステムは近年発達した技術であるが、普及率の速さはトヨタ自動車の考えを見ても分かるように、目ざましいものとなっており今後当たり前になっていくだろう。

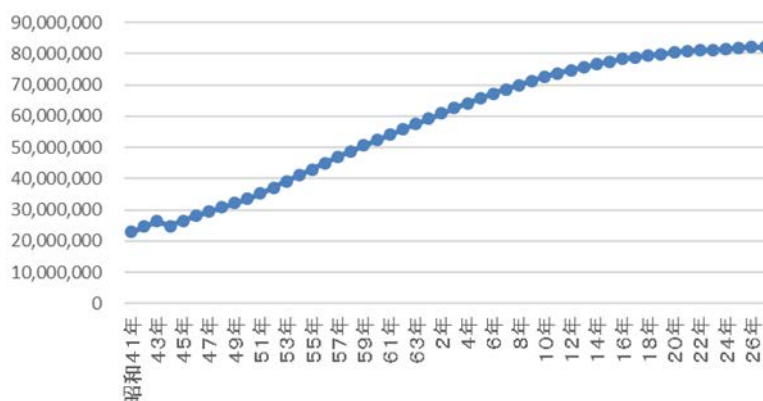
### 1.2.2 運転補助性能

運転補助性能の向上も目ざましい。例えば、トヨタ自動車はITS Connectという、道路の交差点にセンサーを設置し、そのセンサーが車に歩行者等の存在の注意喚起を行ってくれるという仕組みを作っている。また、車の運転において面倒な後退、車庫入れを自動で行ってくれる運転アシスト機能や、車の周りの状況をモニターで示す機能が今搭載された自動車が増えている。

### 1.3 国内自動車市場動向

この節では、国内自動車市場の動向についてみる。まず、自動車の購買需要は自動車免許を持っている人のみに限られる為、自動車免許の総数を表 1-3 に示した。

図 1-1 自動車免許総数の推移

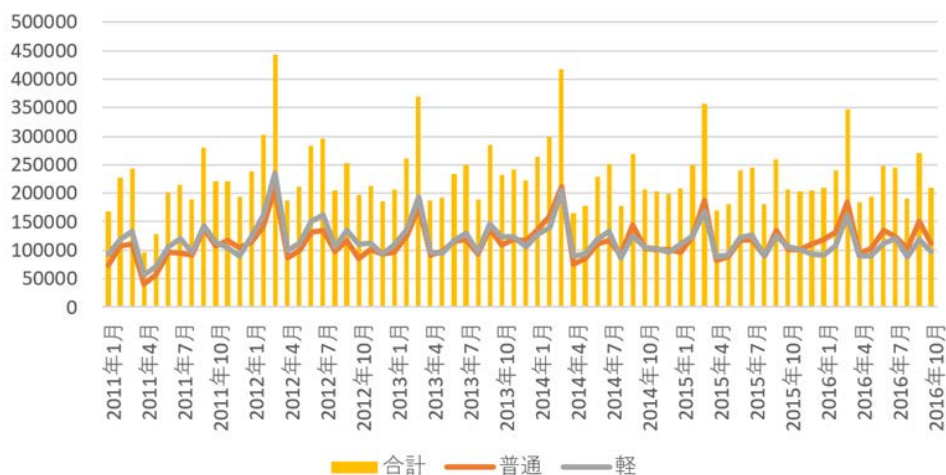


出所:警視庁より作成

図 1-1 から分かるように、自動車免許を保持する人数は、平成 20 年から特に停滞傾向にある。これは近年の少子高齢化による人口の減少傾向や、若者の車離れが原因であるように考えられる。

また、自動車の新車の販売総数は、図 1-2 に示した。

図 1-2 新車販売台数の推移



出所:JADA



普通自動車と軽自動車の販売量は、2013年くらいまでは軽自動車を上回っていたのに対し、それ以降はその立場は逆転している。自動ブレーキシステム等の普及もその時期からであるから、ある程度需要に影響を及ぼしていると考えられる。自動車の販売量の合計は、自動車免許の保持数が減少傾向にあることに起因するのか、やや右肩下がりになっている。また、例年突出して2,3月の需要が非常に大きくなっている。これは、企業の決算が3月にある為、業績を上げるために多く売ろうとしているからである。実際に、図1-3の値引き情報サイトからデータを取得した値引き額の推移を見ると、例年2-3月にかけて、値引き額が大きくなっていることが分かる。



出所: 車を買う!より作成

次に、メーカーごとのシェアを見ていく。ここ数年は、トヨタ自動車が不動の首位であり、次いでホンダと日産自動車が業界2位の座を争っている状況である。

#### 1.4 自動車の購買理由

この節では、車の購買理由について、JAMAが2013年に自動車を新しく購入した1005人に対してアンケート調査をした結果をもとに現状の市場に対する推察をする。

自動車の購買理由は、表1-2に示す通り、故障等、受け身的な理由が半数以上を占めていることが分かる。モデルチェンジ等によって積極的に新車を購入しようとする人は、わずか10%ほどであることがわかる。この調査から、人々は、購入からある程度時間が経ったら、その時期の中で最もよい選択を

しようと考えていることが分かる。

表 1-2 自動車の購買理由のアンケート結果

購買理由	割合(%)
前の自動車が一定基準に達した(車検等)	38
故障、事故など	26
購入補助金制度等	15
前よりもお買い得	12
自動車の使い方の変化	12
家族の増減	10
販売員の勧め	7
広告	7
新型車の発売	6
家計の見通しが悪くなった	4
住環境の変化	3
家計の見通しが良い	2
モデルチェンジ	2
安全性能の向上	2
知人が買ったから	1
モーターショー等のイベント	1
その他	9

出所：オートックワンより作成

### 1.5 自動車の販売までの流れ

自動車は、トヨタや日産自動車などがブランド名としてあるが、実際に販売するのはディーラーである。いずれのブランドも、まず契約している部品工場から各部品を納めてもらい、それを自社工場にて組み立てる。そしてその完成品を、各地方のディーラーに委託販売してもらうという仕組みである。つまり、ディーラーがメーカーに言われた目標販売台数を販売状況を加味しながら、値下げ等することで販売しているのである。よって価格は市場の動きに合わせて変動しているのは確かであり、特にモデルチェンジの際に、旧型車を売り切ることを目的に大きく値下げすることがある。

### 1.6 自動車の使用用途

自動車の使用用途は、表 1-3 に示される通り、買い物が最も多くの割合を占めている。つまり、短～中距離での使用が第一であり、使用頻度が非常に高いということが分かる。よって自動車のガソリンは主に生活費として考えられており、頻繁な

使用においてもガソリン代が抑えられる低燃費の自動車が好まれていることが見てとれる。

表 1-3 自動車の使用用途

使用用途	割合(%)
買い物	24.7
日常の足	20.8
ドライブ	20.7
通勤通学	16.4
旅行	9.9
アウトドア	4.8
業務	2.7

出所：オートックワンより作成

### 1.7 購入者の求める情報

自動車を購入する際に、自動車の性能を重要視することは勿論であるが、高い買い物である自動車を購入することには慎重な人は多い。表 1-4 は車を購入する際に欲しい情報をまとめたものであるが、これを見ると、正しい性能に対する理解が第一位に来ているが、次にロコミ情報を必要としていることが分かる。昨今はインターネットの普及により、他のユーザーの使用感をすぐに知ることが出来、他の人がみな称赞しているのだから、自分もそうなるに違いないと、リスクを軽減させることが出来るようになってきている。また、次に特別プライスやエコカー減税に対する情報といった、出費に影響する情報を求める消費者が多いことが分かる。1.6 節でも示したように、自動車は趣味ではなく、家事の一環としてなど、実務として使用することが非常に多いため、出来るだけ家計に影響がないものを選ぼうとしていると考えられる。

表 1-4 自動車購買の際に求められる情報

情報	割合(%)
性能について	82
口コミ情報	54.5
価格のキャンペーン情報	51.7
オプション情報	48.6
専門家の試乗情報	39.8
エコカー減税に関する情報	37.9
専門家によるおすすめ車種の紹介	27.8
手続きの情報	19.3
ディーラーによるおすすめ車種の紹介	13.9
モーターショー等のイベント情報	10.4

出所：オートックワンより作成

## 第二章 耐久財の需要関数推定の理論

この章では、耐久財の需要関数推定に必要な基礎の理論から、ランダム係数ロジットモデルや、その動的モデルである GR モデルについて、北野 (2012) や、Berry, Levinson and Pakes (1995), Gowrisankaran and Rysman (2009) にしたがって解説する。まず、GR モデルは、BLP モデルの拡張版であるため、まず BLP モデルの基礎となっている、差別化された財の需要推定方法や、離散選択モデルについて北野 (2012) を引用しながら解説する。その後、ランダム係数ロジットモデルや BLP アルゴリズムについて Berry, Levinson and Pakes (1995) を参考に解説する。そして最後に、それまでの理論を前提として Gowrisankaran and Rysman (2009) の GR モデルについて解説する。

### 2.1 差別化された財と離散選択モデル

この節では、差別化された財の推定方法について考察を行う。

#### 2.1.1 差別化された財の推定方法について

まず、GR モデルを理解するための導入として、GR モデルの基礎となっている、差別化された財(differentiated products)の需要推定方法、離散選択モデル、ランダム係数ロジットモデルについて説明する。

初めに、差別化された財の需要推定について、北野 (2012)を引用して解説を行う。差別化された財と同質財の需要関数推定における違いは、同質財の場合一方の財が他方の財を完全に代替する関係があるのに対し、差別化された財の場合、完全な代替性が存在するわけではなく、一方の価格上昇(下落)は他方の財の需要にシフトを起こしはするが、完全に需要がゼロになるわけではないというところにある。つまり、この2財には不完全代替の関係がある。同質財市場の例としては、ガソリンなどがあるが、差別化された財の市場は、多くの車種がある自動車や楽器など、大半の市場は差別化された財が集まって形成されている。

差別化された財の需要関数推定では、財の価格とその需要量の関連性、関連する任意の財とその財の需要量の関連性が重要となり、その関連性はそれぞれ自己価格弾力性、交差価格弾力性を明らかにすることで求められる。つまり、この二つを推定することが需要関数推定のうち、最も大きな役割を果たす。

ここで、北野(2012)を参考に、実際の推定方法、及びその問題点について言及する。  
まず、市場には $J$ 個の財が存在すると仮定する。需要関数は対数線形型とする。

$$\begin{aligned} \ln(q_1) &= \alpha_1 + \beta_{11} \ln(p_1) + \beta_{12} \ln(p_2) + \cdots + \beta_{1J} \ln(p_j) + u_1 \\ \ln(q_2) &= \alpha_2 + \beta_{21} \ln(p_1) + \beta_{22} \ln(p_2) + \cdots + \beta_{2J} \ln(p_j) + u_2 \\ &\vdots \\ \ln(q_j) &= \alpha_j + \beta_{j1} \ln(p_1) + \beta_{j2} \ln(p_2) + \cdots + \beta_{jJ} \ln(p_j) + u_j \end{aligned} \tag{2-1}$$

ここで、 $q_i$ と $p_i$ はそれぞれ財 $i$ の需要量と価格を表し、 $u_i$ は財 $i$ に対する需要のショックを表す。 $\alpha, \beta$ は推定するパラメータであり、特に $\beta_{ii}$  ( $\frac{\partial \ln(q_i)}{\partial \ln(p_i)}$ )は財 $i$ の自己価格弾力性で、 $\beta_{ij}$  ( $\frac{\partial \ln(q_i)}{\partial \ln(p_j)}$ )は財 $j$ の価格に対する財 $i$ の交差価格弾力性を表す。

### 2.1.2 差別化された財の需要関数推定の問題点

主な問題は、パラメータの多さである。(2-1)式からも分かるように、推定に必要なパラメータの個数は市場における財の数が $J$ 個であるとする、推定すべきパラメータは $J^2$ になってしまう。つまり、推定するパラメータが莫大になり、自由度の問題が発生してしまう。

これに対する対処として、差別化された財の需要関数の分析では、財の代替関係に対し、主に効用関数に対し制約を定めることにより、この問題を解決する方法が採択される。

### 2.1.3 離散選択モデル

差別化された財の需要モデルとして、ここでは離散選択モデルを紹介する。離散選択モデルとは、yes, no の 2 値しか取らないなど、被説明変数が幾つかの限られた値を取るような状況において、非線形な選択確率を推定する時に用いるものである。以下はそのモデルの解説となる。

市場 $t$ には $J_t$ 種類の財があると仮定する。ここで、各消費者は、自身の効用を最大化する選択をすると状況を考えると、市場 $t$ において消費者 $i$ が財 $j$ を選んだ時の効用を $u_{ijt}$ とすると、

$$u_{ijt} \geq u_{ij't}, \forall j' = 1, \dots, J_t$$

である場合、この消費者は財  $j$  を選択することになる。市場  $t$  における消費者の選択肢は  $J_{t+1}$  個存在する。つまり、何も買わないという選択肢を設定するのだ。この、何も買わないという選択肢はアウトサイドオプションと言われる。

北野 (2012) では、確率効用モデルを使用している。つまり、効用関数を下記の(2-2)式に設定する。

$$u_{ijt} = v_{ijt} + \epsilon_{ijt} \quad (2-2)$$

$v_{ijt}$  は消費者  $i$  の属性と財  $j$  の品質によって決まる確定項、 $\epsilon_{ijt}$  は消費者ごと、財ごとにランダムに決まる確率項となっている。確率項を用いることによって、消費者の嗜好の異質性を表現している。ロジットモデルにおける確定項は以下(2-3)式のように表現される。

$$v_{ijt} = \alpha(y_{it} - p_{jt}) + \sum_{k=1}^K \beta_k x_{jkt} + \xi_{jt} \quad (2-3)$$

(2-3)式のモデルでは、所得の限界効用が一定という制限がある為、所得の違いが財の選択に影響を与えることはない。その為、例えば、車の市場ではベンツとヴィッツが売られているとして、ベンツは所得の高い人の方が選択しやすい傾向がある財であるとみなせるが、この式からでは、その選択行動の所得における違いが捨象されているという問題がある。これを解決するのが、Berry, Levinson and Pakes (1995) で解説するランダム係数ロジットモデルとなる。

また、 $x_{ijt}$  は財の品質を表す変数であり、例えば、車における燃費や馬力、大きさなど、数値や有無などで観察できる性質である。 $\xi$  は、デザインやカラーリングなど、変数として定量化できないものや、消費者には観察可能であるが、研究者には観察できない事象で、需要に影響を与えるものを指す。 $\beta$  は推定するパラメータで、 $k$  番目の品質から得られる限界効用を指す。

ここで、全ての消費者に共通の財  $j$  を選んだ時に得られる効用、つまり平均効用を  $\delta$  として、(2-4)式のように定式化する。

$$\delta_{jt} = -\alpha p_{jt} + \sum_k x_{jkt} \beta_k + \xi_{jt} \quad (2-4)$$

離散選択モデルでは、財間の効用の差に注目しているため、いずれかの財の平均効用を基準にしなければならないが、それは主にアウトサイドオプションである、何も買わない選から得られる効用をゼロと定義することで成される。

## 2.2 ロジットモデル

選択確率は、ロジットモデルを用いて定められる。消費者  $i$  が製品  $j$  を購入する確率は

$$Prob(u_{ijt} \geq u_{ij't}, \forall j' = 1, \dots, J_t) = \frac{e^{\delta_{jt}}}{1 + \sum_l e^{\delta_{lt}}} \quad (2-5)$$

と表され、つまり個人は市場全体で財  $j$  が選択されている割合、つまりシェア  $s_{jt}$  と一致するとみなすことができる。よって(2-5)式は(2-6)式のように書き換えられる。

$$s_{jt} = \frac{e^{\delta_{jt}}}{1 + \sum_l e^{\delta_{lt}}} \quad (2-6)$$

(2-6)式から、財  $j$  の需要関数は、市場規模を  $M$  とすると、

$$q_{jt} = M_t \cdot s_{jt}$$

と表現できる。特筆すべき点として、ここでの消費者とは、購買した人だけではなく、アウトサイドオプション(買わない)を選んだ人も含むということである。つまり、市場シェア 100%の独占企業があつたとしても、その財を買う人の割合が 1%の場合、 $s_{jt}$  は 1%になるということである。この市場規模の定義は非常に難しく、自動車などの市場では世帯数、スマートフォン市場の場合、13歳以上の人口など、それぞれの市場に適合するものを採択しなければならない。(2-6)式から、自己価格弾力性、及び交差価格弾力性は、

$$\frac{\partial s_{jt}}{\partial p_{rt}} \frac{p_{rt}}{s_{jt}} = \begin{cases} -\alpha p_{jt}(1 - s_{jt}) & \text{if } j = r \\ \alpha p_{rt} s_{rt} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2-7)$$

(2-7)式からわかるように、ロジットモデルでは、自己価格弾力性、交差価格弾力性どちらも  $\alpha$  のみで表現されることがわかる。先で紹介した  $J^2$  問題を考えても、この簡潔さは評価すべきである。しかし、もちろん弊害もある。それを次の節にて紹介し



たい。

### 2.2.1 IIA 問題

前節にて紹介したロジットモデルには、推定すべきパラメータを  $J^2$  個から 1 つにするというメリットがある反面、IIA 問題が発生してしまう。そもそも IIA とは、Independence of Irrespective Alternatives の略であり、つまり無関係な選択肢からの独立性が存在してしまうのである。

$$\frac{s_{jt}}{s_{lt}} = \frac{e^{\delta_{jt}}}{e^{\delta_{lt}}} \quad (2-7)$$

例えば、財  $j$  と財  $l$  のシェアの比率を考えると、(2-7)式のように、財  $j$  と財  $l$  以外の品質や価格が変化しても、この 2 つの財のシェアの比には影響しないことである。この問題性について例を交えて説明する。今、A のハードカバー版の本と、A の文庫本と、B の文庫本があるとしよう。この時、A と B の文庫本のシェアの比は、A のハードカバー版の値下げが起きたとしたら、A の文庫本は需要が減るのに対し、B の文庫本はそれに対する影響をほとんど受けないはずである為、変動するようにみえる。しかし、ロジットモデルにおいては、2 つの文庫本のシェアの比はその 2 財によってのみ定められる為、変わらないという間違った結論を導いてしまう。つまり、この問題を処理しない限り、特定の市場においては正しい推定ができないのである。

### 2.2.2 推定式

Berry (1994) で示されるように、推定式はそれぞれの財とアウトサイドオプションのシェアの比で導出出来、

$$\ln(s_{jt}) - \ln(s_{0t}) = \delta_{jt} = -\alpha p_{jt} + \sum_k \beta_k x_{jkt} + \xi_{jt} \quad (2-8)$$

と表される。(2-8)式は、価格と需要ショックの間に内生性が生じている為、操作変数を用いた推定が必要である。

### 2.2.3 weak instrument 問題

操作変数  $z$  を設定する際には、価格と相関を持ち ( $Cov(p_{jt}, z_{jt})$ )、かつ観察できない品質、あるいは観察できない需要のショックと相関を持たない ( $Cov(\xi_{jt}, z_{jt}) = 0$ ) であるものを設定しなければならないが、賃金などのように、時間や地域に対しては変動するが、財に対しては共通の値をとるような変数にしてしまうと、生産要素価格と価

格の相関は小さくなってしまうため、操作変数としてふさわしくなく、weak instrument 問題を生じる。そのため、操作変数は注意して選定しなければならない。

### 2.3 ランダム係数ロジットモデル

次に GR モデルの基礎となるランダム変数ロジットモデルについて、Berry, Levinson and Pakes (1995) を引用して解説する。これは市場のグループ分けを行う入れ子ロジットモデルと同様に、IIA 問題を緩和するモデルの一種であるが、こちらでは観察された品質の近さに応じて代替関係が異なることが許容されたモデルである。効用関数には、所得効果を伴う(2-9)式を使用する。

$$u_{ij} = \alpha \ln(y_i - p_j) + \sum_{k=1}^K \beta_{ik} x_{jk} + \xi_j + \epsilon_{ij} \quad (2-9)$$

(2-3)式と比較し、 $y_i - p_j$ は対数線形であるので、所得の限界効用は所得水準に応じて変化する。つまり、このモデルにおいては、先の問題点であった価格に対する限界不効用の差を表し、購入する財を所得ごとに差別化できているのである。また、第二項は(2-10)式のように分解できる。

$$\beta_{ik} = \beta_k + \sigma v_{ik} \quad (2-10)$$

$\beta_k$ は消費者ごとに共通の品質 $x_k$ に対する係数で、 $v_{ik}$ は消費者ごとに異なる嗜好を表す。例えば、テレビは、家が広い世帯では大型のものの方が好まれるが、家が小さな世帯ではサイズはそこまで必要とされない。この $\sigma$ が0のときロジットモデルと一致する。これを用いて効用関数を書き換えると、(2-11)式のようになる。

$$\begin{aligned} u_{ij} &= \sum_k \beta_k x_{jk} + \xi_j - \alpha_i p_j + \sum_k (\pi_k D_i + \sigma_k v_{ik}) x_{jk} + \epsilon_{ij} \\ &= \delta_j + \mu_{ij} + \epsilon_{ij} \end{aligned} \quad (2-11)$$

ここで、 $\delta_j$ と $\mu_{ij}$ は

$$\begin{aligned} \delta_j &= \sum_k \beta_k x_{jk} + \xi_j \\ \mu_{ij} &= -\alpha_i p_j + \sum_k (\pi_k D_i + \sigma_k v_{ik}) x_{jk} \end{aligned} \quad (2-12)$$

となる。 $\delta_j$ はこれまで通り財  $j$  の消費から得られる全ての消費者について共通である平均効用であり、 $\mu_{ij}$ は消費者ごとに異なる財  $j$  に対する嗜好を表す。

$\epsilon_{ij}$ を独立に同一第 1 種極値分布に従うと仮定すると、消費者  $i$  が財  $j$  を選択する確率は

$$s_{ij} = \frac{e^{\delta_j + \mu_{ij}}}{1 + \sum_l e^{(\delta_l + \mu_{il})}} \quad (2-13)$$

となる。また、データセットの制約として、集計データしか用いることができないので、個人の選択行動を細かく見ることは出来ない。そこでランダム係数ロジットモデルでは、市場において、人口動態などの分布情報を用いて各財のシェアを(2-14)式のように定義する。

$$s_j = \int_y \int_D \int_v s_{ij} dP_v(v) dP_D(D) dP_y(y) \quad (2-14)$$

ただし、 $P_y(\cdot)$ は消費者（家計）の所得の累積分布関数、 $P_D(\cdot)$ は消費者の属性の累積分布関数、 $P_v(\cdot)$ は標準正規分布の累積分布関数を表している。ここから、自己価格弾力性、交差価格弾力性は(2-15)式のように表される。

$$\frac{\partial s_j}{\partial p_r} \frac{p_r}{s_j} = \begin{cases} -\frac{p_j}{s_j} \int_y \int_D \int_v \alpha_{s_{ij}} (1 - s_{ij}) dP_v(v) dP_D(D) dP_y(y) & \text{if } j = r \\ \frac{p_j}{s_j} \int_y \int_D \int_v \alpha_{i s_{ir} s_{ij}} dP_v(v) dP_D(D) dP_y(y) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2-15)$$

### 2.3.1. ランダム係数ロジットモデルの推定式

離散選択モデルでは、2.1.1.節で示したように、シェアベクトルと平均効用ベクトルが一对一で対応することが知られている為、ロジットモデル同様に、デルタに含まれる  $\xi$  を誤差項とする推定式を考える。このとき、観察不可能な  $\xi$  に対する積率条件を用いることにより推定可能となる。また、 $\delta$  はロジットモデルでは、(2-8)式に示される通り平均効用を解析的に導出できるのに対し、ランダム係数ロジットモデルではそれが不可能なため、 $\mu_{ij}$  上のパラメータ  $\theta$  が与えられたもとで観察されたシェア  $s$  と対応する  $\delta$  を縮小写像法や MPEC という手法を用いて近似的に計算することが求められる。

つまり、平均効用  $\delta$  は、パラメータを  $i$  とする式で表現できるので、

$\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \dots, \beta_k)'$ ,  $\boldsymbol{x}_j = (x_{j1}, \dots, x_{jk})'$  とすると、推定式は、

$$\xi_j(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}) = \delta_j(\boldsymbol{\theta}) - \boldsymbol{x}'_j \boldsymbol{\beta} \quad (2-16)$$

となる。

### 2.3.2 BLP アルゴリズム

まず、 $E[z\xi]=0$  を満たすような操作変数  $z$  を設定し、GMM でパラメータ  $(\theta, \beta)$  を推定する。

操作変数が  $L$  個あるとして、操作変数行列を  $Z = (z_1, \dots, z_L), z_l = (z_{1l}, \dots, z_{Jl})'$  とすると、GMM 推定量は

$$(\hat{\theta}, \hat{\beta}) = \arg \min_{\theta, \beta} \xi(\theta, \beta)' ZWZ' \xi(\theta, \beta) \quad (2-17)$$

ただし、 $W$  は weighting matrix ( $L \times L$ ) とする。つまり  $\beta$  は、

$$\hat{\beta}(\hat{\theta}) = (X' ZWZ' X)^{-1} X' ZWZ' \delta(\hat{\theta}) \quad (2-18)$$

となり、 $\theta$  のみの非線形問題を解けばいいことがわかる。しかし、解析的に  $\delta_j$  を求めることは出来ないため、BLP(1995)では縮小写像法を用いる。

## 2.4. GR モデル

本節では、第 3 章での実証研究で用いるモデルである、Gowrisankaran and Rysman (2009) にしたがって耐久財における動的モデルである GR モデルを解説する。この論文の特徴は、静的な BLP モデルでは正しく推定できない耐久財に対して動学的なアプローチから推定を可能にしたことである。耐久財に静的なモデルを使用できない理由は、2 点あり、1 点目はアウトサイドオプションから得られる効用が必ずしも 0 でないことだ。耐久財における買うという選択肢は、初購入と買い替えの 2 パターンに場合分け出来、初購入の人による、購入しないという選択から得られる効用は確かに 0 であるが、既に持っており買い替えという場合には、アウトサイドオプションから得られる効用は 0 でないのである。2 点目は将来の予測を消費者は行うということである。耐久財の品質の向上は毎年一目で分かるほど革新的であり、同時に既存品はすぐに値落ちすることが分かっているため、将来の市場を予想し、今の市場から得られる効用と、将来の市場から得られる効用を比較して、消費者はその期において買わないという選択をとることがあるのである。

### 2.4.1 各消費者の最適行動決定モデル

$t=0$  から始める。消費者は最初効用ゼロとしてみなす。財の購入による効用は

$$u_{jt} = f_{jt} - P_{jt} + \varepsilon_{jt} \text{ for } j = 1, \dots, J_t \quad (2-19)$$

ただし、 $\varepsilon_{jt}$ は第一種極値分布に従う。何も買わないとき、消費者は以下の効用を得る。

$$u_{0t} = f_{0t} + \varepsilon_{0t} \quad (2-20)$$

$f_{0t}$ は、初めて商品を買う時を $\hat{t}$ とすると、 $t < \hat{t}$ ならば0、 $t > \hat{t}$ ならば $f_{\hat{t}}$ となる。つまり、すでに購入している人にとっては、購入しなくても効用があると考えるのである。ここから、個人の複数回の購入を考慮できているということになる。また、消費者の期待についての仮定は、以下の4つである。

- 消費者は $t$ 期において $J_t + 1$ つの選択肢を持ち、将来的な効用を最大化する。
- 消費者は $t$ 期の情報はすべて持つが、未来の $\varepsilon$ のショックはわからない。
- 未来のモデルは参入退出、価格変動、情報の不完全性によって変化する。
- $\Omega_t$ は将来のモデルの属性に影響を及ぼすような、モデルの数、属性、他の要因とする

$\Omega_t$ をマルコフ過程に基づくものとし、 $\Omega_{t+1}$ は $\Omega_t$ に依存するとする。その時、状態空間 (state place)は $(\vec{\varepsilon}, f_{0t}, \Omega_t)$ この仮定の下でのベルマン均衡は、

$$V(f_0, \Omega) = \int \max\{f_0 + \beta E[V(f_0, \Omega')|\Omega] + \varepsilon_0, \max_{j=1, \dots, J} \{f_j - P_j + \beta E[V(f_j, \Omega')|\Omega] + \varepsilon_j\}\} g_{\varepsilon'}(\vec{\varepsilon}) d\vec{\varepsilon} \quad (2-21)$$

これは、 $t$ 期において、各消費者がその時点における効用を最大化してくれる財を購入することと、何も買わないことの効用を比較している式である。また、 $\Omega'$ は来期の市場の状態のことである。つまり、将来を見据えて各消費者は選択することを許容している。

価値の極値分布の集合特性を用いて、 $V(f_0, \Omega)$ は、

$$V(f_0, \Omega) = \ln[\exp(f_0 + \beta E[V(f_0, \Omega')|\Omega]) + \exp(\delta(\Omega))] \quad (2-22)$$

に書き換えられる。この時、Logit inclusive value は、

$$\delta(\Omega) = \ln(\sum_{j=1, \dots, J} \exp(f_j - P_j + \beta E[V(f_j, \Omega') | \Omega])) \quad (2-23)$$

であり、 $\Omega$ は $V$ に現在の $\delta(\Omega)$ と将来の $\delta(\Omega)$ の予測にしか用いないため、現在、将来における $\delta$ が動学的な消費者の効用最大化への最適な統計量であることが分かる。よって、消費者は購入から得る効用は $\delta$ のみに依存する。また将来の予測も $\Omega$ からでなく、現在の $\delta$ を基準にして考える。

$g(\delta' | \delta)$ を条件付き密度とし、以下の仮定を置く。

*Inclusive value efficiency (IVS):*

$$\text{If } \delta(\Omega) = \delta(\tilde{\Omega}) \text{ then } g_{\delta}(\delta(\Omega') | \Omega) = g_{\delta}(\delta(\tilde{\Omega}') | \tilde{\Omega}) \text{ for all } \Omega, \tilde{\Omega}$$

IVSの下で $\Omega$ は $\delta$ で置換できるので、dynamic problemは、式()、式(2-23)からわかるように、 $v, \delta, g(\delta', \delta)$ で定義される。

$$v(f_0, \delta) = \ln[\exp(f_0 + \beta E[v(f_0, \delta') | \delta]) + \exp(\delta)] \quad (2-24)$$

平均効用 $\delta$ は、

$$\delta = \ln(\sum_{j=1, \dots, J} \exp(f_j - P_j + \beta E[v(f_j, \delta') | \delta])) \quad (2-25)$$

また、来期の $\delta$ を、線形自己回帰式である

$$\delta_{t+1} = \gamma_1 + \gamma_2 \delta_t + v_{t+1} \quad (2-26)$$

としてみなす。 $v_{t+1}$ は平均0の標準正規分布に従い、 $t$ 期においてでは未知である。 $\gamma_1$ と $\gamma_2$ は付随パラメータである。この仮定で、消費者は平均では産業の進歩に対して正しく見做せる。

以上をまとめると、IVS、合理的な期待を前提とした消費者の最適な行動決定原理の結果、条件は(2-24),(2-25),(2-26)式を解くことにより、消費者の最適行動を求められる。

#### 2.4.2 消費者全体の行動原理と推論

今までは一人の消費者の最適行動について考えてきたが、これからは消費者全員に

ついて考える。まず、前提として、消費者は flow utility( $f_{ijt}$ )、価格不効用( $P_{ijt}$ )、ショック( $\varepsilon_{ijt}$ )、未来への期待( $\delta_{it}, v_i(\gamma_{1i}, \gamma_{2i}, v_{it})$ )で異なる。また、Flow utility  $f_{ijt}$  は

$$f_{ijt} = x_{jt} \alpha_i^x + \xi_{jt} \quad (2-27)$$

価格不効用  $P_{ijt}$  は

$$P_{ijt} = \alpha_i^p \ln(p_{jt}) \quad (2-28)$$

$\alpha_i^x, \alpha_i^p$  は消費者のランダム係数であり、時間は考慮されておらず、標準正規分布に従う。合計( $\alpha^x, \alpha^p$ )、そして分散  $\Sigma$  を求める。パラメータは  $\alpha, \beta, \Sigma$  であるが、 $\beta$  の推定は難しいため、月毎に 0.99 とし、 $\alpha, \Sigma$  のみを算出する。

BLP モデルと同様に、GMM 評価関数を

$$G(\alpha, \Sigma) = z' \vec{\xi}(\alpha, \Sigma) \quad (2-29)$$

とし、以下の式を満たすように推定する。

$$(\hat{\alpha}, \hat{\Sigma}) = \operatorname{argmin}_{\alpha, \Sigma} \{G(\alpha, \Sigma)' WG(\alpha, \Sigma)\} \quad (2-30)$$

$G(\alpha, \Sigma)$  を求めるために  $i$  における、以下を満たすマーケットシェアを算出する。

つまり、Joint fixed point を解決することによる消費者の意思決定を算出する。最初 ( $t=0$ ) では outside good のみを持つことを前提にした条件下での購入確率は

$$\frac{\exp(\delta_{it})}{\exp(v_i(f_{i0t}, \delta_{it}))} \times \frac{\exp(f_{ijt} - P_{ijt} + \beta E[v_i(f_{ijt}, \delta_{i,t+1}) | f_{ijt}, \delta_{it}])}{\exp(\delta_{it})} \quad (2-31)$$

ただし、各期にシェアと所有物を更新するものとし、 $\xi$  のシェアから算出する。

Flow utility は、

$$F_{jt} = x_{jt} \alpha^x + \xi_{jt}, \quad j = 1, \dots, J_t \quad (2-32)$$

であり、モーメント条件は、

$$s_{jt} = \hat{s}_{jt}(\vec{F}, \alpha^p, \Sigma), \quad \forall j, t \quad (2-33)$$

$$F_{jt}^{\text{new}} = F_{jt}^{\text{old}} + \psi(\ln(s_{jt}) - \ln \hat{s}_{jt}(\vec{F}^{\text{old}}, \alpha^p, \Sigma)), \quad \forall j, t \quad (2-34)$$

となる。ただし  $\psi$  は  $(1-\beta)$  とする。

#### 2.4.4 縮小写像法によるパラメータの推定

BLP アルゴリズムを利用して、パラメータを算出する。

まず、真のシェアと理論上のシェアの誤差を最小にするような、 $\delta_{it}, v_i(f_{i0t}, \delta_{it}), F_{jt}$  を(2-24)式、(2-25)式、(2-26)式を用いて算出する。

そして、この収束した値をシェアの式に入れ、 $\vec{F}$ を出す。

この $\vec{F}$ を使って $f_{ijt} = x_{jt}\alpha_i^x + \xi_{jt}$ から $\vec{\xi}(\alpha, \Sigma)$ を求め、

$$(\hat{\alpha}, \hat{\Sigma}) = \operatorname{argmin}_{\alpha, \Sigma} \{G(\alpha, \Sigma)'WG(\alpha, \Sigma)\}$$

を構築する。これが最小になるまで繰り返すことにより、推定する。



## 第三章 実証研究

### 3.1 先行研究の紹介

この章では、GR モデルを用いてデジタルカメラ市場の需要分析を行った Lou *et al.*(2012)を紹介する。この論文では、アメリカのデジタルカメラ市場を対象に、BLP モデルと GR モデルから、需要関数推定を行ったものである。また、GR モデルの代わりに、BLP モデルに製品の発売からの時間を変数に加え、動的な動きに対応させた BLPWP モデル(BLP with proxy)を作り、その効果を確認している。使用したデータは、操作変数となる製品の特性データや人口動態である。表 3-1 にそれぞれの変数の説明を書いた。

表 3-1 変数の説明

変数	意味
Mean price	平均価格(ドル)
Random price	ランダム価格(ドル)
Resolution	解像度(メガピクセル)
LCD	液晶画面サイズ(インチ)
Opt.zoom	光学式ズーム
Size	製品の体積(inch)
Weight	製品の重さ(oz)
Dig.zoom	ズーム距離
Age	製品の発売されてからの時間(月)
Random age	Ageのランダム項
Nikon	ニコンなら1をとるダミー変数
Sony	ソニーなら1をとるダミー変数
Canon	キャノン製品なら1をとるダミー変数
Olympus	オリンパス製品なら1をとるダミー変数
Kodak	コダック製品なら1をとるダミー変数
Fujifilm	富士フィルムなら1をとるダミー変数
Trend	タイムトレンド項
Random constant	定数のランダム項

出所: Lou *et al.* (2012)

### 3.1.1 アメリカのデジタルカメラ市場の進歩

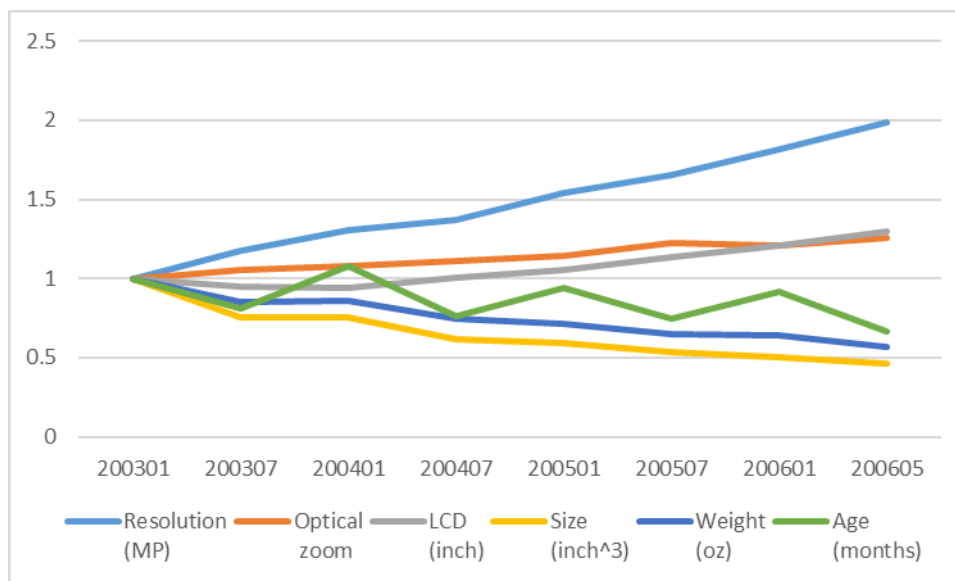
アメリカのデジタルカメラ市場は、データセットである 2003 年の 1 月から、2006 年の 5 月までに目ざましい技術進化があった。表 3-2、及びそれを図示した図 3-1 から見てわかるように 3 年前のスペックとは見違えている。ここからも、消費者は、将来の市場の進歩を期待し、その期に無理に買わないという選択肢に対しインセンティブがあることが分かる。

表 3-2 標本データの特性変化

Time	Resolution (MP)	Optical zoom	LCD (inch)	Size (inch <sup>3</sup> )	Weight (oz)	Age (months)
<i>All Observations</i>						
	4.2	3.03	1.8	14.77	6.8	8.31
<i>Monthly observations</i>						
200301	2.81	2.72	1.69	24.56	9.65	9.9
200307	3.3	2.87	1.6	18.61	8.19	8.01
200401	3.66	2.93	1.59	18.51	8.33	10.65
200407	3.86	3.03	1.7	15.21	7.17	7.53
200501	4.33	3.12	1.78	14.59	6.86	9.34
200507	4.66	3.34	1.92	13.07	6.29	7.4
200601	5.1	3.29	2.04	12.33	6.18	9.05
200605	5.59	3.41	2.19	11.33	5.49	6.55

出所: Lou *et al.* (2012)

図 3-1 2003 年 1 月を 1 とした時の特性の変化



出所: Lou *et al.* (2012)

どの特性も消費者の望む方向に約 2 倍の進歩を遂げている。また Age の動きを見てわかるように、時間が経つにつれて製品の移り変わりが早まっていることから、ビデオカメラ市場の競争も激化している。

### 3.1.2 回帰結果と考察

回帰結果は表 3-3 の通りであった。

表 3-3 回帰結果

Variable	BLP model		BLPWP model		GR model	
	Parameter estimate	Standard error	Parameter estimate	Standard error	Parameter estimate	Standard error
Mean price	-2.61***	0.124	-2.878***	0.276	-4.402***	0.315
Random price	0.802***	0.062	1.006***	0.135	0.037***	0.010
Resolution	2.480***	0.089	0.962***	0.113	4.378***	0.159
LCD	1.443***	0.162	0.906***	0.161	2.184***	0.094
Opt.zoom	1.518***	0.075	0.997***	0.075	3.763***	0.193
Size	1.376***	0.120	0.073	0.122	-0.027	0.175
Weight	-0.323***	0.208	-0.589***	0.228	-1.378***	0.359
Dig.zoom	-0.323	0.247	0.907***	0.200	-1.296***	0.281
Age			-0.956***	0.058		
Random age			0.416***	0.148		
Nikon	0.581***	0.083	-0.092	0.080	0.093	0.103
Sony	0.869***	0.067	0.577***	0.064	0.821***	0.080
Canon	0.491***	0.057	0.239***	0.057	0.723***	0.064
Olympus	0.624***	0.060	-0.364***	0.058	-0.519***	0.074
Kodak	0.200***	0.069	-0.212***	0.067	-0.568***	0.083
Fujifilm	-0.852***	0.076	-0.655***	0.077	-1.530***	0.085
Trend	-0.113	0.089	-0.065	0.161		
Constant	2.272***	0.417	-6.226***	0.981	1.090***	1.683
Random constant	0.472	0.501	4.834***	0.896	9.932***	0.456

出所：Lou *et al.* (2012)

ただし、\*\*\*は1%有意、\*\*は5%有意、\*は10%有意であることを示す。

3つの回帰結果を比べると、いずれも大まかには期待通りの符号、優位性が確認できた。特筆すべき差としては、サイズに関する推定結果は、BLPモデルだと正に有意、BLPWPモデルとGRモデルではほとんど0である。家電に対する世の中のトレンドとしては、コンパクト化が好まれており、実際表3-2から分かる通り、3年間でおよそビデオカメラのサイズは半分になっていることから、サイズの小さいものに需要があったと推察できる。

次に、ここから推定されたマークアップや自己価格弾力性、及び交差価格弾力性について見ていく。

表 3-4 マークアップと各種弾力性

BLPmodel	平均	標準誤差	最小	最大
自己価格弾力性	-1.16	0.034	-1.103	-1.256
最大交差価格弾力性	0.0094	0.0032	0.0035	0.0223
マークアップ <sup>o</sup>	0.88	0.027	0.806	0.935
BLPWPmodel				
自己価格弾力性	-1.443	0.108	-1.2264	-1.699
最大交差価格弾力性	0.0183	0.0056	0.0086	0.0392
マークアップ <sup>o</sup>	0.72	0.054	0.606	0.854
GRmodel				
自己価格弾力性	-3.418	0.006	-3.387	-3.425
最大交差価格弾力性	0.0563	0.0029	0.047	0.061
マークアップ <sup>o</sup>	0.32	0.001	0.318	0.322

出所: Lou *et al.* (2012)

BLPモデルからGRモデルになるに従って、価格弾力性が上がり、マークアップが減少していることから、競争が激化していることがわかる。やはり、将来の市場との競争を仮定していることが、この大きな違いだろう。実際、ビデオカメラ市場のマークアップ率は30%前後であるという研究結果も多くあり、GRモデルの効果が実感できる。

### 3.2 データ

今回の分析では、2010年1月から2016年10月までの70か月を対象とした月次データを取得した。今回はロジットモデル、BLPモデル、GRモデルの3手法を用いて分析を行ったが、どの離散選択モデルでも必要なデータは、自動車の燃費等の特性データ、価格情報、市場規模である。そして、ランダム係数ロジットモデルであるBLPモデル及びGRモデルにおいて更に必要になるのは、人口や世帯数などのデモグラフィックデータである。

特性データは、Gooカタログから、燃費、排気量、価格、車体重量、室内の広さを取得した。今回の分析では、車名ごとのデータはあるものの、その中でどのグレードを選択したかまでの言及はされていない。その為、最安値のベースグレードのデータにして、今回の分析を行った。また、対象車種は、普通自動車内で、売り上げ上位40車種を対象とした。また、電気自動車も最新のテクノロジーとして取り上げたかったが、売り上げ上位の車種が日産のリーフのみであったため、電気自動車の需要への影響を考察することは出来なかった。

価格データに関しては、カタログ値についてはgooカタログからデータを取得した。しかし、自動車等の電気製品は一般に値下げが横行しており、そこを加味して考えるべきであると思われる。そのため、クルマを買う！という値引き情報サイトから月次の値引き額データを得た。

次に市場規模であるが、これは第一種普通免許保有者数を平均車齢（月）で割ったものとした。そして、デモグラフィックデータは、世帯人数と年収のデータ（平均、標準偏差等）を総務省から取得し、各市場につき50人で乱数発生させた。世帯人数も年収も対数正規分布の形に分布していると仮定している。

以上のものをまとめたものが、表3-5である。

表 3-5 変数の説明

変数名	説明変数	期待される符号
<i>price</i>	価格(円)	-
<i>haikiryo</i>	排気量(cc)	
<i>pwr</i>	最大出力(kw)/重さ(kg)	+
<i>weight</i>	重さ(kg)	
<i>size</i>	室内のサイズ(mm <sup>3</sup> )	△
<i>hybrid</i>	ハイブリッドダミー	+
<i>crash</i>	自動ブレーキの有無のダミー	+
<i>parkassist</i>	インテリジェントパーキングアシストのダミー	+
<i>panorama</i>	パノラミックビューモニターのダミー	+
<i>time</i>	マイナーアップデートからの時間	-
<i>bigtime</i>	フルモデルチェンジからの時間	-
<i>kuchi</i>	口コミの☆(1-5)	+
<i>nebiki</i>	値引き額(円)	+

他の先行研究とは、口コミや値引き額を説明変数として取った点である。口コミは価格.com から、モデルチェンジごとのデータを、1-5 の 5 段階評価で表したものの平均を用いた。また、モデルチェンジやマイナーアップデートからの時間も説明変数に組み込んだ。

次に、期待される符号の説明をしていく。まず、価格は無論マイナスである。最大出力÷重量は、車の力を表すので、プラスであると考えた。他にも自動ブレーキ等の最新技術は搭載しているものを 1 とするダミー変数としたが、搭載した方が安心できると考え、プラスであると考えた。販売からの時間である *time* と *bigtime* は、新型のモデルの方が購買意欲が高いと考え、マイナスにした。室内のサイズは、乗る人数に依存する可能性を加味して、どちらとも言えないとした。

価格の内生性に対処する為に用いた操作変数は、Berry, Levinson, and Pakes (1995) に従い、同企業内での特性値の平均とした。今回選んだ特性値は総重量と排気量である。なぜなら、価格との相関係数がそれぞれ 0.5972、0.7898 と大きいことが確認され、*weak instrument* 問題を解決していると考えたからだ。

表 3-6 記述統計量

変数名	平均値	標準偏差	最大値	最小値
price	229.2190907	94.16233834	642.6	99.96
nenpi	18.57965066	6.068368189	40.8	7
haikiryo	1809.211354	510.2877688	4608	970
power	98.81746725	34.37925513	255	51
weight	1394.510699	311.4603188	2090	910
size	4.362197966	1.272333538	7.14546	3.1553775
hybrid	0.209985735	0.407356195	1	0
crash	0.276462197	0.447311901	1	0
parkassist	0.070756063	0.256453517	1	0
panorama	0.069044223	0.253565498	1	0
time	9.493922967	8.610136523	61	0
bigtime	38.60798859	27.91428997	143	0
kuchi	4.167816594	0.366108955	4.8	3
nebiki	23.70670471	7.569549904	40	0

表 3-6 には記述統計量を示したが、今回分析に用いたのは 53 車種、標本数は 3504 個である。70 ヶ月分のデータを取得したが、2011 年から 2016 年の間に発売されたり、販売中止となった車種が存在するため、このような半端な数字となっている。また、アルファードとアルファードハイブリッドなど、同一車名でもハイブリッド車種があるものは、分けてデータを取っており、他にも販売台数が月に 10 台に満たないものは、正確な推定が出来ない懸念が存在するため、標本から消した。統計量から、価格改定を含むマイナーアップデートは平均 9.4 ヶ月に対し、モデルチェンジは平均 38.6 ヶ月と、1 モデルに対し、約 4 回のアップデートをしていることが分かる。また、ハイブリッドカーは全体の 2 割、値引き額は平均 23.7 万円と、値引き前平均価格が 229 万円であることから、およそ 10%の値引きが通例となっているようである。また、燃費は 30-40km/h のコンパクトハイブリッドカーと、20-30km/h の低燃費車、ワゴン車等は 7-15km/h に分かれた分布となっている。自動ブレーキ搭載車は全体の 27%、自動パーキング機能は全体の 7%に留まった。Panorama に示される、自動車の周りの情報をモニターに映し出す機能を搭載する自動車は、記述統計量を見ると分かるように、搭載車が自動パーキングシステムとほぼ同じであるため、今回の推定では、多重共線性の観点から用いなかった。



### 3.3 推定結果

この節では、実際に推定した結果について述べる。まず、OLS や操作変数法を用いた 2SLS によるロジットモデルの回帰結果を示し、その後 BLP モデルや GR モデルによる回帰結果を示す。

#### 3.3.1 ロジットモデル

ロジットモデルは、Berry(1994)を参考とした。ベースとなるモデルは、(3-1)式の通りである。被説明変数は、シェアの対数から、アウトサイドオプションを差し引いた値とした。ただし、アウトサイドオプションは 0 として考えている為、シェアの対数と同義となっている。

$$\ln\hat{s}_j - \ln\hat{s}_0 = \delta_j = X_j\beta - \alpha p_j + \xi_j \quad (3-1)$$

表 3-7 ロジットモデルの回帰結果

variable	OLS		2SLS					
			(1)		(2)		(3)	
	Parameter Estimate	Standard Error	Parameter Estimate	Standard Error	Parameter Estimate	Standard Error	Parameter Estimate	Standard Error
price	-0.0071359***	0.0002127	-0.120312***	0.003647	-0.0065003***	0.0002139	-0.08003***	0.0002602
nenpi	0.0672688***	0.0030982	0.480216***	0.0032557	0.0551928***	0.0031771	0.574288***	0.0030533
crash	-0.027066	0.0396404	0.0023921	0.0384481	0.551928	0.0388144	0.1296074***	0.0379889
parkassist	0.416918***	0.0631227	0.354183***	0.0622486	0.2869042***	0.0625715	0.1414203*	0.0631421
size	0.2052161***	0.0160681	0.3096891***	0.0170855	0.2951521***	0.0172547	0.2204983***	0.0159778
pwr	16.24954***	1.23965	20.2323***	1.288756	15.86719***	1.212387	20.44823*	1.26193
time	-0.0188926***	0.017761			-0.107755***	0.0018521		
bigtime								
nebiki								
off			-13.66571***	-13.66571	-0.0364792***	0.0028946	-0.0113506***	0.0005615
hybrid	-1.831247***	0.1180407						
kuchi	-0.1286229***	0.0486601	-0.0093804	-0.0093804	0.1823323***	0.0477656	0.3269454***	0.048759
toyota	0.5617817***	0.0818739	0.5447254***	0.0818124	0.6212258	0.0801871	0.3701295***	0.0824643
honda	-0.0835763***	0.0820555	-0.2357***	0.0825808	0.0421996	0.0802929	-2.932711***	0.0800087
nissan	0.5025936***	0.0893208	0.7052613***	0.888561	0.7041873***	0.0887821	0.385921***	0.0879758
subaru	0.5411339***	0.1007258	0.416444***	0.0993328	0.6244928***	0.0987016	0.4401684***	0.0979021
mazda	-0.6608734***	0.850578	-0.6700789***	0.841206	-0.5468857***	0.0836516	-0.6265575***	0.0829915
cons	-8.037928***	0.2884917	-5.324669***	0.3236576	-7.826468	0.2825574	-8.696536	0.2857465
R <sup>2</sup>	0.471		0.4701		0.4754		0.4501	

ただし、\*\*\*は1%有意、\*\*は5%有意、\*は10%有意であることを示す。

回帰結果は、インテリジェントパーキングアシストのダミー変数が 10%有意で、他の回帰結果は 1%有意となった。符号を見ると、概ね期待通りの結果が得られたが、値引き額が大きくなると需要は下がるという結果となった。マイナーアップデートからの時間とモデルチェンジからの時間には強い相関がある為、(1)では定価に対する値引きの割合、(2)では値引き額とマイナーアップデートからの時間、(3)ではモデルチェンジからの時間、と分けて推定した。ここで、**time** と **bigtime** の係数を比較してみると、**time** の方が係数が大きい為、マイナーアップデートからの時間の方が需要減少に影響しやすいことが分かる。また、値引き額や割引額は負になっている為、値引き額を上げて大きな需要の回復は見込めず、アップデートを遂行した方が需要増を見込めると想定される。また、ランダム係数を用いていない為、室内の広さは正に有意となった。最新技術である自動ブレーキシステムとインテリジェントパーキングアシストは、自動ブレーキシステムは 2SLS の(3)以外では有意とならなかったが、インテリジェントパーキングアシストはいずれも有意となった。また、自動ブレーキシステムが有意となった 2SLS の(3)で係数比較をしても、インテリジェントパーキングアシストの方が係数が大きい為、消費者は利便性を保険よりも重要視しているのであると推察される。また企業ダミーはスズキを基準としているが、トヨタ自動車、日産自動車、スバルならば需要が増加し、ホンダとマツダは相対的にブランドによる購買力が低いことが示された。

### 3.3.2 BLP モデルと GR モデルの比較

この項では、Lou *et al.*の考察を参考に、BLP モデルと GR モデルの比較、推論を行っていく。当分析では、ロジットモデルでは、統計ソフト **stata** を用いて推定したのに対し、**MATLAB** を用いて分析を行っている。理由は 2 点あり、1 点目は先行研究の論文で **MATLAB** を使用しており、コードの提供があったこと、並びに **Stata** の推定では、縮小写像法による推定の際に必要な最尤法推定がうまくいかなかったことである。3.2 節で示したように、両モデルの分析にあたり、でもグラフィックデータを用いて分析を行い、また、価格については、モデルの所得効果である  $\ln(y_i - p_j)$  を近似させた  $y_i/p_j$  として推定を行った。GR モデルでは、再購買を考慮するため、その財の初期時点を設定しなければならないが、その時点をとヨタの AA 型乗用車という国産乗用車が初めて登場した 1936 年 4 月に設定した。この回帰では、価格の変動を加味す

るため、価格を、定価ではなく、定価から値引き額を引いた値を価格として設定している。それにより、待つことによる効用が正しく現れるようにした。

表 3-8 BLP、GR モデルでの推定結果

variable	BLPmodel		GRmodel	
	Parameter Estimate	Standard Error	Parameter Estimate	Standard Error
mean coefficient				
logprice	-6.35432***	2.4312141	-8.469134***	2.456735
nenpi	0.103173***	0.04624427	0.7532924***	0.0032557
crash	-0.0043531	0.763544	0.00864921***	0.0384481
parkassist	0.7572514*	0.863542	0.533153***	0.0622486
size	0.352432***	0.0462587	0.409591***	0.0170855
pwr	20.27824***	3.22565	25.2422***	1.288756
bigtime	-0.124753***	0.277612	-0.245264***	0.532813
kuchi	0.2436529	0.8665012	0.163451***	0.0353804
cons	-7.527532***	0.453917	-9.34569***	0.5631576
standard deviation coefficients				
logprice	-0.23731	5.39145	0.3506353***	0.113452
cons	0.585232	0.401453	8.4247324	0.6038521

ただし、\*\*\*は1%有意、\*\*は5%有意、\*は10%有意であることを示す。

表 3-8 を見ると、BLP モデルと GR モデルでは、BLP モデルでは自動ブレーキ機能やロコミが有意にならなかったのに対し、GR モデルがすべて有意になったという他は、あまり回帰結果に差がないように思われる。Gowrisankaran and Rysman(2009)では、ビデオカメラ市場を題材に扱っていたが、ビデオカメラ市場は非常にイノベーションが激しく、毎年モデルチェンジがあり、特性も 5 年間で体積、重さに関しては半分になっている。それと比較すると、自動車の特性変化の時系列推移は、5 年間で、わずか燃費が 10%ほど向上し、衝突防止効果がついただけであり、他の特性値にはほとんど変化が見られなかった。よって静学的モデルでも、動学的モデルと同様の分析を行うことが出来たといえよう。また、価格の係数は、-6 から-8 になっていることから、価格弾力性が高くなっているといえる。これは、BLP モデルが、その期のみで考えるので、競合がその期の他製品のみであるのに対し、GR モデルではそれ以降の期の製品も競合としてみなされるので、実質的に競合製品が多くなっているとされ、その分競争度が増していると言える。またランダム係数である、logprice の項も GR モデルでは有意となった。

### 3.4 価格弾力性とマークアップ

以上の推定結果を用いて、価格弾力性とマークアップを求めた。

マークアップの算出には、まず限界費用を求める必要があるが、それは企業利潤の最大化問題を解くことにより求められる。企業の利潤は、市場規模を $M$ 、企業 $f$ の製品を $k_f$ とすると、

$$\Pi_f = \sum_{j \in k_f} (p_j - mc_j) M s_j(p_j)$$

と表され、利潤最大化は、一階の条件より、

$$s_j(p_j) + \sum_{r \in k_f} (p_r - mc_r) \frac{\partial s_r(p_r)}{\partial p_j} = 0$$

となる。これがそれぞれの式について成り立つが、それを行列表記すると、

$$s_j(p) - \Delta(p)[p - mc] = 0$$

となり、ただし、

$$\Delta_{jr} = \begin{cases} -\frac{\partial s_r(p_r)}{\partial p_j} & j, r \text{ が同企業の財} \\ 0 & j, r \text{ が他企業の財} \end{cases}$$

とすればよい。

$$mc = p - \Delta(p)^{-1}s(p)$$

ここから、限界費用が分かる為、価格から引くことによって、マークアップを算出できる。算出結果は表 3-9 に示した。

表 3-9 価格弾力性とマークアップ

	平均	最小	最大
Logitmodel			
自己価格弾力性	-12.462	-8.534	-15.642
最大交差価格弾力性	0.2953	0.024	1.045
マークアップ	0.68	0.34	0.89
BLPmodel			
自己価格弾力性	-13.546	-9.621	-18.621
最大交差価格弾力性	0.443	0.0093	1.749
マークアップ	0.61	0.23	0.79
GRmodel			
自己価格弾力性	-14.832	-11.25	-17.849
最大交差価格弾力性	0.531	0.013	1.798
マークアップ	0.45	0.17	0.71

交差価格弾力性とマークアップ率は、GRモデルの方が交差価格弾力性、自己価格弾力性共に大きくなったが、Lou *et al.* 程の違いはなかった。やはり、時系列での特性値の変化が緩やかであったことが原因として考えられる。実際、他の論文でマークアップ率はおよそ17-30%と言われている為、GRモデルを採用した方が、正しい推定が出来ていると言ってよいだろう。

## 第4章 結論

第一章の現状分析において、まず消費者が自動車に何を求めているのか、また自動車市場の市場規模について分析したが、そこで消費者が安全性能、燃費、ロコミを考慮に入れて自動車を購入するということが分かったため、第三章では、それらを説明変数に組み込んで国産自動車の需要関数推定を3つの離散選択モデルを用いて行った。

国産自動車市場の需要関数推定から分かったことは3つある。一つ目は、新技術に対する消費者の反応である。現状分析において述べた通り、自動車は日常生活のためのものという認識が非常に強くなっている。その為、ドライブ自体を楽しむのではなく、買い物等やるべきことを楽にする為の道具としての意味合いが強くなっている。だからこそ、運転する人が面倒だと感じることの多い駐車を自動化したパーキングアシスト機能はどの分析においても需要に対して正に有意になり、また、自動ブレーキシステムもGRモデルや、ロジットモデルでは正に有意となった。その二つの係数比較をしてみると、パーキングアシスト機能の方が係数が10-100倍ほど大きくなっていることから、安全機能よりも運転補助機能の方を消費者は求めていると思われる。燃費も同様の理由で低燃費が消費者の家計に負担となりにくくなるため、消費者からの要望が強いことが想定されたが、実証分析においても常に正に有意となった為、定量的にそれが言えた。次に、インターネットの使用も、自動車選びの大きな指標になっていることが分かる。価格.comなどの情報サイトに載っている情報を、消費者は高価な買い物では非常に重要視しているということが言えよう。第三に、販売からの経過時間が経てば経つほど、販売量が減少していくことが分かった。時間経過とともに、ディーラーは値下げやサービスをすることによって対処をすることによって需要を取り戻そうとするが、マークアップはそれに準じて減少していくので、モデルチェンジないしマイナーアップデートを繰り返すことによってそれを食い止めることが出来る。今回分析した自動車市場では、当初想定された符号とほぼ同様、かつ有意な結果となった。

需要を3つのモデルを用いて推定、比較したが、先行研究である Lou *et al.* (2012)と同様に、GRモデルによる推定の方が、より現実的かつ有意な結果となった。これは消費者が、その期のことだけでなく将来を見据えて効用を最大化していると考え

てよいと考察でき、かつ耐久財の需要推定においては、GRモデルの方が適切であるという結果を導くことが出来た。しかしながら依然としてマークアップは現実とのずれが存在している。その原因として、標本数を増やすべきであることはさておき、操作変数の適切な設定が出来ていなかった可能性がある。今回、重量と排気量の同企業平均を操作変数として用いたが、誤差項との相関が無いと言い切れない。また、自動車は海外で作り、それを日本に逆輸入するという手法をとっていることが近年多いため、その物価指数を考慮しなければならなかったかもしれない。ただ、どの製品をどの国で作っているかということまで考慮することは難しい。



## 参考文献

- 北野泰樹 (2012), 「需要関数の推定」『CPRC ハンドブックシリーズ No.3』公正取引委員会.
- Ackerberg, D., C. L. Benkard, S. Berry and A. Pakes, (2007), “Econometric Tools for Analyzing Market Outcomes,” in; J. J. Heckman and E. E. Leamer (eds.), *Handbook of Econometrics*, Vol. 6A, North-Holland, 4171-4276.
- Berry, S., (1994), “Estimating Discrete-Choice Models of Product Differentiation,” *RAND Journal of Economics*, 25, 242-262.1
- Berry, S., J. Levinsohn and A. Pakes, (1995), “Automobile Prices in Market Equilibrium,” *Econometrica*, 63, 841-890.
- Gowrisankaran, G., and Rysman, M., (2009). “Dynamics of Consumer Demand for New Durable Goods” NBER Working Paper No. 14737.
- Lou, W., D. Prentice and X. Yin (2012). “What Difference Does Dynamic Make? The Case of Digital Cameras”, *International Journal of Industrial Organization*, 30, 30-40.
- Mcfadden, D., (1974), “Conditional Logit Analysis of Quantitative Choice Behaviour”, in; P.Zarembka (ed.), *Frontier of Economics*, Academic Press, 105-142.
- Nevo, A., (2000a), “Mergers with Differentiated Products:the Case of the Ready-to-Eat Cereal Industry,” *RAND Journal of Economics*, 31, 395-421.
- オートックワン <http://autoc-one.jp/>
- 価格.com <http://kakaku.com>
- Goo カタログ <http://goo-net.com/catalog/>
- クルマを買う! <http://kuru-ma.com/>
- 警察庁ホームページ <http://www.npa.go.jp/>
- 軽自動車検査協会ホームページ <http://www.keikenkyo.or.jp/>
- 国土交通省ホームページ <http://www.mlit.go.jp/>
- 自動車検査登録情報協会ホームページ <http://www.airia.or.jp/index.php>
- 全国軽自動車協会連合会ホームページ <https://www.zenkeijikyo.or.jp/>

総務省統計局ホームページ <http://www.stat.go.jp/index.htm>

日本自動車工業会ホームページ <http://www.jama.or.jp/>

日本自動車販売協会連合会 <http://www.jada.or.jp/>

## あとがき

テーマが決まったのは去年の11月の初めであった。同期の皆より半年遅いスタートとなってしまった。せっかく夏合宿までに作った資料も全て水の泡。途中で同期も数人泡のように消えてしまったし、自分もテーマが決まらないという焦りの中、1、2回ほどやめようかと考えたことも特になかったが、今後の人生で、卒業論文を書いていないという称号だけは欲しくなかったため、なんとか最後まで頑張ることを決めた。実際は同期と卒業後も一緒にいたいという思いの方が強かったから最後まで頑張れた。

とにかく、大変だった順にランキングを作ると、第一位はテーマ決めであった。ミクロ経済学でミクロな実証研究をしたくても、販売数等のデータは企業の秘匿情報になっている為、情報収集が困難を極める。データを提供してくれるのは主に国土交通省や総務省など、国である。ありがとう日本。第二位は計量経済学の知識である。今でも不安しか残らないが、計量経済学の知識に乏しく、プログラミングが苦手な私は地獄であった。特に複雑な分析は `stata` には限界がある為、`MATLAB` の使用が必須であった。サブゼミでやりたかった。第三にデータの打ち込みであった。インターネットからデータを見つけ、それを `excel` に打ち込むという単純作業は終わりが見えなかった。しかも実際に動かすまで結果が分からないという始末。なんとか十分以上の結果が出てくれて非常に安堵した。

この論文を執筆するにあたり、多くの質問に快く答えてくれた同期、そして柳原先輩や紺野さんには頭が上がらない。また、添削等多方面で支えてくださった石橋教授には大変感謝している。また、ゼミで発表を真摯に聞いてくれた三年生にも感謝を伝えたい。今後も需要分析等、産業組織論の知識を是非活用し、社会に還元していきたいと考えている。