

**投稿論文(和文)
PAPER**

観測されていない異質性を考慮した繰り返しデータに関するパラメータ推定法： Mass Point Model と Mixing Distribution Model

西井和夫¹・北村隆一²・近藤勝直³・弦間重彦⁴

¹正会員 工博 山梨大学 助教授 工学部 (〒400 甲府市武田4-3-11)

²正会員 Ph.D 京都大学 教授 工学部 (〒606 京都市左京区吉田本町)

³正会員 工博 流通科学大学教授 情報学部 (〒673 神戸市西区学園西町3-1)

⁴正会員 工修 山梨県大月土木事務所 (〒409 大月市大月町花咲)

交通行動をより深く理解し的確な記述と予測を行なうためには、そこで用いられるデータの性質に見合ったパラメータ推定法が不可欠である。本研究では、最近の交通行動分析でしばしば用いられる繰り返しデータに着目し、観測されていない個人間の差異に起因するバイアスを考慮した2種類の推定法を提案する。そして、具体的な適用では、同一被験者への複数回答を前提とするSPデータを取り上げ、提案された推定法の有効性を実証的に検証する。

Key Words: repeated measurement, unobserved heterogeneity, error component, mixing distribution, mass point and stated preference data

1. はじめに

本研究は、最近の交通行動分析における研究分野でしばしば用いられる繰り返しデータ(Repeated Measurement Data)に着目し、観測されていない個人間の異質性(unobserved heterogeneity)によって生じるバイアスを考慮した2種類のパラメータ推定法を提案するとともに、これらの具体的な適用を通じてその有効性を実証的に検討することを目的としている。

また本研究は、より行動論的な視点にもとづき対象データの性質に整合させた形でパラメータ推定を行うことを意図しており、交通行動分析における方法論の開発に属するものと位置づけられる。

ここで繰り返しデータとは、複数時点にわたり個人や世帯のモビリティや活動・交通パターンを記述しようとするパネルデータ(Panel Data)などが典型的なものといえる。また、非集計離散型選択モデルの構築でよく用いられるSPデータ(Stated Preference data)も同一被験者への複数回答が含まれる場合は繰り返しデータとみなすことができる。

パネルデータは、従来のクロスセクションデータと異なり、縦断的にデータを眺めることにより、交通行動の意思決定メカニズムの動的性質(behavioral dynamics)を把握できるものとして注目されている。すでに欧米では、1980年代より数時点にわたるパネル調査の実施

のもとに世帯の交通発生やモビリティの経時的变化の特性を明らかにするとともに、将来の人口動態や社会・経済動向をシミュレートさせながら長期予測まで試みるシステムティックなアプローチが精力的になされている。

このパネル分析においては、縦断的データ(longitudinal data)のもつ特性を生かして、個個人の経時的な状態依存性、意思決定・調整過程の中の学習効果、連れ効果、動的分析フレームの中で議論することを特徴としている。

このためパネルデータには、調査実施期間中における継続的なデータ収集が要求されるが、横断的(調査時点ごと)かつ縦断的(調査時点間ごと)に眺めた時の母集団に対する標本抽出の妥当性・有効性の問題は、その分析結果にも大きくかかわることから既往研究の中でも重要な課題の一つであった。特に個人(あるいは世帯)単位での活動・交通パターンはその意思決定者の異質性に規定される場合も少なくないので、そのモデル化においては、観測されていない個人間の差異に起因するバイアスを明示的に考慮していくことが必要と考えられる。

本論文では、まず次節でこの繰り返しデータおよびこれらを用いた離散型選択モデル構築の際に問題となるバイアスのとらえ方に触れ、既存の関連研究を踏まえながら本研究における分析の枠組みとその前提条件を明らかにする。次いで第3節では、後述の提案モデルの適用がなされるSPデータの収集状況を概説とともに、実

際の買物場所選択行動とその規定要因との関係に関する基礎集計分析を行う。そして第4節では、SPデータに関して観測されていない個人間の差異によって生じるバイアスを考慮したパラメータ推定法について提案していく。そして、これを踏まえて第5節では、実際への適用を行い、提案モデルの有効性を検討していきたい。

2. 本研究の分析フレーム

交通行動をより深く理解して的確な記述と予測を行っていくためには、その基礎理論としてパラメータ推定法の妥当性を検証することが重要な課題の一つといえる。

最近の交通行動分析の中での離散型選択モデル構築において用いられるパラメータ推定法としては、例えば、

- 1) ベイズの定理を用いたパラメータ修正法
- 2) SP・RPデータの統合利用による推定法
- 3) パネルデータに対する推定法

などがある。これらパラメータ推定法は、すべて最尤法 (Maximum Likelihood Method) をベースとしており、尤度関数に対して何らかの「工夫」を加えることを意図している。

すなわち、1)の推定法は、空間的に異なる2つのデータを統合することによりパラメータを修正する方法 (藤原、杉恵 (1990)¹⁾) などが該当し、ベイズの定理を用いて2つのデータより推計されたモデルのパラメータの重み平均から新しい修正パラメータを求める方法を指す。

一方、2)では、やはり2つのデータの統合化を行うが、SPおよびRP (Revealed Preference) の2つの選択結果の同時確率にもとづきパラメータを推定する点で区別されている。この推定法については、最近では森川らによる一連の研究 (森川・山田 (1991)²⁾、森川・佐々木 (1991, 1992)^{3),4)} 参照) があり、SPデータとRPデータの状態依存、系列相関を考慮する方法あるいはLISRELなどによる統合化を図るといった方法も提案されている。なお、この推定法では、SPデータの問題点の1つである信頼性の低さをRPデータで補完させ推定精度の向上をはかることが特徴的といえる。

そして3)のパネルデータに関しては、調査対象として抽出されたデータがもとの母集団とは異なり、何らかの偏りを持ったケースがあり、それらのバイアスを考慮したウェイト付けによるパラメータ推定法 (例えばPendyala, Goulias & Kitamura (1992)⁵⁾、Nishii & Kondo (1992)⁶⁾) が提案されている。これは、パネル調査でとくに典型的であり、サンプルの磨耗に伴うバイアス (attrition bias) へ対処する方法として用いられている。

本研究で提案されるパラメータ推定法は、データセット形式からは2)と3)に関連する。前述のように、繰り返

しデータの定義により、同一の被験者への繰り返し調査は、サンプルの母集団への対応に関する信ぴょう性あるいは代表性的問題を含むとともに、単純なクロスセクション調査とは異なるバイアスの処理が求められる。

ここで本研究における具体的な分析対象データセットの概要を紹介しておく。著者らは、これまで休日買物活動・交通パターンに関するパネル調査を1989年より毎秋実施し1992年まで4時点にわたるパネルデータを収集している。このパネル調査は、wave 1 (1989) としてショッピング・コンプレックス (以下SCと略す) 来訪者を対象とするところから始まり、以降の各調査時点での来訪者 (refreshments) と追跡調査されるstayersとの両者について縦断的になされる。また、第2回目のwave 2 (1990) では、SCと競合関係にある中心街との買物場所選択に関する選好分析のためのSPデータ収集を行った。本研究では、このwave 2時点のSPデータを繰り返しデータとみなして分析対象としていく。このデータの特徴としては、まず実際の買物場所選択の観点から言えばchoice-based samplingの形式で抽出された来訪者データが含まれていること、そしてSPデータであるので被験者には買物場所選択の選好特性を8つの質問ケースについて繰り返し聞いていることが挙げられる。(なお、この他にパネルデータとして、上述のattrition biasも考慮すべきであるが、この点については本論文の守備範囲に含めず、機会を改めて議論したい。)

このようなSP分析においては、例えはある時点での買物場所選択行動について仮想的ないくつかの質問ケースによる繰り返しデータの収集をはかるとすれば、SCに対する強い意向の存在や選好の偏りといった個人間の差異によって生じるバイアスがその選択構造を規定している場合があると仮説できる。

ところで、もともとはマーケティング分野での活用実績が多いSP分析は、交通計画の分野においては、まったく新しい交通政策 (例えば、新規交通機関の導入) や新たなサービス水準・料金を導入する際の需要弾力性分析の予測手段として有効であるといわれている。またSPデータによるバイアスについては、最近の研究事例の中でしばしば議論されている。例えば森川 (1990)⁷⁾、藤原、杉恵 (1991)⁸⁾、藤原、杉恵、西尾 (1992)⁹⁾ は、SPデータが調査段階で仮想的なケースを被験者に問うので、その信頼性についての問題点を指摘している。

また、西井、近藤、森川、弦間 (1991)¹⁰⁾ では、SC来訪者を中心として1個人に対して数ケースの質問を設定するために、同一個人を質問のケース分だけ倍増してしまうことに着目し、これに対応したパラメータ推定法が提案されている。しかし、この方法は、基本的には繰り返しデータを実質的に1対1の対応、すなわち1個人1ケースの関係を戻すための工夫 (ツール) であり、その

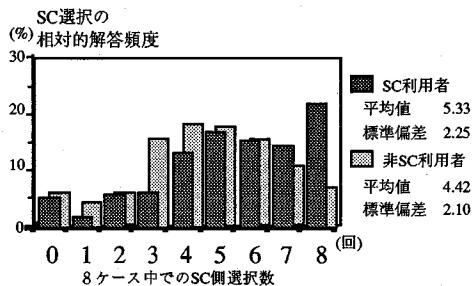


図-1 SP調査の8ケースにおけるSC選択の回答頻度分析

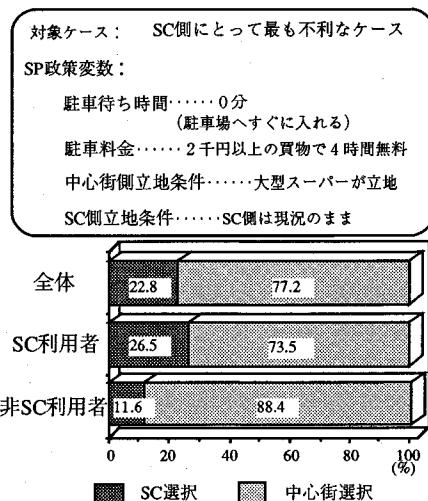


図-2 SP調査で最もSC選択が不利なケースにおける選択比率

意味で本論で扱う「異質性」に起因するバイアスへの行動論的対応とは異なっている。

3. 基礎集計結果

ここでは、後述のSPデータにもとづく買物場所選択モデル構築の準備段階として分析対象データに関する基本的性質を把握する。そのために、以下ではまず本研究におけるSP調査の概要を簡単に述べ、ついで調査時点において休日買物場所として最も多く利用しているのがSCか否か、すなわちSC利用と非SC利用に着目し、両者がどのような規定要因に関して差異を生じているかを明らかにする。

ここでのSP調査は、先述のように甲府買物パネル調査の一環として第2回目のwave 2に相当し、調査時にSCへ来訪した323人および前年有効回答者で調査時においてはstayersに属する221人の合計544人がSP回答者である。(ただし、後述のモデルの適用ではこれら2つを区別するために前者のSC来訪者のみを対象としている。)

この調査で仮定した政策変数は4つあり、各変数の水

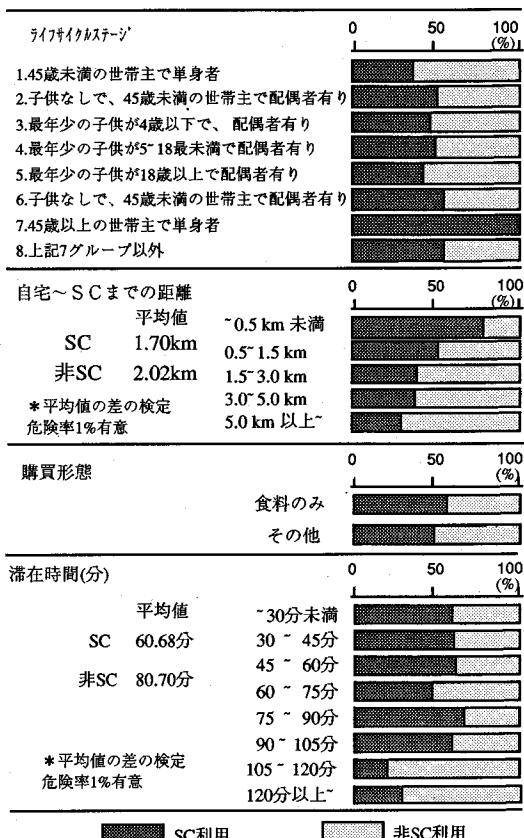


図-3 基礎集計結果(SC利用者・非SC利用者の比較)

準は2ないし3である(後述の表-1参照)。これらの諸条件の組み合わせから直交性なども考慮して8ケースの質問を用意し、各被験者にはそれぞれのケースのもとでSCあるいは中心街のいずれかの買物場所を選択させた。

図-1は、この8ケースの繰り返し質問の中でSC選択の回答頻度をSC利用者と非SC利用者のそれぞれについて図示したものである。(なお、ここで当日SC来訪者(323人)はSC利用か否かの判断基準である最利用場所を調べていないので、これらのすべては自動的にSC利用者とみなすこととした。一方、wave 1からのstayers(221人)はこの基準に従って2分類している。)

この図より、SC利用者は8つの質問ケースのどのケースにおいてもSCを選好する割合が多い。これに対して、非SC利用者は、これら8回のうち約半数の回数をSC選好とするのにとどまり、その結果SC側回答頻度の平均値もSC利用者が5.33回に対して、非SC利用者は4.42回となり両者の差異は顕著である。

さらに、図-2に示すように、8ケースの質問の中でSCにとって最も条件の悪い(すなわち、中心街にとって好条件である)ケースについて、SC利用者と非SC

利用者との間で SC を選択する割合を比較してみよう。これを見ると、全体的にはこのケースに対しては中心街を選好する傾向にあるが、やはり SC 利用者は非 SC 利用者に比較して SC を選好する割合が 15%程度高く、SC に不利なケースにおいてさえも SC に対して買物場所としての過大な選好評価を下す傾向にある。

次に、この SC 利用者と非 SC 利用者の割合がどのような規定要因と有意な関係にあるかを眺めておくことにする。これは、次節以降で展開される買物場所選択に関する SP モデルの構築の説明変数の検討に役立たせるためである。基礎集計分析では、個人・世帯属性、買物行動関連変数、そして交通・活動利便性に関する評価値などのそれぞれについて SC 利用者と非 SC 利用者に対する独立性検定あるいは平均値の差の検定などを試みている。紙面の都合上、ここでは後述の SP モデルに用いた説明変数に限って考察する。

図-3 は、ライフサイクルステージ、自宅-SC までの距離分布、購買形態そして滞在時間について SC 利用者・非 SC 利用者の構成比率を求めたものである。

これより、ライフサイクルステージは、性別や家族人数と同じく、SC 利用者・非 SC 利用者間で差異はみられない。次に、自宅-SC までの距離分布については、距離が近いほど SC 利用者となることに関連がある。これはまた、SC に近接して居住する SC 利用者で自動車保有率が低いために、自家用車保有台数に関して、SC 利用者（平均 1.78 台）の方が非 SC 利用者（平均 1.85 台）に比べて若干低くなっている。

また、買物行動行動パターンに関しては、買物頻度を見ると利用買物場所による違いが比較的に明確に現われ、買物頻度が多いほど SC 利用者となりやすい傾向にある。また、活動目的・購買形態については、単目的で食料品のみの購買形態の場合に、あるいは比較的低額の購買で短時間の滞在時間の場合に、SC 利用者の割合が大きくなっている。したがって、SC 利用者の購買特性は、全体として「最寄り品」指向、一方、非 SC 利用者（中心街利用者が主である）に関しては「買廻り品指向」と考えられる。

4. SP データにおける個人の異質性を考慮したパラメータ推定法

ここでは、SP データにおける観測されていない個人間の差異によって生じるバイアスを考慮した買物場所選択モデルのパラメータ推定法として、Mass Point Model と Mixing Distribution Model の 2 つを紹介する。

ここで提案するモデルが扱う基本的な課題は、離散的な繰り返しデータにおける観測されていない異質性ある

いは状態依存性を扱う問題として、社会統計学や行動計量に関する応用分野においてしばしば議論されてきている。例えば、Heckman & Willis (1977)¹¹⁾ は、女性の社会進出の問題において個人の将来時点の意思決定が如何に過去のそれまでの状態に依存しているかを表現するために、二項選択の Beta logistic model と呼ばれるモデルを提案している。また Heckman (1981)¹²⁾ は、繰り返しデータを用いた動的モデルを定式化するために、こうした状態依存性や縦断的に眺めたときの個人の異質性に対する考慮ができるいくつかのモデルを紹介している。また交通行動分析の分野では、Dunn & Wrigley (1985)¹³⁾ がショッピングセンター選択モデルへの適用、また Uncles (1987)¹⁴⁾ は食料品店への交通手段選択モデルの構築、そして Kitamura & Bunch (1990)¹⁵⁾ は自家用車保有にかかる動的変化をパネルデータを用いて分析し、その中で異質性や状態依存性を明示的に扱うことができるモデル開発を行っている。この他、動的な滞在時間特性を表現するモデルにおいても繰り返しデータを扱う場合に適用されているが、基本的にはパネルデータを前提としている。一方、本研究では、SP データを繰り返しデータとみなすことによって、こうした個人の異質性の問題を取り上げることをねらいとしており、これは著者の知る限り例がないと考えられる。

(1) Mass Point Model

通常、2 項選択における繰り返しデータを用いたモデルの尤度関数は、式 (4-1) のように定式化され、この対数尤度を最大にするパラメータが推計される。

$$L^* = \prod_{n=1}^N \prod_{t=1}^T \left(\frac{1}{1 + \exp(\beta x_{nt})} \right)^{\delta_{1nt}} \left(\frac{\exp(\beta x_{nt})}{1 + \exp(\beta x_{nt})} \right)^{\delta_{2nt}} \\ = \prod_{n=1}^N \prod_{t=1}^T \frac{(\exp(\beta x_{nt}))^{(1-\delta_{1nt})}}{1 + \exp(\beta x_{nt})} \quad (4-1)$$

β : パラメータベクトル

T : 質問するケースの数

個人 n にとっての t 番目のケースに関して

δ_{1nt} : $\begin{cases} \text{代替案 1 を選択 = 1} \\ \text{代替案 2 を選択 = 0} \end{cases}$

δ_{2nt} : $\begin{cases} \text{代替案 1 を選択 = 0} \\ \text{代替案 2 を選択 = 1} \end{cases}$

X_{1nt} : 個人 n の t 番目のケースにおける説明変数値

ところが、このままでは、結局全サンプル数としての ($N \times T$) サンプルに対して推計を行うことになる。またこのモデルでは、各選択肢に対する個人の異質な選好特性に起因する偏りを考慮することは不可能である。

そこでまず、各選択肢に対する意向（選好）特性を表わす Mass Point (m_1, m_2) を考え、それについて ϕ

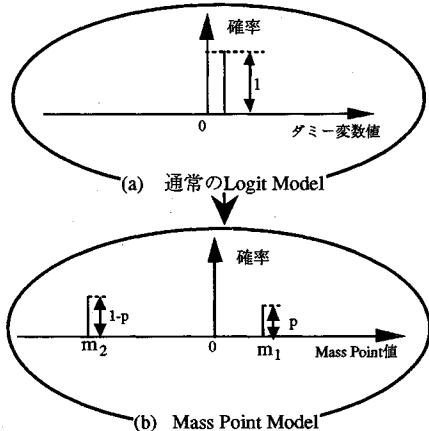


図-4 Mass Point Model の考え方

$=\text{Prob}[m=m_1]$ より $1-p=\text{Prob}[m=m_2]$ となる確率 p より $(1-p)$ をパラメータ α によって決定することとし、具体的には式 (4-2-a), 式 (4-2-b) のように定義する。

$$p = \frac{1}{1 + \exp(\alpha)} \quad (4-2-a)$$

$$1-p = \frac{\exp(\alpha)}{1 + \exp(\alpha)} \quad (4-2-b)$$

したがって、このパラメータ α は、上式の関数形からわかるように、 $0 \leq p \leq 1$ を満足する。今 p より $(1-p)$ を考慮した効用関数に対して、固有ダミー定数 (Mass Point) として、それぞれ m_1, m_2 を導入することにより、式 (4-1) を以下に示す式 (4-3) のように書き表すことができる。

$$\begin{aligned} L_* &= \prod_{n=1}^N \left[p \prod_{t=1}^T \left(\frac{1}{1 + \exp(\beta x_{nt} + m_1)} \right)^{\delta_{1nt}} \left(\frac{\exp(\beta x_{nt} + m_1)}{1 + \exp(\beta x_{nt} + m_1)} \right)^{\delta_{2nt}} \right. \\ &\quad \left. + (1-p) \prod_{t=1}^T \left(\frac{1}{1 + \exp(\beta x_{nt} + m_2)} \right)^{\delta_{1nt}} \left(\frac{\exp(\beta x_{nt} + m_2)}{1 + \exp(\beta x_{nt} + m_2)} \right)^{\delta_{2nt}} \right] \\ &= \prod_{n=1}^N \left[p \prod_{t=1}^T \frac{\exp(\beta x_{nt} + m_1)^{(1-\delta_{1nt})}}{1 + \exp(\beta x_{nt} + m_1)} \right. \\ &\quad \left. + (1-p) \prod_{t=1}^T \frac{\exp(\beta x_{nt} + m_2)^{(1-\delta_{1nt})}}{1 + \exp(\beta x_{nt} + m_2)} \right] \end{aligned} \quad (4-3)$$

$$p = \frac{1}{1 + \exp(\alpha)}$$

α : パラメータ

m_1 : Mass Point 1

m_2 : Mass Point 2

このように定式化することで、集団全体の中に含まれる選択肢に対する偏り (バイアス) を考慮することができ、同時に本来のサンプル数としてパラメータ推計を行うことが可能となる。

このモデルの特徴は、前述したようにパラメータ α によって決まる p そして Mass Point の m_1, m_2 にあり、こ

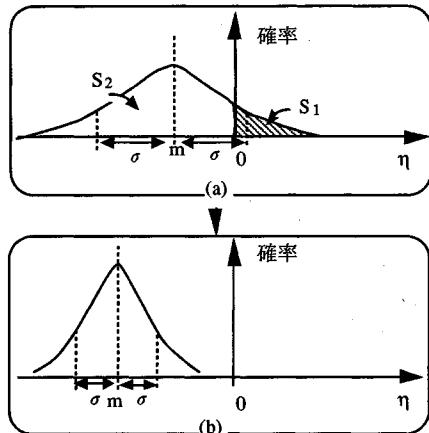


図-5 Mixing Distribution Model の考え方

れらは、 $E[m]=pm_1+(1-p)m_2=0$ を満足する。また、 $\alpha=0$ 、すなわち $p=0.5$ で、かつ $m_1=m_2=0$ とすると、通常の定数項なしの Binary Logit Model となる。

今、図-4 は、こうした m_1, m_2, p と効用との関係を示している。これは、ある選択肢 (例えば選択肢 2) に対して確率 p の大きさでプラス方向 (効用を上げる) に m_1 だけシフトした位置で尤度関数 (集団全体の選択確率) へ p だけかかり、逆に当該選択肢に対してマイナス方向 (効用を下げる) には、確率 $(1-p)$ の大きさで m_2 だけシフトした位置で影響することを意味している。したがって、この Mass Point の m_1, m_2 および p を求めるこにより、選択肢に対する個人の異質性に起因するバイアスを表現することができる。

(2) Mixing Distribution Model

このモデルは、Mass Point Model のように個人の異質性を反映して m_1, m_2 がそれぞれどちらかの代替案に対する意向や選好特性を表すという形式であったのに対して、その Point を標準偏差 σ で決定される正規分布とみなすモデルである。以下では、この Mixing Distribution Model の定式化の方法を説明する。

まず変数 η が平均 0、標準偏差 σ の正規分布 $N(0, \sigma^2)$ に従う確率変数であるとき、その確率密度関数は、

$$f(\eta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{\eta^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4-4)$$

である。この $f(\eta)$ の値を Mass Point Model でのウェイト p と同様に考えると、尤度関数は式 (4-5) のように表すことができる。

$$\begin{aligned} L^* &= \prod_{n=1}^N \int_{-\infty}^{\infty} \prod_{t=1}^T \left(\frac{1}{1 + \exp(\beta x_{nt} + \eta)} \right)^{\delta_{1nt}} \left(\frac{\exp(\beta x_{nt} + \eta)}{1 + \exp(\beta x_{nt} + \eta)} \right)^{\delta_{2nt}} \\ &\quad \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{\eta^2}{2\sigma^2}\right) \right) d\eta \end{aligned} \quad (4-5)$$

表-1 SP モデルで用いた説明変数

政策変数	水準
駐車待ち時間 (中心)	0 分 (駐車場にすぐに入れる) 10 分 20 分
駐車料金 (中心) (千円)	* 1時間 4 0 0 円 * 2千円の買物で 2 時間無料 * 2千円の買物で 4 時間無料
大型スーパー (中心)	* 駅前に新しく立地する * 現状のまま
百貨店 (SC)	* SC の敷地内に新しく立地する * 現状のまま
買物活動に関する変数	水準
ライフケアステーション (SC)	* 子供あり=1 * 子供なし=0
プリズム面積 (G) (km minute)	測定値
購買形態 (SC)	* 食料品のみ=1 * その他=0
滞在時間 (SC) (時)	測定値

ここで、 $\eta = \tan\epsilon$ とおき、変数変換すると、式 (4-5) は以下の式 (4-6) のように変形できる。

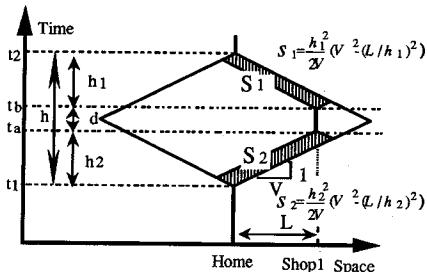
$$\begin{aligned}
 L^* &= \prod_{n=1}^N \int_{-\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}} \prod_{t=1}^T \left(\frac{1}{1 + \exp(\beta x_{nt} + \tan\epsilon)} \right)^{\delta_{nt}} \\
 &\quad \left(\frac{\exp(\beta x_{nt} + \tan\epsilon)}{1 + \exp(\beta x_{nt} + \tan\epsilon)} \right)^{\delta_{2nt}} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi} \cos^2\epsilon} \exp\left(-\frac{\tan^2\epsilon}{2\sigma^2}\right) \right) d\epsilon \\
 &= \prod_{n=1}^N \int_{-\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}} \prod_{t=1}^T \left\{ \frac{(\exp(\beta x_{nt} + \tan\epsilon))^{(1-\delta_{nt})}}{1 + \exp(\beta x_{nt} + \tan\epsilon)} \right\} \\
 &\quad \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi} \cos^2\epsilon} \exp\left(-\frac{\tan^2\epsilon}{2\sigma^2}\right) \right) d\epsilon \quad (4-6)
 \end{aligned}$$

さらに、この式 (4-6) に関して、選択肢に対する偏りを評価するためのダミー定数 (シフトパラメータ) m を導入すると、尤度関数は最終的に式 (4-7) のようになる。

$$\begin{aligned}
 L^* &= \prod_{n=1}^N \int_{-\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}} \prod_{t=1}^T \left(\frac{1}{1 + \exp(\beta x_{nt} + m + \tan\epsilon)} \right)^{\delta_{nt}} \\
 &\quad \left(\frac{\exp(\beta x_{nt} + m + \tan\epsilon)}{1 + \exp(\beta x_{nt} + m + \tan\epsilon)} \right)^{\delta_{2nt}} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi} \cos^2\epsilon} \exp\left(-\frac{\tan^2\epsilon}{2\sigma^2}\right) \right) d\epsilon \\
 &= \prod_{n=1}^N \int_{-\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}} \prod_{t=1}^T \left\{ \frac{(\exp(\beta x_{nt} + m + \tan\epsilon))^{(1-\delta_{nt})}}{1 + \exp(\beta x_{nt} + m + \tan\epsilon)} \right\} \\
 &\quad \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi} \cos^2\epsilon} \exp\left(-\frac{\tan^2\epsilon}{2\sigma^2}\right) \right) d\epsilon \quad (4-7)
 \end{aligned}$$

このモデルの $\tan\epsilon$, σ , m と効用との関係は、図-5 のように示すことができる。すなわち、図-4 の Mass Point Model の m_1 , m_2 による p を $N(m, \sigma^2)$ の正規分布と考えたモデルである。Mass Point Model とのパラメータ推定上の相違は、選択肢に対する選好特性を確率分布として表現している点である。

例えば図-5 中の (a) 図のような場合は、選択肢に対する効用を下げる位置 (すなわち、シフトパラメータ m



h = t2 - t1 : プリズム高さ (利用可能な時間予算)

t2 : 最遅帰宅時刻 t1 : 最早帰宅時刻

S = S1 + S2 : プリズム面積

$$S_1 = \frac{h_1^2}{2V} (V^2 L / h_1)^2 \quad S_2 = \frac{h_2^2}{2V} (V^2 L / h_2)^2$$

L : 自宅-買物場所との距離

d : 買物場所での滞在時間

V : 移動速度

図-6 SP モデルに用いるプリズム面積

の位置)を中心として標準偏差 σ の“ばらつき”をもつ確率分布で尤度関数に影響していることを意味する。このようなとき、 $\tan\epsilon$ の値が m に近づくほどこの確率は大きくなり、遠ざかるほど確率は小さくなる。(すなわち、この選択肢へのプラス方向の効用に対しては、 S_1 の確率によって、一方マイナス方向の効用に対しては、残りの S_2 だけ確率をつけていることになる。) さらに、極端な例として、(b) 図のような場合のようにプラス方向に対してはほとんど確率が存在しないことになる。

このことは、もし m が 0 から遠ざかり、 σ の値が小さくなるほど選択肢に対して選好バイアスが強く働いていると解釈できる。なお、このモデルも前述の Mass Point Model と同様に、同一個人を質問ケース分だけ倍増せずに 1 人のデータとしてのパラメータ推定ができる。

5. 提案パラメータ推定法の実際への適用

ここでは、前節で定式化したパラメータ推定法を実際のデータに適用し、通常の方法との比較を通じてその有効性を検討する。具体的な対象データは、前述のようにパネル調査の一環として SP データの収集が行われた wave 2 時点 (1990 年) データのうち、当日 SC 来訪者である 323 サンプルである。(なお、このパネル調査の詳細は、例えば西井、岩本、弦間 (1991)¹⁶、西井、岩本、弦間、岡田 (1992)¹⁷、西井、近藤 (1992)¹⁸ を参照)

ここで取り上げるモデルは、基本的には SP データにもとづき同定化を考えている買物場所選択モデルである。表-1 は、このモデルで用いた説明変数およびそれらの水準値を示す。この SP 実験ではそれぞれの被験者に仮想的な 8 ケースを質問項目として設定し、各ケー

表-2 通常の SP モデルのパラメータ推定結果

説明変数	model 1		model 2	
	θ	t	θ	t
個人・世帯属性変数				
1.ライフサイクルステージ S	0.761	4.25	0.878	5.84
2.プリズム面積 G	0.449	4.47	0.460	4.61
3.買物形態 S	-0.656	-4.03	-0.613	-3.85
4.滞在時間 S	-0.698	-5.52	-0.619	-5.70
政策変数				
5.駐車待ち時間 D	-7.773	-11.13	-7.752	-11.12
6.駐車料金 D	-3.486	-10.11	-3.487	-10.05
7.大型スーパー D	1.414	6.11	1.279	6.31
8.百貨店 S	0.668	4.22	0.670	4.23
9.定数項 S	-0.325	-1.22		
L(0)	-859.52	-859.52		
L(θ)	-630.79	-631.54		
ρ^2 値	0.266	0.265		
χ^2 値	457.45	455.93		
的中率	76.45	76.29		
サンプル数	1240(155×8)	1240(155×8)		
S: SC固有変数 D: 中心街固有変数 G: 共通変数				

スにおける SC と中心街との 2 項選択結果を得た。

ここで、この表-1 にも示したように、本モデルの説明変数の一つとして、「プリズム面積」という変数を用いている。このプリズム面積を簡単に説明すると、本論では、図-6 に示すように買物場所の滞在時間を除いた時間の前後で形成される時空間上の面積（すなわち、買物場所での滞在以外の活動可能な時空間領域 S）を指す。これは、このプリズム面積の多寡が時空間制約の程度を表わし、またそれが買物場所選択の重要な規定要因の一つになると考えられるからである。なお、表中の（ ）内には、その変数がどちらの選択肢（SC, 中心街）の固有変数であるか、あるいは共通変数であるかを示している。なお、ライフサイクルステージについては、当初ダミー変数としての導入を試みたが、モデルの簡略化のために子供の有無によって代表させることにする。

(1) 通常のモデルによるパラメータ推定結果

まず、前述の説明変数を用いて、この SP モデルに関する通常のパラメータ推定法の適用を試みる。具体的な対象データは、323 人からの解答結果の中で不明を除き、最終的な有効解答数、155 ケースである。表-2 は、2 つのモデル (model 1 (定数項あり), model 2 (定数項なし)) に関するパラメータ推定結果を示す。これより、全体的な適合度は、両者とも差異がなく尤度比 (ρ^2 値) もまずまずの結果が得られた。

次に、各変数ごとに眺めていくと、個人・世帯属性に関する項目 (変数 1~4) では、ライフサイクルステージ (子供の有無) の符号が正である。これは、子供のある世帯の方が SC を選択する傾向にあることを意味する。また上述のプリズム面積については、係数値の符号がやはり正であることから、この面積が大きくなるにつれて、SC が選好される傾向にある。これは、時空間制約の効

き方が緩い、（すなわち、SC 利用者の方が非 SC 利用者より短トリップ型で滞在時間も短く結果的にプリズム面積に余裕が生じる）買物場所を選択するとも解釈でき、現実的にも妥当な結果であるといえる。さらに、買物形態および買物場所での滞在時間について、食料品のみの購買形態で、買物場所での滞在時間が長い被験者ほど、中心街の効用を上げるという（逆に、このことは購買形態が食料品のみでなく、また滞在時間が少ないとときには SC を選好している）結果となった。また、各変数の選択に対する規定力の強さを表す t 値については、これら 4 個の変数のすべてが十分な規定力を持つことがわかった。

次に、政策変数 (変数 5~8) に関しては、どの変数も t 値が高く、買物場所選択に対して大きな規定力を持つと言える。その符号についても現実的であり駐車待ち時間、駐車料金には負値（それぞれ -7.752, -3.487）であり、駐車待ち時間および駐車料金の値が大きくなるほど中心街の効用が低下する。また大型スーパーおよび、百貨店の立地の有無に関しては、パラメータ値が正（それぞれ 1.299, 0.670）となり、やはりそれらが立地すると、その買物場所の効用が高まるという結果となった。

なお、これら 2 つのモデルは、定数項を含むかどうかで区別されているが、両者のパラメータ値の傾向は差異がなく、定数項の t 値は低い。しかし、ここで注意しなければならないことは、前述のように、この推計モデルではサンプル数を質問ケース分だけ倍増した 1240 サンプルで推計しているために、個人の差異によって生じる各選択肢に対する選好の偏りを考慮できないことである。

(2) Mass Point Model の推定結果

ここでは、前節で定式化した Mass Point Model によるパラメータ推定を行った。表-3 は、その推定結果を、また図-7 には Mass Point Model の基本的着眼点である代替的選択肢に対する選択上の偏りをそれぞれ示す。

まず、このモデルの特徴である Mass Point, すなわち m_1 および m_2 のダミー定数と選択の偏りを示す α について眺めていく。表-3 より、 m_1 の t 値は 0.827 と弱い規定力であるが、 m_2 のそれは -3.885 と大きな規定力を持っており、十分有意なパラメータとなっている。また、 α に対する t 値は 0.340 と小さな値を示しているが、この α より p および $(1-p)$ を求めると、

$$p = 1 / (1 + \exp(\alpha)) = 1 / (1 + \exp(0.0988)) = 0.4753 \\ (1-p) = 0.5247$$

となる。

また、図-7 を見ると、 m_1 , m_2 はそれぞれ中心街の固有ダミー定数なので、符号が負となる Mass Point の m_2 は、中心街の効用をそのパラメータの絶対値 ($|m_2| = |-2.2328| = 2.2328$) だけ低下させる作用をもつ。ゆえ

表-3 Mass Point Modelによるパラメータ推定

説明変数	θ	t
個人・世帯属性変数		
1.ライザイクルステージ	S 0.9305	2.665
2.アリズム面積	G 0.3622	1.573
3.買物形態	S -1.1520	-3.794
4.滞在時間	S -1.2564	-4.823
政策変数		
5.駐車待ち時間	D -10.2030	-11.892
6.駐車料金	D -4.7083	-11.025
7.大型スーパー	D 1.8819	6.826
8.百貨店	S 0.8801	4.813
9. α	— 0.0988	0.340
10.m 1	D 0.3953	0.827
11.m 2	D -2.2328	-3.885
L(0)		-859.503
L(θ)		-576.610
$\rho^2 (=1-L(\theta)/L(c))$		0.329
解答者数		155

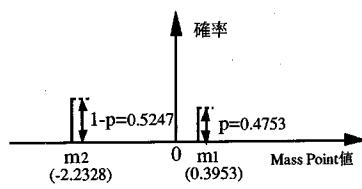


図-7 Mass Point Model の選択の偏り

に $(1-p)=0.5247$ のウェイトで集団全体が 2.2328 だけ中心街を過小評価（裏返して言えば SC を過大評価）していると言える。一方、 α の t 値が小さいことから、表-2 に示した定数項有のモデルにおける定数項の規定力が小さいことと一致している。

そして、表-2 に示した通常の推定法による結果と比較すると、本モデルは、明らかに個人・世帯属性に対する t 値が低下している。また、全体の適合度の指標である尤度比 (ρ^2 値) については、通常のモデル (0.265) に対して Mass Point Model (0.329) の方が良好な結果となっている。したがって、同一個人を質問ケース分倍増して推計せねばならない通常の推定法と比較して、この Mass Point Model の方は、より現実に即した推定結果を得ることができたものといえる。

(3) Mixing Distribution Model の推定結果

ここでは、第2番目のパラメータ推定法 (Mixing Distribution Model) の適用結果を紹介しよう。この方法は、Mass Point Model と異なり、選択肢別に明確に Point を設けることをせず、この Point を $N(m, \sigma^2)$ の正規分布に従うように分布させたモデルである。このパラメータ推定結果を表-4 に示す。

これよりまず、中心街固有ダミーの m が -0.9471 と負値として推定されており、中心街の効用を低下させるように作用している。（ただし、その t 値はそれほど大きくない。）また σ の値、すなわち正規分布の標準偏差は

表-4 Mixing Distribution Model によるパラメータ推定

説明変数	θ	t
個人・世帯属性変数		
1.ライザイクルステージ	S 1.1882	1.911
2.アリズム面積	G 0.6341	1.896
3.買物形態	S -1.1037	-2.167
4.滞在時間	S -1.3114	-3.244
政策変数		
5.駐車待ち時間	D -12.1907	-12.541
6.駐車料金	D -5.7772	-11.468
7.大型スーパー	D 2.2976	7.499
8.百貨店	S 1.0194	5.135
9. m	D -0.9471	-1.242
10. σ	— 2.0232	10.563
L(0)		-859.503
L(θ)		-490.713
$\rho^2 (=1-L(\theta)/L(c))$		0.429
解答者数		155

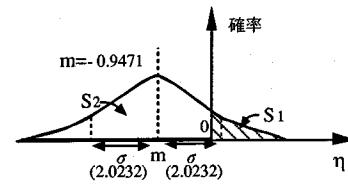


図-8 Mixing Distribution Model の選択の偏り

2.0232 と大きな値となり、規定力 (t 値) も 10.563 と大きい。図-8 は、この確率分布の概略図を示したものであるが、 S_2 の範囲のウェイトだけ中心街にとってのマイナス効用として働く。しかし、 σ の値も大きいために、中心街へのプラス効用もわずかではあるが S_1 で表わされる部分だけのウェイトが存在することを示している。また、このことは、対象集団がそのすべての部分とはいかないまでも、大部分で中心街を過小評価 (SC を過大評価) した形で意向バイアスが働いていると解釈できる。

また、表-4 での個人・世帯属性に対するパラメータ推定結果より、Mass Point Model と同様に、通常のモデルと比べて個人属性に対する規定力 (t 値) が低下していることがわかる。

最後に、この Mixing Distribution Model と Mass Point Model の ρ^2 値を比べると、Mixing Distribution Model の方が 0.429 と極めて良好な結果が得られている。したがって、Mass Point Model のように m_1, m_2 と選択肢別に明確に Point として分離させる方法に比べて、Mixing Distribution Model は、一種の“あいまいさ”的確率分布を与えて推定する方法といえ、よりの確に個人の選択行動を記述する上で有効であることがわかった。

6. おわりに

本研究では、パネルデータあるいは SP データのよう

な繰り返しデータにおいて個人の異質性に着目したときのパラメータ推定方法を2つ提案し、これらの実際への適用を試みた。

まず、Mass Point Modelでは、Mass Pointに関するパラメータ推定結果より明らかのように、中心街を過小評価(すなわちSCを過大評価)する m_2 が大きくなる傾向にあり、逆に中心街を過大評価(すなわちSCを過小評価)する m_1 は小さく、結果としてSC側を過大評価していることがわかった。また、このモデルでは、通常のLogit Modelに比べ個人属性の規定力が小さくなってしまい、同一個人を倍増してしまう問題も是正された形で推定されている。

一方、Mixing Distribution Modelでは、選択肢への選好に関するバイアスを確率分布を仮定することにより考慮するものであった。このモデルの適用結果は、Mass Point Model比べてさらに良好な推定結果を得ることができた。このことは、Mixing Distribution Modelの方が適合度が高く、選択肢に対する選好特性を確率分布(正規分布)として与えている等が現実の選択行動に即しているといえよう。

参考文献

- 1) 藤原、杉恵：選好意識データに基づく交通手段選択モデルの信頼性、土木計画学研究・論文集、No. 8, pp. 49-56, 1990.
- 2) 森川、山田：RPデータとSPデータとの系列相関を考慮した交通機関選択モデルの推定法、土木計画学研究・講演集、No. 14 (1), pp. 605-612, 1991.
- 3) 森川、佐々木：交通行動一意識構造統合モデルに関する研究、土木計画学研究・講演集、No. 14 (2), pp. 17-24, 1991.
- 4) 森川、佐々木：認知的不協和と主観的評価値の離散性を考慮した潜在変数を取り入れた交通行動分析、土木計画学研究・講演集、No. 15 (1), pp. 105-110, 1992.
- 5) Pendyala, R., Goulias, K. & Kitamura, R.: Weighting methods in choice-based panels with attrition, presented paper at *The First US Conference on Panels for Transportation Planning*, Lake Arrowhead, CA, 1992.
- 6) Nishii & Kondo: Panel analysis of shopping destination choice behavior in Japan, presented paper at *The First US Conference on Panels for Transportation Planning*, Lake Arrowhead, CA, 1992.
- 7) 森川：スティティド・ブリファレンス・データの交通需要予測モデルへの適用に関する整理と展望、土木学会論文集、No. 413/IV-12, pp. 9-18, 1990.
- 8) 藤原、杉恵：選好意識データの経年変化に影響を及ぼす要因の分析、土木計画学研究・講演集、No. 14 (1), pp. 613-620, 1991.
- 9) 藤原、杉恵、西尾：選好意識モデル予測精度の時間変化、土木計画学研究・講演集、No. 15 (1), pp. 117-122, 1992.
- 10) 西井、近藤、森川、弦間：ショッピング・コンプレックス来訪者の買物場所意向分析、日本都市計画学会論文集、No. 26, pp. 283-288, 1991.
- 11) Heckman, J., & R. Willis: A Beta Logistic Model for the Analysis of Sequential Labor Force Participation of Married Women, *Journal of Political Economy*, 85, 27-58, 1977.
- 12) Heckman, J.: Statistical Models for Discrete Panel Data, *STRUCTURAL ANALYSIS OF DISCRETE DATA WITH ECONOMETRIC APPLICATIONS* edited by Manski, F. & D. MacFadden, The MIT Press, Cambridge, 114-178, 1981.
- 13) Dunn, R. & N. Wrigley: Beta Logistic Models of Urban Shopping Centre Choice, *Geographical Analysis* 17, 95-113, 1985.
- 14) Uncles, M.: A Beta Logistic model of Mode Choice: Goodness of Fit and Intertemporal Dependence, *Transportation Research* B, 21B, 3, 195-205, 1987.
- 15) Kitamura, R. & D. Bunch: Heterogeneity and State Dependence in Household Car Ownership: A Panel Analysis Using Ordered Response Probit Models with Error Components, *TRANSPORTATION AND TRAFFIC THEORY* edited by M. Koshi, 477-496, 1990.
- 16) 西井、岩本、弦間：休日の買物交通行動に関するパネル分析：買物場所選択の意向データを用いて、土木計画学研究・講演集、No. 14 (2), pp. 33-40, 1991.
- 17) 西井、岩本、弦間、岡田：パネルデータを用いた休日買物交通パターンの経年変化に関する基礎分析、土木計画学研究・講演集、No. 15 (1), pp. 163-168, 1992.
- 18) 西井、近藤：対数線形モデルによる休日買物行動パネルデータの動的特性分析、日本都市計画学会論文集、No. 27, pp. 403-408, 1992.

(1993.8.24 受付)

PARAMETER ESTIMATION METHODS FOR REPEATED MEASUREMENT DATA : MASS POINT MODEL AND MIXING DISTRIBUTION MODEL

Kazuo NISHII, Ryuichi KITAMURA, Katsunao KONDO
and Shigehiko GENMA

It is necessary that the parameter-estimation method be consistent with properties underlying the used data set for the better understanding and accurate forecasting of travel behaviors. This paper presents two types of weighting methods for the stated preference (SP) data set obtained from panels for shopping activity and travel patterns on non-workdays. In this paper, the validity of the proposed methods are empirically discussed through its application to modelling of shopping destination choice behavior. The result shows that the goodness of fit of the mixing distribution model is superior to that of the mass point model, while both of them are regarded as an useful tool for taking the SP bias into consideration in comparison with the result of the ordinary estimation method.