

嗜好とSPデータの回答バイアスを分離した交通機関選択モデル*

A Mode Choice Model Separating Taste Variation and Stated Preference Reporting Error*

杉恵頼寧**・張 峻屹***・藤原章正**・宮地岳志****

By Yoriyasu SUGIE **, Junyi ZHANG***, Akimasa FUJIWARA **, Takeshi MIYAJI ****

1. はじめに

今まで経験したことのない選択肢に直面して個人がどう反応するかを調査する手法として、SP手法が挙げられる。この手法は実際の交通行動を直接尋ねるRP手法に比べて1回の調査において1人の被験者から複数の回答を得ることができる。このため、調査の効率性は優れている。しかし、個人の意識は時間的に変化するものと考えられるので、新しい選択肢に関する個人の利用意識をより正確に捉えるために、SPパネル調査の実施が望まれる。

ところが、仮想の状況を想定した調査であるがゆえに、RPパネル調査より多くのバイアスが含まれる。本研究ではSPデータの回答バイアスを合理的に修正できるRP/SP融合モデルの枠組みのなかで嗜好とSP回答バイアスを分離すると同時に、さらに個人間の嗜好の違いをMass Point手法により考慮した交通機関選択モデルの定式化を行い、そのモデルパフォーマンス（現況再現性と時間的移転性）を検証することを目的とする。具体的に、当研究室によって実施した広島市新交通システムの利用意識に関する4時点SPパネルデータを用いて新たに構築した交通機関選択モデルを推定したうえで、開通後の1時点RPデータを予測する。

本研究は以下のように構成される。第2章ではSPパネルデータにおけるバイアスについて整理する。第3章では嗜好とSP回答バイアスを分離した交通機関選択モデルを構築し、Mass Point手法により個人間の嗜好の違いを考慮したモデルの定式化を行う。第4章では新たに構築したモデルのパフォーマンスを実証分析により検証する。第5章では本研究をまとめる。

*キーワード: SP回答バイアス, Taste Variation, Mass Point手法

** 正会員, 工博, 広島大学大学院国際協力研究科

(東広島市鏡山1-5-1, TEL & FAX: 0824-24-6919)

*** 正会員, 工博, パシフィックコンサルタンツ

(東京都多摩市関戸1-7-5, TEL: 042-372-6208)

**** 正会員, 工修, オリエンタルコンサルタンツ

(東京都渋谷区渋谷1-16-14, TEL: 03-3409-7551)

2. SPパネルデータにおけるバイアス

まず、SP調査は以下のような調査者側の配慮不足に起因し、被験者の回答にバイアスをもたらす可能性があることを指摘しておく。ただし、これらはSP調査に限らない。

1) 調査の目的が被験者にとって分かりにくい。これはアンケート調査全般の問題で、調査の成否を左右する。

2) 調査の内容が被験者にとって分かりにくい。これは調査票の設計において、専門用語を多く羅列したり、難しい言葉を使ったりする場合に生ずる。

3) 設問数やSP実験の要因数が多い。被験者に負担をかけすぎることにより回答疲労に伴うバイアスが生ずる。

4) 調査員の熟達度により回答バイアスが影響を受ける。

つぎに、SPパネルデータにおいて被験者側からくるバイアスを整理してみる。

1) 回答バイアス: 設問に答える時に、設定した要因に基づいて答えなかったり、その要因間のトレードオフ関係を誤解したりすることによって生ずるものである。

2) 無回答バイアス: すべての調査項目に答えなかったり、いくつかの調査項目を答えなかったりすることに起因するものである。前者はunitに関する無回答バイアス、後者はitemに関する無回答バイアスである。

3) 消耗バイアス: サンプリング理論に基づいて抽出したサンプルは何らかの原因でパネル調査に継続的に参加しなくなり、しかも、その離脱行動はランダムではなく、滞留サンプルと何らかの関係をもつ時に生ずるものである。

4) panel conditioning(PC)バイアス: 過去にとった回答行動が被験者の思考回路に影響を与えることにより生ずるものである。

5) *panel fatigue*(FF)バイアス：被験者が複数回の回答を行う時の疲労によって生じるバイアスのことである。これは同一時点における複数SPカードに対する回答からくるものと、複数時点にわたるSPカードに対する回答からくるものに分けられる。

上述のバイアスを除去する基本的な方法として、まず調査を工夫するのは先決である。例えば、事前通達（電話、依頼ハガキ）、インセンティブ（礼金、プレゼント）、調査の設計と管理（内容の分かりやすさ、言葉遣い、グラフやコンピュータを活用して被験者を引きつけるような調査票の設計）が対策として講じられる。

つぎに、講じられる手法として交通行動モデルを構築する際に、モデル構造上からこれらのバイアスを修正する方法がある。この場合、バイアス修正を行う目的はおもに2つに分けられる。1つは、母集団代表性の欠如の補正、もう1つは記入データの歪みの補正である。回答バイアス以外のものに関して、本研究の分析対象外であるためにここでは詳しく述べない。以下では、特にSP回答バイアスに関する修正方法を簡単に整理しておく。

本研究で分析対象となるSP回答バイアスに関していえば、仮想状況を十分に把握していないための誤解、または実際に存在する制約条件の無視に基づくものであるため、従属変数に対する回答バイアスはRPデータより大きくなる。このバイアスを修正するために、まず回答バイアスに影響を与えそうな個人属性を適切な形でモデルに取り込む必要がある。例えば、個人属性値をそのままモデルに入れたり、その属性値を用いて重み修正を行う等である。それ以外の方法として、

1) 弾力性指標による修正：他のデータソースからSP調査に含まれる説明変数の弾力性値を求めて、効用関数に取り入れられる他のすべての変数パラメータの大きさを修正することに用いる（Bates, 1988）。

2) 転換価値（Transfer Price）データによる修正方法（Bonsall, 1985）もその1つである。

3) LISRELモデルにより潜在変数を推定してSPモデルに導入し、SPバイアスを修正する方法も考えられる（McFadden, 1986）。

4) 変動係数モデル：これは説明変数パラメータの分布を仮定してモデルの中に取り込む方法である。推定が複雑という問題点がある。

5) 明確な誤差構造を仮定する方法：例えば、Mass

Point (MP)手法がその1つである（藤原・杉恵・張, 1996）。そこでのMass Pointパラメータは回答バイアスの修正に利用しているが、厳密に言えば、そのMass Pointパラメータは個人の嗜好などによる行動の違いをも考慮する形になっている。

6) Morikawa(1989)によって提案されたRP/SP融合モデルによる修正方法：この手法はRPデータを用いてSP回答バイアスを修正している。

手法6)ではSPデータから求められるパラメータの相対的重みが同一時点におけるRPデータからのものと等しいことを仮定している。これは現実的な仮説であり、合理的で実用性の高いSP回答バイアスの修正法であると言える。しかし、回答結果に歪みが生じる意味からSP回答バイアスにはPCバイアスとPFバイアスも含まれることを考えると、上述した修正方法のいずれも3者を明確に区別していない。PFバイアスに関しては基本的に同一個人から得られた複数のSP回答を繰り返しデータとして扱うことによってその修正方法を検討するであろうが、そのバイアス修正を対象とした研究は見当たらない。複数のSP回答を繰り返しデータとして扱う研究として西井・北村・近藤・弦間（1995）では1時点SPデータを対象に、それに対処できるMPモデルとMixing Distributionモデルを提案している。本研究ではPCバイアスを含んだSP回答バイアスの除去を試み、PFバイアスを検討対象としていないが、本研究で提案した方法ならPFバイアスの修正にも対応できると考える。

3. 嗜好とSP回答バイアスを分離した交通機関連選択モデルの構築

SPデータを用いて現存しない選択肢を予測する場合、過大に推定されることが実証されている（例えばCouture & Dooley, 1981）。その原因として被験者の回答バイアスに起因すると考えられる。もし、回答バイアスを何らかの形で排除できれば、予測精度の向上につながる。今までRPの観測情報を用いてSPの観測情報に対する反応バイアスを修正することによりSP回答バイアスを除去することがなされてきたが、選択肢に対する嗜好と非観測要素に起因するSP回答バイアスを明確に区別した修正方法が検討されていない。しかし、このような修正方法はSPデータのみでは適用することができない。そこで、本研究では

Morikawa(1989)のRP/SP融合モデルの合理的な行動仮説を生かしながら、SPモデルにおける各交通機関の定数項を個人の嗜好を表す項(嗜好項)と非観測要素に起因するSP回答バイアスを表す項(バイアス項)に分けて、推定することを試みる。

まず、Morikawa(1989)のRP/SP融合モデルについて簡単に説明する。

(1) RP/SP融合モデル

以下の2式はRPとSPデータを用いた多項ロジットモデルの効用関数を表している。

$$U_{int}^{RP} = \pi_i^{RP} + \beta' x_{int}^{RP} + \alpha' w_{int}^{RP} + \varepsilon_{int}^{RP} \quad (1)$$

$$U_{int}^{SP} = \pi_i^{SP} + \beta' x_{int}^{SP} + \gamma' z_{int}^{SP} + \varepsilon_{int}^{SP} \quad (2)$$

ここで、 U_{int} は時点 t 、個人 n の選択肢 i に対する効用、 x_{int} 、 w_{int} 、 z_{int} は U_{int} の説明変数(個人属性や交通サービス変数)、 ε_{int} は U_{int} のワイブル分布に従う誤差項、 β 、 α 、 γ はパラメータである。そして、 π_i^{RP} 、 π_i^{SP} はそれぞれRPモデル(式(1))とSPモデル(式(2))における選択肢 i の定数項である。

式(1)、(2)の推定に際して両データを用いた効用関数の誤差項のばらつきの大きさの違いを考慮するために、以下のようなスケールパラメータ μ を導入する。

$$\text{Var}(\varepsilon_{int}^{RP}) = \mu^2 \text{Var}(\varepsilon_{int}^{SP}) \quad (3)$$

すると、RP/SP融合モデルは以下のように表すことができる。

$$P_{in} = \prod_{i=1}^T \left[\frac{\left(\prod_{i=1}^{I^{RP}} \exp(V_{int}^{RP}) \right) \omega_{int}^{RP}}{\sum_{i'=1}^{I^{RP}} \exp(V_{int}^{RP})} \right] \prod_{i=1}^T \left[\frac{\left(\prod_{i=1}^{I^{SP}} \exp(\mu V_{int}^{SP}) \right) \omega_{int}^{SP}}{\sum_{i'=1}^{I^{SP}} \exp(\mu V_{int}^{SP})} \right] \quad (4)$$

ここで、 P_{in} は個人 n のRPデータおよびSPデータにおける選択肢 i に関する同時生起確率、 V_{int} は効用の確定項、 ω_{int} は個人 n が選択肢 i を選んだら1、そうでなければ0のダミー変数、 I は選択肢の数、 T は時点数である。

式(1)と(2)において共通する変数として乗車時間とコストのような交通サービス変数がよく用いられる。そうすると、SPモデル(式(2))から得た時間価値はRPモデル(式(1))からのものと等しいことが分かる。

この点は現実的な仮説であり、RP/SP融合モデルのさらなる応用に大きく寄与している。

(2) 嗜好とSP回答バイアスの分離

本研究ではRPデータにはバイアスがないことを前提にモデルの定式化を行なう。そうすると、RPモデル(式(1))の定数項 π_i^{RP} は個人の各選択肢に対する態度や省略変数の影響を表すことになる。ここではこれを「嗜好」と呼ぶこととする。なお本研究では定数項 π_i^{RP} は母集団を通して分布すると仮定し、分布の母数を後述するMass Point手法で推定する。一方、SPモデル(式(2))の定数項 π_i^{SP} はSP回答バイアスと嗜好の両方を表す。

これまでの研究ではSP回答バイアスと嗜好をモデルのなかに混在させながら需要予測に使われてきた。しかし、定数項のなかにバイアスが含まれるならば、予測時にモデルから排除すべきであるし、嗜好に関しては利用者が各選択肢を選ぶ際に本来影響力をもつ要因であるために予測に活かすべきである。ただしモデル推定時に観測された嗜好は予測時点まで安定しているものとして取り扱う。

本研究では両者の分離を図るために、式(1)、(2)を以下のように変形する。

(a) 既存選択肢の効用関数

$$U_{int}^{RP} = \tau_i + \beta' x_{int}^{RP} + \alpha' w_{int}^{RP} + \varepsilon_{int}^{RP} \quad (5)$$

$$U_{int}^{SP} = \tau_i + \phi_i^{SP} + \beta' x_{int}^{SP} + \gamma' z_{int}^{SP} + \varepsilon_{int}^{SP} \quad (6)$$

(b) 新規選択肢の効用関数

$$U_{int}^{SP} = \psi_i^{SP} + \beta' x_{int}^{SP} + \gamma' z_{int}^{SP} + \varepsilon_{int}^{SP} \quad (7)$$

ここで、 τ_i は既存の選択肢に関する嗜好を表す項(以後、嗜好項)、 ϕ_i^{SP} は既存の選択肢 i に関するバイアスを表す項(以後、バイアス項)、 ψ_i^{SP} は新規選択肢の確率的に変動しない定数項である。 τ_i 、 ϕ_i^{SP} は母数が確率的に変動しない分布であると仮定する。

ここで定式化した嗜好項とバイアス項を分離したモデルでは従来型RP/SP融合モデルと同様に式(6)と(7)のSP説明変数に関する回答バイアスは、式(5)の観測されたRP情報により修正される。残りの非観測要素に起因する回答バイアスはすべて ϕ_i^{SP} が ψ_i^{SP} に吸収される。

ただし、新規選択肢に関しては事前RP情報が存在しないので、 ψ_i^{SP} は嗜好と回答バイアスの両方を含

むことになる。つまり、ここで嗜好と回答バイアスを分離できたのは既存選択肢のみであり、新規選択肢に対して分離ができない。今までSPデータでは新規選択肢を過大予測してしまうと実証されていることを考えると、既存選択肢の嗜好と回答バイアスを分離することによりその過小予測を修正することが可能である。一方、新規選択肢については回答バイアスを取り出すことはできないが、既存選択肢の選択確率を修正することによって相対的に新規選択肢の過大予測を抑えることができるようになる。

なお、式(5)～(7)を代入した式(4)に最尤推定法を適用すると、 τ_i, ϕ_i^{SP} に関する解の唯一性が保証されることを容易に証明することができる。

(3) SPデータにおけるPCバイアスの除去

PCバイアスは過去のSP回答結果に影響され生じてくるものなので、それを除去するには過去のSP回答結果を現時点のSP効用関数に取り入れればよい。しかし、選好意識が実行動の結果に左右されることを考えると、PCバイアスを効果的かつ論理的に除去するために、本研究では過去のRP選択結果を現時点のSP効用関数に導入する。つまり、図1のように1時点前の実際の選択結果(RP)をSPモデルのなかに取り入れることによりSPデータに存在するPCバイアスを除去することにする。過去の選択結果を数時点遡って取り入れることももちろん可能であるが、ここではできるだけモデルの説明変数を少なくするために、最も単純に1時点前の情報のみを使用する。

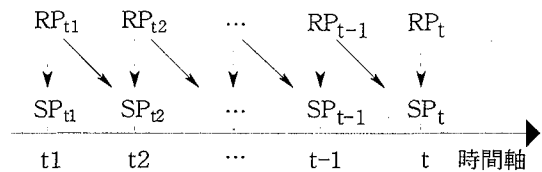


図1 SPパネルデータを用いた交通需要予測モデルの概念図

すると、既存選択肢の効用関数である式(6)は以下のようなになる。

$$U_{int}^{SP} = \tau_i + \phi_i^{SP} + \beta' x_{int}^{SP} + \gamma' z_{int}^{SP} + \lambda y_{in,t-1} + \varepsilon_{int}^{SP} \quad (6')$$

ここで、 $y_{in,t-1}$ はt-1時点において個人nが選択肢iを選んだら1、そうでなければ0のダミー変数(前時点の情報を取り入れた意味で以後、状態依存項と呼ぶ

ことにする)で、 λ はそのパラメータである。

(4) MP手法による個人間の嗜好の違いの考慮

これまでRP情報を利用してSPモデルにおける嗜好項 τ_i とバイアス項 ϕ_i^{SP} の分離を図ったが、嗜好項を将来予測に使うことを考えると、より正確に表現する必要がある。そこで、嗜好項の個人間における違いを考慮することのできるMP手法(杉恵・張・藤原, 1996)を適用する。

最終的に、SPパネルデータを用いて3.1節～3.4節のことを同時に考慮した交通機関選択モデルは式(8)のように表すことができる。

$$P_{in} = \sum_{m=1}^M \left[\prod_{t=1}^T \left\{ \frac{\prod_{i=1}^{I^{RP}} \exp(V_{int}^{RP} + \xi_{im})}{\sum_{i=1}^{I^{RP}} \exp(V_{int}^{RP} + \xi_{im})} \right\}^{\omega_{int}^{RP}} \cdot \left\{ \frac{\prod_{i=1}^{I^{SP}} \exp(\mu[V_{int}^{SP} + \xi_{im}])}{\sum_{i=1}^{I^{SP}} \exp(\mu[V_{int}^{SP} + \xi_{im}])} \right\}^{\omega_{int}^{SP}} \cdot \prod_{t=2}^T \left\{ \frac{\prod_{i=1}^{I^{SP}} \exp(\mu[V_{int}^{SP} + \lambda y_{in,t-1} + \xi_{im}])}{\sum_{i=1}^{I^{SP}} \exp(\mu[V_{int}^{SP} + \lambda y_{in,t-1} + \xi_{im}])} \right\}^{\omega_{int}^{SP}} \right] \rho_m \quad (8)$$

ここで、

$$V_{int}^{RP} = \tau_i + \beta' x_{int}^{RP} + \alpha' w_{int}^{RP} \quad (9)$$

既存選択肢の V_{int}^{SP} は、

$$V_{int}^{SP} = \tau_i + \phi_i^{SP} + \beta' x_{int}^{SP} + \gamma' z_{int}^{SP} \quad (10)$$

新規選択肢の V_{int}^{SP} は、

$$V_{int}^{SP} = \psi_i^{SP} + \beta' x_{int}^{SP} + \gamma' z_{int}^{SP} \quad (11)$$

のように表される。

そして、式(10)の嗜好 τ_i は個人を通して分布し、その分布形状はパラメータ ξ_{im} と ρ_m で決まる。ここで、 ξ_{im} はMP数=mにおける選択肢iの位置パラメータ、 ρ_m はMP数=mにおける重みパラメータである。ただし、MP数=1であるならば、 ξ_{im} は式(5)および(6)で

共有している τ_i に等しい。

式(8)では嗜好項の個人間の違いしか考慮に入れていないので、バイアス項 ϕ_i^{SP} および新規選択肢の定数項 ψ_i^{SP} はMP数によらず一定である。

そして、式(8)に最尤推定法を適用することにより各パラメータを推定することができる。

4. 新たな交通機関選択モデルの推定と考察

(1) 利用するSPパネルデータの概要

本研究室は広島市新交通システム開業後における通勤通学者の交通機関選択行動の予測を目的に、1987年から88、90、93、94年にかけて計5時点にわたってSPパネル調査を実施した。対象交通手段は自家用車(car)、バス(bus)、新交通システム(NTS)である。そして、各時点においてSPパネル調査と合わせて自家用車とバスの利用実態(RP)を調査した。さらに、1994年に開通後の各交通手段の利用実態調査をも実施した。今回はこのうちサンプリング手法の異なる1988年を除く4時点継続的に得られたSPパネルデータをモデル式(8)の推定に利用し、開通後のRPデータをモデルの予測精度(時間的移転性)を検証するために用いる。

SP調査では被験者に対して1人あたり複数のカードを提示して回答を求める。本来この複数カードを同一個人からのものとして扱い、PFバイアスを除去すべきであるが、式(8)の有効性に関する検討を簡単にするために、今回はこの複数カードからの回答を異なる個人からのものとしてみなす。ただし、本研究で提案した方法を拡張することによってPFバイアスにも対応することができる。そして、4時点にわたりRPとSP調査においてともに有効な回答を得た226パネルサンプルをこれからの分析に利用する。

(2) 新たな交通機関選択モデルの推定

ここでは提案したモデル(式(8))の適用可能性を検証するために、従来のモデルと比べてその現況再現性および時間移転性の比較を行う。

SPパネルデータを用いた従来の交通需要予測モデルとして、

- (1) SP-MNLモデル：SPパネルデータのみを用いた多項ロジットモデル、
- (2) SP-DMNLモデル：PCバイアスを除去したSP-

MNLモデル、

- (3) RP/SP-MNLモデル：従来のRP/SP融合モデル(効用関数は式(1)と(2))、
- (4) RP/SP-DMNLモデル：PCバイアスを除去したRP/SP-MNLモデル(効用関数は式(1)と(2'))、
$$U_{int}^{SP} = \pi_i^{SP} + \beta' x_{int}^{SP} + \gamma' z_{int}^{SP} + \lambda y_{in,t-1} + \varepsilon_{int}^{SP} \quad (2')$$
- (5) SEP-RP/SP-MNLモデル⁵⁾：嗜好項とバイアス項を分離したRP/SP-MNLモデル(効用関数は式(5),(6),(7))、
- (6) SEP-RP/SP-DMNLモデル⁶⁾：PCバイアスを除去したSEP-RP/SP-MNLモデル(効用関数は式(5),(6),(7))

を設けた。

- 新たに構築した交通需要予測モデルとして、
- (7) SEP-MPモデル：式(8)から $y_{in,t-1}$ 項を取り除き、状態依存項を取り入れない静的MPモデル、
- (8) SEP-DMPモデル：式(8)

を推定した。

用いる説明変数は個人属性として性別、年齢と職業の有無、交通サービス変数として乗車時間(分)、コスト(円)とアクセス時間(分)を取り上げる。そして、各モデルに最尤推定法を適用し、推定した結果を表1に示す。

モデル(3)と(5)、およびモデル(4)と(6)に関しては定数項以外、すべて同じ推定結果なので表1にはモデル(5)、(6)のみの結果を示した。なお、モデル(3)の定数項はモデル(5)の ξ_1 (0.086)とバイアス項(1.111)の和1.197で、モデル(4)の定数項はモデル(6)の ξ_1 (-0.079)とバイアス項(0.630)の和0.551である。同様に、両定数項の t 値も統計的に有意になっていない。

(3) 各パラメータ推定値に関する考察

各モデルの推定結果をみると、ほとんどのパラメータ推定値が統計的に有意であり、妥当な符号をもつことが分かる。具体的に、以下のようなことが言える。

1) モデル(5)、(6)の各説明変数のパラメータ推定値がモデル(1)、(2)のそれらより大きい。これは嗜好項とバイアス項を混在させることが各説明変数の影響力を過小に推計する可能性があることを示唆する。

2) モデル(7)、(8)をモデル(5)、(6)と比べると、嗜好項のパラメータ推定値が有意となった。これは嗜好項の異質性を考慮しなければその影響力を無視する恐れがあることを意味する。

表1 SPパネルデータを用いた各交通需要予測モデルの推定結果および時間的移転性の評価結果

説明変数・ モデルの評価指標	モデル	SP-MNL (1)	SP-DMNL (2)	SEP-RP/SP -MNL(5)	SEP-RP/SP -DMNL(6)	SEP-MP (7)	SEP-DMP (8)
RP・SP 性別(bus/NTS)		-1.193**	-0.804**	-2.054**	-1.924**	-5.319**	-10.930**
年齢(bus/NTS)		0.052**	0.041**	0.081**	0.077**	0.236**	0.204**
職業(bus/NTS)		-0.090	0.032	-2.119**	-2.170**	-1.156	0.905
乗車時間(分)(car/bus/NTS)		-0.003**	-0.003**	-0.012**	-0.014**	-0.015**	-0.016**
コスト(円)(car/bus/NTS)		-0.001**	-0.001**	-0.004**	-0.004**	-0.007**	-0.007**
SP アクセス時間(NTS)		-0.003**	-0.003**	-0.010**	-0.010**	-0.016**	-0.017**
RP 状態依存(car/bus)			0.953**		3.129**		2.668**
SP スケールパラメータ μ				0.363**	0.308**	0.226**	0.187**
RP・SP 嗜好項(car)							
$\rho 1$						0.125**	0.376**
$\xi 1$				0.086	-0.079	14.450**	-2.845**
$\rho 2$						0.526**	0.418**
$\xi 2$						1.937**	1.054
$\rho 3$						0.349**	0.207**
$\xi 3$						7.750**	10.365**
SP バイアス項(car)				0.111	0.630	-0.592	0.267
SP バイアス・嗜好項(car)		1.463*	1.456**				
SP バイアス・嗜好項(NTS)		0.760**	1.250**	1.965**	3.995**	3.234**	5.432**
初期尤度		-993.15	-993.15	-1619.80	-1619.80	-1619.80	-1619.80
最終尤度		-899.01	-861.21	-1295.16	-1253.68	-1100.73	-1083.17
尤度比		0.091	0.129	0.197	0.223	0.317	0.328
サンプル数		904	904	1808	1808	1808	1808
絶対誤差(%)		23.4	21.6	7.6	5.7	4.4	0.6

(注：*95%で，**99%で有意である。第1列目の各項目後尾の括弧内はその項目が効用関数のなかに取り入れられる交通機関であり，RP, SPはその項目を導入したモデルの種類である。絶対誤差は後出。)

表2 各交通需要予測モデルの現況再現性

モデルの改善内容	考慮する	考慮しない
嗜好項とバイアス項 の分離	同じ	同じ
PCバイアスの除去	高い	低い
嗜好項の異質性	高い	低い
RP情報の導入	高い	低い

3) 正の状態依存項は以前から自家用車/バスを利用してきた人が新しい交通手段を積極的に利用しない意識があることを示唆する。PCバイアスとは過去のSP回答結果が現時点のSP回答に影響することである。過去のSP回答ではなく前時点の選択結果を状態依存項として説明変数に取り入れることでこのようなSP回答の歪みを修正することが可能である。

4) スケールパラメータがモデル(5), (6), (7), (8)の順で次第に小さくなったことから、従来のモデルはSP回答の誤差分散を過小評価することを意味する。

5) モデル(7), (8)の性別と年齢のパラメータは他のモデルに比べて絶対値が大きく、逆に職業は小さくなっている。Mass Point法を採用し個人間の嗜好の違い(非観測異質性)を考慮することによって、個人属性の真の影響が計測されているものと考えられる⁶⁾。

(4) モデルの現況再現性

表1の推定尤度比から各需要予測モデルの現況再現性に関して表2のようなことが言える。つまり、PCバイアスの除去、嗜好項の異質性およびRP情報を考慮することによりモデルの推定精度をそれぞれ向上させる

表4 時間的移転性を評価する際に各モデルの嗜好項／バイアス項に関する処理

モデル名	嗜好項		バイアス項		バイアス・嗜好項	
	car	NTS	car	NTS	car	NTS
(1)SP-MNL					1.463 (○)	0.760 (○)
(2)SP-DMNL					1.456 (○)	1.250 (○)
(3)RP/SP-MNL					0.197 (○)	1.965 (○)
(4)RP/SP-DMNL					0.551 (○)	3.995 (○)
(5)SEP-RP/SP-MNL	0.086 (○)		0.111 (×)			1.965 (○)
(6)SEP-RP/SP-DMNL	-0.079 (○)		0.630 (×)			3.995 (○)
(7)SEP-MP	$\xi_1 \sim \xi_3$ (○)		-0.592 (×)			3.234 (○)
(8)SEP-DMP	$\xi_1 \sim \xi_3$ (○)		0.267 (×)			5.432 (○)

(注：○：予測時に考慮する；×：予測時に考慮しない)

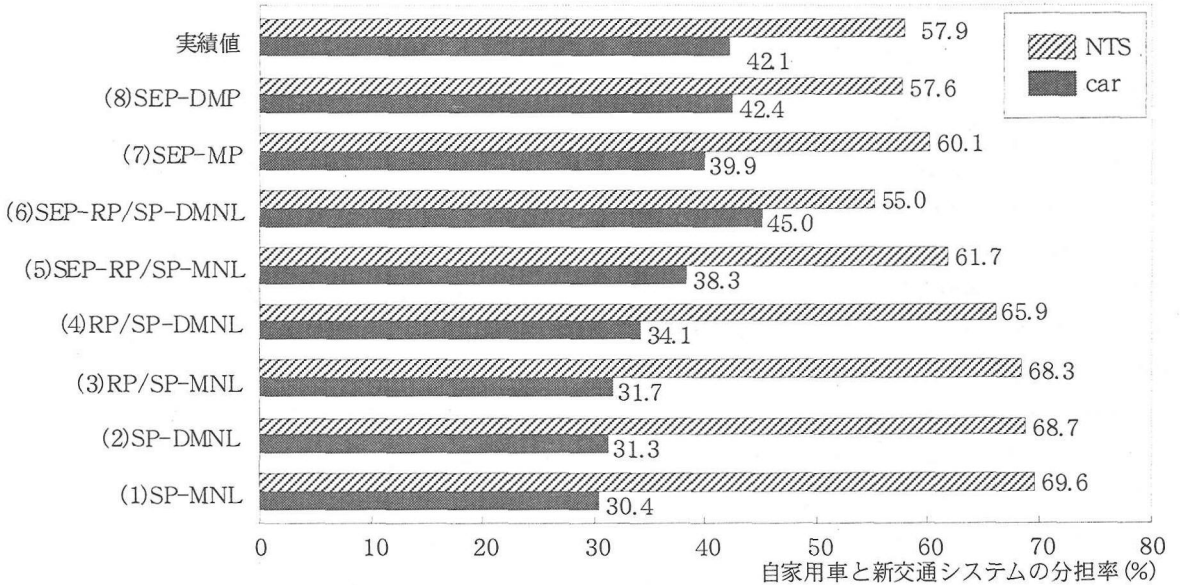


図2 SPパネルデータを用いた各交通需要予測モデルによる予測分担率

ことができる。しかし、嗜好項とバイアス項を分離してもモデルの現況再現性には変化がない。そして、本研究で提案したSEP-DMPモデルの推定尤度比が最も高い。

(5) モデルの時間的移転性

広島市の新交通システムが1994年に開通すると同時に、市内への直通バスが廃止された。したがって、1994年のRP調査ではバスに関する選択情報がない。そこで、本研究の各モデルの時間的移転性を評価するために、1994年にバスを選ばないようにその交通サービス水準を非常に悪く設定した。モデル(3)、(4)の時間的移転性に関する評価結果を表3に示す。なお、表1、3の絶対誤差とは自家用車(car)と新交通システム

(NTS)の予測分担率(平均値法による)と新交通システム開通後の実績分担率との差の絶対値に関する和に100を乗じたものである。絶対誤差の値が小さければ、そのモデルの予測精度がよいと判断することができる。

表3 従来のRP/SP融合モデルの時間的移転性

モデルの評価指標	RP/SP-MNL (3)	RP/SP-DMNL (4)
絶対誤差(%)	20.8	16.1

各モデルの時間的移転性を評価するにあたり、表4のように各交通機関の嗜好項／バイアス項を処理した。同表から分かるように、新規選択肢(新交通システム)に関しては、嗜好とバイアスを分離できないのでその

まま予測に使う。これに対して、既存選択肢（自家用車）に関しては嗜好項のみを予測に使う。既存選択肢のバイアス項がSP回答を歪めるものなので予測時にモデルから排除した。

表4の処理過程を経て各モデルに基づいて計算した自家用車(car)と新交通システム(NTS)の予測分担率を図2に示す。同図から今までのSPパネルモデル(SP-MNL)では新交通システムの過大予測が最も顕著であることが分かる。そして、そのモデルの予測精度を改善するためにPCバイアスを除去してもあまり変化が見られない。これはPCバイアス以外のSP回答バイアスが大きいことに起因すると考えられる。SEP-DMPとSEP-RP/SP-DMNLモデル以外のモデルに関しても、すべて新交通システムを過大予測している。

一方、SEP-RP/SP-DMNLモデルは実績値よりも新交通を過少に自動車を過大に予測している。表1のモデル推定結果から判断すると、この原因としては自動車の状態依存パラメータが大きく自動車に対する状態依存効果が過大に現れているものと考えられる。そしてSEP-DMPではこの欠点を克服している。

各モデルの予測結果を総合的に評価すると、嗜好項とバイアス項を分離することによって1~2割の予測誤差を修正できたのに対して、その他の改善内容に関してはすべて1割以下であった。つまり、嗜好項とバイアス項を分離することによるモデル予測精度の改善への寄与度は最も高いことを示唆している。そして、SEP-DMPモデルはSP-MNLモデルと比べて予測誤差が22.8%減少することが分かる。

以上の分析結果から、SPパネルデータを用いて本研究で新たに構築した交通機関選択モデル、つまり、嗜好項とバイアス項を分離したうえで嗜好項の異質性を考慮したモデル(式(8))は現況再現性についても時間的移転性についても最も優れていると結論づけることができる。

5. おわりに

本研究ではSPパネル調査データに存在する回答バイアスに着目して、それを合理的に修正できるRP/SP融合モデルの枠組みをベースに、今まで区別せずに将来予測に利用されてきた各交通機関の定数項

を個人の嗜好を表す項と非観測要因に起因する回答バイアス項に分けることを提案した。さらに、嗜好項の個人間における違いをMass Point手法より考慮し、Panel Conditioningバイアスを前時点のRP選択結果より除去することを試みた。広島新交通システムの利用意識および実態に関するパネル調査データを用いて新たに構築した交通機関選択モデルを検証した結果、その現況再現性と時間的移転性が最も優れることを示した。

ただしここで構築したモデルすべてにおいて乗車時間とコストのパラメータ比である時間価値が通常より低い値を示していることから、より正確な予測モデルとするためには、例えばRPデータの信頼性など別の観点からの検討も今後必要である。また、本研究で提案したSEP-DMPモデルのパラメータの安定解を得るためには、できるだけ多くの時点のRP/SPパネルデータがあることが望ましい。反面、このようなパネル調査を実施することは大変な労力を要することから、調査コストとモデル精度のバランスから最適なパネル調査時点数およびサンプル数を見出すことが実用化に向けて重要な検討課題である。

参考文献

- 1) Bates J.: Econometric issues in state preference analysis, Journal of Transport Economics and Policy, Vol.22, No.1, pp.59-69, 1988.
- 2) Bonsall P.: Transfer price data - its definition, collection and use -, In "New Survey Methods in Transport", VNU Science Press, pp.257-271, 1985.
- 3) McFadden D.: The choice theory approach to market research, Marketing Science, Vol.5, No.4, pp.275-297, 1986.
- 4) Morikawa T.: Incorporating State Preference Data in Travel Demand Analysis, Ph.D Dissertation, Department of Civil Engineering, MIT, 1989.
- 5) 藤原章正・杉恵頼寧・張峻屹: Mass Point手法による交通機関選択モデルの消耗及び回答バイアスの修正, 土木計画学研究・論文集, No.13, pp.587-594, 1996.
- 6) 杉恵頼寧・張峻屹・藤原章正: Mass Point手法

により非観測異質性を考慮した交通機関選択のダイナミックモデル, 土木計画学研究・論文集, No.13 pp.623-632, 1996.

7)西井和夫・北村隆一・近藤勝直・弦間重彦: 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Mix-

ing Distribution Model, 土木学会論文集, No. 506/IV-26, pp.25-33, 1995.

8) Couture, M. and Dooley, T.: Analyzing traveler attitudes to resolve intended and actual use of a new transit service, TRB Record, No.794, pp.27-33, 1981.

嗜好とSPデータの回答バイアスを分離した交通機関選択モデル

杉恵頼寧・張 峻屹・藤原章正・宮地岳志

SP調査手法はその効率性、交通サービス水準の設定のしやすさなどから新規交通機関の需要予測に適するものとして大きく期待されている。しかし、仮想の状況を想定した調査であるがゆえに、RPパネル調査より多くのバイアスが含まれる。特にSP回答バイアスに起因してSPモデルによる新規交通機関の過大予測が指摘されている。そこで、本研究ではSP回答バイアスを合理的に修正できるRP/SP融合モデルをベースに、今まで区別せずに将来予測に利用されてきた各交通機関の定数項を個人の嗜好を表す項と非観測要因に起因する回答バイアス項に分けることを提案した。さらに、嗜好項の個人間における違いをMass Point手法より考慮し、Panel Conditioningバイアスを前時点のRP選択結果より除去することを試みた。広島新交通システムの利用意識および実態に関するパネル調査データを用いて新たに構築した交通機関選択モデルを検証した結果、その現況再現性と時間的移転性が最も優れることを示した。

A Mode Choice Model Separating Taste Variation and Stated Preference Reporting Error

Yoriyasu SUGIE, Junyi ZHANG, Akimasa FUJIWARA and Takeshi MIYAJI

Because of survey efficiency and ease of setting travel level-of-service, SP data has been expected to be suitable for predicting the future demand of new travel modes. However, it contains more biases than RP data caused by setting hypothetical situations in the survey. Especially, it has been pointed out that the predicting models based on SP data overestimate the future demand for new travel modes. Therefore, this paper proposed to separate alternative-specific constant term into individual-specific taste term and unobserved SP reporting error term, which has not been considered clearly in conventional travel prediction models. Furthermore, it was also tried to consider individual taste variation by Mass Point approach and to remove Panel Conditioning bias by introducing previous RP choice results into SP model. Throughout the empirical analysis based on SP panel survey data on the use of New Transit System in Hiroshima city, it was shown that the proposed model provided a higher goodness-of-fit index and temporal transferability than the conventional ones.