

Mass Point手法による交通機関選好モデルの消耗及び回答バイアスの修正*

Correcting Attrition and Response Biases in Stated Preference

Mode Choice Models by Using Mass Point Approach*

藤原章正**・杉恵頼寧**・張 峻屹***

By Akimasa FUJIWARA **, Yoriyasu SUGIE ** and Junyi ZHANG***

1. はじめに

1980年代後半に交通研究分野でもパネル分析の必要性が認識されて以来、Dutch National Mobility Panelを筆頭に5時点を超えるような多時点の交通パネルデータが数多く蓄積されてきた^{1,4)}。従来からパネルデータの分析は、前時点から次時点へ調査が移行する際の調査拒否に伴う消耗バイアス一繰り返し行われるパネル調査への参加（拒否）行動と分析対象となる交通行動との間に相関がある場合に、モデルパラメータにバイアスが生じることが問題視され、その対応方法が研究されてきた^{3,5)}。しかし、時点数の増加、調査期間の長期化に伴って問題がやや複雑になり、せっかく収集した情報を十分に活用しないケースも生じている。

問題の複雑さの1つは、被験者の調査参加履歴の多様化に起因する。ある時点における残留者の中には、サンプル消耗を補うために途中で新規に抽出されたり、一度離脱した後に再び復帰したサンプルが含まれるため、2時点間の消耗バイアスの修正方法を単に援用することの妥当性が保証されない。複雑さのもう1つは、多時点パネルデータには消耗バイアスだけではなく繰り返し回答の疲労から生じる回答バイアスなどが含まれることである。実際に筆者らが広島市で実施した5時点SPパネル調査データの分析においても、過去の調査参加回数と回答の間に関連性が存在することが実証されている²⁾。

本研究はこのような複雑な問題に対処し得るバイアス修正方法を開発する。具体的には、第1にこれまで2時点パネルデータを対象として開発されてきた2種類の消耗バイアス修正法、すなわち修正項による修正法⁶⁾と重みづけによる修正法⁷⁾を、多時点パネルデータのモデルに拡張する。第2に消耗バイアスや疲

れによる回答バイアスは母集団全体で必ずしも同質ではないと考え、非観測異質性パラメータをモデルに導入する⁸⁾。その際、参加回数の異なるすべてのサンプル情報を同時に用いたモデル推定方法を提案する。最後に、提案した修正方法の適用可能性を事例研究によって示す。なお、異質性パラメータを導入した交通機関選好モデルの定式化には、構造が簡単で推定が容易なMass Point手法を採用する⁸⁾。

2. Mass Point 法による消耗及び回答バイアス修正の基本的考え方

本研究を議論する上で、参考文献6)と7)の消耗バイアスの修正方法が重要なのでその基本式を再度示す。

(1) 消耗モデル

個人*i*が時点*t-1*のパネル調査から次の時点*t*の調査に継続して参加するか否かを確率的に表す潜在変数(効用) $U_{i,t}$ を以下のようにおく。

$$U_{i,t} = V_{i,t} + \pi_{i,t} \quad (1)$$

ここで、 $V_{i,t}$ は確定項、 $\pi_{i,t}$ は誤差項である。誤差項 $\pi_{i,t}$ が*i.i.d.*のガンベル分布に従うと仮定すると、消耗モデルは以下の2項ロジットモデルで表される。

[モデルA1]：

$$A_{i,t-1}^s = \frac{\exp(V_{i,t-1}^s - V_{i,t-1}^d)}{1 + \exp(V_{i,t-1}^s - V_{i,t-1}^d)} = \frac{\exp(\sum_{q=1}^Q \theta_q x_{q,i,t-1})}{1 + \exp(\sum_{q=1}^Q \theta_q x_{q,i,t-1})} \quad (2)$$

ここで、

$A_{i,t-1}^s$ ：個人*i*が前時点*t-1*から継続参加する確率

$V_{i,t-1}^s, V_{i,t-1}^d$ ：個人*i*が前時点*t-1*から継続参加する場合(s)としない場合(d)の効用確定項

$x_{q,i,t-1}$ ：個人*i*の時点*t-1*の*q*番目の説明変数

θ_q ： $x_{q,i,t-1}$ のパラメータ。

一方、消耗バイアスが個人の年齢、性別などの観測特性以外に、個人特有の嗜好、価値観、信念などのような非観測特性にも影響される場合には、式(1)の誤差項 $\pi_{i,t}$ の中に非観測異質性を表す確率項 δ_i が含まれる。すなわち

$$\pi_{i,t} = \delta_i + v_{i,t} \quad (3)$$

* キーワーズ：交通行動分析、交通手段選択、意識調査分析

** 正員、工博、広島大学大学院国際協力研究科
(東広島市鏡山1-4-1, TEL&FAX 0824-24-7825)

*** 正員、工博、広島大学工学部第四類建設系
(東広島市鏡山1-4-1, TEL&FAX 0824-24-7849)

ここで、 δ_i は個人間で異なるが時間的には不変である。このとき真の誤差項は $\pi_{i,t}$ に代わって $v_{i,t}$ となる。

今改めて $v_{i,t}$ がi.i.d.のガンベル分布に従うと仮定すると、式(2)の消耗モデルは以下のように表される。

$$A_{i,t-1}^s = \frac{\exp(\sum_{q=1}^Q \theta_q x_{q,i,t-1} + \delta_i)}{1 + \exp(\sum_{q=1}^Q \theta_q x_{q,i,t-1} + \delta_i)} \quad (4)$$

ここで、非観測異質性の項 δ_i は特定の連続分布 $F(\delta)$ に従う場合、式(4)は以下になる。

$$A_{i,t-1}^s = \int_{\delta_i} \frac{\exp(\sum_{q=1}^Q \theta_q x_{q,i,t-1} + \delta_i)}{1 + \exp(\sum_{q=1}^Q \theta_q x_{q,i,t-1} + \delta_i)} dF(\delta) \quad (5)$$

筆者等のこれまでの研究から δ_i の分布パラメータの推定には連続分布 $F(\delta)$ を離散化するMass Point手法が有用で実用的であることが分かっている⁸⁾。そこで本研究でもMass Point手法により式(4)の消耗モデルを再定式化する。LindsayのMass Point手法⁹⁾を採用すると以下になる。

[モデルA2]：

$$A_{i,t-1}^s = \sum_{k=1}^{M_a} \left(\frac{\exp(\sum_{q=1}^Q \theta_q x_{q,i,t-1} + \xi_k^a)}{1 + \exp(\sum_{q=1}^Q \theta_q x_{q,i,t-1} + \xi_k^a)} \right) \rho_k^a \quad (6)$$

ここで、 M_a は収束Mass Point数である。 ξ_k^a は非観測異質性を表す項 δ_i の分布を離散化した k 番目のMass Pointの位置パラメータで、 ρ_k^a はその重みパラメータである。 ρ_k^a には以下の制約条件が存在する。

$$\rho_k^a \geq 0 \text{ and } \sum_{k=1}^{M_a} \rho_k^a = 1 \quad (7)$$

式(7)の条件下で式(6)の推定にあたっては最尤推定法を適用する。具体的な推定方法については文献8)を参照されたい。

(2) 修正項により消耗バイアスを修正した

交通機関選好モデル

はじめにバイアスの修正を行わない交通機関選好モデルを以下の多項選択ロジットモデルで表す。パネルデータに含まれる多時点情報を相互独立と仮定してプーリングモデルを構築する。

[モデルM1]：

$$P_{ij,t} = \frac{\exp(V_{ij,t})}{\sum_{j=1}^J \exp(V_{ij,t})} \quad (8)$$

ここで、 $P_{ij,t}$ は個人 i 、交通機関 j の時点 t における選択確率、 $V_{ij,t}$ はその効用確定項である

このモデルを基本とし、バイアスの修正のために線形効用関数を以下のように変形する。

$$U_{ij,t} = V_{ij,t} + \Omega_{ij,t} + \varepsilon_{ij,t} \quad (9)$$

$$\Omega_{ij,t} = \omega_j^d \frac{1 - A_{i,t}^s}{A_{i,t}^s} \ln(1 - A_{i,t}^s) - \omega_j^s \ln(A_{i,t}^s) \quad (10)$$

ここで、

$\Omega_{ij,t}$ ：消耗バイアス修正項

$A_{i,t}^s$ ：時点 $t-1$ から時点 t に継続参加する確率の計算値

ω_j^d, ω_j^s ： $\Omega_{ij,t}$ のパラメータ（選択肢固有）

$\varepsilon_{ij,t}$ ：ランダム誤差

$A_{i,t}^s$ は式(2)の[モデルA1]あるいは式(6)の[モデルA2]のパラメータ推定値 $\hat{\theta}_q$ と時点 t における個人 i の属性値 $x_{q,i,t}$ を用いて計算する。

このとき式(8)の[モデルM1]は次のようになる。

[モデルM2]，[モデルM4]：

$$P_{ij,t} = \frac{\exp(V_{ij,t} + \Omega_{ij,t})}{\sum_{j=1}^J \exp(V_{ij,t} + \Omega_{ij,t})} \quad (11)$$

ただし、 $A_{i,t}^s$ の計算に[モデルA1]のパラメータ推定値を用いた場合と[モデルA2]を用いた場合を区別して、それぞれ[モデルM2]，[モデルM4]と呼ぶことにする。

この修正方法は調査参加（消耗）と交通機関選好の2つの行動モデルの誤差項には共通の非観測要因が存在することを前提として誘導される。誘導過程は前出の文献6)に詳述されている。ただし、当論文では $\Omega_{ij,t}$ のパラメータを簡便のため $\omega_j^d = -\omega_j^s$ としていたが、本論文では ω_j^d, ω_j^s を選択肢別に異なる選択肢固有パラメータとして推定する。

(3) 重みづけにより消耗バイアスを修正した

交通機関選好モデル

序論で述べたように消耗バイアスは、調査への参加行動と分析対象の交通行動との間に相関がある場合に発生する。本研究の分析対象は交通機関選好(SP)であり、SP固有バイアスの影響により調査に協力的で継続参加する個人の集合はランダムな個人の集合に比べて、例えば新しく計画されている交通機関のような特定の選択肢を好む傾向が強いことが予想される。

ここでは、パネル消耗の結果として残ったサンプルのSPの偏りは選択肢別サンプリングで得られたサンプルの偏りと同等であると仮定して、参加確率の逆数を対数尤度関数に重みづけすることによって、消耗バイアスを修正する方法を採用する⁷⁾。この方法は選択肢別サンプリングの最尤法としてManski and Lermanが開発したWESML (Weighted Exogeneous Sampling Maximum Likelihood) 法を基礎としている¹⁰⁾。

交通機関の選択確率 $P_{ij,t}$ の重みづけ対数尤度関数 $\ln L_t$ は以下のように表される。

[モデルM3]，[モデルM5]：

$$\ln L_t = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^J \left(\frac{1}{A_{i,t}^s} \right) \ln(P_{ij,t}) \quad (12)$$

ただし、 $A_{i,t}^s$ の計算に[モデルA1]を用いた場合を[モデルM3]、[モデルA2]を用いた場合を[モデルM5]と呼ぶことにする。なおこれらのモデルの式形は式(8)のロジットモデルと同じである。

以上より修正項による方法と重みづけによる方法は調査参加確率を利用して消耗バイアスを修正する点では共通であり、その利用方法が異なる。

(4) Mass Point手法を用いた修正モデル

上記方法を基礎として、本研究で提案するMass Point手法を用いた消耗バイアス及び回答バイアス修正の基本的考えは以下の通りである。

まずパネル調査への個人の参加履歴の違いを考慮するために参加パターンによってサンプルをグループ分けする。次にグループ[g]の交通機関選好モデルに[モデルA2]と同様にLindsayのMass Point手法に基づいて異質性パラメータを導入する。これは交通機関選択において嗜好や習慣、調査への長期参加に伴う疲れなどの個人特有の非観測特性の影響が存在すると考えるためである。すると修正項を取り入れたMass Pointモデルは式(13)のように表される。

[モデルM6]：

$$P_i^{[g]} = \sum_{k=1}^{M_m} \left\{ \prod_{t=1}^{T_i} \frac{\prod_{j=2}^J [\exp(V_{ij,t}^{[g]} + \Omega_{ij,t} + \xi_{k,j}^m)]^{w_{ij,t}}}{1 + \sum_{j=2}^J \exp(V_{ij,t}^{[g]} + \Omega_{ij,t} + \xi_{k,j}^m)} \right\} \rho_k^m \quad (13)$$

ここで、

$P_i^{[g]}$ ：グループ[g]に属する個人iの交通機関の同時選択確率

$w_{ij,t}$ ：選択結果を表すダミー変数

$V_{ij,t}^{[g]}$ ：効用確定項、ここでは選択肢jと選択肢1との効用差

$\xi_{k,j}^m$ ：Mass Point k の位置パラメータ

ρ_k^m ：Mass Point k の重みパラメータ、

$\rho_k^m \geq 0$ and $\sum_{k=1}^{M_m} \rho_k^m = 1$

M_m ：収束Mass Point数

各グループの交通機関の同時選択確率は相互に独立であると仮定して、サンプル全体の同時選択確率の対数尤度関数は以下のように表される。

$$\ln L = \sum_{i=1}^{N^{[1]}} \ln(P_i^{[1]}) + \sum_{i=1}^{N^{[2]}} \ln(P_i^{[2]}) + \dots + \sum_{i=1}^{N^{[G]}} \ln(P_i^{[G]}) \quad (14)$$

ここで、 $N^{[g]}$ はグループ[g]に属する個人数。

同様に重みづけ法によるMass Pointモデルとその対数尤度関数は以下のように表される。

[モデルM7]：

$$P_i^{[g]} = \sum_{k=1}^{M_m} \left\{ \prod_{t=1}^{T_i} \frac{\prod_{j=2}^J [\exp(V_{ij,t}^{[g]} + \xi_{k,j}^m)]^{w_{ij,t}}}{1 + \sum_{j=2}^J \exp(V_{ij,t}^{[g]} + \xi_{k,j}^m)} \right\} \rho_k^m \quad (15)$$

$$\ln L = \sum_{i=1}^{N^{[1]}} \frac{1}{A_{i,t}^{s[1]}} \ln(P_i^{[1]}) + \dots + \sum_{i=1}^{N^{[G]}} \frac{1}{A_{i,t}^{s[G]}} \ln(P_i^{[G]}) \quad (16)$$

ここで、 $A_{i,t}^{s[g]}$ はグループ[g]の個人iの調査参加確率。

以上の交通機関選好モデルにおいてMass Pointの意味は次のとおりである。母集団は非観測特性による交通機関選好に関して M_m 個の同質な集合に区分され、k番目の集合の交通機関選好の程度は位置パラメータ $\xi_{k,j}^m$ によって表される。またある個人がk番目の集合に所属する確率は重みパラメータ ρ_k^m で表される。

式(13)～式(16)から明らかなように両モデルの違いは消耗バイアスの修正方法の違いによる。仮に消耗がない場合、すなわちある時点間において調査参加確率 $A_{i,t}^{s[g]}$ が限りなく1に近いとき、式(13)と式(15)のモデル推定結果は等しくなる。つまり式(10)より式(13)の消耗バイアス修正項 $\Omega_{ij,t}$ は0になり、式(13)は式(15)になる。同様に式(16)の対数尤度関数の重み $A_{i,t}^{s[g]}$ が1となり式(14)の対数尤度関数に等しくなる。

本研究では消耗バイアスと回答バイアスの修正方法としてそれぞれMass Point手法を適用している。両者を同時に推定する場合、Mass Point手法による収束時の消耗モデルの推定結果をまず交通機関選好モデルに取り入れる必要があることを考えると、その推定過程がかなり煩雑である。そこで、本研究では段階推定法をとる。そのためバイアス修正を施すことによって、消耗モデルと交通機関選好モデルの誤差共分散は0となる。言い換えれば調査参加行動は交通機関選好行動に対して外生的であると仮定する。まず非観測異質性を考慮した消耗モデル式(6)を推定し、求めた参加確率を式(13)または(16)に代入して、最終的に交通機関選好モデルを推定する。

なお、グループ数 $G = 2^{T-1}$ (T：パネル調査の時点数)の関係より、パネル調査が長くなるにつれてグループ数は指数的に増加し、モデル推定が現実的でなくなる。時点数が多い場合には参加回数などに基づいてグループの統合を行う必要がある。

3. SPパネルデータにおける消耗バイアス

(1) SPパネル調査データの概要

広島市で行われたパネル調査データを用いて、前節で示した消耗バイアス修正方法の有効性を検討する。同調査は新交通システムの利用意向を尋ねたSP

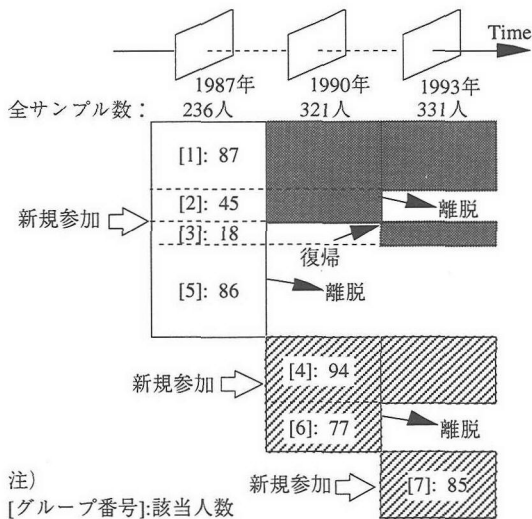


図1 パネル調査へのサンプルの参加および消耗

調査であり、1994年の開業前7年間5時点に渡って実施された。本研究の修正方法は5時点でも適用可能であるが、ここでは1987、90、93年の調査間隔の等しい3時点データを使用することとする。選択肢は自動車、バス、新交通システムの3肢である。

パネル調査へのサンプルの参加および消耗の様子を図1に示す。図中の数値は以降の消耗バイアス修正モデルの構築に必要な情報が完全に得られた被験者の人数を示している。またSP実験では1人の被験者に対して各時点で3回の繰り返し回答を課しているため、交通機関選好に関するSPデータの総数は、当該回答者数を3倍した値から無回答を除いた数となる。

図1より新規参加、離脱、復帰が混在しており、同様の参加履歴をもつ個人は最大7グループに分けられる。例えばグループ[1]は3時点継続して参加した個人の集合、グループ[2]は初めの2時点継続して参加した後3時点目に離脱した個人の集合、等である。

1987年における初期サンプルは、調査対象地域から無作為に抽出されたサンプルであるので、以下、このサンプルが母集団を代表することを前提に消耗バイアスの修正を行うこととする。

(2) 消耗バイアスの確認

消耗バイアスの存在を確認するために、1987年の初期ランダムサンプル（白抜き部分）の中で、最も大きな消耗バイアスが含まれることが予想されるサンプル（図1のグループ[1]）を用いた交通機関選好モ

表1 消耗モデルの推定結果

説明変数	モデルA1	モデルA2			
		MP=1	MP=2	MP=3	MP=4
年齢	0.005 (1.26)	0.009 (1.80)	0.009 (1.42)	0.009 (0.34)	0.009 (1.29)
免許有無	0.374 (1.98)*	0.442 (2.68)**	0.446 (7.53)**	0.446 (0.45)	0.441 (2.23)*
ρ^{a*}_1			0.898 (1.83)	0.898 (0.90)	0.929 (1.27)
ξ^a_1			-0.231 (4.19)**	-0.307 (8.79)**	-0.246 (0.51)
ρ^{a*}_2				0.057 (0.07)	0.061 (0.17)
ξ^a_2				-0.024 (0.81)	-0.024 (0.03)
ρ^{a*}_3					0.275 (0.39)
ξ^a_3					-3.4E-07 (3.6E-07)(0.03)
ρ^{a*}_4					
ξ^a_4					-0.421 (0.62)
初期尤度	-373.61	-373.61	-373.61	-373.61	-373.61
最大尤度	-356.33	-356.04	-356.03	-356.03	-356.03
尤度比	0.043	0.042	0.038	0.035	0.031
サンプル数	539	539	539	539	539

(モデルA1: Mass Point手法を用いないモデル; モデルA2: Mass Point手法を用いるモデル; MP: Mass Point; $\rho^a_k = \rho^{a*}_k \cdot \rho^{a*}_k$; 尤度比: 自由度調整済み尤度比; 括弧内: t値; *: 5%; **: 1%で有意)

デル、残りのサンプル（グループ[2],[3],[5]）を用いたモデル、初期サンプル全体を用いたモデルをそれぞれ構築し、グループの違いによるモデルのパラメータベクトルの違いに関して χ^2 検定を行った。説明変数は乗車時間、コスト、アクセス時間、待ち時間の4変数である。検定量は次式により求められる。

$$\chi^2 = -2 [L_{\text{all}}(\hat{\beta}) - L_{[1]}(\hat{\beta}) - L_{[2+3+5]}(\hat{\beta})] \quad (17)$$

ここで、

$L_{\text{all}}(\hat{\beta})$: 初期ランダムサンプル全体で推定したモデルの対数尤度

$L_{[1]}(\hat{\beta}), L_{[2+3+5]}(\hat{\beta})$: サンプル[1]および[2+3+5]で推定したモデルの対数尤度。

検定の結果 χ^2 値は12.26となり、自由度4の5%臨界値9.49よりも大きいため有意水準5%で帰無仮説は棄却された。大きな消耗バイアスが見込まれるグループ[1]のモデルパラメータは残りのサンプルのモデルパラメータと比べて統計的に有意な差がある。したがって、消耗バイアスが存在することが確認された。

4. バイアス修正方法の適用事例

(1) 消耗モデルの推定結果

消耗モデルの推定結果を表1に示す。[モデルA1]は

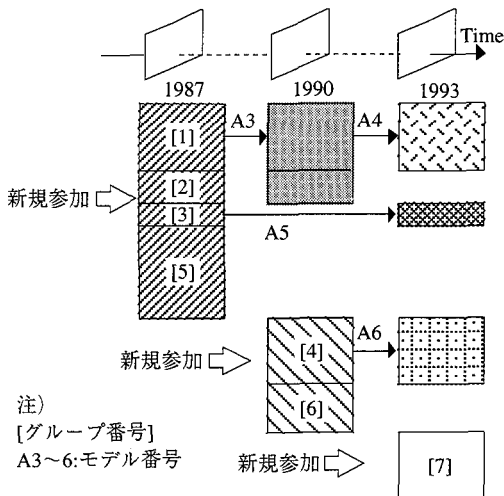


図2 パネル調査への参加パターンの分類

表2 参加パターン別消耗モデルの比較

説明変数	モデルA3	モデルA4	モデルA5	モデルA6
年齢	-0.001 (1.48)	-0.001 (0.17)	-0.023 (2.56)*	0.001 (0.19)
免許有無	0.512 (1.81)	0.795 (1.93)	-1.120 (2.22)*	0.257 (0.80)
初期尤度	-163.58	-91.50	-72.09	-118.53
最大尤度	-158.72	-84.31	-46.34	-117.06
χ^2	9.72	14.38	51.50	2.94
尤度比	0.021	0.064	0.345	0.001
サンプル数	236	132	104	171

($\chi^2 = -2(\text{初期尤度} - \text{最大尤度})$, 自由度: 2; *: 5%有意)

観測特性である年齢と運転免許の有無を説明変数とした通常のロジットモデルを表し、[モデルA2]はさらに非観測異質性の影響を取り入れるためMass Point手法を用いたモデルを表す。なお、利用サンプルは図2に示す各グループをプールしたもので、共通の消耗パラメータを仮定する。[モデルA1]の推定結果より、運転免許の有無がパネル調査への継続参加行動に有意な影響力を有することが分かる。パラメータの符号より運転免許の保有者の方が調査に継続して参加しやすいものと判断される。[モデルA2]のMPとはモデルで取り扱うMass Point数を意味しており、MPが増加しても最大尤度、各パラメータ値がほぼ安定していることが読み取れる。Mass Pointの位置を表すこの値がMP=2で有意であること、最大尤度がMP=2以上で変動しないことから、収束Mass Point数は2であると判断される。

いずれのモデルにおいても尤度比が低い。1つの理由として説明変数の不足が考えられるが、本研究で使ったデータから得られる個人の社会経済属性に

表3 各モデルによる分担率の推定

モデル名	モデルタイプ		修正方法	
	消 耗	交通機関選好	修正項 重みづけ	
M1	—	—	—	—
M2	○	—	○	—
M3	○	○	○	—
M4	—	○	○	—
M5	—	○	○	—
M6	—	○	—	—
M7	—	○	—	○

(LOG:ロジット, MP: Mass Point; ○:採用, —:不採用)

関しては有意な説明力をもつ変数は見つからなかった(ただし、いくつかの変数については変数間の重共線性の問題が生じ、モデルに取り入れることができなかった)。

もう1つの理由として、パネル調査への参加行動が個人間で多様であり、1つのモデルで記述することが困難であることが考えられる。そこでグループ別にサンプルを分けて消耗モデルを推定、比較し、図2に示すような消耗の各段階において影響因子がどのように異なるかを検討する。

表2に示すように1時点目から調査に参加したグループの1~2時点間および2~3時点間の参加行動(モデルA3およびA4)、3時点目における復帰行動(モデルA5)、2時点目から参加したグループの2~3時点間の参加行動(モデルA6)ではモデル精度と影響因子が異なることがわかる。

モデルA5は他と比べてモデルの精度が高く、年齢と免許有無のパラメータが共に負で5%有意となっている。これは一度離脱した後復帰するか否かには個人属性の影響力が強いことを示す。パラメータの符号より、年齢が低く免許を持たない被験者グループ(学生が主体と考えられる)がこのような行動をとる傾向が強いものと判断される。一方、モデルA5以外のサンプルにおいてはモデルの精度が低く、参加行動はここで扱った説明変数とは無関係に発生するといえる。

(2) 交通機関選好モデルの推定結果

次に交通機関選好モデルを推定する。修正項及び重みづけの手法による消耗バイアスの修正効果、Mass Point手法による回答バイアス修正効果を明らかにするために、2節で説明した[モデルM1]~[モデルM7]の7ケースのモデル推定を行い結果を比較する。各モデルの定義の違いを明白にするために使用するモデルタイプおよび修正方法を表3に再度まとめた。

表4 修正方法の有効性の比較：交通機関選好モデルの推定結果

説明変数	モデルM1	モデルM2	モデルM3	モデルM4	モデルM5	モデルM6	モデルM7
LOS変数							
乗車時間	-0.031**	-0.032**	-0.029**	-0.032**	-0.029**	-0.037**	-0.043**
コスト	-0.002**	-0.002**	-0.002**	-0.002**	-0.002**	-0.003**	-0.004**
アクセス	-0.023**	-0.023**	-0.016*	-0.023**	-0.016*	-0.121**	-0.109**
待ち時間	-0.052**	-0.051**	-0.047**	-0.051**	-0.047**	-0.067**	-0.091**
消耗修正パラメータ							
自動車 ω^d		-13.39**		-8.708**		-8.078**	
ω^s		16.29**		10.38**		9.635**	
新交通 ω^d		-7.625**		-5.480**		-5.353**	
ω^s		9.383**		6.675**		7.064**	
異質性パラメータ							
ρ^{m*}_1						0.833**	0.418**
ξ^{m}_{11}						-0.917**	1.955*
ξ^{m}_{12}						1.373**	13.19**
ρ^{m*}_2						0.499**	0.419**
ξ^{m}_{21}						1.392**	1.933**
ξ^{m}_{22}						0.826*	0.232
ρ^{m*}_3							0.491**
ξ^{m}_{31}						-3.173**	-5.950**
ξ^{m}_{32}						-2.381**	-0.472
ρ^{m*}_4							0.239**
ξ^{m}_{41}							-2.000**
ξ^{m}_{42}							-15.23**
ρ^{m*}_5							
ξ^{m}_{51}							0.515*
ξ^{m}_{52}							1.551**
初期尤度	-2640.00	-2640.00	-3289.90	-2640.00	-3305.90	-2640.00	-3305.90
最大尤度	-2369.84	-2345.75	-2975.23	-2350.02	-2991.67	-2230.61	-2634.94
χ^2 (自由度)	540.3 (4)	588.5 (8)	629.3 (4)	580.0 (8)	628.5 (4)	818.8 (16)	1341.9 (18)
尤度比	0.102	0.110	0.095	0.108	0.094	0.152	0.200
サンプル数	2403	2403	2403	2403	2403	2403	2403

($\rho^{m*}_k = \rho^{m*}_k \cdot \rho^{m*}_k$; 尤度比：自由度調整済み尤度比；*：t値が5%有意，**：t値が1%有意)

なお、修正項および重みの算定に必要な参加確率の計算には、消耗モデルにMass Point手法を用いない[モデルM2]と[モデルM3]については本来、表2からの推定パラメータを用いるべきであるが、その結果は消耗行動の一般的な傾向を捉えておらず、他のケースへ拡張しにくい。表1のモデルA1の推定パラメータを用いる。一方、消耗モデルにMass Point手法を用いる[モデルM4]～[モデルM7]については表1のモデルA2のMP=2の推定パラメータより算出する。

Mass Point手法では参加行動における個人間異質性を考慮しているため、サンプルのアプリオリなグループ分割は不要である。

モデルの推定結果を表4に示す。また各モデルの推

表5 各モデルによる推定分担率の絶対誤差(%)

項 目	自動車	バス	新交通	絶対誤差
実際の分担率	24.06	21.30	54.64	0.00
推定の分担率				
モデルM1	27.52	23.43	49.05	11.17
モデルM2	26.78	23.42	49.79	9.69
モデルM3	27.42	23.84	48.75	11.78
モデルM4	26.79	23.42	49.79	9.69
モデルM5	27.45	23.87	48.69	11.90
モデルM6	24.22	23.02	52.76	3.75
モデルM7	24.94	23.14	51.91	5.45

定パラメータを時点1のランダムサンプルに適用して数え上げ法によって求めた推定分担率 S_j^{Est} と時点1の観測分担率 S_j^{Obs} との絶対誤差を表5に示す。絶対誤差AEは次式より算出される。

$$AE = \sum_{j=1}^3 |S_j^{Obs} - S_j^{Est}| \quad (18)$$

ただし、時点1の初期サンプルでは消耗がないため、式(11)の修正項 $W=0$ 、式(12)の重み $A^s=1$ となる。したがって、説明変数の推定パラメータのみを時点1のデータに移転することになる。

推定パラメータは4種類の説明変数に対するパラメータ、消耗バイアス修正項のパラメータ及び異質性パラメータである。まず式(11)の修正項により消耗バイアスを修正する[モデルM2]の推定結果を、修正を行わない[モデルM1]の結果と表4により比較すると、修正項パラメータがいずれも1%有意となっており、自由度調整した尤度比も若干向上していることから修正効果があると言える。修正項パラメータの符号は自動車、新交通ともに残留に対して正、離脱に対して負となっていることから、その効用を小さくする方向、つまりモデルによる過大評価を抑えて消耗バイアスを修正する方向に働いていることがわかる。[モデルM2]の修正効果は表5の分担率の結果において明白であり、絶対誤差は消耗バイアスの修正により減少している。

式(12)の重みづけにより消耗バイアスを修正した[モデルM3]の推定結果を[モデルM1]と比較すると、推定パラメータには有意差が認められない。また分担率の絶対誤差に改善効果は認められない。以上の結果から、分担率の推計能力に関して言えば、消耗バイアスの修正手法としては重みづけ手法よりも修正項による修正の方が有効である。

[モデルM4]と[モデルM5]は消耗モデルにMass Point手法を適用したケースである。表5の分担率の絶対誤差の結果から消耗モデルにMass Point手法により非観測異質性を取り入れることの有効性は示されなかった。この結果は表1で示した消耗モデルの適合度の低さに大きな原因があり、消耗モデルにおける改善余地が残されている。

[モデルM6]と[モデルM7]は交通機関選好モデルにMass Point手法を適用することによって、消耗バイアスに加えて回答バイアスの修正を行った結果である。Mass Point数の増加に伴う最大尤度と推定パラメータ値の収束状況は各々図3及び図4に示すとおりである。この結果と異質性パラメータの有意水準から評価するとモデルM6においてはMP=3、モデルM7においてはMP=5で収束したと判断された。そこで収束後のモデルの推定結果と推定分担率の絶対誤差を表4と5に

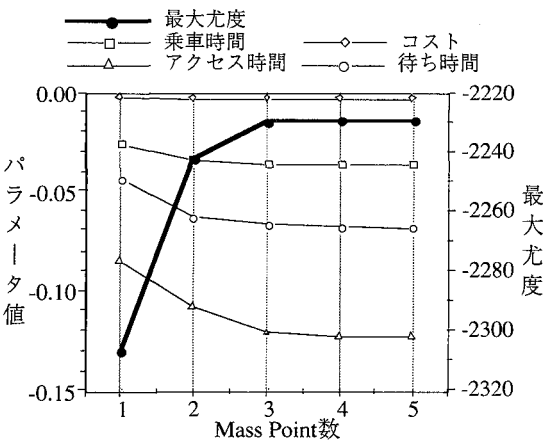


図3 モデルM6の説明変数と最大尤度の収束状況

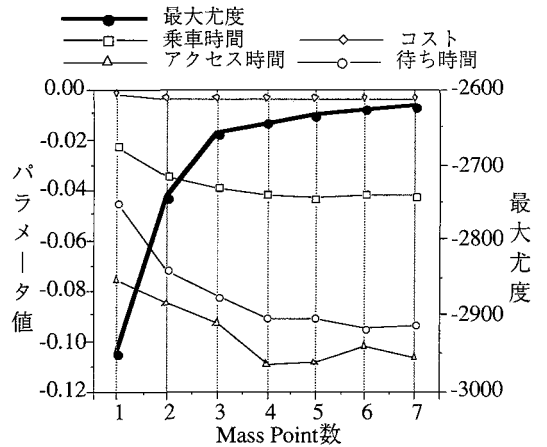


図4 モデルM7の説明変数と最大尤度の収束状況

示した。表4より[モデルM6]および[モデルM7]は同じ初期尤度をもつ他のモデルに比べて自由度調整済み尤度比が優れており、さらに表5の絶対誤差も小さい。これらの結果より本研究で提案したMass Pointモデルのバイアス修正効果が非常に高いことが実証された。

5. おわりに

本研究の最大の成果は、Mass Point手法を用いた多時点パネルデータの消耗と回答バイアスの修正方法を理論的に導出したことである。本手法は参加履歴の違いによるグルーピング方法を工夫することによって時点数が増えても適用可能である。また本研究のようにSPパネルデータを対象とする場合には、回答バイアスのような消耗バイアス以外のバイアスも無視できず、その修正が望まれることが多く、適用効

果がより高いと考えられる。

しかし事例分析を通して得られた消耗モデルの推定結果は十分な適合度を有していないため、消耗モデルの構造と説明変数の取り方について今後さらに検討が必要であろう。また本手法の有効性をより明らかにするためには、3時点以上のパネルデータを用いた実証分析が必要である。

本研究では、消耗モデルと交通機関選好モデルの独立性を仮定して段階推定を行ったが、この仮定の正当性について検討していない。仮定が成立しない場合には統計上問題があり、同時推定が必要となる。同時推定への推定技法の拡張はMass Pointモデルの最適化における初期値問題と共に本研究の範囲を越えているので今後の重要な課題として残されている。

参考文献

- 1) Kitamura, R. : Panel analysis in transportation planning: An overview, Transportation Research, Vol.24, No.6, pp.405-415, 1990.
- 2) 藤原章正・杉恵頼寧・野浜慎介：個人の交通機関選好とパネル調査参加との関連性，土木計画学研究・講演集，No.17，pp.89-92，1995.
- 3) Kitamura, R. and Bovy, P. : Analysis of attrition biases and trip reporting errors for panel data, Transportation Research, Vol.21A, No.4/5, pp.287-302.
- 4) 内田敬・飯田恭敬：交通行動パネル調査の方法論的検討，土木計画学研究・論文集，No.11，pp.319-326，1993.
- 5) Pendyala, R. and Kitamura, R. : Weighting methods for choice based panel with attrition, The 1st U.S. Conference on Panels for Transportation Planning, 1992.
- 6) 杉恵頼寧・藤原章正・山根啓典：選好意識パネルデータに潜在する消耗バイアスの修正，土木学会土木計画学研究・論文集，No.11，pp.311-318，1993.
- 7) Nishii K. and Kondo K. : Panel analysis of shopping destination choice behavior in Japan, The 1st U.S. Conference on Panels for Transportation Planning, 1992.
- 8) 杉恵頼寧・張峻屹・藤原章正：個人の異質性による交通機関選択モデルの構造分析，土木計画学研究・論文集，No.12，pp.425-434，1995.
- 9) Heckman, J. and Singer, B. : A method for minimizing the impact of distributional assumptions in econometric models for duration data, Econometrica, Vol.52, pp.271-320, 1984.
- 10) Manski, C. and Lerman, S. : The estimation of choice probabilities from choice based samples, Econometrica, Vol.45, No.8, pp.1977-1988, 1977.

Mass Point手法による交通機関選好モデルの消耗及び回答バイアスの修正

藤原章正・杉恵頼寧・張峻屹

交通パネルデータは多くの利点を有する半面、調査途中の離脱に伴う消耗バイアスや疲れに伴う回答バイアスなどの欠点もある。消耗バイアスの修正方法の開発はこれまで主に2時点パネルデータを対象に行われてきたが、3時点以上のパネルでの消耗バイアス修正は複雑となる。本研究は3時点パネルデータの消耗バイアスと回答バイアスの問題を対象として、Mass Point手法を使った新しい修正方法を提案する。事例分析として広島市のSPパネルデータを用いた交通機関選択モデルの消耗バイアスの修正に本手法を適用する。分析の結果、Mass Point手法は消耗バイアスと回答バイアスの両方を修正する能力が、従来の手法より高いことが示された。

Correcting Attrition and Response Biases in Stated Preference Mode Choice Models by Using Mass Point Approach

Akimasa FUJIWARA, Yoriyasu SUGIE and Junyi ZHANG

Opposing to a number of its advantages, panel data in transport also has some disadvantages such as an attrition bias caused by the non-random dropping out of participants in the panel survey and a response bias caused by the fatigue of repetitive participation in the panel for long term. The existing studies concerning the correction of the attrition bias in model building have mostly tackled with two-period panel data. However, the problem becomes more complicated and serious in modeling based on more than two-period panel data. This study aims to propose a new correcting method of the attrition and response biases in three-period panel data by using Mass Point approach. As a case study, the proposed method was applied to correct the biases in mode choice models based on SP panel data in Hiroshima. It was found that this method has higher power than the conventional methods with regards to the correction of the biased parameters and the estimation of modal shares.