

個人の異質性による交通機関選択モデルの構造分析*

Analysis of Mode Choice Models Considering Individual Heterogeneity*

杉恵頼寧**・張 峻屹***・藤原章正****

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

1. はじめに

人間の交通行動が時間的に変化している。従来のクロスセクションデータではこういった交通行動の変化を扱うことができない。パネルデータを代表とするLongitudinal Dataを用いたダイナミック分析が必要不可欠である。我々はこれまで状態依存、系列相関などを考慮するダイナミックモデルを研究してきたが、まだ数多くの研究課題が残されている。その一つは個人の異質性に関する問題が挙げられる。

確率効用理論に基づく非集計モデルが人々のさまざまな交通選択行動を記述し、予測にも広く用いられていることは周知のとおりである。しかし、その効用関数のパラメータは通常母集団を通じて同一であると仮定している。母集団に同質なグループ（セグメント）が存在する場合にそのグループをいかに抽出するかに関する方法論はない¹⁾。また、省略変数（omitted variable）がモデルのパラメータ推定に有意な影響を与える時に、モデルの中でそれを明確に取り入れないと誤った結論をもたらす可能性がある。

今まで、異質性に関する統一した定義はないが、ここでは個人の観測特性または非観測特性によって生じる交通行動の違いとして解釈する。例えば、交通機関の選択を考えると、乗車時間を重要視する人もいれば、コストを重要視する人もいる。このような行動の違いは性別、所得、年齢、世帯人数などによって生じると考えられる²⁾。このような観測可能な

特性による行動の違いをここでは観測異質性(observable heterogeneity)と呼ぶ。

また、嗜好、態度、性格、動機などが交通行動に与える影響も個人によって異なってくるものと考えられる。しかし、これらの特性は実際に測定しにくいので、モデルのなかで考慮できずに省略してしまう。このような省略変数による交通行動上の違いをここでは非観測異質性(unobservable heterogeneity)と呼ぶ。さらに、ダイナミックモデルを構築する際に重要となる状態依存、非定常性、系列相関などをモデルに取り入れなくても、それらを個人の省略変数として見なせば非観測異質性によって部分的に説明できる。したがって、交通行動モデルにおいて非観測異質性を考慮しないことによる影響は状態依存効果などを無視するよりずっと重大な問題であると考えられる。本研究では交通機関選択モデルを例に、個人異質性を扱う非集計モデルの有効性について検討する。

2. 個人異質性を扱う手法のレビュー

前述したように、交通行動分析において、個人異質性は非常に一般性のある概念であり、それを明確にモデルの中に取り込むことはダイナミック交通行動モデルを発展させるための重要なステップである。本研究はその一環として位置づけられる。

まず、調査対象の全サンプルを用いてモデルのパラメータを推定する場合、その母集団は同質であることを前提にしている。未知の母集団からいかに同質なサンプルを抽出するかについては厳密な方法がないため、母集団が同質であるかどうかが分からない。したがって、調査サンプルを何らかの方法でセグメントせずに、全サンプルのパラメータで分析を進めるには大きな危険性が潜んでいる。このセグメントはいわゆる個人の観測異質性である。

* キーワード：交通行動分析、交通手段選択

**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1-4-1、TEL & FAX 0824-24-7826)

***学生員、工修、広島大学大学院工学研究科
(東広島市鏡山1-4-1、TEL & FAX 0824-24-7825)

****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1-4-1、TEL & FAX 0824-24-7825)

(1) 個人の観測異質性に関するアプローチ

観測異質性を今まで、a)マーケット・セグメンテーション法、b)コンジョイント分析、c)潜在セグメント分析といった方法で対応してきた^{1),3),4)}。a)はセグメント基準により、個人の社会経済属性を基準とするアプリアリ・セグメンテーション法と多次元変数を基準とするクラスタリング・セグメンテーション法に分けられる。b)はSPデータを用いたモデリング手法で、個人パラメータを推定できるのは大きなメリットで、アプリアリ・セグメンテーション法より有効であると指摘されている⁹⁾。c)は個人の社会経済属性と態度指標によって測定された潜在的態度指標を用いてセグメント分割を確率的に行うもので、個人がどのセグメントに属するかとそのセグメントのパラメータ値を選択データだけから同時に推定するモデルで、高度な推定法が要求される⁹⁾。そして、taste variationモデル⁷⁾も観測異質性を扱うモデルの一種ではあるが、説明変数パラメータのランダム性を仮定する場合、推定方法が難しい。

(2) 個人の非観測異質性に関するアプローチ

交通行動モデルを構築するにあたり、モデルの中に取り入れるべき個人の特性には観測できるものもあれば、観測できないものも存在する。さらに、観測できるものの中ではその交通行動における役割を完全に把握できていないため、実際に観測されなかったり、または観測されてもモデルの中に取り入れなかったりすることがある。これらは非観測特性に属する。もし、この非観測特性がモデルのパラメータ推定に何らかの影響を及ぼすならば、それを明確にモデルの中に取り入れなければならない⁸⁾。個人の交通行動現象をまだ完全に把握できていない今日、モデルの中で個人の非観測特性の影響を分析することは非常に重要でありながら、今まで十分に注目されて来なかった。

通常、効用関数は以下のような式で表される。

$$U_{ijt} = V_{ijt} + \varepsilon_{ijt} \quad (1)$$

ただし、 i, j, t はそれぞれ個人、選択肢と時間を表す。

U_{ijt} は効用、 V_{ijt} はその確定項、 ε_{ijt} はi.i.d.分布に従う

誤差項である。

そこで、個人の非観測特性の影響を考慮するため、個人 i の非観測異質性パラメータ δ_i を導入し、効用関数を以下のように再定式化する。

$$U_{ijk} = V_{ijk} + \delta_i + \varepsilon_{ijk} \quad (2)$$

そこで、 δ_i に関する仮説により、2種類のモデルが考えられる。 δ_i を確率的に変動しない固定効果として扱う場合、式(2)は異質性パラメータをもつ多時点固定効果モデルの効用関数となる。 δ_i を確率効果として扱う場合、式(2)は異質性パラメータをもつ多時点確率効果モデルの効用関数となる。

固定効果モデルの場合、個人ごとの δ_i が存在するため、時点数の少ないパネルデータを用いる時、同時最尤推定法で一致性のある説明変数パラメータを推定できない。このため、条件付き最尤推定法(CML)が用いられる⁹⁾。CMLを適用するには δ_i の充分統計量を見つけ、 δ_i をモデルから削除した後に、説明変数を推定する必要があるため、次のような問題点が生ずる。

1) ロジットモデルではこの充分統計量を見つけれられるが、モデルの式形によって見つからない場合もある。

2) CMLでは δ_i を削除すると同時に、時間的不変変数も削除してしまうため、そのパラメータを推定できない。

3) 時点間で選択肢を変更しない個人に関して、その多時点同時確率は1となるため、モデルのなかでその行動を捉えることができず、時点間で選択肢を少なくとも一回変更した個人しか扱うことができない。

4) パネルデータの時点数が少ない時、一致性のある異質性パラメータ δ_i を推定できない。

以上のことを考えて、本研究では固定効果モデルを検討しないことにする。

一方、多時点確率効果モデルは δ_i の分布を特定するパラメトリック手法とMass Point手法を代表とする δ_i の分布を特定しないノンパラメトリック手法に分けられる^{8),9),10)}。パラメトリック手法は δ_i の分布を仮定するため積分計算またはその近似が必要となる。分布形が複雑になるとその計算も難しくなる。さらに、説明変数パラメータの推定値が δ_i の分布形に敏感に反

応するとの指摘もある¹¹⁾。しかし、ノンパラメトリックのMass Point手法はパラメトリック手法で仮定する δ_i の連続的な分布を離散化してその影響を考慮する手法であるため、積分計算またはその近似を必要としない。すなわち、Mass Pointとはこの連続分布を分割し、分布特性を表す離散化した点をいう。そして、いくつかの条件を満たせば、少ないMass Points数でモデルが構築できる^{8),10)~13)}ため、実用性の高い推定手法として期待されている。

こういった非観測異質性を扱う交通行動分析の研究として、Kitamura et al.¹⁴⁾と西井ら¹⁵⁾があるが、それ以外あまり検討されていない。前者はordered-responseプロビットモデルに異質性と状態依存を同時に取り入れたが、異質性分析のパラメトリック手法を取っている。後者は買物SPパネル調査データに内在するバイアスを考慮するため、Mass Point=2のMass Pointモデルとパラメトリック手法のMixing Distributionモデルを構築し、Mixing Distributionモデルの有効性を主張している。また、Mass Point手法はLaird手法^{12),13)}とLindsay手法¹¹⁾に分けられるが、両者の比較検討を行った研究はまだない。本研究では観測異質性の存在を明確にした上で、非観測異質性を扱う両Mass Point手法のパフォーマンスを明らかにする。

次章では、まず2項ロジットモデルを対象に両Mass Point手法を紹介する。

3. Mass Point 推定法

まず、個人*i*の多時点にわたる選択結果の系列 S_i を以下のように定義する。

$$S_i = \{z_{it}\}, t = 1, \dots, T_i, z_{it} = \{0, 1\} \quad (3)$$

すると、個人の非観測異質性パラメータ δ_i を取り入れた多時点2項ロジットモデルは以下になる。

$$\text{Prob}(z_{it} = 1 | \beta, \delta_i; \{x_{it}\}) = \frac{1}{1 + \exp(\delta_i + \beta'x_{it})} \quad (4)$$

なお、 δ_i は時間的に変動せず、独立な密度関数 $f(\delta)$ をもつ確率変数である。 x_{it} は説明変数ベクトル、 β はそのパラメータベクトルである。

そして、個人*i*の選択系列 S_i の確率は以下の式で表される。

$$\text{Prob}(S_i | \beta, \alpha; \{x_{it}\}) = \int_{\delta} h_i(\delta) f(\delta) d\delta \quad (5)$$

ただし、

$$h_i(\delta) = \prod_{t=1}^{T_i} \left\{ \frac{[\exp(\delta_i + \beta'x_{it})]^{1-z_{it}}}{1 + \exp(\delta_i + \beta'x_{it})} \right\} \quad (6)$$

なお、 α が $f(\delta)$ のパラメータベクトル、 T_i が個人*i*の参加時点数である。

ここで、 T_i が個人*i*によって異なってもよい。例えば、パネル調査を行う場合、調査回数が増えるにつれ、回答の疲労などにより脱落していく個人が出てくる。パネルの代表性を保つためにサンプルを毎回更新(refreshing)していく必要があるため、参加回数の異なる個人がデータに混在する。もし何らかの形でサンプルを重み付けして脱落による影響を取り除けば、参加回数の異なる個人を同じモデルの中で扱うことができる。これは非常に魅力のある特徴である。

ノンパラメトリックのMass Point手法で式(5)を推定するため、式(6)に関する仮説の違いによりLaird手法とLindsay手法に分けることができる。

(1) Laird手法

もし式(6)の $h_i(\delta)$ が以下の条件をいくつか満たせば、Laird¹²⁾の提案したMass Point手法でパラメータを推定できる¹³⁾。

1) 関数 $h_i(\delta)$ が δ の全て可能な値に対して微分可能であること。

2) 全ての $h_i(\delta)$ が線形独立であること。

3) ある δ 値とある*k*に対して、 $h_i(\delta)$ の δ に対する*k*次導関数が全て非正または非負で、しかも少なくとも一つがゼロではないこと。

4) δ が有限な区間で変動すること。

5) δ のある範囲が存在し、この範囲内の全ての δ とこの範囲外の全ての δ' に対して、 $h_i(\delta) > h_i(\delta')$ が全ての*i*に関して成り立つこと。

条件1)と条件2) (または条件3))は $f(\delta)$ が離散分布に従い、条件4) (または条件5))はMass Pointの数が

有限であることの充分条件である。

以上の条件を満たすため、以下の p_i で δ_i を置き換える必要がある。

$$p_i = [1 + \exp(\delta_i)]^{-1} \quad (7)$$

すると、 $\delta_i \in (-\infty, \infty)$ が $p_i \in [0, 1]$ となり、式(5)は以下のように変形される。

$$\text{Prob}(S_i | \beta, \alpha; \{x_{it}\}) = \int_0^1 h_i(p) f(p) dp \quad (8)$$

ただし、

$$h_i(p) = \prod_{t=1}^{T_i} \left\{ \frac{(1-p)^{1-z_{it}} [\exp(-\beta'x_{it})p]^{z_{it}}}{1+p [\exp(-\beta'x_{it})-1]} \right\} \quad (9)$$

式(7)を式(8)に代入すれば、最終的にLairdのMass Point手法による交通機関選択モデルは以下のように表すことができる¹³⁾。

$$\text{Prob}(S_i | \xi, \rho, \beta; \{x_{it}\}) = \sum_{k=1}^m \prod_{t=1}^{T_i} \left\{ \frac{(1-\xi_k)^{(1-z_{it})} [\xi_k \exp(-\beta'x_{it})]^{z_{it}}}{1+\xi_k [\exp(-\beta'x_{it})-1]} \right\} \rho_k \quad (10)$$

ただし、パラメータ ξ_k, ρ_k はそれぞれ k 番目のMass Pointの位置とその重みである。 m はMass Point数、そして、 $0 < \xi_k < 1$ である。

(2) Lindsay手法

Laird手法の満足すべき条件が厳しく、ロジットモデルという特別なモデル式形なら対応できるが、モデル式形が変われば、その条件を満たすようなモデル改良が難しくなる。これに対して、Lindsay手法は条件が弱く、より一般性のあるMass Point手法であると言える。

その条件として、ある一定の説明変数パラメータ β 値と異質性パラメータ δ 値に対して、 $h_i(\delta)$ が δ の有限関数(bounded function)であれば、多くても i の総数に等しいMass Point数で式(5)を推定できる¹¹⁾。LindsayのMass Point手法による交通機関選択モデルは

式(11)のように表される。

$$\text{Prob}(S_i | \xi, \rho, \beta; \{x_{it}\}) = \sum_{k=1}^m \prod_{t=1}^{T_i} \left\{ \frac{[\exp(\beta'x_{it} + \xi_k)]^{1-z_{it}}}{1 + \exp(\beta'x_{it} + \xi_k)} \right\} \rho_k \quad (11)$$

そして、両手法には式(12)の制約条件が存在する。

$$\sum_{k=1}^m \rho_k = 1, \rho_k \geq 0 \quad (12)$$

最後に、両手法の対数尤度関数は以下のように表される。

$$\ln\{L(\xi, \rho, \beta)\} = \sum_{i=1}^N \ln[\text{Prob}(S_i | \xi, \rho, \beta; \{x_{it}\})] \quad (13)$$

両手法の満足すべき条件の違いによりそれぞれのモデル構造と ξ_k に関する制約条件が異なってくる。モデル構造の違いは式(10)と(11)に示される通りである。そして、Laird手法では $0 < \xi_k < 1$ が存在するのに対して、Lindsay手法では ξ_k に関する制約条件がない。ただし、Mass Pointパラメータ ξ_k, ρ_k は両手法では同様な意味をもつ。

パラメータの推定方法は両手法ともに最尤推定法を用いる。しかし、式(13)に関しては標準2項ロジットモデルのようにconvexであると保証できないため、解が局所最適値になる恐れがある。そこで、いくつかの異なる初期値を用いて数値計算を行うことによりこの危険性を軽減することができる¹³⁾。本研究では、ソフトウェアTSPパッケージ^{16),17)}を利用する。

本研究では2項ロジットモデルを中心にMass Point手法の有効性を検証する。多項ロジットモデルの定式化と分析に関しては、今後の研究課題としたい。そのMass Point定式化は2項ロジットモデルとほぼ同様な方法で行うことができる。

4. 調査データの概要

分析に利用するデータは本研究室によって行われた広島都市圏廿日市市のJ R阿品新駅の開通前後3回の交通機関選択行動の実態調査データである。

廿日市市は近年ニュータウンとして発展してきた

表-1 本研究で用いた3時点データの概要

	1989.6	1989.11	1991.10
回収世帯数	417	401	457
回収率(%)	83.2	92.0	97.0
有効サンプル数	195	232	226
4項パネル数	169	169	169
2項パネル数	99	99	99

表-2 各交通手段の分担率(%)

	1989.6	1989.11	1991.10	3時点平均値
4項選択パネルデータ				
自動車	41.4	42.6	45.6	43.2
広島電鉄	29.0	23.7	19.5	23.7
J R山陽	9.5	8.3	9.5	9.1
路面バス	20.1	25.4	25.4	24.0
合 計	100.0	100.0	100.0	100.0
2項選択パネルデータ				
自動車	64.6	66.7	69.7	67.0
広島電鉄	35.4	33.3	30.3	33.0
合 計	100.0	100.0	100.0	100.0

ため、道路の慢性的な渋滞と広島電鉄宮島線のラッシュ時の混雑がひどく、住民の多くは交通環境の改善を望んでいる。そのような背景の中で廿日市市の阿品地区へのJ R新駅の設置が計画され、1989年8月にJ R阿品駅が開業された。それにより通勤・通学の交通手段選択に与える影響を分析するため、本研究室ではJ R阿品駅の開業前後、配布回収法で3回（1989年6月、1989年11月、1991年10月）の交通行動の実態調査を行い、3時点ともに約500世帯を抽出した。調査概要を表-1に示す。

調査対象となる利用交通手段はJ R山陽本線、路線バス、広島電鉄宮島線と自家用車である。しかし、矛盾データがあったりすることにより実際利用できる個人数は3時点それぞれ195、232と226で、さらに、4項選択のパネルデータの個人数は169に減少した。これをセグメンテーション法による観測異質性の検討に用いる。

非観測異質性に関しては、Mass Point手法の有効性を検討することが目的であり、分析を簡単にするため、169の4項選択パネルデータから自家用車と広島電鉄宮島線を代表交通手段とする99の2項選択パネルデータを抽出した。これを用いて、2項ロジットモデルにMass Point手法を適用する。2項選択パネルデータと4項選択パネルデータにおける各交通手段の分担率は表-2に示す。

5. 観測異質性の検討

個人の観測異質性が本研究で用いた交通行動の実態データにおいて存在するかどうかを検定するため、個人属性によるセグメンテーション法を用いて議論を展開する。

用いたセグメント基準は統柄（世帯主か否か）、性別、3時点にわたる代表交通手段の変更の有無である。説明変数はアクセス時間（分）、乗車時間（分）、コスト（100円）、エグレス時間（分）、乗り換え回数（回）を用いる。4項選択のパネルデータでは個人によって選択肢集合が異なることがあり、モデルを推定する際にそれを考慮にいった。各セグメントの時点別推定結果を表-3～5に示す。

各パラメータ値がセグメント間において差があるかどうかに関してt検定により検定した結果を表-6に示す。同表から、統柄と性別の社会経済属性によるセグメントには差が見られなかったのに対して、代表交通手段の変更の有無によるセグメントには差が現われた。したがって、交通手段選択にあたり、統柄や性別などの社会経済属性による観測異質性は存在していないことが分かる。一方、代表交通手段変更の有無により観測異質性が現われたことから、交通手段選択に直接にかかわる他の個人属性が影響していると思われる。今後、モデルのなかで観測異質性を考慮する際に、この点を十分に配慮する必要がある。

しかし、セグメンテーション手法は標準の推定手法をそのまま援用できるのが最も大きな利点である反面、例えば、需要予測を行う際にどのようなセグメント基準を用いればよいか、はっきりしていない。

6. Mass Point手法に関する検討

ここでは2項ロジットモデルを対象に個人の非観測異質性を考慮できるMass Point手法の有効性を検証するため、第3章で記述したLaird手法とLindsay手法を比較しながら、議論を進める。

説明変数はアクセス時間（分）、乗車時間（分）、コスト（100円）、エグレス時間（分）および乗り換え回数（回）を用いる。特徴として、JR阿品新駅の開通前の1時点と開通後の2時点の間に各サービス変数が大きく変動しており、開通後の2時点と開通後の

表-3 続柄別の多項ロジットモデルの推定結果

説明変数	1時点		2時点		3時点	
	世帯主	非世帯主	世帯主	非世帯主	世帯主	非世帯主
アクセス	-0.119**	-0.051	-0.052	-0.138	-0.070	-0.009
乗車時間	-0.033**	-0.004	-0.025*	0.004	-0.012	-0.027
コスト	-0.663	-0.304	-0.120	-0.339*	-0.053	-0.116
エグレス	-0.076**	-0.034	-0.088**	-0.048	-0.055*	-0.089
乗り換え	0.287	-0.027	0.274	0.611	0.228	-0.344
初期尤度	-84.5	-26.4	-85.6	-35.4	-86.9	-40.5
最終尤度	-60.2	-23.3	-66.4	-26.0	-70.9	-32.2
尤度比	0.261	-0.0004	0.197	0.199	0.157	0.145
的中率(%)	64.7	46.0	57.1	60.0	54.6	58.0
サンプル数	119	50	119	50	119	50

(*: 5%有意、**: 1%有意)

表-4 性別の多項ロジットモデルの推定結果

説明変数	1時点		2時点		3時点	
	男性	女性	男性	女性	男性	女性
アクセス	-0.107**	-0.058	-0.056	-0.160	-0.060	-0.013
乗車時間	-0.031**	-0.012	-0.024*	0.002	-0.014	-0.019
コスト	-0.059	-0.262	-0.161	-0.246	-0.052	-0.102
エグレス	-0.072**	-0.051	-0.088**	-0.043	-0.054*	-0.091
乗り換え	0.374	-0.358	0.248	0.658	0.088	0.001
初期尤度	-89.3	-21.6	-92.6	-28.5	-94.6	-32.7
最終尤度	-67.4	-17.7	-70.6	-21.9	-78.3	-25.8
尤度比	0.219	0.049	0.213	0.140	0.148	0.136
的中率(%)	60.8	41.0	56.2	61.5	53.8	59.0
サンプル数	130	39	130	39	130	39

(*: 5%有意、**: 1%有意)

表-5 代表交通手段の変更の有無による多項ロジットモデルの推定結果

説明変数	1時点		2時点		3時点	
	変更	無変更	変更	無変更	変更	無変更
アクセス	-0.034	-0.117**	-0.126	0.086*	-0.035	-0.061
乗車時間	0.015	-0.045**	0.013	0.005	-0.027*	-0.008
コスト	-0.341	-0.065	-0.125	0.244*	-0.011	-0.129
エグレス	-0.043	-0.079**	0.075	-0.082*	-0.064	-0.059*
乗り換え	0.064	0.256	-1.253	0.802	-0.292	0.212
初期尤度	-26.2	-84.6	-30.4	-90.7	-32.9	-94.5
最終尤度	-22.8	-58.0	-27.5	-77.2	-23.4	-80.2
尤度比	0.021	0.290	0.002	0.120	0.223	0.125
的中率(%)	54.8	61.4	47.6	58.3	64.3	54.3
サンプル数	42	127	42	127	42	127

(*: 5%有意、**: 1%有意)

表-6 セグメント別の t 検定結果

説明変数	続柄			性別			代表交通手段の変更有無		
	1時点	2時点	3時点	1時点	2時点	3時点	1時点	2時点	3時点
アクセス	1.04	1.11	0.85	0.70	1.23	0.63	1.20	3.16**	0.34
乗車時間	1.45	1.55	0.86	0.89	1.28	0.27	2.58**	1.86	1.06
コスト	1.38	1.27	0.51	1.23	0.45	0.39	1.55	3.05**	0.77
エグレス	0.97	0.74	0.68	0.47	0.75	0.69	0.76	2.15*	0.11
乗り換え	0.58	0.36	0.72	1.24	0.42	0.10	0.31	1.66	0.56

(*: 5%有意、**: 1%有意)

3時点の間にはあまり変動していないことである。本研究では、サービス変数にこのような大きい変化と小さい変化が混在する場合でも個人の異質性パラメータを考慮できるMass Point手法の有効性を検証する。

まず、異質性パラメータを導入していない標準2項ロジットモデルの時点別推定結果と3時点をプールし

た全時点モデル（最後の列）の推定結果を表-7に示す。推定結果をみると、全時点モデルと3時点目モデルの乗車時間とエグレスのみが5%の水準で有意となった。アクセス、コストおよび乗り換え回数はいずれのモデルにおいても有意とはならなかった。

つぎに、Laird手法の推定結果（Mass Point=1～6）

表-7 標準2項ロジットモデルの推定結果

説明変数	1時点	2時点	3時点	全時点
アクセス	0.008 (0.10)	-0.028 (0.57)	0.070 (0.96)	-0.004 (0.01)
乗車時間	-0.020 (0.67)	-0.036 (1.30)	-0.101 (2.41)*	-0.041 (2.37)*
コスト	-1.788 (1.23)	-0.223 (0.15)	0.085 (0.13)	-0.483 (1.09)
エグレス	-0.126 (1.95)	-0.081 (1.61)	-0.135 (2.04)*	-0.096 (3.37)**
乗り換え	-0.286 (0.44)	0.444 (0.49)	-2.559 (1.46)	-0.214 (0.58)
初期尤度	-68.6	-68.6	-68.6	-205.9
最終尤度	-20.4	-26.0	-20.5	-71.9
尤度比	0.686	0.601	0.685	0.645
的中率(%)	89.9	86.9	89.9	86.5
サンプル数	99	99	99	297

(括弧内: t 値、*: 5%有意、**: 1%有意)

を表-8、Lindsay手法の推定結果 (Mass Point=1~5) を表-9に示す。表-8、9の見方は以下のである。

1) 初期尤度の計算は標準ロジットモデルとは異なり、 ρ_k に対して式(12)の制約条件が存在するため、全ての ρ_k に0という値を与えることができない。そこで、 ρ_k のどれか一つを1と置き、残りの ρ_k と他のパラメータに0を与える時の式(13)の対数尤度関数値を初期尤度と仮定した。結局、両手法の初期尤度は表-7の全時点モデルの初期尤度と同様で-205.9となる。

2) 制約条件式(12)が存在するため、推定する際に、 ρ_k を $\rho_k^* \rho_k$ に、最後の ρ_m を $1 - \sum_{k=1}^{m-1} \rho_k$ に置き換えている。これによって、 ρ_k のt値で ρ_k の有意性を検討す

表-8 LairdのMass Point手法による推定結果

説明変数	Mass Point = 1	Mass Point = 2	Mass Point = 3	Mass Point = 4	Mass Point = 5	Mass Point = 6
アクセス	0.027 (0.67)	-0.038 (0.73)	-0.067 (0.31)	0.130 (1.88)	0.173 (3.90)**	0.150 (1.71)
乗車時間	-0.029 (1.91)	-0.059 (2.82)**	-0.086 (1.12)	-0.054 (1.39)	-0.059 (3.19)**	-0.062 (2.26)*
コスト	-0.889 (1.78)	-1.835 (3.31)**	-1.702 (1.97)*	-1.349 (2.12)*	-1.451 (2.47)*	-1.642 (2.36)*
エグレス	-0.075 (3.26)**	-0.148 (3.62)**	-0.122 (2.33)*	-0.139 (2.82)**	-0.136 (3.24)**	-0.148 (2.59)**
乗り換え	-0.274 (0.73)	0.122 (0.12)	-0.198 (0.20)	-0.072 (0.07)	-0.075 (0.09)	0.341 (0.37)
ρ'_1		-0.579 (4.76)**	0.724 (4.30)**	0.090 (0.09)	0.071 (0.19)	-0.011 (0.01)
ξ'_1	-0.582 (6.78)	-0.263 (1.23)	0.881 (14.05)**	0.224 (0.22)	0.448 (0.45)	-0.325 (0.26)
ρ'_2			0.626 (0.64)	0.204 (0.38)	0.321 (1.32)	0.441 (0.51)
ξ'_2		0.784 (8.56)**	-0.134 (0.96)	-0.162 (0.16)	0.062 (0.32)	0.092 (0.69)
ρ'_3				0.542 (9.11)**	0.733 (11.78)**	-0.018 (0.01)
ξ'_3			-0.509 (1.46)	0.988 (34.97)**	0.065 (1.35)	0.667 (1.88)
ρ'_4					0.291 (1.35)	0.684 (0.98)
ξ'_4				0.111 (1.04)	0.449 (1.04)	0.069 (0.92)
ρ'_5						0.553 (12.21)**
ξ'_5					0.985 (48.82)**	0.961 (54.65)**
ρ'_6						
ξ'_6						-0.078 (1.36)
初期尤度	-205.90	-205.90	-205.90	-205.90	-205.90	-205.90
最終尤度	-71.87	-68.78	-56.14	-53.55	-53.95	-53.58
尤度比	0.645	0.660	0.723	0.735	0.733	0.735
的中率(%)	88.2	88.2	88.6	87.5	86.5	87.5
サンプル数	297	297	297	297	297	297

(括弧内: t 値、*: 5%有意、**: 1%有意)

る場合、その t 値を過大評価する恐れがある。そこで、 ρ_k の t 値が有意であっても、臨界値に近い場合、 ρ_k の有意性の評価には十分な注意を払う必要がある。

3) Laird手法では $\xi_k \geq 0$ が存在するため、 ρ_k と同様に ξ_k を $\xi_k^* \xi_k$ に置き換えている。Lindsay手法では ξ_k に関する制約条件がないため、変数変換をしない。

4) 表中の尤度比とは自由度調整済み尤度比である。

表-8、9から、以下のことが分かる。

1) 両手法ともにMass Point数が増えることにより、最終尤度が段々増加していく。

2) あるMass Point数（表-8ではその数が4、表-9ではその数が2である）を超えると、最終尤度はある一定値に収束する傾向が見られ、説明変数のパラメータ推定値の変動も小さくなっている。

このMass Point数は説明変数のパラメータ値と最終尤度がほぼ収束した時のMass Point数であるため、表-8のMass Point=4の結果と表-9のMass Point=2の結果はそれぞれLaird手法とLindsay手法の最終推定結果であると考えられる。これは実質上、Laird手法では同質な好みをもつ母集団セグメントが4つに、Lindsay手法ではセグメントが2つに分かれていることを意味する。ただ、Laird手法のMass Point=4の時の ξ_k と ρ_k のうち、有意となったのは2つしかない。これはサンプル数が少ないことが一つの要因であると考えられるが、有意となっていない ρ_k の値が小さいため、本研究のパネルデータでは母集団を2つのセグメントに大別することができると解釈しても差しつかえないと思われる。

3) 全時点モデルで有意とはならなかったコストの

表-9 LindsayのMass Point手法による推定結果

説明変数	Mass Point = 1	Mass Point = 2	Mass Point = 3	Mass Point = 4	Mass Point = 5
アクセス	0.028 (0.68)	-0.038 (0.57)	-0.018 (0.24)	-0.012 (0.12)	0.084 (1.28)
乗車時間	-0.039 (2.27)*	-0.055 (2.08)*	-0.058 (1.76)	-0.054 (1.27)	-0.041 (2.16)*
コスト	-0.641 (1.28)	-0.999 (1.94)	-1.025 (-2.15)*	-1.111 (2.14)*	-1.125 (2.35)*
エグレス	-0.086 (3.29)**	-0.116 (2.94)**	-0.113 (2.62)**	-0.120 (2.86)**	-0.124 (3.31)**
乗り換え	-0.178 (1.10)	-0.065 (0.07)	-0.101 (0.10)	-0.184 (0.19)	-0.686 (0.96)
ρ_1		0.818 (17.53)**	0.034 (0.02)	0.030 (0.003)	0.192 (1.14)
ξ_1	0.481 (2.81)**	2.179 (2.95)**	0.021 (0.02)	0.024 (0.02)	-1.705 (1.66)
ρ_2			0.830 (20.24)**	0.823 (16.26)**	0.525 (7.43)**
ξ_2		-2.807 (4.50)**	2.514 (3.39)**	2.353 (2.96)**	-5.633 (4.01)**
ρ_3				-0.055 (0.10)	-0.072 (0.33)
ξ_3			-2.796 (4.32)**	0.061 (0.06)	-0.183 (0.34)
ρ_4					0.104 (0.55)
ξ_4				-3.288 (5.45)**	-0.952 (0.95)
ρ_5					
ξ_5					2.929 (3.91)**
初期尤度	-205.90	-205.90	-205.90	-205.90	-205.90
最終尤度	-71.43	-54.31	-53.99	-53.53	-53.69
尤度比	0.647	0.732	0.733	0.736	0.735
的中率(%)	88.2	87.9	87.9	87.9	87.9
サンプル数	297	297	297	297	297

(括弧内： t 値、*：5%有意、**：1%有意)

t 値が個人の非観測異質性を考慮することにより有意となった。

4) 乗り換え回数を除いて、Mass Point手法で推定した各説明変数のパラメータ値が全時点モデルより大きい。

3)と4)の結果は個人の非観測異質性を考慮することによって現われた重要な結果である。これは非観測異質性を考慮しないと、誤った結論をもたらしてしまう可能性があることを意味している。

5) モデルの評価指標である自由度調整済み尤度比と的中率で判断すれば、個人の非観測異質性を考慮した交通機関選択モデルはそれを考慮しないプーリングモデルより精度が高い。

6) Laird手法とLindsay手法の説明変数パラメータの推定値に大きな差異が見られない。

Laird手法のアクセス時間のパラメータ値が0.130で正の値になってしまう以外、特に有意となった乗車時間、コストおよびエグレス時間は両手法においてほとんど差がない。したがって、非観測異質性の影響を考慮するにはいずれの手法を用いても差し支えないと思われる。ただし、Lindsay手法の定式化はLaird手法より簡単であるため、Lindsay手法が多項ロジットモデルや他のモデルまでに拡張しやすいと考えられる。なお、Mass Point = 1 の時に表-9の第2列に示した結果は定数項を入れたプーリングモデルとなる。

このように、Mass Point手法は異質性パラメータの分布を仮定せずに少ないMass Point数で異質性パラメータの分布を特徴づけることができ、推定も簡単であるため、非常に実用性の高い推定手法であることが分かる。また、異質性の分布を仮定する場合、Mass Point手法の推定結果と比較することによりその仮定した分布形の妥当性を検証できると考えられる。しかしながら、Mass Point手法には数値計算における初期値の設定が難しいという課題が残されている。この点をうまく解決できれば、Mass Point手法の実用性がより高められるものと考えられる。

7. おわりに

本研究では、今まで交通機関選択モデルの中であ

まり重要視されていない個人特性の影響を観測異質性と非観測異質性に分けて、それぞれをモデルに導入し、検討を加えた。

セグメンテーション手法は今までよく用いられている手法であり、目新しいものではないが、本研究で用いた交通行動実態データに個人の観測異質性の存在を確認するのが目的であった。

本研究で得た最も大きな成果は交通機関選択モデルの中に個人の非観測異質性を導入し、異質性分布に依存しないノンパラメトリックのMass Point手法を適用することにより、その有効性を確認できた。それと同時に、個人の非観測異質性を考慮しない従来の方法では誤った結論をもたらす可能性があることを実証できた。さらに、今まで、比較検討を行ったことのないLairdのMass Point手法とLindsayのMass Point手法をそれぞれ推定し、両者を適用する際に大きな差異がないことを明らかにした。そして、モデル構造の分かりやすさから、Lindsay手法はLaird手法に比べて、多項ロジットモデルや他のモデルまで簡単に拡張できると考えられるため、Lindsay手法はもっと適用可能性に富んだ分析ツールであると結論づけることができた。

今後、Lindsay手法の多項ロジットモデルへと拡張し、個人の選択肢集合の違いを考慮する場合のMass Point手法の適用を検討していく。また、異質性を状態依存などの他のダイナミック要素の影響と同時に考慮する場合に、Mass Point手法によりダイナミックモデルをいかに構築していくかが今後の研究課題である。さらに、観測異質性と非観測異質性を同時に考慮する場合、どのようにMass Point手法を適用するかを議論する余地がある。最後に、ロジットタイプ以外のモデルを推定する際に、個人の非観測異質性を考慮するため、Mass Point手法の適用可能性を明らかにすることも重要である。

参考文献

- 1) 森川高行：SPデータを用いた交通需要予測のためのマーケット・セグメンテーションに関する研究、土木計画学研究・講演集、No.14(1)、pp. 589-596, 1991.

- 2) 佐野紳也：質的選択分析－理論と応用、財団法人三菱経済研究所、1990.
- 3) 森川高行：交通計画分野におけるマーケティングサイエンス技法、土木計画学ワンデイセミナー・テキスト、土木学会土木計画学委員会、1993.
- 4) 片平秀貴：離散型選択モデルと選好の異質性、経済学論文集、Vol.3, No.50, pp.31-45, 1987.
- 5) 湯沢昭・須田熙・高田一尚・堺潔：コンジョイント分析の適用性に関する実証的研究、土木計画学研究・論文集、No.8, pp.257-264, 1990.
- 6) 佐々木邦明・森川高行・杉本直：潜在セグメントを考慮した動的な休日買物目的地選択分析、土木計画学研究・講演集、No.17, pp.43-46, 1995.
- 7) Morikawa, T. : Incorporating state preference data in travel demand analysis, Ph.D. Dissertation, Department of Civil Engineering, MIT, 1989.
- 8) Davis, R. B. and Crouchley, R. : Control for omitted variables in the analysis of panel and other longitudinal data, *Geographical Analysis*, Vol.17, No.1, pp.1-15, 1985.
- 9) Chamberlain, G. : Analysis of covariance with qualitative data, *Review of Economic Studies*, XLVII, pp. 225-238, 1980.
- 10) Reader, S. : Unobserved heterogeneity in dynamic discrete choice models, *Environment and Planning A*, Vol.25, pp.495-519, 1993.
- 11) 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.
- 12) Laird, N. : Nonparametric maximum likelihood estimation of a mixing distribution, *Journal of American Statistical Association*, Vol.73, No.364, pp.805-811, 1978.
- 13) Davis, R. B. and Crouchley, R. : Calibrating longitudinal models of residential mobility and migration : An assessment of a non-parametric marginal likelihood approach, *Regional Science and Urban Economics*, Vol.14, pp.231-247, 1984.
- 14) Kitamura, R. and Bunch, D. S. : Heterogeneity and state dependence in household car ownership : A panel analysis using ordered-response probit models with error components, In *Transportation and Traffic Theory* (edited by M. Koshi), Elsevier, New York, pp. 477-496, 1990.
- 15) 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 Mixing Distribution Model, 土木学会論文集, No.506/IV-26, pp.25-33, 1995.
- 16) TSP User's Guide Version 4.2, Including an Introductory Guide, Bronwyn H. Hall, 1992.5.
- 17) TSP Reference Manual Version 4.2, Bronwyn H. Hall, 1992.6.

個人の異質性による交通機関選択モデルの構造分析

杉恵頼寧・張 峻屹・藤原章正

交通行動が個人によって異なることは明らかである。今までの分析手法では仮定してきた母集団の均質性が成り立たない場合、観測異質性の影響をモデルの中で考慮すべきである。また、個人態度、嗜好のような省略変数がモデルのパラメータ推定に影響する場合、未観測異質性問題が生じてくる。本研究では交通機関選択モデルを対象に、今まで交通行動分析にあまり重要視されていない個人の異質性問題を観測異質性と未観測異質性に分けて、観測異質性の存在をマーケット・セグメンテーション法により実証する。そして、未観測異質性を扱うことができ、異質性の分布に依存しないノンパラメトリックの Mass Point 手法の有効性を検証する。

It is apparent that travel behavior is different across individuals. If homogeneity of the population assumed in conventional analysis is not accepted, observed heterogeneity should be considered in the model. If individual omitted variables (e.g. attitude and taste) influence the parameter estimation of model, unobserved heterogeneity becomes a serious problem in model building. In this paper, we classify the individual heterogeneity into observed and unobserved ones and check the existence of observed heterogeneity for mode choice models using market segmentation method. Besides, we examine the effectiveness of nonparametric Mass Point approach which can introduce unobserved heterogeneity and which does not depend on the distribution of heterogeneity.