

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*

Dynamic Mode Choice Models Considering Unobserved Heterogeneity Based on Mass Point Approach*

杉恵頼寧**・張 峻屹***・藤原章正****

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

1. はじめに

1980年代以後、さまざまな交通問題を扱うためにパネルデータが幅広く利用されるようになった。パネルデータは行動の変化をより正確に捉えるなどの利点をもつものの、消耗バイアスのようなパネルデータ固有の問題、多量の時点情報を充分に生かすことのできる分析手法の未確立など、いくつかの問題も抱えている。

人間の交通行動は置かれた環境に適応して変化する。交通政策の影響を受けると、それに反応して行動を変えていく。その適応または反応パターンは個人によって異なるとすると、パネルデータを用いて異質性を考慮したダイナミックモデルの開発が必要である。

異質性は観測異質性と非観測異質性に分けられる。前者は個人の観測可能な特性（性別、年令、ライフサイクルなど）による行動の違い、後者は個人の省略変数（例えば、調査によって測定が難しく、モデルの中で考慮できずに省略してしまう嗜好、態度、性格などのような特性）による行動の違いとして解釈する。ここでは非観測異質性のみを扱う。非観測異質性の定義から、もし、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（現在の行動が過去の行動履歴に依存すること）がモデルに取り入れられなければ、その影響は非観測異質性によって部分的に説明することが可能である。したがって、非観測異質性は状態依存より大きい概念である。しかし、両者は本質的に違う特性のもつ概念であり、区別してモデルに取り入れる必要がある。

* 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)

*** 正会員、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)

**** 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)

そこで、本研究では著者ら^{1),2)}が既にその有効性を実証したMass Point手法を基に、非観測異質性と状態依存を明確に区分しつつ同時に取り込んだ交通機関選択のダイナミックモデルを構築する。また、どのようなダイナミックモデルを構築したらよいかに関してはこれまで明確な結論が得られていないので、ここではモデルの中に導入する過去情報の違いによるダイナミックモデルの特性の相違を比較する。実証分析には本研究室が調査した広島都市圏廿日市市に位置するJR阿品新駅の開業に関する3時点のRPパネルデータを用いる。

以下では、既往研究のレビュー、交通機関選択における非観測異質性に関する検証および、非観測異質性と状態依存を同時に考慮したダイナミックモデルの構築、その現況再現性と時間移転性に分けて分析を進める。

2. 既往研究のレビュー

確率効用理論に基づき、過去の情報を考慮したダイナミックモデルの効用関数 U_{ijt} は以下のように表される。

$$U_{ijt} = f(y_{ijt-1}, \dots, y_{ijt-k}, \text{and}, x_{ijt}, x_{ijt-1}, \dots, x_{ijt-k}) \quad (1)$$

なお、 y_{ijt-k} は個人 i 、時点 $t-k$ 、選択肢 j に関する選択結果、 x_{ijt-k} はその説明変数ベクトルである。

式(1)において現在の交通行動が行動履歴に影響されると仮定している。そして、データの質や分析者によってどのような行動履歴を取り込むかは異なる。

交通行動分析のダイナミックモデルは1960-1980年代に計量経済学の分野では開発されたものを基本にしている。著者らの知っている限り、Burnett(1974)³⁾の目的地選択に関するダイナミック分析が最初に非集計交通行動のダイナミックモデルを検討したものである。その研究では目的地を一つに限定していた。

その後、1980年代後半にオランダのDNMP(Dutch

National Mobility Panel)パネルデータをはじめ、多くの交通パネルデータが蓄積され、マルコフモデルやDaganzoら(1982)⁴⁾の状態依存と系列相関を同時に考慮した多時点多項プロビットモデルなど、いくつかのダイナミックモデルが研究、開発されて、交通行動分析のダイナミック時代に突入した。

ダイナミックモデルを構築するにあたり、状態依存と非観測異質性を区別することが重要となる。非観測異質性を扱う手法として、その分布を仮定しない固定効果手法以外に、その連続分布を仮定するパラメトリック手法とその離散分布を仮定するノンパラメトリックのMass Point手法がある。しかし、固定効果手法にはロジットモデル以外に適用しにくい、また、時点間において選択結果を変えた個人しか扱えないというような問題が存在する。パラメトリック手法には連続分布に関する積分計算が必要なので推定が複雑となり、また、仮定した分布の違いにより推定パラメータが有意に異なるとの指摘もある。一方、Mass Point手法では以上のような問題が存在しないため、その適用が望まれる^{1),2)}。

状態依存と非観測異質性を区分しつつ同時に取り込んだ従来のダイナミックモデルについて以下、簡単にレビューする。

まず、Heckman(1977)⁵⁾は労働者の市場参加の意思決定に関するダイナミック分析において選択肢を2つに限定し、固定効果と確率効果をもつダイナミックモデルを構築した。その後、Tardiff(1979)⁶⁾は交通分野の空間選択モデルにおいてHeckman(1977)のモデルを2つ以上の選択肢に拡張し、以下のようなダイナミックモデルを提案した。

$$U_{ijt} = \beta' x_{ijt} + \sum_j \gamma_{jj'} C_{ij't-1} + \delta_{ij} + \varepsilon_{ijt} \quad (2)$$

ただし、 U_{ijt} は選択肢 j の効用、 $C_{ij't-1}$ は個人*i* が時点*t-1*に選択肢 j' を選べば1、そうでなければ0をとるダミー変数、 δ_{ij} は非観測異質性パラメータ、 ε_{ijt} は i, j, t に対して i.i.d. に従う誤差項である。式(2)の右辺第2項は一次マルコフ効果を説明する。

彼は系列相関が非観測異質性に起因すると考えており、固定効果手法の適用を主張した。しかし、小サンプルにおける固定効果手法によるモデルの信頼性は課題として残されている⁷⁾。

そして、Heckman(1981)⁸⁾はさらにTardiff(1979)のモ

デルを一般化し、ある連続的な潜在変数 z_{it} がある閾値を超えてから選択行動が生じると仮定して、以下のようなダイナミックモデルを提案した。

$$z_{it} = v_{it} + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

$$v_{it} = \beta' x_{it} + \sum_{k=1}^{\infty} \gamma_{t-k,t} d_{i,t-k} + \sum_{k=1}^{\infty} \lambda_{k,t-k} \prod_{q=1}^k d_{i,t-q} + G(L)z_{it} \quad (4)$$

$$d_{it} = \begin{cases} 1, & \text{if } z_{it} \geq 0 \\ 0, & \text{if } z_{it} < 0 \end{cases} \quad (5)$$

なお、 $G(0)=0$ 、 $G(L)=g_1 L + g_2 L^2 + \dots + g_K L^K$ 、 $L^k z_{it} = z_{it-k}$ 、 ε_{it} は i, t に対して i.i.d. に従う誤差項で、 z_{it} と d_{it} に関する初期条件は外生的に与えられる。 $\gamma_{t-k,t}$ は状態依存効果のパラメータ、 $\lambda_{k,t-k}$ は過去の行動履歴の累積効果のパラメータ、式(4)の右辺第4項は行動の慣性を示し、 g_1, g_2, \dots, g_K はそのパラメータである。

Heckmanのモデルは一般的な系列相関構造をもつ非観測変数、時点間における意志決定の複雑な相互関係を扱うための柔軟なアプローチである。

TardiffとHeckmanのモデルに異なる仮説を置くことにより様々なダイナミックモデルが得られる^{7),9)}。

その後、Kitamura and Bunch(1990)¹⁰⁾は Heckman(1981)の研究を自動車保有に関するパネル分析に拡張した。非観測異質性パラメータを確率変数として扱い、従属変数の時差ダミー変数を用いて状態依存を表すことにより、ダイナミックなオーダードプロビットモデルに非観測異質性と状態依存を同時に取り入れた。そして、Component of Variance モデルの誤差構造と One-Factor モデルの誤差構造をモデルに導入し、モデル特定化の違いにより異なる結論に結びつく可能性があることを指摘している。

以上のレビューを通じて、非観測異質性の離散分布を仮定し、推定が容易なMass Point手法により非観測異質性を考慮したダイナミックモデルに関する研究はほとんどないことが分かる。

3. 非観測異質性に関する検証

伝統的なロジットモデルの効用関数は以下のよう に表される。

$$U_{ijt} = V_{ijt} + \varepsilon_{ijt} \quad (6)$$

ただし、 V_{ijt} は確定項、 ε_{ijt} は i, j, t に対して i.i.d. に従う誤差項である。

この場合、各時点において共に選択肢 j を選択する確率 $\text{Prob}(y_{ij1}=j, \dots, y_{iT}=j)$ は ϵ_{ijt} の時間的独立性により各時点の選択確率 $\text{Prob}(y_{it}=j)$ の積で表される。

$$\text{Prob}(y_{ij1}=j, \dots, y_{iT}=j) = \prod_{t=1}^T \text{Prob}(y_{it}=j) \quad (7)$$

ただし、 y_{it} は個人*i*の時点*t*の選択結果である。

しかしもし、時間に依存しない個人固有の省略変数が誤差項に含まれているとすると、式(6)の線形効用関数は以下のように表される。

$$U_{ijt} = V_{ijt} + \pi_{ijt}, \pi_{ijt} = \delta_{ij} + \epsilon_{ijt} \quad (8)$$

式(8)の δ_{ij} は省略変数による効果すなわち非観測異質性を表すパラメータである。この場合、誤差項 π_{ijt} は時点間ににおいて相関し、式(7)の時間独立性の仮定はもはや成立しない。

非観測異質性の検証及び以後のダイナミック分析を行なうため、広島都市圏廿日市市のJR阿品新駅の開通に関する3時点のRPパネルデータを用いる。1989年8月に開業したJR阿品新駅が通勤・通学交通機関選択に与える影響を分析するため、本研究室ではその開業前後、JR山陽本線(JR)、路線バス(BUS)、広島電鉄宮島線(TRAM)と自家用車(CAR)を対象に、3回の交通実態調査を行った。調査概要を表1に示す。そして、169人の3時点パネルデータを抽出することができた。

このパネルデータを用いて、まずデータから直接得られる各時点の交通機関別の選択割合と3時点の選択割合の同時生起確率(観測値)を表2に示す。そして時間独立性の仮定のもとで式(7)により各時点の選択確率を掛け合わせて求められる同時生起確率(計算値)を表3に示す。2つの表から明らかのように同時生起確率の観測値と計算値は著しく異なっている。この結果は独立性の仮説の不成立、すなわち非観測異質性の存在を意味する。

4. 交通機関選択のダイナミック

Mass Pointモデルの構築

これまで非観測異質性を考慮する際に、交通行動の時間的独立性を仮定してきた。しかし、過去の行動履歴は現在の交通行動に影響すると考えられるため、ここではMass Point手法により今まで課題として残されていた非観測異質性を考慮したダイナミックモデルを構築する。分析に用いるパネルデータの時

表1 JR阿品新駅に関する3時点パネル調査の概要

項目	1時点	2時点	3時点
時点	1989年6月	1989年11月	1991年10月
場所	廿日市市阿品、阿品台地区		
調査対象者	通勤・通学者		
調査方法	家庭訪問配布回収調査		
回収世帯数	417	401	457
回答者数(人)	506	511	579
回収率(%)	83.2	92.0	97.0

表2 交通機関別選択割合の観測値

選択割合	CAR	BUS	TRAM	JR
1時点	41.4	20.1	29.0	9.5
2時点	42.6	25.4	23.7	8.3
3時点	45.6	25.4	19.5	9.5
同時生起確率	36.7	14.2	16.6	7.7

表3 式(7)により計算した機関別の同時生起確率

選択割合	CAR	BUS	TRAM	JR
同時生起確率	8.0	1.3	1.3	0.1

点数が少ないと考えて、以下のダイナミックモデルを定式化する。

$$P_i = \prod_{t=2}^{T_i-1} \prod_{j=1}^{J_{it}} \{\text{Prob}(y_{ijt} | \Omega_{ijt-1})\}^{y_{ijt}} \quad (9)$$

ただし、 P_i は個人*i*の多時点の選択結果の同時生起確率、 y_{ijt} は時点*t*に選択肢 j を選ぶと1、そうでなければ0をとる選択結果を表す変数、 Ω_{ijt-1} は個人*i*の時点*t-1*における選択肢 j に関する情報(例えは、選択の結果)、 T_i は個人*i*の参加時点数、 J_{it} は個人*i*の時点*t*の選択肢数である。

式(9)において非観測異質性パラメータ δ_{ij} を取り入れた交通機関の初期選択確率 $\text{Prob}(y_{ij1} | \Omega_{ij0})$ を次のように仮定する。

$$\text{Prob}(y_{ij1} | \Omega_{ij0}) = \frac{\exp(\beta' x_{ij1} + \delta_{ij})}{\sum_{j=1}^{J_{i1}} \exp(\beta' x_{ij1} + \delta_{ij})} \quad (10)$$

$t \geq 2$ の $\text{Prob}(y_{ijt} | \Omega_{ijt-1})$ を以下のように仮定する。

$$\text{Prob}(y_{ijt} | \Omega_{ijt-1}) = \frac{\exp(\beta' x_{ijt} + \gamma \Omega_{ij,t-1} + \delta_{ij})}{\sum_{j=1}^{J_{it}} \exp(\beta' x_{ijt} + \gamma \Omega_{ij,t-1} + \delta_{ij})} \quad (11)$$

ただし、 γ は状態依存効果のパラメータである。

δ_{ij} が確率密度関数 $f(\alpha_j)$ をもつ分布に従う場合、式(9)は以下のようになる。

$$P_i = \int_{\delta_{i1}} \dots \int_{\delta_{ij}} \dots \prod_{t=2}^{T_i-1} \prod_{j=1}^{J_{it}} \{\text{Prob}(y_{ijt} | \Omega_{ijt-1})\}^{y_{ijt}} f(\alpha_1) \dots f(\alpha_j) \dots d\delta_{i1} \dots d\delta_{ij} \dots \quad (12)$$

ただし、 α_j は $f(\alpha_j)$ のパラメータである。

式(12)において $\prod_{t=2}^{T_i-1} \prod_{j=1}^{J_{it}} \{\text{Prob}(y_{ijt} | \Omega_{ijt-1})\}^{y_{ijt}}$ は有

限関数であるため、Mass Point手法の適用できる条件を満たしている。すると、式(12)を離散分布に分割することができ、式(13)が得られる。

$$P_i = \sum_{k=1}^m \left\{ \frac{\prod_{j=1}^{J_{it}} [\exp(\beta' x_{ijt} + \xi_{kj})]^{y_{ijt}}}{\sum_{j'=1}^{J_{it}} \exp(\beta' x_{ij't} + \xi_{kj})} \cdot \prod_{t=2}^{T_i} \frac{\prod_{j=1}^{J_{it}} [\exp(\beta' x_{ijt} + \gamma \Omega_{ijt-1} + \xi_{kj})]^{y_{ijt}}}{\sum_{j'=1}^{J_{it}} \exp(\beta' x_{ij't} + \gamma \Omega_{ijt-1} + \xi_{kj})} \right\} p_k \quad (13)$$

ただし、 ξ_{kj} と p_k は非観測異質性の分布を表す k 番目の Mass Point の位置パラメータとその重みパラメータである。 p_k に関しては、以下の制約式が存在する。

$$0 \leq p_k \leq 1 \text{ and } \sum_{k=1}^m p_k = 1 \quad (14)$$

このように、Mass Point とは非観測異質性の分布を分割し、その分布特性を表す離散化した点をいう。

式(13)が本研究で提案するダイナミック Mass Point モデル、すなわち非観測異質性と状態依存の概念を区分し、かつ1つのモデル内で両方のパラメータを同時に推定するモデルである。このモデルの特徴は式(12)のように積分計算を必要とせずに、推定パラメータが $f(\alpha_j)$ の形の違いにより敏感に変動する問題が存在しない点にある。

そして、式(13)に最尤推定法を適用することによりパラメータの一一致推定量を得ることができる。

前時点情報 Ω_{ijt-1} の内容によってダイナミックモデルの形式は変わるが、ここでは以下の三種類を取り上げる。

$$(1) \Omega_{ijt-1} = y_{ijt-1}$$

この場合、個人の前時点の選択結果を取り入れたダイナミックモデルが得られる。

$$(2) \Omega_{ijt-1} = V_{ijt-1}$$

$$V_{ijt-1} = \beta' x_{ijt-1} + \xi_{kj}$$

この場合、個人の前時点の選択肢効用を取り入れたダイナミックモデルが得られる。

$$(3) \Omega_{ijt-1} = d_{ijt-1}$$

$$d_{ijt-1} = \begin{cases} 1, & \text{if } \tilde{P}_{ijt-1} \geq 1 / J_{it-1} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

ただし、 \tilde{P}_{ijt-1} は多項ロジットモデルによる時点 $t-1$ の選択肢 j の推定選択確率である。この場合、閾値 $1 / J_{it-1}$ による個人の前時点の選択に関する2値変換値を取り入れたダイナミックモデルが得られる。

以下では提案したダイナミック Mass Point モデルの有効性に関して、現況再現性と時間移転性に分けて検討する。

5. ダイナミック Mass Point モデルの現況再現性

この節では式(13)から前時点情報 Ω_{ijt-1} を取り除いた静的 Mass Point モデル²⁾と比較することによりダイナミック Mass Point モデルの有効性を検討する。

そして、JR 阿品新駅に関する 169 人の 3 時点 RP パネルデータを用いて、アクセス時間（分）、乗車時間（分）、コスト（100 円）、エグレス時間（分）を説明変数とする。

非観測異質性のみを考慮した静的 Mass Point モデルの推定結果を表4、前時点情報 Ω_{ijt-1} が実際の選択結果であるダイナミックモデルの推定結果を表5、 Ω_{ijt-1} が前時点の選択効用であるダイナミックモデルの推定結果を表6、 Ω_{ijt-1} が前時点選択に関する2値変換値であるダイナミックモデルの推定結果を表7に示す。なお、表7の推定結果を求める際に、前時点選択に関する2値変換値は異質性と状態依存を取り入れない前時点の静的ロジットモデルを推定して、求められた各選択肢の推定選択確率 \tilde{P}_{ijt-1} により計算される。

まず、各 Mass Point モデルの推定結果の見方を説明する。 $p_k \geq 0$ であるため、モデル推定に際して、 $p_k = p_k^* \times p_k$ と設定し、 p_k の代わりに p_k^* を推定する。したがって、表に示されているのは p_k^* の推定値とその t 値である。さらに、 $\sum_{k=1}^m p_k = 1$ という制約条件が存在するため、最後の p_m を $p_m = 1 - \sum_{k=1}^{m-1} p_k^* \times p_k^*$ に置き換えている。最後の p_m を推定しないため、表の中に何も表示していない。また、 ξ_{k2}^* , ξ_{k3}^* , ξ_{k4}^* はそれぞれ路線バス、広島電鉄と JR に関する k 番目の Mass Point の位置パラメータである。

表4~7に共通する特徴としては、Mass Point 数が増えるにつれ、最大尤度はしだいに増加し、そして、ある Mass Point 数を超えると、最大尤度がそれぞれある一定値に収束して、説明変数のパラメータの変動も小さくなる傾向が見られる。なお、このときの Mass Point 数を収束 Mass Point 数と呼ぶ。そして、収束前後において ξ と ρ の符号が安定的でないのは、

表4 静的Mass Pointモデルの推定結果

説明変数	P-Model	MP=1	MP=2	MP=3	MP=4	MP=5	MP=6	MP=7
アクセス(分)	-0.030*	0.019	0.025	0.030	-0.045	-0.055	-0.037	-0.051
乗車時間(分)	-0.002	-0.011**	-0.015**	-0.017**	-0.033**	-0.036**	-0.038**	-0.035**
コスト(100円)	0.001	-0.046	-0.105*	-0.092*	0.092	-0.039	-0.066	-0.036
エグレス(分)	-0.040**	-0.021**	-0.054**	-0.060**	-0.096**	-0.098**	-0.093**	-0.101**
ρ_1^*		0.477**	0.455**	0.399**	0.510**	0.508**	-0.010	
ξ_{12}^*		-0.411**	6.710**	21.83**	1.039	1.675*	1.645	0.846
ξ_{13}^*		-0.962**	3.005**	-5.855**	3.206**	4.995**	4.783**	-0.221
ξ_{14}^*		-1.763**	8.422**	13.88**	-1.993*	-7.214**	-11.63**	-3.921**
ρ_2^*			0.174**	-0.020	0.115*	0.114*	0.746**	
ξ_{22}^*			-1.309**	-6.320**	11.05**	-1.650	-8.722**	-1.293*
ξ_{23}^*			-1.020**	21.72**	-2.409*	5.941	11.25**	-3.089**
ξ_{24}^*			-8.699**	26.27**	12.16**	12.75	28.30**	-28.25**
ρ_3^*				0.415**	0.430**	0.431**	0.106	
ξ_{32}^*				-1.226**	-1.392*	17.82**	16.66**	-6.318**
ξ_{33}^*				-0.958*	-8.294**	-22.41**	-20.94**	-20.91**
ξ_{34}^*				-17.73**	-6.401**	10.90**	12.81**	-28.19**
ρ_4^*					0.101	0.024	-0.069	
ξ_{42}^*					11.04**	11.82**	11.44**	-6.318**
ξ_{43}^*					4.018**	-5.928**	-5.569**	-20.91**
ξ_{44}^*					11.12**	9.137**	10.42**	-28.19**
ρ_5^*						-1.0E-05	0.482**	
ξ_{52}^*						-1.362*	-0.673	1.675*
ξ_{53}^*						-3.160**	-2.099*	5.029**
ξ_{54}^*						-15.89**	-14.84**	-25.71**
ρ_6^*							-0.058	
ξ_{62}^*							-1.567**	0.855
ξ_{63}^*							-3.426**	-0.511
ξ_{64}^*							-30.97**	-4.746**
ρ_7^*								25.60**
ξ_{72}^*								-2.248
ξ_{73}^*								13.16**
ξ_{74}^*								
初期尤度	-359.29	-359.29	-359.29	-359.29	-359.29	-359.29	-359.29	-359.29
最大尤度	-331.08	-313.44	-231.21	-228.10	-203.19	-194.00	-194.00	-194.00
尤度比	0.072	0.118	0.345	0.349	0.416	0.440	0.435	0.431
サンプル数	507	507	507	507	507	507	507	507

(P-Model : Pooled Model ; MP : Mass Point ; 尤度比 : 自由度調整済み尤度比 ; * : 5%で有意, ** : 1%で有意)

両者の数がMass Point数の増加とともに増え、収束後に必要以上のMass Point数を増やしても尤度関数は一点でなく、ある稜線(ridge)においてその最大値が得られ、唯一の解が存在しないためである。表4~7の結果を以下のようにまとめることができる。

(1) 表4の静的Mass Pointモデルでは、収束Mass Point数が5であり、ブーリングモデルより自由度調整

済み尤度比が高い。Mass Point数が1の時に推定結果は定数項を入れたブーリングモデルとなるため、その結果と比較してもMass Pointモデルの方が精度が高い。そして、ブーリングモデルでは有意とならなかつたコストのt値は有意となり、逆に乗車時間のt値が有意でなくなった。

(2) ダイナミックMass Pointモデル(前時点の選択

表5 ダイナミック Mass Pointモデルの推定結果（選択結果）

説明変数	MP = 1	MP = 2	MP = 3	MP = 4	MP = 5
アクセス（分）	-0.028	0.021	-0.014	-0.004	-0.018
乗車時間（分）	-0.029**	-0.031**	-0.029**	-0.023**	-0.028**
コスト（100円）	-0.094*	-0.141**	-0.158**	-0.173**	-0.158**
エグレス（分）	-0.044**	-0.061**	-0.082**	-0.075**	-0.085**
状態依存効果	3.436**	3.506**	3.199**	3.247**	3.179**
ρ_{11}^*		0.420**	0.377**	0.757**	0.003
ξ_{12}^*	0.011	0.940	6.157	-0.174	0.474
ξ_{13}^*	-0.615	-1.140	-5.595	-0.594	-0.450
ξ_{14}^*	-1.330*	1.523	2.904	-15.02**	-18.06**
ρ_{22}^*			0.171*	-0.018	-0.068
ξ_{22}^*		-0.634	0.327	-0.015	0.046
ξ_{23}^*		-1.056**	1.796	-0.322	-0.531
ξ_{24}^*		-3.813**	7.944**	-13.62**	0.140
ρ_{33}^*				0.094	0.362**
ξ_{32}^*			-0.192	7.060*	12.56**
ξ_{33}^*			-0.502	5.172	-5.066**
ξ_{34}^*			-9.167*	9.747**	14.64**
ρ_{44}^*					0.174*
ξ_{42}^*				0.374	0.284
ξ_{43}^*				-11.41**	1.855
ξ_{44}^*				0.135	12.19**
ρ_{55}^*					-0.130
ξ_{52}^*					-0.454
ξ_{53}^*					-11.82**
初期尤度	-359.29	-359.29	-359.29	-359.29	-359.29
最大尤度	-171.73	-168.06	-163.00	-163.00	-163.00
尤度比	0.516	0.523	0.535	0.530	0.528
サンプル数	507	507	507	507	507

(MP : Mass Point ; 尤度比 : 自由度調整済み尤度比 ; * : 5%で有意, ** : 1%で有意)

結果、選択効用、選択の2値変換値)では状態依存効果が全て有意となり、モデル精度は静的Mass Pointモデルより高く、収束Mass Point数が少ない。収束Mass Point数が表5では3、表6では4、表7では3となっていいる。異質性パラメータ ξ と ρ が有意となったものが少なくなった。収束後のMass Pointの位置パラメータ ξ の範囲は表4では [-22.410, 17.820] (幅40.230)、表5では [-9.167, 7.944] (幅17.111)、表6では [-9.216, 11.120] (幅20.336)、表7では [-9.565, 12.070] (幅21.635)で、表4の静的モデルに比べて、表5~7のダイナミックモデルの方が ξ の範囲が大幅に縮小している。これは状態依存効果を導入することにより、

異質性パラメータ ξ と ρ で表される省略変数の一部が状態依存効果により説明されたものと思われる。

(3) 三種類のダイナミック Mass Pointモデルの中で前時点の選択結果を取り入れたモデルの精度が最も高かった。推定のしやすさ、前時点情報の導入しやすさを考えて、時点数の少ないパネルデータを用いて非観測異質性の影響を考慮したダイナミック Mass Pointモデルを構築する際に、前時点の選択結果を取り入れることが実用的である。

6. ダイナミック Mass Pointモデルの時間移転性

表6 ダイナミックMass Pointモデルの推定結果（効用）

説明変数	MP = 1	MP = 2	MP = 3	MP = 4	MP = 5	MP = 6
アクセス（分）	-0.016	-0.037	-0.020	-0.073	-0.055	-0.041
乗車時間（分）	-0.028**	-0.035**	-0.045**	-0.079**	-0.086**	-0.085**
コスト（100円）	-0.089**	-0.212**	-0.190**	-0.079	-0.090	-0.066
エグレグ（分）	-0.032**	-0.073**	-0.063**	-0.123**	-0.139**	-0.128**
状態依存効果	0.253**	0.156**	0.167**	0.169**	0.172**	0.171**
ρ_{11}^*		0.891**	0.439**	0.708**	0.561**	0.689**
ξ_{12}^*	-0.167	-0.874**	11.05**	-1.072	0.648	-1.161*
ξ_{13}^*	-0.812**	-0.828*	6.982**	-3.340**	3.185**	-3.560**
ξ_{14}^*	-1.491**	-7.473**	9.497**	-9.216**	-10.04**	-11.10**
ρ_{22}^*			0.127	-0.132*	-0.151*	-0.137*
ξ_{22}^*		5.096**	-0.655	-1.738	-1.771	-1.449
ξ_{23}^*		0.530	4.036**	3.106**	3.035**	2.528*
ξ_{24}^*		4.341**	11.45**	9.001**	11.29**	8.640**
ρ_{33}^*				0.420**	0.383**	0.566**
ξ_{32}^*			-1.141**	11.12**	9.365**	0.459
ξ_{33}^*			-1.158**	-4.481**	-6.620**	2.958**
ξ_{34}^*			-9.686**	5.916**	-0.289	-7.574**
ρ_{44}^*					0.252**	0.0004
ξ_{42}^*				0.707	0.823	0.044
ξ_{43}^*				3.239**	-2.991	0.084
ξ_{44}^*				-6.523**	4.822**	0.333
ρ_{55}^*						0.004
ξ_{52}^*					-1.194	0.016
ξ_{53}^*					-3.535**	-0.011
ξ_{54}^*					-11.75**	-0.004
ρ_{66}^*						8.584**
ξ_{62}^*						-5.721**
ξ_{63}^*						3.586**
初期尤度	-359.29	-359.29	-359.29	-359.29	-359.29	-359.29
最大尤度	-249.86	-195.12	-189.37	-169.00	-169.00	-168.00
尤度比	0.295	0.446	0.459	0.515	0.509	0.514
サンプル数	507	507	507	507	507	507

(MP : Mass Point ; 尤度比 : 自由度調整済み尤度比 ; * : 5%で有意, ** : 1%で有意)

この節ではJR阿品新駅に関する169人の3時点RPパネルデータのうち、1時点目と2時点目のデータを用いて以下のモデル：

モデル(1)：定数項をもつブーリング

静的ロジットモデル

モデル(2)：定数項をもつダイナミック

ロジットモデル

モデル(3)：静的Mass Pointモデル

モデル(4)：ダイナミックMass Pointモデル

を推定した後に、それぞれの推定パラメータを3時点

目のデータに適用し、数え上げ法により求めた機関別分担率を比較することを通じて、ダイナミックMass Pointモデルの時間移転性を検討する。なお、前節の結果を踏まえて、ここでは前時点の選択結果を取り入れたダイナミックMass Pointモデルのみを推定する。

時間移転性を評価する指標として、以下の分担率の絶対誤差を用いる。

$$\text{分担率の絶対誤差} = \sum_{k=1}^K |S_k^B - S_k^{A-B}| \quad (15)$$

表7 ダイナミックMass Pointモデルの推定結果（2値変換値）

説明変数	MP = 1	MP = 2	MP = 3	MP = 4	MP = 5
アクセス（分）	0.012	0.013	-0.057	-0.074	-0.063
乗車時間（分）	-0.013**	-0.015**	-0.041**	-0.052**	-0.044**
コスト（100円）	-0.047	-0.157**	-0.037	-0.009	-0.044
エグレス（分）	-0.022*	-0.060**	-0.095**	-0.123**	-0.109**
状態依存効果	0.927**	1.246**	2.304**	3.429**	2.455**
ρ_{11}^*		0.461**	0.435**	0.436**	0.434**
ξ_{12}^*	-0.231	5.721**	12.07**	20.29**	11.93**
ξ_{13}^*	-0.615**	1.928**	-2.522	-4.316**	-3.266**
ξ_{14}^*	-1.305**	7.112**	9.069**	13.90**	9.547**
ρ_{22}^*			0.756**	0.781**	0.454*
ξ_{22}^*		-1.069	-0.679	-0.242	0.046
ξ_{23}^*		-0.570	-1.806**	-2.392**	-5.974**
ξ_{24}^*		-8.551**	-9.565**	-16.23**	-9.791**
ρ_{33}^*				0.527**	0.498**
ξ_{32}^*			1.818	1.589	1.209
ξ_{33}^*			5.731	6.884**	5.467**
ξ_{34}^*			-1.106	-1.240	-2.773*
ρ_{44}^*					0.020
ξ_{42}^*				3.548**	0.007
ξ_{43}^*				-1.771*	-0.044
ξ_{44}^*				3.548**	-0.094
ρ_{55}^*					-0.831
ξ_{52}^*					-1.486*
ξ_{53}^*					-11.26**
ξ_{54}^*					
初期尤度	-359.29	-359.29	-359.29	-359.29	-359.29
最大尤度	-300.74	-218.98	-188.61	-187.99	-186.95
尤度比	0.152	0.378	0.461	0.459	0.459
サンプル数	507	507	507	507	507

(MP : Mass Point ; 尤度比 : 自由度調整済み尤度比 ; * : 5%で有意, ** : 1%で有意)

ただし、 S_k^B はB時点の機関 k に関する観測分担率（%）で、 S_k^{A-B} はA時点で推定したパラメータを移転して求めたB時点の交通機関 k の分担率である。この値が小さければモデルの時間移転性が高いと言える。

JR阿品新駅に関する1,2時点目のパネルデータを用いて推定した前述のモデル(1)～(4)の結果を表8に示す。

表8よりモデル(1)では有意でなかったエグレス時間がモデル(2)では有意となっており、モデル(2)の自由度調整済み尤度比がモデル(1)より高く、状態依存効果のパラメータが有意であることが分かった。また、モデル(3)はモデル(1)より、モデル(4)はモデル(2)と(3)より、自由度調整済み尤度比が高い結果を得ている。

表8からの推定パラメータを3時点目のデータに適し、数え上げ法により求めた機関別の分担率とその絶対誤差を表9に示す。分担率の絶対誤差からみて時間移転性が最も高いのはモデル(4)で、その次にモデル(3)、(2)、(1)の順になっている。この結果は非観測異質性を考慮したモデルが考慮しないモデルより、状態依存を考慮したモデルが考慮しないモデルより各々時間移転性が高いことを意味する。非観測異質性を考慮したモデルの時間移転性の向上度合いが状態依存を考慮したモデルより大きくなったのは非観測異質性により説明される省略変数の影響の一部が状態依存効果を含んでいるためであると考えられる。

表8 時間移転性の検討に用いる各モデルの推定結果

説明変数	(1)ブーリング ロジットモデル	(2)ダイナミック ロジットモデル	(3)静的Mass Point モデル 収束Mass Point数=4	(4)ダイナミック Mass Pointモデル 収束Mass Point数=3
アクセス (分)	-0.035	-0.064*	-0.119	-0.061
乗車時間 (分)	-0.043**	-0.047**	-0.168**	-0.064**
コスト (100円)	-0.002**	-0.002**	-0.011**	-0.006**
エグレス (分)	-0.026	-0.030*	-0.170**	-0.065*
状態依存効果		3.159**		3.631**
ρ_{11}^*			-0.439**	-0.431**
ξ_{12}^*	-0.902**	-0.662	23.04**	-2.384
ξ_{13}^*	-1.036**	-0.831*	-18.24**	-12.55**
ξ_{14}^*	-2.489**	-1.960**	19.55**	-1.383
ρ_{22}^*			-0.432**	0.355**
ξ_{22}^*			-2.473	10.37**
ξ_{23}^*			4.545	5.420**
ξ_{24}^*			-16.40**	6.429**
ρ_{33}^*			-0.220**	
ξ_{32}^*			16.35**	-2.147**
ξ_{33}^*			10.24**	-1.656
ξ_{34}^*			4.315	-21.02**
ρ_{44}^*				
ξ_{42}^*			-7.429**	
ξ_{43}^*			-5.571**	
ξ_{44}^*			-42.41**	
初期尤度	-231.93	-231.93	-231.93	-231.93
最大尤度	-170.06	-111.13	-118.81	-103.49
尤度比	0.253	0.511	0.461	0.535
サンプル数	338	338	338	338

(MP : Mass Point ; 尤度比 : 自由度調整済み尤度比 ; * : 5%で有意, ** : 1%で有意)

表9 各モデルの時間移転性比較 (分担率 : %)

交通機関	観測値	モデル			
		(1)	(2)	(3)	(4)
CAR	45.6	37.6	42.2	43.5	40.9
BUS	25.4	33.7	31.1	22.9	27.1
TRAM	19.5	21.5	19.3	24.5	20.5
JR	9.5	7.3	7.1	9.3	11.6
絶対誤差	0.0	20.4	11.4	9.4	9.3

7. おわりに

本研究では、Mass Point手法により非観測異質性と状態依存を明確に区分しつつ同時に取り扱うことのできる交通機関選択のダイナミックモデルを提案した。事例分析を通して、時点数が少ないパネルデータを用いてダイナミックモデルを構築する際には、前時点の選択結果を状態依存効果を表す変数とする

ことで、非観測異質性と状態依存を考慮しないモデルと比べて適合度が充分に高いモデルが得られることを示した。さらにこのダイナミックMass Pointモデルの時間移転性が高いことを実証した。

本研究で提案したダイナミックMass Pointモデルは Heckmanのモデルと同様に理論上、多時点パネルデータへと拡張することができる。そして、連続分布を仮定したパラメトリックなモデルと比べて推定が相対的に容易である上、将来需要予測にも適用可能である。本研究のダイナミックモデルは実用化に力点を置いたため、単純なものになった。しかし、回答バイアス、消耗バイアスなどが調査回数を重ねるにつれ大きくなるので、パネル調査の時点数を簡単に増やすことができない。時点数の増加を前提としたいもと精緻なモデルの開発が今後の課題である。

さらに、モデル推定時の最適化過程におけるパラメータの初期値の設定問題が解決されれば、このモデルは交通計画の分野においてより実用的な分析ツールになり得るものと考えられる。

参考文献

- 1) 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.
- 2) 杉恵頼寧・張峻屹・藤原章正：非観測異質性を考慮した多項交通機関選択のMass Pointモデル、第15回交通工学研究発表会論文報告集、pp.217-220, 1995.
- 3) Burnett P.: Disaggregate behavioral models of travel decisions other than mode choice: a review and contribution to spatial choice theory, Transportation Research Board Special Report, No.149, pp.207-222, 1974.
- 4) Daganzo C.F. and Sheffi Y.: Multinomial probit with time-series data: Unifying state dependence and serial correlation models, Environment and Planning A 14, pp.1377-1388, 1982.
- 5) Heckman J. J.: Statistical models for discrete panel data, In Structural analysis of discrete data with econometric applications(ed. by C.F. Manski and D. McFadden), MIT Press, Cambridge, pp.114-178, 1981.
- 6) Tardiff T. J. : Definition of alternatives and representation of dynamic behaviour in spatial choice models, Transportation Research Record, 723, pp.25-30, 1979.
- 7) Fischer M. M. and Nijkamp P.: From static towards dynamic discrete choice modelling: a state of the art review, Regional Science and Urban Economics, Vol. 17, pp.3-27, 1987.
- 8) Heckman J. J.: Statistical models for discrete panel data, In Structural analysis of discrete data with econometric applications(ed. by C.F. Manski and D. McFadden), MIT Press, Cambridge, pp.114-178, 1981.
- 9) Reader S.: Unobserved heterogeneity in dynamic discrete choice models, Environment and Planning A, Vol. 25, pp.495-519, 1993.
- 10) 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 (ed. by M. Koshi), Elsevier, New York, pp.477-496, 1990.

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

杉恵頼寧・張 峻屹・藤原章正

人間の交通行動は時間的に変化し、個人によっても異なる。そこで、本研究ではMass Point手法により個人の非観測異質性と状態依存を同時に考慮した交通機関選択のダイナミックモデルを構築する。そして、モデルの中に導入する過去の行動履歴の違いによるダイナミックモデルの特性の相違を比較し、新たに構築したダイナミックモデルの時間移転性を検討する。過去の行動履歴に関する変数として前時点の選択結果、選択に関する効用および前時点の選択に関する2値変換値の三種類の事前情報を取り上げた。実証分析の結果として、状態依存効果が有意であることを明かにすると同時に、前時点の選択結果を取り入れたダイナミックモデルの現況再現性と時間移転性を実証した。

Dynamic Mode Choice Models Considering Unobserved Heterogeneity Based on Mass Point Approach

Yoriyasu SUGIE , Junyi ZHANG and Akimasa FUJIWARA

Travel behaviour is variable across individuals and changeable over time. The objective of this study is to propose dynamic mode choice models dealing with unobserved heterogeneity and state dependence simultaneously based on Mass Point (MP) approach. Besides, dynamic MP models which incorporate the effects of state dependence in different forms are compared with one another regarding the estimative power for the actual mode choice behaviour and the temporal transferability of the models. Three kinds of variables representing the effects of state dependence are introduced in the models: previous choice result, previous choice utility and binary values transformed with the previous choice probability. As a result, it was confirmed that state dependence is significantly effective in mode choice models. The dynamic MP model which had previous choice result showed the highest goodness-of-fit of all models. Furthermore, the temporal transferability of these models was statistically accepted.