

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* Dynamic Model of Shopping Place Choice with Latent Taste Variation*

佐々木邦明**・森川高行***・杉本直****

By Kuniaki SASAKI**, Takayuki MORIKAWA*** and Nao SUGIMOTO****

1. はじめに

非集計行動モデルの実務への適用が進むにつれて、その限界点も次第に明らかになり、適用可能性を広げるためには、いくつかの重要な新展開が必要となろう¹⁾。最も適用が容易であると考えられる通勤交通などの機関選択問題に対しても、近年費用にかかわらず快適性を重視する人が増加するなど、個人の嗜好の違いが顕著になってきており、対象母集団を同一の嗜好を持つ、つまり効用関数のパラメータを対象母集団に対し同一と仮定する集計型のアプローチでは、交通行動の再現は難しいものになってきている。

これらの問題に対しこれまで、母集団内の異質性を考慮した研究は大きく分けて3種類のアプローチが行われてきた²⁾。一つは社会経済属性などの外的情報による母集団の分割である。これはセグメントを規定する外生変数と選好の同質性を関連づける根拠が明確でないなどの問題がある反面、各セグメントの意味付けが明確であるという特徴を持っている。第2のアプローチとしては個人モデルから推定された個人ごとのパラメータ推定値を使ってセグメントを規定するものである。このアプローチは効用パラメータの異質性を直接的に表現しているが、個人モデルを推定するために個人から多くのデータを集めなければならないことと、限られた個人データから得られたパラメータの信頼性が低く、それに基づい

たセグメントの安定性に問題が生じる^{3) 4)}。第3のアプローチとしては効用パラメータに適当な分布を仮定したランダム係数モデルによるものである⁵⁾。これは各パラメータが同一であるという仮定よりは条件が緩和されているが、推定が複雑になることや、パラメータが一般に仮定される正規分布などとはその分布形状が異なる²⁾などの問題がある。また、ランダム係数モデルを単純化した特殊形として、効用関数の定数項のみが確率変数と仮定されたMass Point手法やMixing Distribution法も提案されている^{6) 7)}。

また一方で、これまで一般に行われてきた一つの時間断面の行動結果であるクロスセクショナルデータを用いて行う静的交通行動分析ではなく、パネルデータなどの個人の多時点の行動データを用いる動的分析が近年盛んになっている。パネル分析の特徴としては以下の5点があげられる⁸⁾。1) 新規交通システムなどの交通システムの変化に対して有効である。2) 交通システムの変化の前後で繰り返し調査を行うと個人の行動の変化を直接把握できる。3) クロスセクショナルデータと比較してサンプルエラーを低減できるため、サンプルサイズを小さくできる。4) 個人の嗜好の違いに関する情報が得られやすい。5) パネルデータは行動の変化とその要因の変化を直接観測できるので原因と結果の関係を導きやすい。

しかし、パネルデータは繰り返し同一個人からデータを収集するため、一部のサンプルがパネル調査から脱落していきサンプルが母集団を代表しなくなるアトリションバイアスや、多時点での行動結果を目的変数とするため、ある時点の行動がそれより以前の行動結果に影響される「状態依存性」及び省略された変数や嗜好の異質性などの影響により同一個人内での効用関数の誤差項が相関を持つ「系列相関」によるバイアスが存在することなどがあげられる⁹⁾。

本研究ではパネルデータの優れた特徴を生かし、個人の異質性を考慮した交通行動の動的分析を行う。本

*キーワード：交通行動分析，意識調査分析

**正会員，工修，名古屋大学工学部土木工学科
(〒464-01 名古屋市千種区不老町，
TEL 052-789-3565，FAX 052-789-3738)

***正会員，Ph.D.，名古屋大学工学部土木工学科
(〒464-01 名古屋市千種区不老町，
TEL 052-789-3564，FAX 052-789-3738)

****正会員，工修，岐阜県土木部加茂土木事務所
(〒505 美濃加茂市古井町下古井大脇2610-1，
TEL 0574-25-3111)

研究で用いる手法の基本的枠組みはSwait¹⁰⁾が提案した、潜在クラス分析の考え方を応用して意思決定者を潜在セグメントに確率的に帰属させる潜在セグメント分析と、森川ら¹¹⁾が提案した効用関数に各個人に特有で時点間で共通の確率項を組み入れたモデルを統合したモデルである。本研究ではそのモデルを、交通制約が少なく個人の嗜好の違いが現れやすいと考えられる休日買物交通の目的地選択に関するパネルデータに適用し、実証的研究を行った。

2. モデルのフレームワーク

(1) 潜在セグメントを考慮した選択モデル

本節では、潜在的な態度変数を用いて、意思決定者を潜在的なセグメントに確率的に帰属させる手法を提案する。

個人 n をセグメント $s, s=1, \dots, S$ に帰属させたときの効用関数を

$$U_{nls}^* = \alpha_s' X_{in} + v_{nls} \quad (1)$$

と表す。ただし、

U_{nls}^* : セグメント s に帰属した個人 n の選択肢 i に対する効用

α_s : セグメント s の効用パラメータベクトル

X_{in} : 個人 n の属性と選択肢 i の属性のベクトル

v_{nls} : 効用の誤差項

このモデルは各セグメントごとに異なるパラメータを与えることによって母集団内の異質性を表している。ここで v_{nls} が独立で同一のガンベル分布に従うと仮定すると、セグメント s が与えられた条件付きの選択確率は

$$P_{nls} = \frac{\exp(\alpha_s' X_{in})}{\sum_{j \in C_n} \exp(\alpha_s' X_{jn})} \quad (2)$$

と表される。

ただし

C_n : 個人 n の選択肢集合

これまでのセグメンテーションモデルは一般に属性の違いからセグメントを行っており、嗜好の違いを明示的に取り入れていないことが多かった。そこで本研究では意思決定者の嗜好の違いを表す潜在的態度変数を、アンケート調査などによって観測された個人の嗜好を表す態度指標より算定し、それに基

づいて各個人の帰属セグメントを決定することを提案する。

潜在セグメントの数を既知のものとし、各セグメントへのサンプルの帰属度を社会経済属性や態度変数の線形結合によって表される潜在変数 Y_{ns}^* （以後これを帰属度変数と呼ぶ）で表す。

$$Y_{ns}^* = \Gamma'_{Gs} G_{ns}^* + \Gamma'_{zs} z_n + \delta_s \quad (3)$$

ただし

Y_{ns}^* : 個人 n のセグメント s に対する帰属度変数

G_{ns}^* : 潜在的態度変数ベクトル

z_n : 個人 n の社会経済属性ベクトル

Γ : 未知パラメータベクトル

δ_s : 独立で同一のガンベル分布に従う帰属度変数の誤差項

このときランダム効用最大化理論と同様のメカニズムを仮定すると、個人 n のセグメント s への帰属確率 W_{ns} は次式で表される。

$$W_{ns} = \frac{\exp\{\omega(\Gamma'_{Gs} G_{ns}^* + \Gamma'_{zs} z_n)\}}{\sum_{k=1}^S \exp\{\omega(\Gamma'_{Gk} G_{nk}^* + \Gamma'_{zk} z_n)\}} \quad (4)$$

ただし、 ω は δ_s のスケールパラメータであり、 S は潜在セグメントの総数である。

ここで、潜在的態度変数と観測可能な変数の関係を以下のように定める。

$$Y_n = \Lambda G_{ns}^* + \varepsilon \quad (5)$$

$$G_{ns}^* = B w_n + \zeta \quad (6)$$

ただし

Y_n : 個人 n の観測された態度指標ベクトル

w_n : 個人 n の態度変数に影響する社会経済属性ベクトル

Λ, B : 未知パラメータ行列

ε, ζ : それぞれ多変量正規分布に従う誤差項

ここで個人 n がセグメント s に帰属された条件の下で、選択肢 i を選択する同時確率を P_{nls} とすると、これまでに定義した2つの確率の積で表現される。

$$P_{ins} = P_{nls} W_{ns} \quad (7)$$

このセグメントに対する周辺確率をとることにより個人 n が選択肢 i を選択する確率を得る。

$$P_{in} = \sum_{s=1}^S P_{nls} W_{ns} \quad (8)$$

(2) 系列相関モデル

ランダム効用理論に基づく離散型選択モデルの効用の確率項は省略された変数、嗜好の異質性、測定誤差、選択肢集合の不確実性などにより構成されている。このような要因には同一個人内で時系列的に安定しているものも多く、パネルデータなど同一個人から繰り返しデータを採取する場合には、確率項には意思決定者個人の系統的な誤差が各選択肢に含まれ、個人内の各時点での確率項間に相関が生じることが多い。そこでこの相関を考慮するために、効用関数の誤差項を個人に時点を通じて共通の項 λ と真にランダムなホワイトノイズを表す項 v に分解し、時点間での誤差項の相関を解消する。このとき時点 t の効用関数は V を確定効用とすると、

$$U_{n,t} = V_{n,t} + \lambda_{n,t} + v_{n,t} \quad (9)$$

となり、時点 $t+1$ の効用関数は

$$U_{n,t+1} = \mu V_{n,t+1} + \mu \lambda_{n,t} + \mu v_{n,t+1} \quad (10)$$

となる。各時点での効用のスケールを調整するために時点 $t+1$ の効用関数にスケールパラメータ μ を導入する。

$$\text{Var}(v_{n,t}) = \mu^2 \cdot \text{Var}(v_{n,t+1}) \quad (11)$$

ここで v の分布形を定めることにより、 λ が与えられたときの選択肢 i の選択確率が与えられ、時点 t で選択肢 i 、時点 $t+1$ で選択肢 j を選択する確率は次式で与えられる。

$$P(i,j)_n = \int \dots \int_{-\infty}^{+\infty} P_{n,t}(i|\lambda) \cdot P_{n,t+1}(j|\lambda) \cdot f(\lambda) d\lambda_{1n} \dots d\lambda_{ln,n} \quad (12)$$

ただし、

$f(\lambda)$: λ の同時確率密度関数

(3) 潜在セグメント、系列相関統合モデル

前2節で定式化した潜在セグメントモデルと系列相関モデルを同時に用いたモデルの定式化を行う。このとき効用関数は

$$U_{n,tls} = V_{n,tls} + \lambda_{n,tls} + v_{n,tls} \quad (13)$$

$$U_{n,t+1ls} = \mu V_{n,t+1ls} + \mu \lambda_{n,tls} + \mu v_{n,t+1ls} \quad (14)$$

のようになる。また各セグメントへの帰属確率は

$$W_{n,t} = \frac{\exp(\Gamma'_{Gt} \mathbf{G}_{n,t}^* + \Gamma'_{zs} \mathbf{z}_{n,t})}{\sum_{k=1}^S \exp(\Gamma'_{Gk} \mathbf{G}_{n,t}^* + \Gamma'_{zk} \mathbf{z}_{n,t})} \quad (15)$$

と表される。このとき(8)式及び(12)式より λ が与えら

れたとき個人 n が時点 t で選択肢 i を選ぶ条件付き確率は

$$P_{n,t}(i|\lambda) = \sum_{s=1}^S P_{n,tls}(i|\lambda) W_{n,t} \quad (16)$$

となる。これを時点 t と時点 $t+1$ に拡張し、 λ に対する数学的期待値をとることにより潜在セグメントと系列相関を考慮した時点 t で選択肢 i 、時点 $t+1$ で選択肢 j を選ぶ確率が得られる。

$$P(i,j)_n = \int \dots \int_{-\infty}^{+\infty} P_{n,t}(i|\lambda) \cdot P_{n,t+1}(j|\lambda) \cdot f(\lambda) d\lambda_{1n} \dots d\lambda_{ln,n} \quad (17)$$

このモデルシステムを推定する手順としては、(5)、

(6)式の中の未知パラメータをLISRELなどのソフトウェアにより推定し、そこから潜在変数の推計値を以下の式によって求める。

$$\hat{\mathbf{G}}_n^* = \hat{\mathbf{B}} \mathbf{w}_n + \hat{\Psi} \hat{\Lambda}' (\hat{\Lambda} \hat{\Psi} \hat{\Lambda}')^{-1} (\mathbf{Y}_n - \hat{\Lambda} \hat{\mathbf{B}} \mathbf{w}_n) \quad (18)$$

そこで得られた値を用いて(17)式で表される選択確率を尤度関数とする最尤推定法によって(1)、(3)式中の未知パラメータを推定する。この2段階推定法により一貫性のある推定量が得られる。

3. 事例研究

(1) データの概略

本研究では、山梨大学土木環境工学科の西井研究室が中心となって行っている甲府パネル調査^{1,2)}で得られたデータを用いる。本調査は郊外に立地したショッピングコンプレックス（以下SCと略す）来訪者に対するパネル調査で、1989年より始まり6回（6Wave）の調査が行われている。この調査では買物行動に関する様々なデータがとられているが、本研究では以下にあげる4種類のデータを用いている。

- 1) 最近1・2カ月の休日に最もよく利用する買物場所（SC、中心街、近所のスーパーより選択）
- 2) 1)で回答した買物場所を利用した理由を交通利便性と買物利便性に関する10項目の中から複数個選ぶ。（態度指標）
- 3) SC、中心街、最寄りスーパーそれぞれに対する交通利便性および買物利便性を総合的に評価した0～10の11段階評点。（満足度評価）
- 4) 1)で回答した場所で最近行った買物の総購入金額などの買物行動に関する属性や、世帯の社会経

済属性。(客観的属性)

以上のデータが全て得られている Wave3, Wave4のデータを用いて提案したモデルの推定する。2) の態度指標とは(5)式中のYにあたるものであり、以下の10項目が得られている。

[()内は後の定式化の時に用いる変数名]

- 1) 駐車場を探す時間や待ち時間の長さ (*time*)
- 2) 駐車場の停めやすさ (*ease*)
- 3) 駐車料金の安さ (*fare*)
- 4) 駐車場の位置のわかりやすさ (*place*)
- 5) 駐車場までの経路のわかりやすさ (*route*)
- 6) 商品の種類の豊富さ (*variety*)
- 7) 品質の良さ (*quality*)
- 8) 価格の安さ (*price*)
- 9) 広告などの情報量の多さ (*adver*)
- 10) 他の目的地への移動のし易さ (*locat*)

これらの態度指標は1 (重視する) , 0 (重視しない) の離散変数で得られている。

(2) モデルの定式化

まず、(5)、(6)式で表される線形構造方程式モデルを以下のように定式化する。

構造方程式

$$G_i^* = \beta_{1i}age + \beta_{2i}fem + \beta_{3i}job + \beta_{4i}car + \beta_{5i}clis + \beta_{6i}com + \beta_{7i}pay + \beta_{8i}sbur + \varepsilon_i \quad (19)$$

ただし、

i : 1; 交通利便性重視変数, 2; 買物利便性重視変数

age : 1; 40歳以上, 0; その他

fem : 1; 女性, 0; 男性

job : 1; 就業者, 0; その他

car : 家庭の自家用車保有台数

clis : 免許保持者一人当たりの家庭の自家用車台数

com : 1, 3品目以上購入した, 0; その他

pay : 総購入金額

sbur : 甲府中心街から居住地までの距離

測定方程式

$$\begin{bmatrix} y_1(time) \\ y_2(ease) \\ y_3(fare) \\ y_4(place) \\ y_5(route) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \lambda_3 \\ \lambda_4 \end{bmatrix} G_1^* + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \\ \varepsilon_5 \end{bmatrix} \quad (20a)$$

$$\begin{bmatrix} y_6(variety) \\ y_7(quality) \\ y_8(price) \\ y_9(adver) \\ y_{10}(locat) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ \lambda_5 \\ \lambda_6 \\ \lambda_7 \\ \lambda_8 \end{bmatrix} G_2^* + \begin{bmatrix} \varepsilon_6 \\ \varepsilon_7 \\ \varepsilon_8 \\ \varepsilon_9 \\ \varepsilon_{10} \end{bmatrix} \quad (20b)$$

(20a)式は交通重視変数の測定方程式であり、(20b)式は買物重視変数の測定方程式になる。

そして今回は潜在セグメントの数を2と仮定し、各セグメントへの帰属度を潜在変数を G_1^* , G_2^* の態度変数で規定する。

$$Y_{ns}^* = \Gamma G_{ns}^* + \delta_s, \quad s=1,2 \quad (21)$$

また、効用関数は自宅からの距離、交通利便性および買物利便性の満足度評価を用いて以下のように定式化した。

$$U_{ms}^* = \alpha_{1s} + \alpha_{2s}dist_{ms} + \alpha_{3s}trav_{ms} + \alpha_{4s}shav_{ms} + v_s, \quad s=1,2 \quad (22)$$

ただし、

trav : 交通利便性の満足度評点

shav : 交通利便性の満足度評点

dist : 自宅から各選択肢までの距離

4. 推定結果と考察

(1) ケース1

まずはじめに、潜在セグメントモデルの有効性を確認するために、前章で特定化したものとは別に、総購入金額をセグメントを規定する変数とした潜在セグメントモデルとアブリオリセグメントを比較した。また一般的な手法として用いられる購入金額を説明変数とするモデルも比較対象とした。購入金額をセグメント要因とする他にいくつかの定式化を試み、その際に用いた属性をすべて回答しているサンプルは少なく、有効サンプル数は51にとどまった。

表-1に示された推定結果をみると、セグメント帰属度モデルにおける総購入金額のパラメータが正である。この総購入金額の変数は7500円からの偏差で表されているため、セグメント1は購入金額の増加に応じた帰属確率が高く、セグメント2は購入金額の少ない人ほど帰属確率が高くなっている。パラメータの推定結果から多額の買物をする人はSCを好み交通利便性を重視していることがうかがえる。

表－1 購入金額による潜在セグメントモデルの推定結果

		Segment1	Segment2
選	Wave3SC定数項	4.48 (1.1)	-1.92 (-1.5)
択	Wave4SC定数項	2.32 (1.4)	-1.44 (-1.4)
モ	距離	-1.52 (-1.4)	-0.614 (-2.2)
デ	交通利便性	0.542 (1.5)	0.388 (1.5)
ル	買物利便性	-0.197 (-0.9)	1.42 (2.4)
帰属度	総購入金額	0.0617 (1.3)	
スケールパラメータ		1.34 (1.7)	
諸統計量	p̄2: 0.374 的中率68.6% サンプル数 51		
()内は t 値			

表－2 購入金額によるアプリオリセグメント

	購入金額 7500円以上	7500円未満
Wave3SC定数	1.12 (1.9)	0.0348 (0.1)
Wave4SC定数	0.633 (1.1)	0.0859 (0.2)
距離	-0.820 (-2.9)	-0.561 (-3.1)
交通利便性	0.139 (1.0)	0.309 (3.0)
買物利便性	0.701 (2.8)	0.341 (2.2)
諸統計量	サンプル数42 $\bar{p}^2$ 0.384	サンプル数60 $\bar{p}^2$ 0.116
Total $\bar{p}^2$ 0.185	的中率 61.9%	的中率 63.3%
()内は t 値		

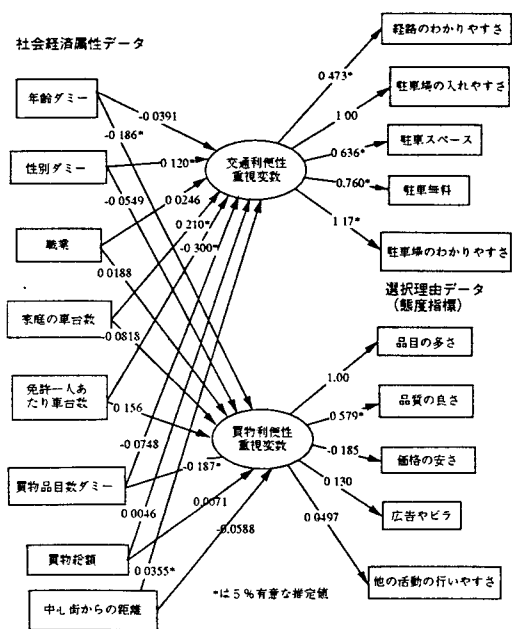
表－3 買物金額を説明変数に用いたモデルの推定結果

	推定値
Wave3SC定数	0.445 (1.0)
Wave4SC定数	0.265 (0.5)
距離	-0.759 (-3.4)
交通利便性	0.300 (2.4)
買物利便性	0.557 (2.8)
購入金額	0.106 (2.0)
スケールパラメータ	0.835 (2.5)
諸統計量	$\bar{p}^2$ 0.292 的中率 62.8% サンプル数 51
()内は t 値	

一方、購入金額が少ない人はSCを好まず買物利便性を重視するという結果となっており、いずれも解釈が容易で対照的なセグメントが抽出されたと考えられる。この結果を表－2に示した購入金額7500円を境に全く同じデータを用いてアプリオリにセグメントした場合の推定結果と比較してみる。 $\bar{p}^2$ が大きなセグメントもあるのだが、比較対象となるアプリオリセグメントモデル全体での $\bar{p}^2$ は潜在セグメントモデルよりも小さい。これは2つのセグメントの間の尤度の差が大きく、適合度の悪いセグメントが存在することによるものと考えられ、先に指摘したセグメント規定変数が各セグメント内での同質性と関連が弱いという問題が現れている。潜在セグメントモデルはアプリオリセグメントと異なり、各サンプルを各セグメントへの帰属度変数の大小により、異なるセグメントに確率的に帰属させている。つまり各サンプルは自己の帰属度に応じて異なるパラメータを持っていることになるため、同一セグメントに属する人は同一のパラメータを持つというアプリオリセグメントの制約が緩和されている。また表－3に示される購入金額を説明変数として用いたモデルのパラメータと潜在セグメントモデルのパラメータと比較すると、それぞれの推定値はいずれも2つの潜在セグメントの中間値になっている。潜在セグメントモデルは、各サンプルの効用パラメータが帰属確率による各セグメントの加重平均になるため潜在セグメントモデルの推定結果は妥当なものであるといえる。今回の事例研究ではサンプル数に対し推定したパラメータの数が多く、潜在セグメントモデルの各パラメータの有意性が低いため、結果を断定することに問題はあがるが、適合度、的中率はいずれも潜在セグメントモデルの方が向上していることより、一事例研究として潜在セグメントモデルの有効性は確認できたと考えられる。

(2) ケース2

ケース2として個人の嗜好の違いを表す潜在的な態度変数を用いて、潜在セグメントの帰属度を表したモデルを推定した。潜在的態度変数の推定は買物場所選択理由データ（態度指標）と個人の社会経済属性および買物属性データを用いた。買物場所選択理由データは主に交通利便性に関してと買物利便性に関して尋ね



図－１ 態度変数モデルの推定結果

表－４ 態度変数による潜在セグメントモデルの推定結果

		Segment1	Segment2
選	Wave3SC定数	3.29 (1.8)	-1.64 (-1.0)
択	Wave4SC定数	1.90 (1.9)	-1.25 (-1.0)
モ	距離	-1.29 (-1.8)	-0.632 (-2.2)
デ	交通利便性	0.508 (1.7)	0.320 (1.4)
ル	買物利便性	-0.173 (-1.0)	1.46 (1.8)
帰属度 態度変数		2.41 (1.3)	
スケールパラメータ		1.53 (1.6)	
諸統計量		$\bar{p}^2$: 0.261 的中率 60.0% サンプル数 51	

()内は t 値

()内は t 値

ているため、前章で示したように求める態度変数をあらかじめ交通重視変数と買物重視変数との2つと定めパラメータの推定を行った。図－１の各矢印に記されている数字がパラメータ推定値である。この推定値を用いてそれぞれの態度変数の推計値を求めたものを、潜在セグメント帰属モデルに用いて推定した結果を表－４に示す。セグメント1は交通重視

表－５ 系列相関を考慮した態度変数による潜在セグメントモデルの推定結果

		Segment1	Segment2
選	Wave3SC定数	4.40 (1.7)	-1.99 (-1.3)
択	Wave4SC定数	2.34 (1.8)	-1.29 (-1.1)
モ	距離	-1.56 (-2.0)	-0.732 (-2.8)
デ	交通利便性	0.536 (1.8)	0.403 (1.7)
ル	買物利便性	-0.177 (-1.0)	1.53 (2.2)
帰属度 態度変数		2.57 (1.6)	
スケールパラメータ		1.35 (2.0)	
諸統計量		$\bar{p}^2$: 0.255 的中率 54.9% サンプル数 51	

()内は t 値

変数が帰属度を定めるセグメントであり、セグメント2は買物重視変数が帰属度を定めるセグメントである。推定結果を見るとセグメント1では交通利便性評価(trav)の係数が正でかつ比較的重要な値になっている。同様にセグメント2では買物利便性評価変数(shav)の係数が正の大きな値になっている。また定数項がセグメント1ではいずれも正の値になっているが、セグメント2ではいずれも負の値になっている。このことからセグメント1はSCを好み交通利便性を重視するセグメントであり、セグメント2はSCを好まず買物利便性を重視するセグメントであると考えられ、いずれも直感的に予想される結果に矛盾しない。

表－４のモデルに系列相関を導入したモデルの推定結果が表－５に示されている。個人の嗜好の違いは系列相関項の要素として含まれているため、その影響により得られるセグメントの特性は異なるかと思われたが、表－４に示した系列相関を考慮していないモデルと比較して推定値に大きな違いが見られず、ほぼ同様の解釈が可能なパラメータを持つセグメントが得られた。この2つのモデルの推定結果を比較すると、系列相関を考慮したモデルでは各パラメータの絶対値が系列相関を考慮しないモデルより大きくなっており、効用関数の真の誤差項の分散が小さくなっていることを示していると考えられる。また、適合度および的中率は系列相関を考慮したことにより低下した。

5. まとめ

以上事例研究で得られた結果から、本研究で提案したモデルは、解釈が容易なセグメントを抽出し、モデルの適合度も大幅に改善されていることより、本研究で提案した手法の有効性が確かめられた。ただし、通常のアプリオリセグメンテーションと同様に、セグメントを規定する変数の選び方によってはその有効性が生かされないことがあり、セグメントを規定する変数の選択に関する問題は残されている。しかし、本研究で提案したモデルは、比較的容易に得ることができる選択理由データを用いて、同一個人から多くのデータを集めることなく、意思決定者の態度の指標である選択理由が異なる個人には異なるパラメータを与えて、各意志決定者の異質性を表現するモデルシステムの構築を可能にした。またこのモデルに系列相関モデルを統合し、パネルデータへの適用を試みた結果より、系列相関項を導入することだけでは個人の嗜好の違いを完全に表現することは難しく、潜在的セグメントモデルなどと共に用いることで、選択行動をより正確に再現できると考えられる。

しかし、本研究で用いた態度変数はあくまで行動結果に対してなぜその場所を選んだのかという意味での選択理由であり、選択に際して何を重視しているか尋ねたものではない。そのため、モデルの適合度は過大評価されているかもしれない。同様に今回提案したモデルの適合度を左右する潜在セグメントの数も、潜在的帰属度変数の数によって規定されているため、今回の事例研究では2つとしたが、モデル中の潜在セグメントの数はあくまで観測者の側からアプリオリに与えるものであり、今後最適なセグメント数を決定する手法または基準の提案が必要であると考えられる。また今後の方向として「交通問題に対する意識」などのより一般的な態度変数を求め、それに基づいて潜在セグメントモデルを適用することにより、政策変化に対する個人の反応の違いを表現したモデルが構築できると考えられる。

参考文献

- 1) 森川高行: 個人選択モデルの新展開と再構築, 土木計画学研究・論文集, No.12, 印刷中, 1995.
- 2) 鈴木雪夫・竹内啓編: 社会科学の計量分析, 1987.
- 3) 湯沢昭・須田熙・高田一尚: コンジョイント分析の交通機関選択モデルへの適用に関する諸問題, 土木学会論文集, No.419, pp.51-60, 1990.
- 4) 森川高行・白水靖郎: 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.
- 5) G. W. Fischer & D. Nagin: Random versus Fixed Coefficient Quantal Choice Models, Structural Analysis of Discrete Data with Econometric Applications, pp.273-304, 1981.
- 6) 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.25-34, 1995.
- 7) 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・講演集, No.17, pp.427-429, 1995.
- 8) R. Kitamura: Panel Analysis in Transportation Planning, Transportation, Vol.21, pp.153-165, 1990.
- 9) C.F. Daganzo and Y. Sheffi: Multinomial Probit with Time-Series Data: Unifying State Dependence and Serial Correlation Models, Environment and Planning A, Vol.14, pp.1377-1388, 1982.
- 10) J. Swait: A Structural Equation Model of Latent Segmentation and Product Choice for Cross-Sectional Revealed Preference Choice Data, Prepared Paper for the 1993 American Marketing Association Advanced Research Techniques Forum, 1993.
- 11) 森川高行・山田菊子: 系列相関を持つRPデータとSPデータを同時に用いた離散型選択モデルの推定法, 土木学会論文集, No.476 / IV-21, pp.11-18, 1993.
- 12) 西井和夫・岩本哲也・弦間重彦・岡田好裕: 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的分析, 土木計画学研究・講演集, No.15(1)-1, pp.163-168, 1992.

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

佐々木邦明・森川高行・杉本直

非集計モデルにおける個人の嗜好の異質性の表現は、今後のモデルの適用性の向上に対してきわめて重要な点である。本研究では、個人がいくつかの潜在的なセグメントに確率的に帰属するという潜在セグメントモデルを提案し、個人あたりの情報量の多いパネルデータを用いてそれを推定する手法を展開している。事例研究として今後益々重要になってくると考えられる休日の自動車交通を考慮し、行動上の制約の少なさから個人の嗜好が現れやすいと考えられる、休日の買物目的地選択を分析した。その結果これまで個人の嗜好を直接的に考慮したモデルは推定が困難な場合が多かったが、比較的容易に入手できる選択理由データを用いて、適合度の高いモデルを推定することができた。

Dynamic Model of Shopping Place Choice with Latent Taste Variation

By Kuniaki SASAKI, Takayuki MORIKAWA and Nao SUGIMOTO

This study is aimed to develop a dynamic discrete choice model with latent market segments using panel data. The model system consists of two models: a latent segmentation model and a choice model with serial correlation. This model system is applied to panel data of shopping place choice. The estimation results shows that the latent segmentation model significantly improved goodness of fit and the choice model yielded more efficient parameter estimates by taking into account of serial correlation.
