

意識構造モデルによって求められた態度変数を用いたRP・SPデータの潜在クラスター分析*
Latent Segmentation Analysis of SP and RP data based on the Attitudinal Variables Evaluated by Psychometric Structure*

佐々木邦明**

By Kuniaki SASAKI

1. はじめに

離散型選択モデルを交通行動分析に用いる場合、母集団中で効用関数のパラメータを同一と仮定する集計アプローチによるものがほとんどである。しかし、交通需要マネジメント政策の影響分析や非日常交通の分析などをその分析対象とする場合、母集団を同質としたアプローチはその限界が見られるようになった。なぜなら、通勤通学交通などでは目的地は与えられているため、選択の自由度は低く、そのような制約を条件とした選択は嗜好の異質性が現れづらいが、休日交通や観光交通などの非日常交通は、例えば、目的地での駐車場の有無では目的地を変更することによって制約をはずすことが可能であるように、一般に交通行動の選択の制約が緩い。そのため、非日常交通は意思決定者が持つ嗜好の違いが顕著に現れていると考えられる。また、余暇時間の拡大にともない、非日常交通の交通計画上の重要度が高まるにつれて、その行動特性の把握には嗜好の違いを考慮したモデル開発の必要性が高まってきた。このような背景のもと、個人の嗜好の違いを考慮した交通行動分析がここ数年盛んである。これまでの研究の中で、個人の嗜好の異質性を考慮するアプローチはいくつか提案されてきたが、離散型選択モデルの対象母集団内で効用パラメータが同一という条件の緩和という観点からは、潜在クラスター分析²⁾やMass Point Model³⁾、Mixing Distribution Model³⁾

など各種の試みがされてきた。

一方、新規交通政策などの導入に対する行動の変化の分析などを目的として、仮想の状況に対する意思表示であるSPデータを用いた交通行動分析もこの数年盛んであった。SPデータは実際の行動結果であるRPデータと異なり、実験計画的に得られるため現実の様々な制約の影響が小さく、属性間のトレードオフの影響が顕著に現れる。また、条件を変えて繰り返し尋ねることが可能であるので、同一個人から複数のデータを容易に得ることができ、嗜好の違いを考慮したモデル構築に用いるのに適していると考えられる。しかし、SPデータはあくまで仮想の状況に対する意思表示であるので、アンケートでの利用意向と実際の行動結果が一致しないなどのSPデータ特有の問題が存在する。それに対してはRPデータとSPデータを相互補完的に用いる段階的推定⁴⁾やRP・SP同時推定モデル⁵⁾などが提案されている。

また、交通行動に対するアンケート調査には、選択に際して重視した要因など、選択行動の嗜好を尋ねた質問が含まれていることが多い。これらは直接的に個人の嗜好を計測した指標であり、異質性を的確に示しているが、その定量的分析が困難であったため、定性的な分析のみが行われることが多く、計量的な分析も因子分析などによってその特性を把握するにとどまり、将来予測に用いられるような分析はこれまでほとんどなかった。

本研究はこれらを背景として、態度指標とSPデータおよびRPデータを用いて個人の異質性を考慮した交通行動モデルの開発を目的とする。

* キーワーズ：SP, マーケティング, 交通行動分析
正会員 修士(工学)
名古屋大学大学院工学研究科土木工学専攻 助手
〒464-01 名古屋市千種区不老町
Tel.052-789-3565 Fax.052-789-3738

2. 分析のフレーム

本研究の分析フレームは、1. で述べたように個人の嗜好の違いに着目したモデルの開発を行う。そのための手法としてLISRELモデルを用いて態度指標より潜在変数の推計値を求め、それをセグメント帰属変数として同時に得られたSPデータとRPデータを用いて潜在クラス分析をRP・SP同時推定モデルに適用する。このときセグメント帰属確率を帰属変数の関数として定式化し、セグメント帰属確率と選択確率を同時に推定する。

具体的な推定方法は以下の2段階手法による。

Step1

各個人より得られた態度データを用いて、下に示す形式で与えられるLISRELモデルを推定する。

$$w_n^* = B s_n + \zeta \quad (1)$$

$$Y_n = \Lambda w_n^* + \varepsilon \quad (2)$$

ただし、

Y_n : 観測可能な態度指標

s_n : 客観的観測変数

w_n^* : 潜在的態度変数

B, Λ : 未知パラメータ行列

ζ, ε : それぞれMVN(0, Ψ), MVN(0, Θ)に従う誤差項ベクトル (MVNは多変量正規分布を表す)

これをLISRELなどのパッケージプログラムで推定し、得られたパラメータより、各個人の潜在的態度変数のFitted Valueを下の式に従って計算する。

$$\hat{w}_n^* = \hat{B} s_n + \hat{\Psi} \hat{\Lambda}' (\hat{\Lambda} \hat{\Psi} \hat{\Lambda}' + \hat{\Theta})^{-1} (Y_n - \hat{\Lambda} \hat{B} s_n) \quad (3)$$

Step2

Step1で求めた態度変数を用いて、潜在クラス分析と離散型選択モデルを組み合わせたモデルの推定を行う。ここで、同一個人から繰り返し採取するデータを用いて離散型選択モデルを推定する場合、Omitted Variableなどの影響により効用関数の確率項には、各選択肢ごとの意思決定者個人の系統的な特徴が含まれ、個人内の各観測結果での誤差項間に相関が生じることがある。そこでこの相関を解消するために、効用関数の誤差項を個人に共通の 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⁵⁾。この仮定よりモデルの定式化を行うと、帰属するセグメント $s, s=1, \dots, S$ が与えられたとき、ランダム効用理論に基づく効用関数は

$$U_{nls}^{SP} = \alpha_s X_{nli}^{SP} + \lambda_{ni} + v_{nls}^{SP} \quad (4)$$

$$U_{nls}^{RP} = \alpha_s \mu X_{nli}^{RP} + \mu \lambda_{ni} + v_{nls}^{RP} \quad (5)$$

ただし、

U_{nls}^{SP} : セグメント s に帰属した個人 n の l 回目のSP質問の選択肢 i に対する効用

U_{nls}^{RP} : セグメント s に帰属した個人 n のRP質問の選択肢 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_{nli} : l 回目のSP質問での個人 n の選択肢 i の属性のベクトル

X_{ni} : RP質問での個人 n の選択肢 i の属性のベクトル

λ_{ni} : SP・RP質問にかかわらず、同一個人で共通の誤差を表す系列相関項

v_{nls}^{SP} : SP質問の効用の誤差項

v_{nls}^{RP} : RP質問の効用の誤差項

μ : スケールパラメータ

のようになる。ただし、スケールパラメータは、2つの誤差項のスケールを調整する変数で、以下のような関係が成立している。

$$var(v_{nls}^{SP}) = \mu^2 var(v_{nls}^{RP}) \quad (6)$$

また各セグメントへの帰属確率は帰属度関数を

$$G_{ns}^* = \Gamma_s' w_n^* + \delta_s \quad (7)$$

とおき、ランダム効用理論と同様の仮定と誤差項に独立で同一のガンベル分布を仮定することで次式で表される。

$$H_{ns} = \frac{\exp(\Gamma_s' \hat{w}_n^*)}{\sum_{k=1}^S \exp(\Gamma_k' \hat{w}_n^*)} \quad (8)$$

このとき(4),(5)式及び(8)式より λ_{ni} が与えられたとき、個人 n が l 回目のSP質問で選択肢 i を選ぶ条件付き確率は

$$P_{ni}^{SP}(i_l | \lambda_n) = \sum_{s=1}^S P_{nls}^{SP}(i_l | \lambda_n) H_{ns} \quad (9)$$

となる。同様にRP質問で選択肢 j を選ぶ確率は

$$P_n^{RP}(j|\lambda_{ni}) = \sum_{s=1}^S P_{nls}^{RP}(j|\lambda_{ni}) H_{ns} \quad (10)$$

となる。

ここで、ある個人 n が l 回目のSP質問でそれぞれ i_l を選択し、RPで選択肢 j を選択する同時確率は、 λ_n の分布形を与え λ_n に対する数学的期待値をとることにより得られる。

$$P_n(i_1, i_2, \dots, i_L | j) = \int_{-\infty}^{+\infty} P_{n1}^{SP}(i_1 | \lambda_n) \cdot \dots \cdot P_{nL}^{SP}(i_L | \lambda_n) \cdot P_n^{RP}(j | \lambda_n) \cdot f(\lambda_n) d\lambda_n \quad (11)$$

$f(\lambda_n)$: λ_n の同時確率密度関数

これを個人の尤度関数として、最尤推定法により未知パラメータを推定する。この2段階推定は一致性のある推定量を与える。

3. 事例研究

(1) 使用したデータ

事例研究で用いたデータは、平成4年10月に千葉県館山を訪れていた人を対象に、無作為に調査票を配布し郵送で回収されたアンケート調査のもとに作成されたデータである。アンケートの内容は次の3種類に分類できる。

- ・個人の社会経済属性に関するデータ
- ・今回の旅行の手段などの属性と交通機関選択理由
- ・仮想の新規航路の選択データ

交通機関選択理由とは、現在の交通機関選択時に

どの要因を重視したかを、以下の9項目より重要な順に3つ選ばせている。

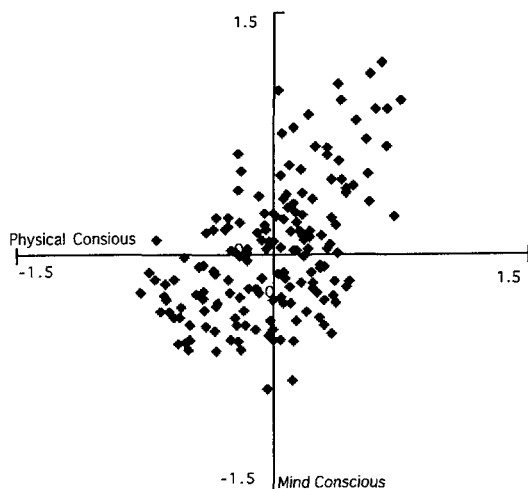
- 1) 混雑が少ない、2) 乗り換えが少ない、3) 快適である、4) 荷物を運ぶのが楽である、5) 静かである、6) 安全性が高い、7) 運賃・料金が安い、8) 所要時間が短い、9) 時間が正確である

また、新規航路とは神奈川県久里浜―千葉県館山間を結ぶ新規高速フェリーの就航を想定し、新規高速船の所用時間を一定とした状況で、6パターンの運賃、運行間隔の組み合わせを被験者に示し、各ケースで新規高速船の利用意向を尋ねている。なお、SP、RPともに利用可能なサンプル数は211でSPの観測数は819であった。

(2) 態度変数による潜在セグメンテーション

(1)で示した交通機関選択理由を態度指標、個人の社会経済属性を客観的観測変数として、データや分析の操作性の高さの観点からPhysical ConsciousとMind Consciousの2変数をあらかじめ仮定して、(1)式、(2)式で表されるLISRELモデルを特定化した。LISRELモデルの推定結果より(3)式に従って求められた各個人の態度変数の推計値の散布図が図一1である。定式化の過程で各潜在変数の期待値は0となるので、原点を中心とした分布となっている。2.で行った定式化に従い、この2つの態度変数をセグメント帰属変数ベクトル w^* として、潜在セグメントモデルを推定した結果を表一1に示してある。

今回用いたデータは実際に利用した交通機関別にSP質問の設定を変えているため、それらのバイアスを取り除くため効用関数にRPモードダミーを導入して推定した結果を表一2に示した。表一1、表一2ともに比較のため潜在セグメントを仮定しないモデルの推定結果を載せてある。両者を比較すると潜在セグメントの考慮にかかわらず、RPモードダミーの導入は他のパラメータの推定値にそれほど影響を与えていない。表一1、表一2それぞれに示した各パラメータが母集団中で一定であるというカイ2乗検定により、効用関数のパラメータが同一であるという制約条件の妥当性は棄却された。表中に示された帰属度関数のパラメータの推定結果は、Mind



図一1 潜在的態度変数の散布図

ConsciousとPhysical Consciousの差が正の方向に大きくなるにつれてセグメント2への帰属確率が高まり、逆に負の方向へ大きくなるとセグメント1への帰属確率が高まることを示している。それぞれのセグメントは、制約モデルと比較して、所要時間と費用のパラメータが、負と正に分かれ、定数項や頻度のパラメータにも違いが見られた。またRPモードダミーの推定結果からセグメント2は調査当日館山まで公共交通機関を使って来た人が新規高速船に対し利用意向の低いセグメントであることが示された。

4. おわりに

本研究は、同一個人から得られた複数SPデータとRPデータを用いて個人の態度指標に基づいた態度変数を用いて潜在クラスター分析を行った。その結果、統計的に有意なクラスターを抽出することができ、モデルの適合度も向上している。また、RPモードダミーの導入は筆者らが以前行った研究⁷⁾と比較してその有効性が薄れている。これは今回系列相関項を導入したことによるものと考えられ、SPデータの採取方法によるバイアスは系列相関の考慮によって解消できる可能性を示した。以上のことから、潜在クラスター分析が複数SPデータの分析にも有効であることを示し、個人の嗜好の違いに基づいたセグメント分析の適用の範囲を広げることができた。

本研究を進めるにあたって岡崎真人君（現J R東海）の多大な協力を得た。ここに感謝の意を記す。

参考文献

1) 鈴木雪夫, 竹内啓編: 社会科学の計量分析, 1987.
2) 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・論文集, No.12, pp.397-404, 1995.
3) 西井和夫, 北村隆一, 近藤勝直, 弦間重彦: 観測され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.

4) 藤原章正, 杉恵頼幸: 選好意識データに基づく交通手段選択モデルの信頼性, 土木計画学研究・論文集, No.8, pp.49-56, 1990.
5) Takayuki Morikawa: Correcting State Dependence and Serial Correlation in the RP/SP Combined Estimation Method, Transportation, No.21, pp.153-165, 1994.
6) 三菱総合研究所: 平成4年度海上交通ネットワーク形成可能性調査報告書, 1993.
7) 岡崎真人, 佐々木邦明, 河上省吾: SP, RPおよび態度データを用いた意思決定者の嗜好に基づいたセグメンテーション分析, 土木計画学研究・講演集, No.18(2), pp.481-484, 1995.

表-1 RP・SPモデルの推定結果

変数名	制約モデル	潜在セグメントモデル	
	全データ	セグメント1	セグメント2
定数項	0.177 (1.44)	4.38 (5.2)	0.157 (1.7)
費用	-0.215 (-6.8)	-2.11 (7.3)	0.0919 (2.7)
所要時間	0.103 (4.6)	-0.230 (-3.1)	0.150 (4.6)
頻度	0.986 (7.5)	1.96 (6.6)	2.7 (7.2)
μ	1.61 (7.8)	3.84 (7.3)	
Mind Cons.		-1.14 (-2.1)	
Phsic. Cons.		-0.566 (-1.0)	
観測数	1030	1030	
ρ	0.156	0.280	
カイ2乗値		$\chi^2=189$	$\chi_{0.05}^2=20.28$

表-2 RPモードダミーモデルの推定結果

変数名	制約モデル	潜在セグメントモデル	
	全データ	セグメント1	セグメント2
定数項	0.173 (1.4)	4.14 (4.8)	0.149 (1.5)
費用	-0.218 (-5.6)	-2.01 (-6.5)	0.0941 (3.1)
所要時間	0.101 (4.2)	-0.221 (-3.0)	0.145 (5.0)
頻度	0.990 (7.5)	1.88 (6.4)	3.27 (6.7)
RPモードダミー	-0.0429 (-0.1)	0.389 (0.3)	-1.48 (-2.3)
μ	1.59 (6.6)	3.80 (6.8)	
Mind Cons.		-1.17 (-2.3)	
Phsic. Cons.		-0.604 (-1.1)	
観測数	1030	1030	
ρ	0.156	0.291	
カイ2乗値		$\chi^2=193$	$\chi_{0.05}^2=20.28$