

# S P, R P および態度データを用いた意思決定者の嗜好に基づく交通機関選択モデル\*

## Travel Mode Choice Models Considering Heterogeneity of Decision Maker using SP, RP and Attitudinal Data

佐々木邦明\*\*, 岡崎真人\*\*\*, 河上省吾\*\*\*\*

By Kuniaki SASAKI, Masato OKAZAKI and Shogo KAWAKAMI

### 1. はじめに

本研究は、ここ数年様々な研究が行われている個人の異質性を考慮した非集計分析<sup>1)</sup>の方法論を展開し、S P, R P および態度データを用いて意思決定者の嗜好の違いを考慮した交通手段選択モデルの提案を目的とする。

非集計モデルを用いて個人の嗜好の違いを考慮する手法は一般に次の3種類に分類される<sup>2)</sup>。1つは個人属性別やトリップ目的別などの外的属性を用いた母集団の分割、2つめは内的属性つまり個人パラメータなど意思決定者の嗜好の違いを表す変数による母集団の分割、3つめはランダム係数モデルなど非集計モデルの仮定を緩和するモデルの開発である。これらの中で第1の手法である外的属性を用いてセグメンテーションを行う方法は容易でかつ解釈がしやすいなどの利点を持ち、セグメンテーションの意識をせずに使われることが多い。しかし、外的属性によって分けられたサブグループが同質であるという保証を得ることは難しい。2番目に示された、嗜好が同質な集団に分割することを目的とするベネフィットセグメンテーション手法は、これまでマーケティングの分野では研究が進んできているが、交通の分野ではあまり進んでいなかった。これは主に、マーケティングリサーチが対象とする一般消費財の購入は、対象商品の属性、個人属性や購入目的などが似かよっている場合が多く、嗜好の違

いが選択に大きな影響を与えると考えられ、消費者の異質性を考慮した分析が盛んに行われてきたためである。交通行動の分野、特に非集計モデルが分析の道具としてよく用いられている交通機関選択では、一般に対象となる選択肢の属性や交通目的などが異なっている場合が多く、個人の異質性の影響に比べて属性間のトレードオフ関係が非常に重要である場合が多い。また通勤・通学や業務交通は、目的地が与件であるなどの制約が交通機関選択に影響する事が多く、通勤通学、買い物レジャーなどの交通目的別のセグメンテーションは、交通制約によるセグメンテーションを考えることもできる。そのため、交通機関選択は選択に大きな影響を与える外的属性によるセグメンテーションが、非常に有効であると考えられる。その一方で、近年観光交通や休日交通などの非日常交通が交通計画上の問題として取り上げられるようになり、その分析が盛んになってきた。一般に非日常交通は交通制約が緩く、その行動には嗜好の違いが顕著に現れてくると考えられ、嗜好の違いを考慮したベネフィットセグメンテーションの必要性が高い。また仮想の状況に対する意思表示であるS Pデータの研究も近年盛んに行われているが<sup>3)</sup>、S Pデータは実際の行動結果であるR Pデータと異なり、交通制約による影響が小さく、属性間のトレードオフの影響が相対的に高まるため、嗜好の違いが顕著に現れると考えられる。

### 2. 分析のフレーム

#### (1) 分析手法の概略

本研究の分析の枠組みは、観測可能な指標より個人の嗜好の違いを示すベクトルを求め、それに基づいたマーケットセグメンテーションを行うものである。本来ベネフィットセグメンテーションは、個人をそれぞれ独自のセグメントに帰属させることが、究極のセグ

\* Key Words : 交通行動分析、交通手段選択、意識調査分析

\*\*正会員 修士(工学)名古屋大学助手 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 修士(工学)東海旅客鉄道株式会社  
(〒100 東京都千代田区丸の内1-6-5)

\*\*\*\*フェロー 工学博士名古屋大学教授 工学部土木工学科  
(〒464-01 名古屋市千種区不老町)  
Tel. 052-789-4636 Fax. 052-789-3738)

メンテーションになると考えられる。しかし、予測を行うことを考えるとそれは非現実的であるため、同質と思われる個人を同一のセグメントに帰属させ、母集団をたかだか数個のセグメントに分割することが望ましい。そのための具体的な手法として、本研究では、複数SPデータより推定した、個人ごとのパラメータベクトルに基づいたセグメンテーションと、観測された態度指標から求められた潜在的態度変数ベクトルによるセグメンテーションの2つを行い、その有効性を比較検討する。それぞれの方法は、図-1に示す意思決定過程で嗜好の違いを表す態度の解明を異なるアプローチにより行うものである。つまり、前者は図-1に示した態度を観測可能な選好意識から直接求めようとするアプローチであり、後者は態度を観測可能な態度指標から間接的に求めようとするものである。

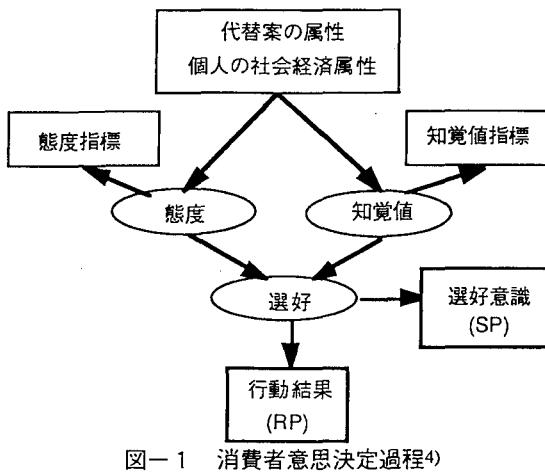


図-1 消費者意思決定過程4)

## (2) 個人パラメータによるセグメンテーション

SPデータは実験データであるため、同一個人から容易に複数の観測を得ることができるので、個人モデルの推定には適していると考えられる。そこで同一個人より得られた複数SPデータを用いて、個人パラメータを推定し、それをクラスター分析にかけて得られたクラスターをSP・RPモデルに適用し、その有効性を検討する。ただし複数のSPデータを用いる場合の注意点として、一度に尋ねる観測数が多いほど推定する個人モデルは有意性を増すが、SPデータ特有の問題である回答の信頼性はそれに反比例するよう落ちてゆく<sup>5)</sup>ため、調査票の設計はそれらを考慮したものでなくてはならない。具体的には以下の5段階の手順による。

### Step1

各個人ごとに得られた複数SPデータを用いて、個人ごとに交通手段選択モデルを推定する。

### Step2

Step1で得られた個人パラメータをプールして、クラスター分析にかけ、サンプルをいくつかのセグメントに分割する。

### Step3

分割されたセグメントごとにSPモデルを推定し、(1)式で求められる尤度比を検定量として、 $\chi^2$ 検定により「得られたセグメントのパラメータベクトルは等しい」という帰無仮説を検定することで、セグメンテーションの有効性を確認する。

$$\chi^2 = -2[L(\hat{\beta}_{all}) - \{ \sum_s L(\hat{\beta}_s) \}] \quad (1)$$

ただし、

$L(\hat{\beta}_{all})$  : 全てのデータをプールして推定したモデルの対数尤度

$L(\hat{\beta}_s)$  : セグメント  $s$  の SP モデルの対数尤度

### Step4

各セグメントごとに以下に示されたSP・RPモデルを推定する。

$$u_{in}^{RP} = \beta' x_{in}^{RP} + \alpha' w_{in}^{RP} + \varepsilon_{in}^{RP} \quad (2)$$

$$u_{in}^{SP} = \beta' x_{in}^{SP} + \gamma' z_{in}^{SP} + \varepsilon_{in}^{SP} \quad (3)$$

ただし、

$u_{in}^{RP}$ ,  $u_{in}^{SP}$  : それぞれ、個人  $n$  の選択肢  $i$  に対する RP, SP での効用

$x_{in}^{RP}$ ,  $x_{in}^{SP}$  : それぞれ個人  $n$  の選択肢  $i$  に対する RP, SP で共通の説明変数

$w_{in}^{RP}$  : 個人  $n$  の選択肢  $i$  に対する RP モデルの独自変数

$z_{in}^{SP}$  : 個人  $n$  の選択肢  $i$  に対する SP モデルの独自変数

$\varepsilon_{in}^{RP}$ ,  $\varepsilon_{in}^{SP}$  : それぞれ、個人  $n$  の選択肢  $i$  に対する RP, SP モデルの誤差項

$\beta'$ ,  $\alpha'$ ,  $\gamma'$  : 未知パラメータベクトル

(2), (3)式をRP, SP それぞれの効用関数として、誤差項にそれぞれ独立で同一のガンベル分布を仮定することで、選択確率はロジットモデルで与えられる。最終的には(4)式で表される尤度関数を用いて、最尤推定法で未知パラメータを推定する。

$$\max_{\alpha, \beta, \gamma, \mu} L(\alpha, \beta, \gamma, \mu) = \left\{ \sum_{n=1}^{N^{RP}} \sum_{i \in J_n^{RP}} d_{in}^{RP} \cdot \ln(P_{in}^{RP}(i)) \right\} + \left\{ \sum_{n=1}^{N^{SP}} \sum_{i \in J_n^{SP}} d_{in}^{SP} \cdot \ln(P_{in}^{SP}(i)) \right\} \quad (4)$$

ただし、

$P_{in}^{RP}(i)$ ,  $P_{in}^{SP}(i)$  : 選択肢*i*を選ぶ選択確率

$d_{in}^{RP}$ ,  $d_{in}^{SP}$  : 選択された交通機関を表すダミー変数  
 $\mu$  : スケールパラメータ

であり、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と考える。

$$Var(\varepsilon_{in}^{RP}) = \mu^2 \cdot Var(\varepsilon_{in}^{SP}) \quad (5)$$

#### Step5

Step4で得られたセグメントごとのSP・RPモデルを、Step3と同様の $\chi^2$ 検定により「得られたセグメントのパラメータベクトルは等しい」という帰無仮説を検定することで、RPを導入した場合のセグメンテーションの有効性を確認する。

#### (3) 潜在的態度変数によるセグメンテーション

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を尋ねるなど、嗜好の違いを尋ねた質問が含まれていることが多い。しかし、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かった。本研究では、森川ら<sup>4)</sup>の論文に代表されるように、近年適用事例が増えてきた線形構造方程式モデルを用いて、客観的属性と観測された態度指標をもとに潜在的態度変数を推計し、それを指標として個人の帰属するセグメントを定めるものである。本手法の特色は、各個人間で潜在的態度変数の構造は同じと仮定することで、各サンプルからは態度観測指標が一組だけ得られればよく、個人パラメータを用いる手法と比較して、データを得易く、モデルの頑健性がより高まることがあげられることと、モデルシステム中の構造方程式により潜在的態度変数の将来値の推計が行えるため、各個人の態度変数の将来値が推定でき、各サンプルの将来帰属するセグメントの予測が行えることにある。具体的には第1の手法と同様に、以下の5段階の方法による。

#### Step1

各個人より得られた態度データおよび社会経済属性な

どの観測変数を用いて、下に示す線形構造方程式モデルを推定する。

$$\mathbf{w}^* = \mathbf{Bs} + \boldsymbol{\zeta} \quad (6)$$

$$\mathbf{Y} = \Lambda \mathbf{w}^* + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (7)$$

ただし、

$\mathbf{Y}$  : 客観的態度データ

$\mathbf{s}$  : 客観的に観測される変数

$\mathbf{w}^*$  : 潜在的態度変数

$\mathbf{B}, \Lambda$  : 未知パラメータ行列

$\boldsymbol{\zeta}, \boldsymbol{\varepsilon}$  : それぞれMVN(0,  $\Psi$ ), MVN(0,  $\Theta$ )に従う誤差項ベクトル (MVNは多変量正規分布を表す)

これを推定して得られた未知パラメータ行列より、潜在的態度変数の推計値を(8)式に従って計算する。

$$\bar{\mathbf{w}}^* = \mathbf{Bs} + \Psi \Lambda' (\Lambda \Psi \Lambda' + \Theta)^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{Bs}) \quad (8)$$

#### Step2

Step1で得られた態度を表す潜在変数をプールして、クラスター分析にかけ、サンプルをいくつかのセグメントに分割する。

#### Step3

各セグメントごとにSPモデルを推定し、(2)と同様の $\chi^2$ 検定により「得られたセグメントのパラメータベクトルは等しい」という帰無仮説を検定することで、セグメンテーションの有効性を確認する。

#### Step4

各セグメントごとに(2)に示されたものと同様のSP・RPモデルを推定する。

#### Step5

Step4で得られたセグメントごとのSP・RPモデルを、Step3と同様の $\chi^2$ 検定により「得られたセグメントのパラメータベクトルは等しい」という帰無仮説を検定することで、RPを導入した場合のセグメンテーションの有効性を確認する。

## 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、1992年に千葉県館山に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<sup>6)</sup>を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 (Cong)
- 2) 乗り換えが少ない (Trans)
- 3) 快適である (Comf)
- 4) 荷物を運ぶのが楽である (Ease)
- 5) 静かである (Silent)
- 6) 安全である (Safe)
- 7) 運賃・料金が安い (Cheap)
- 8) 所要時間が短い (Short)
- 9) 時間が正確である (Relia)

ただし、()内は後の定式化のときの変数名である。

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、本アンケートは分析対象がフェリーであるため、現状での利用交通手段が自家用車である人と、自家用車以外である人には異なる条件のSP質問を行った。SP質問にそれぞれ最低一つ以上答えており、RPや態度を尋ねた質問にも全て回答しているサンプルは211人。SP質問については同一サンプルから複数の交通機関選択結果を観測できるためSPの観測数は819であった。

## (2) 個人パラメータによるセグメンテーション

SP質問は、運賃と運行間隔を変動させて、新規航路の利用意向を尋ねているため、個人モデルの説明変数には以下の3つを用いた。

1)新規高速船定数項

2)総費用

3)新規高速船の運航頻度

2. で示したように、新規高速船を利用するか利用しないかの2項選択ロジットモデルを、各個人について推定し、得られたパラメータを用いてセグメンテーションを行う。利用可能なサンプル211人中個人モデルが推定できたのは82人であったため、個人パラメータによるセグメンテーションに用いられるSPの総観測数は492となった。推定された個人モデルのパラメータは、ロジットモデルの性質により誤差項のス

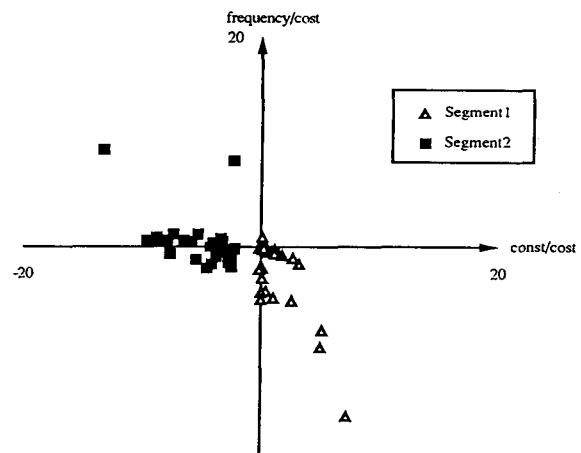


図-2 個人パラメータの散布図

ケールパラメータとの積の形になっているため、誤差項の分散が小さいサンプルは、推定されるパラメータの値が相対的に大きくなり、分散の大きい個人は相対的にパラメータの値が小さくなる。本研究では  
1)小サンプルの問題とあわせ、個人の異質性は誤差項の分散の影響を取り除いた、各要因間のトレードオフ関係に着目すべきであると考えられること。  
2)変数を基準化していないために、各パラメータの尺度が異なること。

の2点を考慮して、パラメータ値をそのまま指標に用いるのではなく、あるパラメータ値を基準とした比をセグメントの指標として用いる。具体的には、定数項および運行頻度に対するパラメータ値を費用のパラメータで除した値を、セグメンテーションの指標として用い、クラスター分析により各セグメントを定めたものを図-2に示す。ここでは各サンプルの類似度の尺度として、平方ユークリッド距離を用いてクラスター分析を行ったため、視覚的に座標平面上の距離が近いサンプルがセグメントを形成した。得られたセグメント

は、ほぼFrequency/Cost軸を境に分かれており、Costのパラメータがほぼ全員負の値を取っていたことより、セグメントは定数項が負であるグループと正であるグループに分けられたと考えられる。

得られたセグメントごとにデータをプールして、個人モデルと同様な2項ロジットモデルを推定した結果を表-1に示す。表の下に示した $\chi^2$ 値はStep3の検定量である。各セグメントに帰属されたサンプルのデータをプールすることによって、様々な所要時間の値を

表一 1 各セグメントごとの推定結果 (S P)

	All Data	Segment 1	Segment 2
定数項	-1.69 (-6.8)	-3.55 (-6.6)	1.28 (2.0)
費用	-0.312 (-7.4)	-0.340 (-3.9)	-0.704 (-5.4)
運行頻度	1.91 (8.3)	4.02 (6.1)	1.06 (3.9)
所要時間	-0.0649 (-2.1)	-0.103 (-1.7)	-0.0293 (-0.8)
観測数	492	240	252
サンプル数	82	40	42
$\rho^2$	0.255	0.325	

$\chi^2=42.69$        $\chi_{0.05}^2=9.49$       ( )内は t 値

持つサンプルを推定に用いることができるので、所要時間を加えた4つのパラメータを推定した。推定されたパラメータは、いずれも妥当な符号を持っており、期待されたとおり各セグメントは定数項にその違いが現れている。またStep3の尤度比検定によって、両セグメントのパラメータベクトルの等価性を検定した結果、有意水準5%で棄却され、全体での $\rho^2$ もセグメンテーションを行わないモデルと比較して大きく向上している。ただし、所要時間のパラメータは両セグメントともに有意な値にはならなかった。この原因は S P 質問の設定が、新規高速船の所要時間を一定としていたため、回答者が運賃や運行頻度に過度に注意を向けていたためと考えられる。新規高速船の利用という観点から各セグメントを解釈すると、セグメント1は定数項が負であるので潜在的利用意向は低いが、時間に関する利便性を高めると高い利用率が見込めるセグメントで、セグメント2は定数項が正であるので、潜在的利用意向は高いが、運賃を低く抑えることで高い利用が見込めるセグメントである。

ここでStep4の R P・S P モデルを推定した結果、セグメント2は全く有意な値とならなかった。このサンプルを調べたところ、表一2に示すようにセグメント2に帰属されたサンプルが、すべて自家用車利用者であった。このことから、個人パラメータより規定されたセグメントは定数項の正負によってほぼ分割されていたが、分析対象としたアンケートでは、新規高速船乗り場までの経路などの情報が詳しく示されておらず、そのことが、鉄道利用者の新規高速船への潜在的利用意向を低下させたとも考えられる。ここで利用交通手段が異なるサンプルは、異なった意識を持つとい

表一 2 帰属セグメントとRPでの利用交通手段

	セグメント1 (定数項負)	セグメント2 (定数項正)
自家用車	9	42
鉄道	31	0

表一 3 利用手段別の推定結果 (S P)

利用交通手段	自家用車	鉄道
定数項	-0.0288 (-0.1)	-3.23 (-6.0)
費用	-0.488 (-5.8)	-0.580 (-3.2)
運行頻度	1.43 (6.0)	3.59 (5.4)
所要時間	-0.0201 (-0.5)	-0.0839 (-1.3)
観測数	306	186
サンプル数	51	31
$\rho^2$	0.309	0.342

( )内は t 値

う仮説を検証するため、RPでの利用交通手段別にデータをプールして、ロジットモデルの推定を行った結果が表一3に示してある。この結果と先の表一1の結果を比較すると、セグメント2と車利用者ではそのパラメータに差が生じているが、鉄道利用者とセグメント1では各パラメータに大きな相違はない。鉄道利用者は、セグメント1に帰属するサンプルの部分集合であるため、セグメント1のパラメータの安定性を示していると考えられ、セグメント1に帰属するサンプルは同質的であるいえる。また自家用車の利用者は、2つのセグメントに帰属するサンプルをプールしたもので、推定されたパラメータがどちらのセグメントとも異なる傾向を示したことから、車利用者は同質でないと考えられる。今回のアンケートは「新規高速船の端末交通機関が現在の利用交通機関と同一」という仮定の下で、経路の一部として新規高速船の利用意向を尋ねているため、利用交通手段別のバイアスが生じている可能性も考えられる。

### (3) 潜在的態度変数によるセグメンテーション

本アプローチは、先に述べたように個人パラメータモデルと違い、回答の負担が少ないため有効サンプル数は211である。3.(1)で示した交通機関選択理由を態度指標として、個人の社会経済属性を用いて時間重

視態度と快適性重視態度の2変数を仮定し、(6),(7)式を(9)～(11)式のように特定化した。その推定結果より求められた各個人の態度変数の推計値を散布図として示したものが図-3である。

$$w_1^* = \beta_1 fem + \beta_2 age2 + \beta_3 age5 + \beta_4 job + \beta_5 sise + \beta_6 sprt + \zeta_1 \quad (9)$$

$$w_2^* = \beta_7 fem + \beta_8 age2 + \beta_9 age5 + \beta_{10} job + \beta_{11} sise + \beta_{12} sprt + \zeta_2 \quad (10)$$

$$\begin{bmatrix} y_1(Cong) \\ y_2(Trans) \\ y_3(Conf) \\ y_4(Ease) \\ y_5(Silent) \\ y_6(Cheap) \\ y_7(Short) \\ y_8(Relia) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ \lambda_2 & \lambda_5 \\ 0 & 1 \\ 0 & \lambda_6 \\ 0 & \lambda_7 \\ \lambda_3 & \lambda_8 \\ 1 & 0 \\ \lambda_4 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1^* \\ w_2^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \\ e_4 \\ e_5 \\ e_6 \\ e_7 \\ e_8 \end{bmatrix} \quad (11)$$

ただし、

- fem* : 1, 女性 0, 男性
- age2* : 1, 年齢が20代以下 0, それ以外
- age5* : 1, 年齢が50代以上 0, それ以外
- job* : 1, 主婦または無職 0, それ以外
- sise* : 1, 旅行目的が観光 0, それ以外
- sprt* : 1, 旅行目的がスポーツ 0, それ以外

この散布図をもとにセグメント分割を行うのであるが、本研究より求めた2つの態度変数は、それぞれ、「所要時間が短い」、および「快適である」の尺度で測定され、その期待値が0で分散はほぼ同等である。2変数の相関係数が0.5となっておりクラスター分析を行う場合には、類似度にマハラノビスの汎距離などを用いることが望ましいと考えられるが、今回の事例研究でそれらを用いてクラスター分析を行ったとき、得られたセグメントの意味の解釈が難しくなり、本来の目的である嗜好の違いに基づいたセグメンテーションにそぐわない結果となった。そこで今回は嗜好の違いの解釈のしやすさ考慮して、2つの潜在変数の大小、つまり散布図の45度線をセグメントの境界としてサンプルを分割した。具体的なセグメントの解釈は、45度線の下に位置するサンプルは（相対的）快適性重視セグメントであり、上に位置するサンプルは（相対的）所要時間重視セグメントである。3.(2)の結果を考慮して、あらかじめ各セグメント別の利用交通手段を集計した結果が表-4である。快適

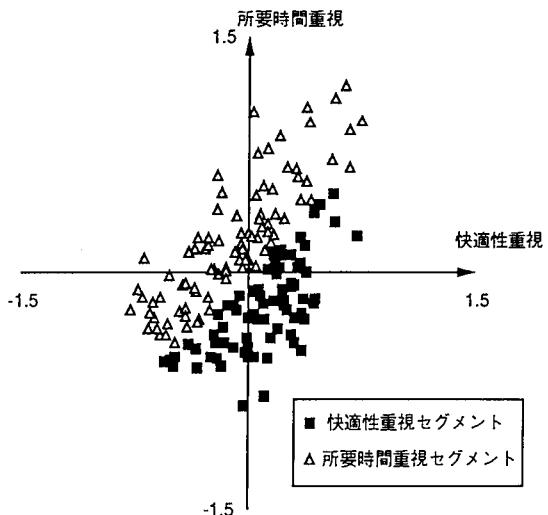


図-3 態度変数の散布図

性重視セグメントは、荷物の運搬の容易さなどの車の特徴を重視するセグメントであるため、自家用車の利用比率が高い。一方所要時間重視セグメントは、定期性が確保できる鉄道の利用者の比率が高くなっている。セグメントの妥当性が現れていると考えられる。ここで得られたセグメントをSPデータに適用し、2項選択ロジットモデルを推定した結果が表-5に示してある。個人パラメータモデルより得られた知見を考慮して、鉄道利用者に実際の選択手段のダミー変数を導入した。適合度指標<sup>2</sup>は、セグメンテーションを行わないモデルと比較してあまり改善されていないが、尤度比検定によって両セグメントの等価性は有意水準5%で棄却された。特に所要時間重視セグメントでは、個人パラメータによるセグメントでは有意にならなかった所要時間のパラメータが有意になり、セグメントの有効性が確認できた。各セグメントの時間価値を計算すると、快適性重視セグメントでは400円/時、所要時間重視セグメントでは1500円/時となり、大きな差が現れている。また今回導入したRPモードダミー変数の値は予想通り負の値をとり、鉄道利用者は新規高速船定数の値が小さくなっていることが確認

表-4 各セグメントごとの交通手段分担率

	全サンプル	快適性重視	所要時間重視
鉄道	36%	22%	49%
自家用車	64%	78%	51%

表一5 各セグメントごとの推定結果(S P)

Segment	全データ	快適性重視	所要時間重視
定数項	-0.684 (-2.3)	-0.469 (-1.2)	-0.781 (-1.7)
費用	-0.426 (-8.7)	-0.380 (-6.7)	-0.512 (-5.7)
頻度	1.39 (9.2)	1.11 (5.9)	1.75 (7.4)
所要時間	-0.0753 (-3.1)	-0.0262 (-0.8)	-0.126 (-3.7)
RPモードダミー	-0.827 (-3.0)	-0.975 (-2.5)	-1.02 (-2.4)
観測数	819	422	397
サンプル数	211	113	98
$\bar{p}^2$	0.273	0.275	

 $\chi^2=12.56$  $\chi_{0.05^2}=11.07$ 

( )内は t 値

できた。しかし、今回の事例研究からではこれが S P データによるバイアスか、真の意向の違いなのかは断定できない。態度変数により規定されたセグメントに基づいて S P・R P モデルを推定した結果が表一6 に示してある。ほとんどのパラメータが有意で妥当な符号を持っている。推定結果の特色として、スケールパラメータが、快適性重視セグメントと所要時間重視セグメントでは 1 を挟んで上下に分かれたことがあげられる。つまり所要時間重視セグメントでは、S P データに含まれるノイズが R P データに含まれるものより小さく、より正確なトレードオフ関係が S P データより得られている一方、快適性重視セグメントでは逆になっていることを示している。一方、時間価値は快適性重視セグメントでは 1300 円／時、所要時間重視セグメントでは 2100 円／時となり、その差および比が小さくなっている。これは S P モデルは嗜好の違いが明確に現れたが、実際の行動では嗜好の違いだけでなく様々な制約が選択行動に影響してくるために、嗜好の違いが現れづらいという R P データの特色を示した結果となった。しかし Step 5 の検定による両セグメントの同一性は棄却され、このセグメンテーションの有効性が確認された。

#### 4. まとめ

本研究では、個人の異質性を非集計離散型選択モデルに導入する簡単な方法としてのセグメンテーションを、個人の嗜好の違いに基づいて行うための手法を 2 つ提示し、事例研究によりその有効性の分析を行っ

表一6 各セグメントごとの推定結果(S P・R P)

セグメント	全データ	快適性重視	所要時間重視
定数項(S P)	-0.697 (-2.2)	-0.918 (-1.6)	-0.643 (-1.5)
定数項(R P)	-0.744 (-4.9)	-1.50 (-5.3)	-0.198 (-0.9)
費用	-0.281 (-5.6)	-0.394 (-3.5)	-0.253 (-3.5)
頻度(S P)	1.00 (3.9)	1.26 (2.7)	0.984 (2.5)
所要時間	-0.0766 (-3.1)	-0.0822 (-1.9)	-0.0873 (-2.2)
R P モードダミー(S P)	-0.436 (-2.6)	-0.816 (-1.9)	-0.400 (-2.0)
スケールパラメータ	1.40 (4.1)	0.894 (2.9)	1.80 (2.6)
観測数	1030	524	506
サンプル数	211	113	98
$\bar{p}^2$	0.247	0.258	

 $\chi^2=29.63$  $\chi_{0.05^2}=14.07$ 

( )内は t 値

た。その結果得られたそれぞれのモデルの成果および今後の課題は以下にまとめられる。

個人パラメータに基づくセグメントを、S P データに適用することによって、個人の異質性を反映したセグメントを得ることができ、モデルの適合度が向上することを示した。しかし、本研究で用いた S P 質問は、新規高速船の端末交通手段を現在の交通手段から変更しない、という制約条件が課されてるため、個人パラメータに基づくセグメントは、その制約によって生じた S P データのバイアスに影響を受けている可能性もあることが、事例研究により明らかになった。

潜在的態度変数に基づくセグメンテーションについては、S P モデルの結果から、個人の異質性を反映したセグメントを形成することができることを示した。また、S P・R P モデルに適用した結果から、各セグメント間の差異が、実際の行動結果を導入した分析にも有効であることを示し、潜在的態度変数によるアプローチの有効性を示すことができた。しかし、潜在的態度変数によるアプローチで得られた、快適性重視セグメントについては、本研究では特にそのセグメントの特徴を表す快適性などの説明変数の導入ができなかった。今後、定性的な要因を重視するセグメントにおいても直接的に評価できるような変数を含めることによって、このアプローチの有効性を高めていく必要性がある。

本研究で提案した 2 つのアプローチを比較した場

合、個人パラメータによる方法は、SPという選好顯示から個人の嗜好をダイレクトに求めるため、その有効性が高いことが事例研究からも確かめられたが、需要予測の観点から考えたとき、そのパラメータの将来分布の予測が困難で、個人属性などでは十分説明されにくいという報告<sup>7)</sup>があるため、将来的なセグメントの帰属を予測することは難しい。それに対し態度変数アプローチは線形構造方程式モデルを用いて態度変数を求めるため、その将来値の予測が可能であるという利点を有している。事例研究の結果から、その有効性は確認されたが、統計的なセグメンテーションの手法を用いると、セグメントの意味が曖昧になる可能性があることを示した。よって、今後、意味付を主眼にしたセグメンテーションと統計的観点から行うセグメンテーションの優劣を、シミュレーションなどを用いて予測を行うことで確認することが望まれる。

#### 参考文献

- 1) 例えば、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.
- 2) 鈴木雪夫、竹内啓編：社会科学の計量分析、1987.
- 3) 例えば、藤原章正、杉恵頼寧：選好意識データの安定性と信頼性、第25回都市計画学会学術研究論文集、pp. 203-208, 1990.
- 4) 森川高行、佐々木邦明：主観的要因を考慮した非集計離散型選択モデル、土木学会論文集、No. 470 / IV-20, pp.115-124, 1993.
- 5) 森川高行、ステイティッド・プリファレンスデータの交通需要予測モデルの適用に関する整理と展望、土木学会論文集、No.413/IV-12, pp.9-18, 1990.
- 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) 白水靖朗：SPデータを用いた交通行動モデルのマーケット・セグメンテーションに関する研究、京都大学卒業論文、1991.

#### 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く交通機関選択モデル

佐々木邦明・岡崎真人・河上省吾

本研究は、交通機関選択モデルに個人の異質性を取り込むための方法論の提案を目的とする。異質性を取り込むために、複数SPデータを用いて推定された個人パラメータを用いてサンプルをセグメントに分割する手法と、アンケートによって得られた態度指標を線形構造方程式モデルに適用し、得られた潜在的態度変数に基づいてサンプルをセグメントに分割する方法の2つを提案した。事例研究として、新規高速船の運行に対するアンケート調査のデータを用いて、提案した2つのセグメンテーション手法を適用してSP・RPモデルを推定し2つの手法の比較検討を行った。

#### Travel Mode Choice Models Considering Heterogeneity of Decision Maker using SP, RP and Attitudinal Data

Kuniaki, SASAKI, Masato OKAZAKI and Shogo KAWAKAMI

The purpose of this study is investigating efficient methods incorporating the heterogeneity of individual into the travel mode choice models. In this study, we propose two different market-segmentation approaches. One approach is a market segmentation by individual specific estimates obtained from a number of SP data of an individual. Another is a market segmentation by latent attitudinal variables. Then we applied these proposed methods to the mode choice SP data setting up virtual high-speed ferry and mode choice RP data. Finally, we got efficiently and interesting results, however some investigations are acquired.