

# 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

交通行動分析の手法として、定着した感のある離散型選択モデルの適用に関する問題点の一つとして効用パラメータの同質性の問題が指摘されている。一般的にロジットモデルに使われる効用関数は、対象とする母集団の中で効用パラメータは同一であると仮定されている。しかし対象母集団内での嗜好の違い、例えば交通機関選択においては料金を重視する人や、所要時間を重視する人など様々である。これに対して従来様々な方法によってその改善がはかれてきたが、いずれの方法も個人の嗜好の違いに基づくものでなかったり、推定計算が複雑であったりして、用いられることは少なかった。

一方パネルデータは、その特徴から近年分析が盛んであり、同一の個人から繰り返し何度もデータを取るため、クロスセクショナルデータよりサンプル数を減らすことができるが、その弱点として被験者が回答に疲れてパネルから脱落したり、転出入に伴い被験者が減少するといった磨耗バイアスが挙げられる。また、多時点での行動結果を目的関数とするため、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」や同一個人内でその誤差項に相関が存在する「系列相関」といった問題も指摘されている<sup>1)</sup>。

本研究ではSwait<sup>2)</sup>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分割する手法と、著者らがSPデータとRPデータを用いてその実証的研究を行った。各個人に特有の系列相関を表す確率項を効用関数に組み入れたモ

デル<sup>3)</sup>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た。

### 2. モデルの概略

#### (1) 潜在セグメントを考慮した選択モデル

本研究では、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な態度指標を用いて、セグメント分割を確率的に行う。

母集団の中の潜在セグメント数を既知のもの(S)として、そのとき各個人が潜在セグメントに帰属する確率を決定する関数として $Y^*$ を用いる。 $Y^*$ は社会経済属性や潜在的態度変数によって決定される。

$$Y_{ns}^* = \Gamma_{G_s} G_{ns}^* + \Gamma_{z_s} z_n + \delta_{ns} \quad (1)$$

ただし、

$Y^*$ : セグメントの帰属度

$G^*$ : セグメントの帰属に影響する態度変数

$z$ : 帰属度に影響する客観的変数

$\Gamma$ : 未知パラメータベクトル

$\delta$ : 誤差項

ここで、誤差項をI.I.D.のガンベル分布とするとそのときのセグメント帰属確率は以下の式で与えられる。

$$W_{ns} = \frac{e^{(\Gamma_{G_s} G_{ns}^* + \Gamma_{z_s} z_n)}}{\sum_{k=1}^S e^{(\Gamma_{G_s} G_{nk}^* + \Gamma_{z_s} z_n)}} \quad (2)$$

従って、個人 $n$ がセグメント $s$ に帰属し、代替案 $i$ を選択する確率は

$$P_{nis} = P_{ni} W_{ns} \quad (3)$$

で与えられ、これの $s$ に関する周辺確率をとることで、個人 $n$ が選択肢 $i$ を選択する確率が得られる。

$$P_{ni} = \sum_{s=1}^S P_{ni} W_{ns} \quad (4)$$

このモデルは、所属するセグメントを確定させるものではなく、各セグメントに所属する確率を個人ごとに定める形になっている。

Key Words: 交通行動分析, 意識分析

\* 正会員 工修 名古屋大学助手 工学部土木工学科

\*\* 正会員 Ph.D. 名古屋大学助教授 工学部土木工学科

(〒464-01 名古屋市千種区不老町)

Tel. 052-789-3565, Fax. 052-789-3738)

\*\*\* 正会員 岐阜県土木部

(2) 系列相関を考慮した選択モデル

(a) 系列相関<sup>3)</sup>

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には抜け落ちた変数、潜在的態度などの嗜好の異質性、測定誤差、選択肢集合の不確実性などの要因が含まれている。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。これを「系列相関」と呼ぶ。

(b) 系列相関を考慮したモデルのフレームワーク

誤差項を個人・選択肢に共通なものとランダムなホワイトノイズに分解することによって、系列相関を明示的に取り込んだモデル<sup>3)</sup>のフレームワークを以下に示す。

時点 $t$ の効用関数

$$U_{nit} = V_{nit} + \lambda_{ni} + v_{nit} \quad (5)$$

時点 $t+1$ の効用関数

$$U_{nit+1} = V_{nit+1} + \theta\lambda_{ni} + v_{nit+1} \quad (6)$$

$U_i$ : 時点 $t$ の効用

$U_{i,t+1}$ : 時点 $t+1$ の効用

$V_{nit}, V_{nit+1}$ : 効用関数の確定項

$\lambda_{ni}$ : 個人・選択肢に共通な誤差項

$v_{nit}, v_{nit+1}$ : ホワイトノイズを表す誤差項

$\theta$ : 共通な誤差項のスケールパラメータ

ここで、 $\lambda$ が既知のもとでの条件付き選択確率は $v$ の分布型に依存する。 $v$ をI.I.D.ガンベル分布と仮定するとロジットモデルの形で表される。すなわち時点 $t$ での条件付き選択確率は

$$P_{ni}(i|\lambda) = \frac{e^{(V_{ni} + \lambda_{ni})}}{\sum_{j \in J_n} e^{(V_{nj} + \lambda_{nj})}} \quad (7)$$

となる。ある個人が時点 $t$ では選択肢 $i$ 、時点 $t+1$ では選択肢 $j$ を選ぶ同時確率は(7)式および $t+1$ 時点での条件付き選択確率に $\lambda$ の確率密度関数をかけ $\lambda$ について積分することにより得られる。すなわち

$$P_n = \iint \dots \int_{-\infty}^{\infty} P_{ni}(i|\lambda) \cdot P_{nj}(j|\lambda) \cdot f(\lambda) d\lambda \quad (8)$$

ただし  $f(\lambda)$  は  $\lambda$  の同時確率密度関数である。

(3) 潜在セグメントと系列相関を考慮した選択モデル

(1), (2) で述べた潜在クラスと系列相関の両方を考慮したモデルのフレームワークを簡略化して述べると以下ようになる。

$t$ 時点のセグメント帰属確率は

$$W_{nst} = \frac{e^{(\Gamma_{G^*} G_{nit}^* + \Gamma_{2s} z_{nt})}}{\sum_{k=1}^S e^{(\Gamma_{G^*} G_{nkt}^* + \Gamma_{2s} z_{nt})}} \quad (9)$$

と表され、 $t+1$ 時点でのセグメント帰属確率は

$$W_{nst+1} = \frac{e^{(\eta(\Gamma_{G^*} G_{nit+1}^* + \Gamma_{2s} z_{nt+1}))}}{\sum_{k=1}^S e^{(\eta(\Gamma_{G^*} G_{nkt+1}^* + \Gamma_{2s} z_{nt+1}))}} \quad (10)$$

と表される。一方、式(7)より、個人 $i$ の帰属セグメント $s$ が与えられたときの $t$ 時点での条件付き選択確率は

$$P_{ni|s}(i|\lambda) = \frac{e^{(V_{nis} + \lambda_{nis})}}{\sum_{i \in J_n} e^{(V_{niis} + \lambda_{niis})}} \quad (11)$$

と表され、 $t+1$ 時点での条件付き選択確率は

$$P_{ni|s}(i|\lambda) = \frac{e^{(\mu(V_{nis} + 1 + \theta\lambda_{ni+1}))}}{\sum_{i \in J_n} e^{(\mu(V_{ni+1s} + \theta\lambda_{ni+1s}))}} \quad (12)$$

となる。ただし $\mu, \eta, \theta$ はそれぞれ異なるWave間での誤差項のスケールの違いを表すスケールパラメータである。

このとき、個人 $n$ が $t$ 時点で $i$ 、 $t+1$ 時点で $j$ を選択する確率は以下に表される。

$$P_n = \iint \dots \int_{-\infty}^{\infty} P_{ni}(i|\lambda) \cdot P_{nj}(j|\lambda) \cdot f(\lambda) d\lambda \quad (13)$$

ただし

$$P_{ni}(i|\lambda) = \sum_{s=1}^S P_{ni|s}(i|\lambda) W_{nst} \quad (14)$$

である。

### 3. 事例研究

本研究で用いるデータは、山梨大学土木環境工学科の西井助教授を中心として行われている甲府パネル調査<sup>4)</sup>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、買物行動に関する様々なデータがとられているが、今回のモデルには以下にあげる4つの設問に対する回答を用いている。（実際のアンケートを簡略化）

- 1) 最近1・2カ月の休日によく利用する買物場所
- 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16項目の中から複数個選ぶ。
- 3) 上記の選択理由に対応する15項目について、SC、中心街、最寄りスーパーそれぞれの満足度、交通利便性、買物利便性の2つの総合評価を加えた計17項目をそれぞれ10段階で評価する。
- 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買物行動に関する属性。

以上のデータがすべて得られているWave3(1991年)、Wave4(1992年)のデータを2. で提案したモデルの推定に用いた。効用関数の説明変数としては以下のものを用いた。

- 1) 交通利便性に対する総合評価値
- 2) 買物利便性に対する総合評価値
- 3) 自宅からの距離
- 4) 定数項

#### (1) ケース1

まずはじめに、セグメント帰属度を買物行動属性によって規定した。尋ねている買物行動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。

表一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て帰属確率が高く、セグメント2は額の少ない人の帰属確率が高くなっている。選択モデルの結果から多額の買物をする人は買物利便性を重視し、少額の買物をする人は交通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なセグメントが抽出されたと考えられる。ただし、サンプル数の割に推定パラメータが多く、適合度や各パラメータの有意性が低いことが問題点としてあげられる。

#### (2) ケース2

ケース2としてセグメント帰属度を潜在的態度変数によって求めた。基準化された変数を得るために潜在的態度変数は、以下のような2段階の回帰分析によって行った。

表一 潜在セグメントモデルの推定結果

|          |         | $\beta_1$    | $\beta_2$    |
|----------|---------|--------------|--------------|
| 選択モデル    | SC定数項3  | 1.76(0.9)    | -0.870(-0.5) |
|          | 中心街定数項3 | -11.6(-0.1)  | 1.35(1.2)    |
|          | SC定数項4  | 1.33(1.0)    | -0.484(-0.4) |
|          | 中心街定数項4 | -0.565(-0.5) | 0.704(0.5)   |
|          | 距離      | -1.22(-1.6)  | -0.453(-1.3) |
|          | 交通利便性   | -0.243(-1.1) | 0.674(2.0)   |
|          | 買物利便性   | 0.807(2.1)   | 0.547(1.5)   |
| 帰属度モデル   | 総購入金額   | 0.256(1.1)   |              |
|          | $\mu$   | 1.04(2.0)    |              |
|          | $\eta$  | 1.77(1.0)    |              |
| $\rho^2$ |         | 0.220        |              |
| サンプル数    |         | 51           |              |

( )内は t 値

Step1: 総合評価を各項目評価で回帰し、各項目の総合評価に対する重みを求める

$$E_{1n} = \mathbf{B}_1' \times \mathbf{F}_{1n} + \delta_{n1} \quad (15)$$

$$E_{2n} = \mathbf{B}_2' \times \mathbf{F}_{2n} + \delta_{n2} \quad (16)$$

$E_1$ : 買物利便性の総合評価

$E_2$ : 交通利便性の総合評価

$\mathbf{F}_1$ : 買物利便性の項目評価ベクトル

$\mathbf{F}_2$ : 交通利便性の項目評価ベクトル

$\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2$ : 係数ベクトル

$\delta_1, \delta_2$ : 誤差項

Step2: 得られたパラメータとそれに対応する来店理由データを用いて潜在変数を同定する。

$$\tilde{\mathbf{X}}_{n1}^* = \mathbf{B}_1' \tilde{\mathbf{X}}_{n1} \quad (17)$$

$$\tilde{\mathbf{X}}_{n2}^* = \mathbf{B}_2' \tilde{\mathbf{X}}_{n2} \quad (18)$$

$\tilde{\mathbf{X}}_{n1}$ : 買物利便性の来店理由ベクトル

$\tilde{\mathbf{X}}_{n2}$ : 交通利便性の来店理由ベクトル

このようにして得られた $G_{n1}^*, G_{n2}^*$ を個人 $n$ の買物利便性重視指数、交通利便性重視指数として、セグメント帰属モデルの説明変数として用いた。

2つのWaveをプールして推定したモデル(ノンセグメントモデル)と潜在セグメントを考慮したモデルの推定結果を表二に示す。推定されたパラメータ値より、それぞれのセグメントは、どの変数も余り重視しないグループと買物利便性を重視しないグループとに分けられたと考えられる。これは、 $G_1^*$ のパラメータが負で、 $G_2^*$ のパラメータが正でありどの

表一 潜在セグメントモデルの推定結果

|            |           | ノンセグメントモデル       | 潜在セグメントモデル     |                |
|------------|-----------|------------------|----------------|----------------|
| 選択<br>モデル  | $\beta_1$ | S C定数<br>(Wave3) | 0.512 (2.5)    | 2.66 (1.4)     |
|            |           | S C定数<br>(Wave4) | 0.335 (1.8)    | 0.281 (0.5)    |
|            |           | 距離               | -0.0639 (-4.7) | -2.29 (-1.3)   |
|            |           | 交通利便性            | 0.225 (4.4)    | -0.330 (-1.1)  |
|            |           | 買物利便性            | 0.156 (2.8)    | 1.41 (1.4)     |
|            | $\beta_2$ | S C定数<br>(Wave3) |                | 0.611 (1.8)    |
|            |           | S C定数<br>(Wave4) |                | 0.579 (2.7)    |
|            |           | 距離               |                | -0.0316 (-2.3) |
|            |           | 交通利便性            |                | 0.264 (3.6)    |
|            |           | 買物利便性            |                | 0.0809 (1.3)   |
|            | $\mu$     | 1.24 (4.1)       | 2.00 (3.0)     |                |
| 帰属度<br>モデル | $\Gamma$  | $G_1^*$          |                | -0.146 (-0.5)  |
|            |           | $G_2^*$          |                | 0.644 (2.1)    |
| $\rho^2$   |           | 0.209            | 0.250          |                |
| サンプル数      |           | 124              | 124            |                |

( )内は t 値

潜在変数が大きくなってもセグメント2に所属する確率が高くなるためと考えられる。またモデルの適合度はその指標から大幅に上がっていることが確認された。

系列相関と潜在セグメントを考慮したモデルの推定結果を表一3に示す。また系列相関だけを考慮したモデルの結果も同時に示した(ノンセグメントモデル)。ここで得られた2つのセグメントはそのパラメータの有意性から、それぞれ定数項の影響が大きいセグメントと距離と利便性の影響が大きいセグメントになっていると考えられる。系列相関のみを考慮したモデルと潜在セグメントと系列相関を考慮したモデルの推定結果と比較すると、潜在セグメントを考慮したモデルは適合度上昇はわずかである。これは系列相関を考慮することによって、嗜好の異質性をかなり捉えたため、潜在セグメントを導入することの限界効用は減じたものと考えられる。

#### 4. まとめ

以上事例研究で得られた結果より、本研究で提案した手法により、選択結果という情報のみから嗜好の違うセグメントを抽出することに成功した。しかし、セグメントの数はあくまで観測者の側からアプ

表一3 系列相関を考慮した潜在セグメントモデルの推定結果

|            |           | ノンセグメントモデル       | 潜在セグメントモデル     |                |
|------------|-----------|------------------|----------------|----------------|
| 選択<br>モデル  | $\beta_1$ | S C定数<br>(Wave3) | 0.646 (2.5)    | 2.32 (2.1)     |
|            |           | S C定数<br>(Wave4) | 0.403 (1.7)    | 2.90 (2.7)     |
|            |           | 距離               | -0.0767 (-4.8) | -1.02 (-2.9)   |
|            |           | 交通利便性            | 0.239 (4.2)    | 0.160 (1.1)    |
|            |           | 買物利便性            | 0.129 (2.1)    | 0.162 (0.7)    |
|            | $\beta_2$ | S C定数<br>(Wave3) |                | 0.427 (0.6)    |
|            |           | S C定数<br>(Wave4) |                | -0.542 (-0.5)  |
|            |           | 距離               |                | -0.0212 (-0.7) |
|            |           | 交通利便性            |                | 0.364 (2.4)    |
|            |           | 買物利便性            |                | 0.532 (2.1)    |
|            | $\theta$  | 1.23 (3.3)       | 1.61 (2.4)     |                |
|            | $\mu$     | 1.63 (2.6)       | 0.892 (3.8)    |                |
| 帰属度<br>モデル | $\Gamma$  | $G_1^*$          |                | 0.470 (1.1)    |
|            |           | $G_2^*$          |                | 0.512 (7.3)    |
| $\rho^2$   |           | 0.231            | 0.235          |                |
| サンプル数      |           | 124              | 124            |                |

( )内は t 値

リオリに与えたものであり、今後最適なセグメント数を決定する基準の提案や、潜在変数の算定方法に改善の余地が残されていると考えられる。

#### 参考文献

- 1) Kitamura, R. : Panel Analysis in Transportation Planning: An Overview, Transportation Research-A, Vol.24A, No.6, pp.401-405, 1990.
- 2) Joffe Swait : A Structural Equation Model of Latent Segmentation and Product Choice for Cross-Sectional Revealed Preference Choice Data, Prepared for presentation at the American Marketing Association Advanced Research Techniques Forum, 1993.
- 3) 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.
- 4) 西井, 岩本, 弦間, 岡田: 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), pp. 163-168, 1992.