

系列相関を持つ複数データを用いた 離散型選択モデルの実用的推定法

溝上章志¹・柿本竜治²

¹正会員 工博 熊本大学教授 工学部環境システム工学科 (〒860-8555 熊本市黒髪2-39-1)

²正会員 博(学) 熊本大学助手 大学院自然科学研究科 (〒860-8555 熊本市黒髪2-39-1)

本研究では、同一個人の RP と SP などの複数データを用いて離散型選択モデルを推定する際に、推定されるべきモデルの誤差項に内在する系列相関項を陽な形で算出する理論的、かつ実用的な手法を提案する。立地行動と手段選択行動という 2 種類のデータによるモデルの適用可能性の検証を行った結果、RP/SP 同時推定モデルや RP/SP 同時推定に状態依存項を導入したモデルよりも尤度比や的中率などの適合度指標の値がかなり向上すると同時に、各説明変数の統計的有意性も向上する結果となった。また、系列相関項と状態依存性項との重共線性の存在を実証的に説明した。

Key Words : discrete choice model, serial correlation, RP/SP data, micro location data

1. はじめに

同一サンプルから得られたために互いに相関を持つような複数組のデータを同時に用いて離散型選択モデルの推定を行う場合がある。その典型的な例は、実際の行動結果に基づく RP (Revealed Preference) データと、実験者によって提示される仮想の選択肢に対する選好意志表示である SP (Stated Preference) データとを同時に用いて手段選択モデルのような離散型行動モデルを推定する場合である。RP データと SP データを同時に用いる利点としては、1)新交通システム導入時のように、現存しない交通サービスに対する選択モデルは RP データだけでは構築できない、2)実験計画法などを用いて設定されたサービス要因間のトレードオフ情報により、より信頼性の高いモデルの推定が期待できる、3)逆に、SP データに含まれる種々のバイアスを RP データによって修正できることなどが挙げられている。

しかし、両データは同一被験者から得られたデータであるから、これらを個別に用いて推定される RP モデルと SP モデルの効用の誤差項には相関が生じていたり、実際の行動結果、つまり RP データでの選択行動が仮想状況における選好意志、つまり SP データでの選好に影響を与えると考えるのは妥当であろう。森川ら¹⁾は、前者を「系列相関」、後者を「状態依存性」とよび、確率効用理論の中で両者を明示的に考慮できるモデルの定式化と推定方法を示

している。森川らの系列相関を考慮した RP/SP 融合モデルの概要は以下の通りである。

通常のランダム効用理論においては、効用関数の誤差項は ε_{in} は、個人 n や選択肢 i に特有の要因による影響が大きいことから、この ε_{in} を個人 n と選択肢 i に依存する部分 λ_{in} と真にランダムなホワイトノイズ部分 ν_{in} に線形分離し、RP モデルの誤差項 ε_{in}^{RP} を以下のように仮定する。

$$\varepsilon_{in}^{RP} = \lambda_{in}^{RP} + \nu_{in}^{RP} \quad (1)$$

さらに、SP データを用いたモデルの誤差項 ε_{in}^{SP} の個人と選択肢に依存する部分 λ_{in} は RP モデルのそれと相関を持つと仮定し、

$$\varepsilon_{in}^{SP} = \lambda_{in}^{SP} + \nu_{in}^{SP} = \theta_i \lambda_{in}^{RP} + \nu_{in}^{SP} \quad (2)$$

と表す。ここで、 θ_i は選択肢ごとのシステマティックな誤差の大きさの違いを表すパラメータとしている。別の解釈をすれば、この θ_i は、 λ_{in}^{RP} と λ_{in}^{SP} の分散 $Var[\cdot]$ と両者の相関係数 ρ を用いて、

$$\theta_i = \rho \sqrt{Var[\lambda_{in}^{SP}] / Var[\lambda_{in}^{RP}]} \quad (3)$$

で表すことができるパラメータであり、これがまさに系列相関を表すパラメータである。

以上のような効用関数の誤差項に関する仮定の下で、個人 n が RP データで選択肢 i ($i \in I_n^{RP}$) を、SP データで j ($j \in I_n^{SP}$) を選択している場合の同時確率 $P_n\{\delta_{in}^{RP} = 1, \delta_{jn}^{SP} = 1\}$ は、

$$P_n\{\delta_{in}^{RP} = 1, \delta_{jn}^{SP} = 1\} = \int_{\lambda_n} P_n^{RP}(i | \lambda_n^{RP}) \cdot P_n^{SP}(j | \lambda_n^{SP}) \cdot f(\lambda_n^{RP}) d\lambda_n^{RP} \quad (4)$$

で表される。ここで、 $\lambda_n^{RP} = (\lambda_{in}^{RP}, \dots, \lambda_{in}^{RP}, \dots, \lambda_{jn}^{RP})$ なるベクトルである。したがって、全てのサンプルについての同時生起確率の対数尤度関数は、

$$L(\beta, \theta, \mu) = \sum_{n \in N} \sum_{i \in I_n^{RP}} \sum_{j \in I_n^{SP}} \delta_{in}^{RP} \cdot \delta_{jn}^{SP} \cdot \ln \left[\int_{\lambda_n} P_n^{RP}(i | \lambda_n^{RP}) \cdot P_n^{SP}(j | \lambda_n^{SP}) \cdot f(\lambda_n^{RP}) d\lambda_n^{RP} \right] \quad (5)$$

となる。ここで、 β は効用関数の属性変数のパラメータベクトル、 μ は後述する RP データと SP データのホワイトノイズのスケールを調整するパラメータ、 θ は前述の系列相関パラメータであり、これらは $L(\beta, \theta, \mu)$ の最大化問題を解くことによって推定される。 $f(\lambda_n^{RP})$ は λ_n^{RP} の同時確率密度関数であるが、たとえ選択肢ごとに独立な分布形を仮定したとしても、RP データにおける選択肢の数 I_n^{RP} の多重積分を必要とする。森川らは通常のプログラミング言語による推定計算でも計算時間には実用上の問題はないとしているが、非線形最適化の解の更新のたびに数値的な多重積分を繰り返すというこの推定計算は、実際にはプログラミングや計算時間の問題はかなり大きいことは想像に難くない。

本研究では、2. で、系列相関や状態依存性が内在している可能性のある複数のプーリングデータを用いて離散型選択モデルを推定する交通行動や立地行動分析の例を幾つか列挙する。3. では、森川の導出した系列相関を持つ RP データと SP データを同時に用いた離散型選択モデルを改良し、複数のデータを用いて推定されるモデルの誤差項間に内在する系列相関項を陽な形で算出する理論的、かつ実用的な手法を提案する。提案した手法の有用性は、4. において、新市街地区区画整理地区内のマイクロ立地データと、P&R システムの試行実験に当たって実施された利用意向調査データによって推定されたモデルによって実証される。さらに、系列相関項と状態依存性項との関係が理論的に検討され、モデル導入時に考慮されるべき点を明らかにする。

2. 複数データ間の系列相関

(1) RP データと SP データ

新交通システム導入に対する利用意向調査などにおいて、同一被験者から得られた RP データと SP データには、両モデルの効用の誤差項が独立ではないことによる系列相関と、現利用手段 (RP での回答結果) が SP での回答に影響を与える状態依存性というバイアスが存在すると考えるのは合理的である。また、仮想代替案の選好を一对比較法や順位付け法などを用いて繰り返し回答してもらう SP データ相互にも、これらのバイアスが含まれていると考えられる。

(2) 同一サンプルによる異時点選択データ

この例としては、同一サンプルによる異時点の選択行動データ、たとえば多時点パネルデータを用いた離散的選択行動分析がその例である。パネル分析は人の動的な行動分析が可能となる上に、個人間の異質性や動的特性の考慮ができる点でも有用である。この分析には同一被験者による異時点の選択行動データを用いることから、効用の誤差項には (時) 系列相関が生じていると考えられる。また、ある時点までの行動がそれ以後の意志決定に影響を与えるであろうから、状態依存性に相当するバイアスも内包していると考えられる。

その他、この種のデータを用いた離散型選択モデルとして、柿本・溝上²⁾ が提案したマイクロ立地モデルがある。このモデルは、新市街地区区画整理地区内の各画地の時系列的立地状況を、ランダム付値地代理論に基づいた地主の立地主体選択行動として離散型選択モデルで表現したものである。このモデルでは、各期の立地モデルを推定する際に、同一の画地の土地利用 (何が立地しているかやその土地属性などの) データを、 $(t-1)$ 期と t 期の時間の系列でプーリングしたサンプルを利用する。同一画地の同一用途に付けられる付値地代には相関があると考えのが合理的であることから、このモデルでは、 t 期における画地 h の用途 i に対するランダム付値地代関数の誤差項 ω_{ih}^t を

$$\omega_{ih}^t = \rho_i \omega_{ih}^{t-1} + \varepsilon_{ih}^t \quad (6)$$

のような 1 階の自己回帰過程にしたがうと仮定することで (時) 系列相関を考慮している。具体的な定式化や推定結果については後述する。このように、離散型選択モデルを系列相関が内在している複数の

プーリングデータを用いて推定する問題は、交通行動や立地行動分析の中では多く存在する。

3. 系列相関を考慮した RP/SP 融合モデル

(1) モデル導出の仮定

RP データの誤差項 ε_{in}^{RP} には個人や選択肢に関する観測できなかった属性や個人の選択肢に対する嗜好などが含まれると考えられる。そこで、本稿ではそれらを観測されない個人間の選択肢に対する異質性 (heterogeneity) とし、 ε_{in}^{RP} は、1)個人 n と選択肢 i に依存する部分 λ_{in} と、2)真にランダムなホワイトノイズ v_{in}^{RP} に線形分離でき、かつ、3)RP, SP データは同一個人の反応データであるから、SP モデルの効用関数の誤差項は RP モデルのそれと系列的な相関を持つと仮定する。このとき、それぞれのデータの誤差項は次のように表すことができる。

$$\varepsilon_{in}^{RP} = \lambda_{in} + v_{in}^{RP} \quad (7)$$

$$\varepsilon_{in}^{SP} = \theta_i \varepsilon_{in}^{RP} + v_{in}^{SP} \quad (8)$$

ここで、 θ_i は系列相関の程度を表す回帰係数である。上記の仮定より、SP データの誤差項と RP データの誤差項との間に系列相関を持たせたときの RP, SP それぞれの効用関数は、

$$U_{in}^{RP} = V_{in}^{RP} + \lambda_{in} + v_{in}^{RP} \quad (9)$$

$$U_{in}^{SP} = V_{in}^{SP} + \theta_i \varepsilon_{in}^{RP} + v_{in}^{SP} = V_{in}^{SP} + \theta_i \lambda_{in} + \theta_i v_{in}^{RP} + v_{in}^{SP} \quad (10)$$

となる。ここで、 V_{in}^{RP}, V_{in}^{SP} は確定的効用項である。式(7)を式(8)に代入して、SP の誤差項を

$$v_{in}^{SP} \equiv \theta_i v_{in}^{RP} + v_{in}^{SP} \quad (11)$$

のように、SP に固有のホワイトノイズだけで置き直したものが森川らのモデル定義に相当する。右辺の第1項の v_{in}^{RP} はホワイトノイズであるから、これは RP, SP 間でも独立と考えて式(11)を仮定するのは妥当であり、我々もこれを仮定して以後の展開を図ることにする。

このとき、個人 n の RP, SP モデルの選択確率は、 $\lambda_n = (\lambda_{1n}, \dots, \lambda_{in}, \dots, \lambda_{jn})$ が既知であるときの条件付き確率より、

$$P_{in}^{RP}(\lambda_n) = \text{Prob}\{U_{in}^{RP} > U_{jn}^{RP}, i, j = 1, \dots, I_n^{RP}, \text{and } i \neq j | \lambda_n\} \quad (12)$$

$$P_{in}^{SP}(\lambda_n) = \text{Prob}\{U_{in}^{SP} > U_{jn}^{SP}, i, j = 1, \dots, I_n^{SP}, \text{and } i \neq j | \lambda_n\} \quad (13)$$

となる。いま、ホワイトノイズである v_{in}^{RP}, v_{in}^{SP} に正規分布の近似として I.I.G.D.を仮定する。また、SP データと RP データとはホワイトノイズの分散が異なり、一般に前者の分散の方が後者のそれより大きいと考えられるので、次式のようなスケールパラメータ μ を用いて、 v_{in}^{RP}, v_{in}^{SP} のスケールを統一する。

$$\text{Var}[v_{in}^{RP}] = \pi^2 / (6\xi^2) = \mu \text{Var}[v_{in}^{SP}], 0 < \mu < 1 \quad (14)$$

このとき、個人 n の選択肢 i に対する RP, SP の選択確率は、それぞれ

$$P_{in}^{RP}(\lambda_n) = \frac{\exp\{\xi(V_{in}^{RP} + \lambda_{in})\}}{\sum_{k \in I_n^{RP}} \exp\{\xi(V_{kn}^{RP} + \lambda_{kn})\}} \quad (15)$$

$$P_{in}^{SP}(\lambda_n) = \frac{\exp\{\mu\xi(V_{in}^{SP} + \theta_i \lambda_{in})\}}{\sum_{k \in I_n^{SP}} \exp\{\mu\xi(V_{kn}^{SP} + \theta_k \lambda_{kn})\}} \quad (16)$$

となる。ここで、森川に習って RP, SP モデルの確定的効用項を

$$V_{in}^{RP} = \beta x_{in}^{RP} + \alpha w_{in}^{RP} \quad (17)$$

$$V_{in}^{SP} = \beta x_{in}^{SP} + \gamma z_{in}^{SP} \quad (18)$$

のように仮定しておく。 x_{in}^{RP}, x_{in}^{SP} は RP, SP データに共通の変数であり、 w_{in}^{RP}, z_{in}^{SP} は RP, SP に固有の変数である。また、以下では簡単のために $\xi=1.0$ とするが、展開に一般性を欠くことはない。

(2) 融合モデルの導出と推定法

森川らは λ_{in} に選択肢ごとに独立な分布型を仮定しているが、本研究では簡単化のため、各個人は各選択肢に固有の値を持っていると仮定する。このとき、式(15)と(16)に含まれる λ_{in} は、 $\sum_{n=1}^N I_n^{RP}$ だけ存在するので、これらと確定的効用項のパラメータとを同時に推定することはできない。そこで、以下のような段階推定法³⁾を応用する。

Step-1: まず、個人 n と選択肢 i に対する観測されていない特性値 λ_{in} を求める。

個人 n が、実際に選択肢 j を選択しているのは、

$$\varepsilon_{jn}^{RP} - \varepsilon_{in}^{RP} > V_{in}^{RP} - V_{jn}^{RP} \quad (j \neq i) \quad (19)$$

のときである。しかし、確定的効用の関係が $V_{jn}^{RP} < V_{in}^{RP}$ で与えられるような場合、彼については、確定的効用として観測されなかった要因があるなどの理由で、 j の誤差項 ε_{jn}^{RP} が i の誤差項 ε_{in}^{RP} に比べて相対的に大きくなるように、効用の誤差項に偏りが生じていると考えられる。本研究では、この偏りを個人と選択肢に依存している部分と捉え、効用の誤差に個人間の同質性を仮定したモデル、すなわち、式(15)で $\lambda_{in} = 0$ としたモデルからの結果と実際の行動結果との差異に、 λ_{in} が内包されていると考える。

そこで、まず、誤差項の同質性の仮定の下での個人 n の選択肢 i に対する選択確率を、式(20)によって求める。

$$P_{in} = \frac{\exp(\beta x_{in}^{RP} + \alpha w_{in}^{RP})}{\sum_{k \in I_n^{RP}} \exp(\beta x_{kn}^{RP} + \alpha w_{kn}^{RP})} \quad (20)$$

Dubin, McFadden⁹⁾は、式(19)の条件下での各選択肢の効用の誤差項の期待値が、以下のように表されることを示している。

$$E(\varepsilon_{in} | \text{RP データで選択肢 } j \text{ が選択されている}) = \eta_{in} = \begin{cases} -\ln P_{in} & (\text{if } i = j) \\ \frac{P_{in}}{(1-P_{in})} \ln P_{in} & (\text{if } i \neq j) \end{cases} \quad (21)$$

ここで、 η_{in} は個人 n と選択肢 i ごとに算出される。前述したように、誤差項 ε_{in} の条件付き期待値 η_{in} を簡易的に個人 n の選択肢 i に対する観測されていない特性値 λ_{in} として扱う。すなわち、

$$\lambda_{in} \equiv \eta_{in} \quad (22)$$

と仮定する。

Step-2: 式(15)に換えて、RP モデルを

$$P_{in}^{RP} = \frac{\exp(\beta x_{in}^{RP} + \alpha w_{in}^{RP} + \eta_{in})}{\sum_{k \in I_n^{RP}} \exp(\beta x_{kn}^{RP} + \alpha w_{kn}^{RP} + \eta_{kn})} \quad (23)$$

として、未知パラメータ $\hat{\beta}$ 、 $\hat{\alpha}$ を推定する。

Step-3: Step-2 で推定した $\hat{\beta}$ を用いて $t_{in}^{SP} = \hat{\beta} x_{in}^{SP}$ を求め、SP モデルの確定的効用項を

$$V_{in}^{SP} = \mu t_{in}^{SP} + \mu \gamma z_{in}^{SP} + \mu \theta_i \eta_{in} \quad (24)$$

として以下のSPモデルをSPデータを用いて推定する。

$$P_{in}^{SP}(\eta_n) = \frac{\exp(\mu t_{in}^{SP} + \mu \gamma z_{in}^{SP} + \mu \theta_i \eta_{in})}{\sum_{k \in I_n^{SP}} \exp(\mu t_{kn}^{SP} + \mu \gamma z_{kn}^{SP} + \mu \theta_k \eta_{kn})} \quad (25)$$

ここで、 $\eta_n = (\eta_{1n}, \dots, \eta_{in}, \dots, \eta_{n'n})$ である。 z_{in}^{SP} には実際に（つまり、RP データで）利用している手段を表すダミー変数 δ_{in}^{RP} を含ませることによって、状態依存性についても考慮することができるが、その妥当性については後で検討する。

得られたパラメータ $\hat{\mu}$ 、 $\overline{\mu \gamma}$ 、 $\overline{\mu \theta_i}$ より、本来推定すべきパラメータ $\hat{\gamma}$ と $\hat{\theta}_i$ とを、

$$\hat{\gamma} = \overline{\mu \gamma} / \hat{\mu}, \quad \hat{\theta}_i = \overline{\mu \theta_i} / \hat{\mu} \quad (26)$$

より求める。

Step-4: スケールパラメータ $\hat{\mu}$ によって x_{in}^{SP} と w_{in}^{SP} を $\hat{\mu}$ 倍したスケールド SP データを作成し、RP データとプールしたデータを用いて RP モデルと SP モデルとを同時推定する。

4. ケーススタディ

(1) ミクロ立地モデルの例

a) データとモデルの概要

前述したミクロ立地モデルを熊本南部第一土地区画整理地区（地区面積 117.0ha、計画人口 10,000 人、事業前の 1980 年の地区内人口は 520 人、土地所有者数は 455 人）における時系列的立地行動分析に適用し、その適用可能性を検証した例を再掲する。詳細は参考文献 2) を参照されたい。

モデル推定のためのデータベースは以下の要領で作成した。まず、分析対象地域の住宅 1 戸の平均的なサイズを基準として、約 20m×20m のメッシュ（全 2889 メッシュ）に区切る。土地属性や立地物件の属性については建築申請台帳から収集し、それらを各々の立地地点のメッシュに対応させ、最終的にはメッシュ毎の数値データに変換した。この 1 メッシュを 1 画地とする。都心までのバス経路距離などの交通利便性や各ダミー変数、例えば水道、ガス等の資産価値評価のための各要因に関するデータは、各種ライフライン敷設資料や地図上での計測などをもとに別途作成した。分析に用いた全項目を表-1 に示す。以下では、立地動向が特徴的に変化する 1988 年（地区内街路網完成時）の前（1期）と後（2期）

表-1 データベースの項目

建築申請台帳から得られる項目	
①申請年	②立地点
③用途	④建築申請面積
⑤建築既存面積	⑥敷地面積
⑦建坪率	⑧工事種類
⑨建築構造	⑩建築階数
⑪竣工年	
別途作成した項目	
①水道の設置年	②ガスの設置年
③下水の設置年	
④都心までのバス経路距離	⑤都心までのバス経路距離
⑥集散街路までの距離	⑦角地か否
⑧前面道路の道幅	⑨用途地域

の2時点に時間を離散的に区分し、モデルの定式化と推定を行う。なお、立地用途選択肢は空地、住居系、および商業・業務系（事務所、店舗、倉庫）である。

分析対象地域の1期以前の土地利用状況は更地同様であり、各土地利用の付値地代関数の誤差項には時系列相関は生じていないと考えてもよい。このとき、時系列相関を考慮した1期、および2期の付値地代関数は、式(6)より、それぞれ以下のように定義できる。

$$\Psi_i^1(z_h^1) = \beta_i z_h^1 + \alpha_i X_h^1 + \varepsilon_{ih}^1 \quad (27)$$

$$\Psi_i^2(z_h^2) = \beta_i z_h^2 + \alpha_i X_h^2 + \rho \varepsilon_{ih}^1 + \varepsilon_{ih}^2 \quad (28)$$

z_h^t はt期の土地属性である。 X_h^t は次式で定義するような集積ポテンシャルベクトルであり、土地h周辺に立地している用途jの集積の程度を表すので、 $\alpha_i X_h^t$ によって空間的な相互作用項を表現することができる。

$$X_h^t = \begin{bmatrix} \sum_{h' \in H} \delta_{hh'}^t \exp(-\gamma d_{hh'}) \\ \sum_{h' \in H} \delta_{2h}^t \exp(-\gamma d_{hh'}) \\ \vdots \\ \sum_{h' \in H} \delta_{jh}^t \exp(-\gamma d_{hh'}) \\ \vdots \\ \sum_{h' \in H} \delta_{nh}^t \exp(-\gamma d_{hh'}) \end{bmatrix} \quad (29)$$

ここで、 δ_{jh}^t はt期に土地hに用途jが立地しているときに1、そうでないときには0の値をとるダミー変数であり、 $\sum_{j \in J_h} \delta_{jh}^t = 1$ である。また、 $d_{hh'}$ は土地hとh'との距離、 γ は距離減衰パラメータである。空間相互作用パラメータ $\alpha_i = \{\alpha_{i1} \alpha_{i2} \dots \alpha_{ij} \dots \alpha_{in}\}$ は、用途jの集積の程度が用途iの立地に与える影響の大きさを表す。

時系列的に独立な誤差項 ε_{ih}^t がパラメータ (κ, θ^t)

(κ :オイラー定数)のI.I.G.D.を仮定すると、土地hにおける用途iの立地確率はそれぞれ、次式となる。

$$P_{ih}^1 = \frac{\exp \theta^1 (\beta_i z_h^1 + \alpha_i X_h^1)}{\sum_{j \in J_h} \exp \theta^1 (\beta_j z_h^1 + \alpha_j X_h^1)} \quad (30)$$

$$P_{ih}^2 = \frac{\exp \theta^2 (\beta_i z_h^2 + \alpha_i X_h^2 + \rho \varepsilon_{ih}^1)}{\sum_{j \in J_h} \exp \theta^2 (\beta_j z_h^2 + \alpha_j X_h^2 + \rho \varepsilon_{ih}^1)} \quad (31)$$

今期の立地状態が次期の立地状態に影響するという立地問題の特性は、両期の立地モデルの説明変数のパラメータを共通にする場合、今期の立地モデルによる予測結果と実際の立地結果との差が次期の予測結果と実際の立地の差に影響を及ぼす。すなわち、1期の立地モデルと実際の立地結果との間に生じている観測されない立地効用が、2期の立地モデルにも伝達される。この観測されない立地効用の値は、1期の立地状態を条件とした系列的に独立なバイアス誤差項 ε_{ih}^1 の値であり、式(21)と同様に以下のような値として求めることができる。

$E(\varepsilon_{ih}^1 | 1 \text{ 期に } j \text{ が立地しているとき})$

$$= \begin{cases} -\frac{\ln P_{ih}^1}{\theta^1} & (\text{if } i = j) \\ \frac{P_{ih}^1}{(1 - P_{ih}^1) \theta^1} \ln P_{ih}^1 & (\text{if } i \neq j) \end{cases} \quad (32)$$

スケールパラメータ θ^2 （ただし、ここでは便宜上 $\theta^1 = 1.0$ と仮定）と時系列相関パラメータ ρ 、空間相互作用パラメータベクトル α_i 、および距離減衰パラメータ γ と土地属性に掛かるパラメータ β_i は、次の対数尤度関数を最大にする解として求められる。

$$L(\alpha, \beta, \gamma, \theta, \rho) = \sum_{h \in H} \left(\sum_{i \in J_h} \delta_{ih}^1 \ln P_{ih}^1 + \sum_{j \in J_h} \delta_{jh}^2 \ln P_{jh}^2 \right) \quad (33)$$

ここで、 δ_{ih}^t はt期に土地hに用途iが立地しているとき1、立地していないとき0である。

b) 推定結果とその考察

パラメータの推定結果を表-2に示す。model-1は時系列相関を考慮しないモデルであり、model-2が本研究で提案した時系列相関を考慮したモデルである。それぞれのモデルは、t値が高く、統計的に有意な説明変数だけを採用したものである。両モデルとも尤度比は高く、モデルの適合度は高いが、時系列相関を考慮したmodel-2は、考慮しないmodel-1

表-2 ミクロ立地モデルの推定結果

Variables	model-1	model-2
空地 (β_0) 定数項	4.153 (17.88)	5.726 (67.24)
住居 (β_1)		
街路網完工ダミー		0.140 (1.21)
区画街路ダミー	0.428 (1.71)	0.658 (5.29)
ガスダミー	2.108 (17.14)	1.888 (14.06)
空間相互作用項 (α_1)		
住居	0.402 (25.90)	0.234 (27.14)
商業・業務	0.088 (3.69)	
商業・業務 (β_2)		
集散街路距離ダミー		0.372 (2.91)
前面道路の道幅	0.038 (6.22)	0.018 (1.90)
ガスダミー	2.411 (17.88)	2.323 (24.25)
空間相互作用項 (α_2)		
住居	0.051 (2.19)	
商業・業務	0.389 (13.32)	0.237 (23.14)
時系列相関パラメータ (ρ)		2.054 (16.47)
スケールパラメータ (θ^2)		0.835 (26.18)
サンプル数	4010	4010
的中率	68.5	68.4
L(0)	4405.4	4405.4
L(β)	2964.8	1819.4
尤度比	0.327	0.587

注) 前面道路ダミー：6m幅員の場合1
 集散街路ダミー：20m以内の場合1

に比べて尤度比が飛躍的に向上しているのが分かるであろう。また、時系列相関パラメータ、スケールパラメータとも統計的に有意な変数となっている。この結果より、観測されない効用の情報が2期の立地モデルに伝えられ、1期の立地モデルが2期のモデルにもたらずバイアスが十分に除去されたということが出来る。通常、この種のバイアスの修正には、1期の立地状態を表すダミー変数(状態依存ダミー変数であり、慣性項ともいわれるダミー変数)を2期のモデルに導入することにより行われるが、それと同じ効果を持つと考えられる。したがって、本モデルでは前期の立地状態を表すダミー変数の導入はしていない。この点については次節で詳細に検討される。

このように、本モデルの構築概念とその推定法は、時系列相関を持つ同一画地の異時点立地データを用いてダイナミックなミクロ立地モデルを構築するような場合にも有用である。

(2) P&R 導入のための RP/SP 融合モデル⁹⁾

a) データとモデルの概要

実証分析に用いるデータは、1997年2月と3月に試行実験が行われた熊本市圏 P&R システムの事前調査として、1996年1月に都心地区14事業所を対象に実施された P&R 利用意向に関するアンケート調査から得られたものである。調査票は4,935枚配布され、3,632が回収(回収率73.6%)された。この調査では、各個人から現況の通勤交通手段に関する RP データ(現通勤利用手段、所要時間、通勤費用などの LOS (level of service)、代替手段とその LOS、および年齢、性別などの個人の社会経済属性)と、P&R に対する2種類の SP (SP1とSP2) データを収集している。今回のモデル推定に用いるのは SP1 データであり、その収集方法と特徴は以下の通りである。

① 実際地図上に設定した12ヶ所の P&R 駐車場と、現在のバス輸送サービスを実現可能な範囲で改善したシステムバスの LOS を被験者に提示する。これらを参考に、被験者に利用する駐車場を選択してもらう。

② 選択した P&R 駐車場までの利用アクセス手段と所要時間などを尋ねる。

③ アクセス手段が乗用車である被験者に対して、現利用手段から仮想の P&R システムに転換するための P&R 駐車場料金の支払い最高限度額を尋ねる。

しかし、P&R 駐車場の駐車料金はあらかじめ設定されていないので、このままでは各被験者の P&R システム導入後の選択手段が分からない。そこで、

④ 各被験者が現利用手段のままか、あるいは P&R へ転換するかを以下の手順で設定する。

a) 全被験者の P&R 駐車場料金の支払い最高限度額の分布形とその母数(平均値と標準偏差)を求める。 χ^2 検定の結果、P&R 駐車場に対する支払最高限度額の回答値の分布は、N(3570,890)に従うことが統計的に検証された。

b) 分布形に従う乱数を発生させ、この値を各個人毎の P&R 駐車場の料金として設定する。

c) 設定額が支払い最高額の回答値よりも高ければ、その被験者は P&R システムを利用せず現手段をそのまま利用し、逆に低ければ P&R に転換するとみなすことによって、P&R システム導入後の利用手段を設定する。

SP1 データの特徴は、幾つかの仮想代替案に対する選好を直接的に問う通常の SP 質問方式ではなく、P&R 駐車場位置とシステムバス路線の LOS は実現可能なものを設定し、P&R システム導入に際して最

表-3 P&R データに対する手段選択モデルの推定結果

Variables	RP モデル	SP モデル	RP/SP 同時推定 モデル	RP/SP 同時推定 +状態依存	系列相関モデル	系列相関 +状態依存
自動車定数項	0.2556 (0.28)	-0.1018 (0.15)	-0.7535 (1.32)	-3.155 (3.75)	-1.833 (2.28)	-0.5089 (0.83)
マストラ定数項	0.3199 (0.47)	-0.6481 (2.08)	-0.7616 (2.26)	-2.932 (4.38)	-1.668 (3.46)	-1.077 (2.35)
業務形態 (内勤:1)	0.5969 (0.97)	-0.1043 (0.15)	0.5791 (1.08)	0.7130 (1.20)	0.9147 (1.30)	0.09203 (0.21)
総所要時間 (分)	-0.00720 (0.54)	0.00883 (0.88)	-0.00143 (0.14)	-0.00752 (0.62)	-0.00469 (0.33)	0.00395 (0.66)
所要費用 (10 円)	-0.00014 (0.38)	-0.00104 (2.82)	-0.00073 (2.32)	-0.00083 (2.29)	-0.00100 (2.54)	0.00019 (2.86)
駐車料金 (10 円)	-0.00091 (4.09)	-0.00119 (3.73)	-0.00112 (5.41)	-0.00106 (4.64)	-0.00149 (5.29)	-0.00110 (5.23)
自動車慣性ダミー				3.719 (4.58)		-0.1771 (0.21)
マストラ慣性ダミー				3.338 (4.51)		0.2888 (0.54)
スケールパラメータ			0.6276 (2.94)	0.4529 (2.12)	0.4891 (2.95)	1.855 (4.90)
系列相関項					3.228 (6.32)	1.368 (3.85)
サンプル数	138	138	276	276	276	276
的中率	68.1	53.6	61.2	64.9	78.3	84.4
L(0)	-95.65	-146.74	-242.39	-242.39	-188.12	-188.12
L(β)	-80.41	-121.58	-208.45	-192.65	-124.94	-111.35
尤度比	0.159	0.171	0.140	0.205	0.336	0.408

も重要な要因と思われる P&R 駐車場料金の支払い最高限度値だけを聞いている点にある。

b) 推定結果とその考察

推定結果を表-3に示す。推定されたモデルの選択肢は、自動車、マストラ、および新規に導入される P&R システムの3つである。比較のために、系列相関を考慮した系列相関モデルのほかに、RP データ、SP データをそれぞれ個別に用いた RP モデルと SP モデル、RP データと SP データを融合した RP/SP 同時推定モデル、RP/SP 同時推定時に RP での状態依存項を説明変数に加えた RP/SP+状態依存モデル、および系列相関モデルに状態依存項を加えた系列相関+状態依存モデルの、計6つのモデルを推定した。

尤度比は同一データと同一選択肢について推定された初期尤度が等しいモデル間でしか比較可能でないため、初期尤度のみが異なる場合には最終尤度、的中率、およびパラメータの t 値とを総合的に加味して6つのモデル間の優劣を判断している。また、本来、系列相関項は選択肢固有変数として推定すべきであるが、選択肢ごとにパラメータに大きな差が見い出せなかったため、ここでは選択肢共通変数として推定している。

RP モデルは的中率こそ 68.1% で特段、低くはないものの、駐車料金以外は t 値が低くて統計的に有意となっていない。SP モデルでは所要費用と駐車料金は統計的に有意になっているものの、所要時間につ

いては有意とはいえず、かつ符号条件も期待されるものと逆になっている。これは、サンプル数の少なさに主な原因があると思われるが、いずれにしても RP、SP データの単独使用によるモデルの尤度比はあまり大きくなく、モデルの適合度は高いとはいえない。

一方、RP/SP 同時推定モデルでは、RP モデルによって SP モデルが修正された結果、SP モデルでは正であった総所要時間の符号が負に改善されている上に、大半の変数の t 値の値が向上している。尤度比はやや低いものの的中率は SP データ単独使用のモデルよりもかなり向上している。状態依存項を加えた RP/SP 同時推定モデルでは、自動車、マストラ両手段の慣性項は有意となり、かつ的中率、尤度比ともかなり向上している。SP データのホワイトノイズの RP データのそれに対するスケールパラメータも 1.0 以下となっており、前者の方が大きいという事前の仮説が検証されている。

次に、系列相関モデルについて考察する。RP/SP 同時推定モデルに系列相関項を加えただけで、最終尤度は -208.45 から -124.94 へ、的中率も 61.2% から 78.3% へ向上し、適合度に飛躍的な改善がなされている。また、大半の変数の t 値が向上し、業務形態と総所要時間以外全ての変数が統計的に有意な変数になっている。系列相関項の有意性は高い。一方、この系列相関モデルに状態依存項を加えると、的中

率、尤度比などの適合度指標は向上するが、状態依存項は統計的に有意でなく、かつ自動車慣性項については符号が負になるなどの結果となった。これは、たとえばあるサンプルがRPで自動車利用であれば、つまり状態依存項としての自動車慣性ダミーが1であるときには、式(21)より計算される誤差項のバイアス値は正の値をとり、逆に0の場合は負の値をとる。このように、系列相関項の値の挙動は慣性項の挙動に一致するため、モデルの中で同時に説明変数として用いた場合には両者に重共線性が働くためである。換言するならば、本モデルによって算出される系列相関項は同時に状態依存項の役割を果たすといえる。この性質より、本モデルでは系列相関と状態依存項を同時にモデルに導入することは避けなければならない。

5. おわりに

本研究では、同一個人のRPとSPなどの複数データを用いて離散型選択モデルを推定する際に、推定されるべきモデルの誤差項に内在する系列相関項を陽な形で算出する理論的、かつ実用的な手法を提案した。問題の設定と効用の誤差項の仮定は森川のもとの同一であるが、モデル推定時に両者の系列相関項を選択性バイアスで置き換えている点が理論性を崩さず、かつ計算方法などの点でかなり実用的になっている。立地行動と手段選択行動という2種類のデータによるモデルの適用可能性の検証を行った結果、RP/SP同時推定モデルやRP/SP同時推定に状態依存項を導入したモデルよりも尤度比や的中率などの適合度指標の値がかなり向上すると同時に、各説明変数の統計的有意性も向上する結果となった。ま

た、系列相関項と状態依存性項の挙動は1対1に対応するために、説明変数として同時にモデルに導入した場合には重共線性が生じることをモデルの定式化の過程から理論的に説明した。両者の重共線性の存在は実証的には認められていたものであり、それを理論的に説明したという点でも成果は大きいといえるであろう。

本手法を適用する局面は、RPとSPデータを同時に用いる手段選択行動分析などに限らず、パネルデータを用いた人の動的交通行動や、同一画地の時系列的立地行動を分析する際にもあり、本手法の適用範囲は非常に広いものと考えられる。今後、さらに実証分析を重ねて本手法の有効性の検証を行っていく必要がある。

参考文献

- 1) 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選択モデルの推定法, 土木学会論文集, No.476/IV-21, pp.11-18, 1993.
- 2) 柿本竜治, 溝上章志: 区画整理事業地区内マイクロ立地モデルの提案, 土木計画学研究・論文集, No.14, pp.277-284, 1997.
- 3) 森川高行, M.Ben-Akiva: RPデータとSPデータを同時に用いた非集計行動モデルの推定法, 交通工学, Vol.27, No.13, pp.21-30, 1992.
- 4) Dubin, J.A., and D. McFadden: "An Econometric Analysis of Residential Electric Appliance Holdings and Consumption", *Econometrica* 52, pp.345-362, 1984.
- 5) 溝上章志, 柿本竜治, 首藤成次郎: P&Rシステムの需要予測のための調査及びモデル構築法, 土木計画学研究・講演集 No.20(2), pp.843-846, 1997.

(1998. 4. 6 受付)

A NEW ESTIMATION METHOD OF DISCRETE CHOICE MODELS WITH SERIALY CORRELATED PLURAL DATA

Shoshi MIZOKAMI and Ryuji KAKIMOTO

Among more than two disaggregate behavioral data like revealed and stated preference data collected from same individuals, the serial correlation is usually included. This paper develops a discrete choice model and its estimation method that combined some serially correlated datasets. This method is applied to SP and RP data for the introduction of P&BR system and time series location data of same lots. These two case studies show effectiveness and availability of the proposed method.