

IV-160 系列相関を持つRPデータとSPデータを同時に用いる交通行動モデルの推定法

(株)三菱総合研究所 正員 山田菊子
名古屋大学工学部 正員 森川高行

1. はじめに

離散型選択分析を用いた非集計行動モデルの交通需要予測, 特に交通機関分担の予測への適用は一般的になり, 近年では各種の数理心理学データを用いて, さらに詳しく人間の行動を表現するモデルの構築が試みられている。著者らは, 仮定の状況下での選好意識を表すステイティッド・プリファレンス・データ(以下, SPデータ)と実際の行動結果に基づくリヴィールド・プリファレンス・データ(以下, RPデータ)と同時に用いることにより, 操作性の高いSPデータと, 信頼性の高いRPデータのそれぞれの長所を同時に得られるモデルを行なってきた(例えば参考文献1, 2)。本研究はそれらを理論的にさらに発展させたものである。

2. モデルの概要

RPデータとSPデータを同時に用いてモデルを推定する際に考慮しなければならない点は, "state dependence"と系列相関(serial correlation)の取り扱いである。前者はSPデータの選択がRPモデルの行動結果に依存するという性質で, 後者はRPモデルとSPモデルの誤差項にそれぞれの個人の代替案ごとに共通な説明変数に含まれない要因の影響が現われるため, RPモデル, SPモデルに独立でないというものである。"state dependence"はSPモデルの効用関数の説明変数にRPモデルの選択結果を表す慣性項を導入することにより解決することができるが, 系列相関と共に存在する本モデルの場合にパラメータの推定値にバイアスが生じる。そこで本研究では系列相関の表現の方法を提案しこの問題に対処する。

RPデータとSPデータの発生過程をそれぞれに仮定して効用関数を定義したうえで誤差項に系列相関を考慮する。ここに, それぞれ個人 n の代替案 i についての効用 u_i は, RPモデル, SPモデルに共通のパラメータを持つ説明変数ベクトルと x と, それぞれに固有のパラメータを持つ w, z からなる確定効用と, 誤差項 ω により, ランダム効用として次のように定義される。 α, β, γ はそれぞれ未知パラメータ・ベクトルである。

$$u_n^{RP} = \beta' x_n^{RP} + \alpha' w_n^{RP} + \omega_n^{RP} \quad (1)$$

$$u_n^{SP} = \beta' x_n^{SP} + \gamma' z_n^{SP} + \omega_n^{SP} \quad (2)$$

誤差項により系列相関を表現するために, 個人の選択肢ごとに共通の値をとる λ と, 真にランダムな ε を定義する。未知パラメータ θ はRPモデルとSPモデルにおける誤差項 λ の重みの違いを表すパラメータである。

$$\omega_n^{RP} = \lambda_{in} + \varepsilon_{in}^{RP} \quad (3)$$

$$\omega_n^{SP} = \theta_i \cdot \lambda_{in} + \varepsilon_{in}^{SP} \quad (4)$$

以上の定義を用いて式(1), (2)を書き直すと,

$$u_n^{RP} = \beta' x_n^{RP} + \alpha' w_n^{RP} + \lambda_{in} + \varepsilon_{in}^{RP} \quad (5)$$

$$u_n^{SP} = \beta' x_n^{SP} + \gamma' z_n^{SP} + \theta_i \cdot \lambda_{in} + \varepsilon_{in}^{SP} \quad (6)$$

また誤差項 ε の分散の違いをスケール・パラメータ μ で表現することにより予測の段階で, 推定されたパラメータを同時に効用関数内に取り込むことが可能となる。

$$Var(\varepsilon_n^{RP}) = \mu^2 \cdot Var(\varepsilon_n^{SP}) \quad (7)$$

推定されたスケール・パラメータが1より小さければ, SPデータはRPデータよりも大きな分散を持つことになる。

以上のように定義された効用関数を用いて選択確率は二つの誤差項 ε と λ の分布形を仮定することにより得られる。まず λ が与えられたもとの条件付き選択確率は,

$$P_n^{RP}(i|\lambda) = \text{prob}(u_n^{RP} > u_n^{RP}; i, j \in J_n^{RP}, \text{ and } i \neq j | \lambda) \quad (8)$$

$$P_n^{SP}(i|\lambda) = \text{prob}(u_n^{SP} > u_n^{SP}; i, j \in J_n^{SP}, \text{ and } i \neq j | \lambda) \quad (9)$$

となる。 ε を正規分布とすればプロビット・タイプ, ガンベル分布とすればロジット・タイプの離散型選択モデルが導かれる。また λ の分布形を仮定することにより, RPデータとSPデータの同時選択確率として式(10)を得る。ここに $f(\lambda)$ は λ の確率密度関数である。

$$P_n(d_n^{RP}(i)=1, d_n^{SP}(j)=1) \\ = \int \int \dots \int_{-\infty}^{+\infty} P_n^{RP}(i|\lambda) P_n^{SP}(j|\lambda) f(\lambda) d\lambda_{1n} d\lambda_{2n} \dots d\lambda_{nn} \quad (11)$$

未知パラメータは通常の最尤推定法を適用して求められる。対数尤度関数を示す。

$$\max_{\alpha, \beta, \gamma, \mu, \theta} L(\alpha, \beta, \gamma, \mu, \theta) \\ = \sum_{n=1}^N \sum_{i \in J_n^{RP}} \sum_{j \in J_n^{SP}} [(d_n^{RP}(i) \cdot d_n^{SP}(j)) \cdot \ln \{P_n(d_n^{RP}(i)=1, d_n^{SP}(j)=1)\}] \quad (12)$$

3. ケース・スタディ

分析には2地方間を結ぶ鉄道に快適性の高い新型車両を用いた際の代替交通機関からの転換需要を予測することを目的に行われた調査結果を用いた。利用可能な代替交通機関は、特急車利用による鉄道と、高速道路の利用による高速バスおよび自家用車である。SP質問はひとり当たり2～4問あり、実回答者数は255人である。

下表にパラメータの推定結果を示す。表中のモデルはそれぞれ

- モデル1：RPデータとSPデータのstate dependenceを考慮したモデル
- モデル2：RPデータとSPデータの系列相関を考慮したモデル
- モデル3：RPデータとSPデータの系列相関とstate dependenceを考慮したモデル

である。

モデル1ではstate dependence"を慣性項で表現したが、慣性項にかかるパラメータ、およびt値も大きく、モデルが慣性項により説明されており、需要予測の局面では政策変数の変化に鈍感であるといえる。これに対し、RPモデルとSPモデルの系列相関のみを考慮したモデル2では旅行時間にかかるパラメータのt値が非常に小さく、有意な値をとらない。"state dependence"と系列相関の両者を考慮したモデル3の推定結果では慣性項の値も小さくなり、また、旅行時間にかかるパラメータも有意な値となった。誤差項にかかるパラメータθの値もそれぞれ1より大きく、SPモデルにはより大きな影響を与えることが明らかとなった。系列相関を考慮したモデルについてはモデル全体の適合度も上昇し、提案した手

法を用いて推定したモデルが非常に高い有効性を持つことが示された。

4. おわりに

従来よりSPデータを利用した交通行動モデルは各種提案されているが、それらの研究の挙げる問題点は、SPデータの信頼性に対する疑問であった。本研究ではRPデータと共に用いることにより、その信頼性を向上させる方法を試みた。そのために、RPデータとSPデータの発生機構相互の関係を分析し、"state dependence"を説明変数で、"serial correlation"を誤差項の定義により表現し、モデルの未知パラメータを推定する手法を提案した。

提案した手法の妥当性、有効性はSPデータに快適性の高い特急列車を導入するシナリオをもつデータを用いて示された。しかしSPデータの信頼性に対する疑問が解消されたかについては、実際の市場での行動に一致するかを事後データを用いた検討を行う必要があり、今後のさらなる事例研究が待たれる点である。

参考文献

- 1) Morikawa, T., M. Ben-Akiva, and K. Yamada "Forecasting Intercity Rail Ridership Using Revealed Preference and Stated Preference Data." prepared for *Transportation Research Board '91*, 1991.
- 2) 森川高行, 山田菊子: SPデータとRPデータを同時に用いた都市間鉄道のサービス改善に伴う需要予測, 土木計画学研究・講演集, No.13, pp.659-666, 1990.

表 各モデルの推定結果

	model 1	model 2	model 3
Rail constant (RP)	1.67 (5.1)	1.90 (3.8)	1.73 (5.1)
Bus constant (RP)	1.26 (4.8)	1.59 (4.3)	1.38 (4.0)
Rail constant (SP)	3.37 (3.3)	1.83 (1.5)	2.01 (3.4)
Bus constant (SP)	1.17 (1.7)	1.10 (1.1)	1.33 (2.1)
Business trip total travel time (hr.)	-0.339 (-1.4)	-0.225 (-0.4)	-0.508 (-1.5)
Cost per person (1000yen)	-0.383 (-4.4)	-0.371 (-3.4)	-0.417 (-4.8)
High-grade train dummy	1.49 (2.3)	0.796 (2.6)	1.23 (2.7)
Bus inertia dummy	2.87 (2.5)		0.0823 (0.2)
Car inertia dummy	6.18 (2.8)		3.46 (3.0)
θ-rail		2.41 (2.1)	2.08 (3.7)
θ-bus		2.56 (1.4)	1.48 (2.8)
Scale parameter	0.518 (3.0)	1.25 (3.1)	1.11 (3.3)
N	934	255	255
L(0)	-707.00	-707.00	-707.00
L(β)	-537.45	-527.66	-507.30
R ²	0.240	0.254	0.282
adjusted R ²	0.226	0.240	0.265