

IV-291

系列相関を持つ複数データを用いた離散選択モデルとその推定法

熊本大学 正会員 溝上 章志

熊本大学 正会員 柿本 竜治

1. はじめに

本研究では、複数データを用いて同時推定される離散選択モデル¹⁾の効用の誤差項間に内在する系列相関項を、選択性バイアスとして算出する理論的、かつ実用的な手法を提案する。さらに、P&R システムの試行実験前に実施された利用意向調査データを用いてモデルの有用性と実用可能性を検証する。

2. モデルの定式化のための仮定

RP データの誤差項 ε_{in}^{RP} は、1)個人 n と選択肢 i に依存するバイアス部分 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 PR 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、それぞれの誤差項は

$$\varepsilon_{in}^{RP} = \lambda_{in} + v_{in}^{RP} \quad (1), \quad \varepsilon_{in}^{SP} = \theta_i \varepsilon_{in}^{RP} + v_{in}^{SP} \quad (2)$$

のように表すことができる。ここで、 θ_i は系列相関の程度を表す回帰係数である。以上の仮定より、RP, SP それぞれの効用関数は以下になる。

$$U_{in}^{RP} = V_{in}^{RP} + \lambda_{in} + v_{in}^{RP} \quad (3)$$

$$U_{in}^{SP} = V_{in}^{SP} + \theta_i \lambda_{in} + \theta_i v_{in}^{RP} + v_{in}^{SP} \quad (4)$$

となる。 V_{in}^{RP}, V_{in}^{SP} は確定的効用項である。いま、

$$v_{in}^{SP} = \theta_i v_{in}^{RP} + v_{in}^{SP} \quad (5)$$

のように、SP の誤差項を SP に固有のホワイトノイズだけで置き直し、 v_{in}^{RP}, v_{in}^{SP} に LLG.D. を仮定すると、RP, SP の選択確率は、それぞれ以下になる。

$$P_{in}^{RP}(\lambda_n) = \frac{\exp\{\xi(V_{in}^{RP} + \lambda_{in})\}}{\sum_{k \in I_n^{RP}} \exp\{\xi(V_{kn}^{RP} + \lambda_{kn})\}} \quad (6)$$

$$P_{in}^{SP}(\lambda_n) = \frac{\exp\{\mu \xi(V_{in}^{SP} + \theta_i \lambda_{in})\}}{\sum_{k \in I_n^{SP}} \exp\{\mu \xi(V_{kn}^{SP} + \theta_k \lambda_{kn})\}} \quad (7)$$

3. 融合モデルの導出と推定法

式(6)と(7)のバイアス λ_{in} は、(サンプル数 N) $\times$ (利用可能選択肢数 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を採用する。

Step-1: まず、RP モデルの誤差項のバイアス部分 $\lambda_{in} = 0$ を仮定したロジットモデル

$$P_{in}^{RP} = \frac{\exp\{\beta x_{in}^{RP} + \alpha w_{in}^{RP}\}}{\sum_{k \in I_n^{RP}} \exp\{\beta x_{kn}^{RP} + \alpha w_{kn}^{RP}\}} \quad (8)$$

のパラメータ $\hat{\beta}, \hat{\alpha}$ を RP データを用いて推定する。以下、 x_{in}^{RP}, x_{in}^{SP} は RP と SP データに共通の変数であり、 w_{in}^{RP}, z_{in}^{SP} は RP, S データに固有の変数である。

Step-2: 個人 n が、実際に、つまり RP データで選択肢 j を選択しているのは、以下を満足するときである。

$$v_{jn}^{RP} - v_{in}^{RP} = \varepsilon_{jn}^{RP} - \varepsilon_{in}^{RP} > V_{in}^{RP} - V_{jn}^{RP} \quad (j \neq i) \quad (9)$$

しかし、 $\hat{\beta}, \hat{\alpha}$ により計算される確定的効用 V_{jn}^{RP}, V_{in}^{RP} の値が式(9)と同じ値であっても、個人 n が実際に (RP データで) は i ($\neq j$) を選択していることもある。このようなことが起こるのは、彼については i の誤差項 ε_{in}^{RP} が j の誤差項 ε_{jn}^{RP} に比べて相対的に大きくなるように、RP モデルの誤差項 ε_{in}^{RP} に偏りが生じている場合である。このような誤差の偏りは、実際に (RP データで) 個人 n が P_{in}^{RP} の確率で選択肢 i を選択したときの ε_{in}^{RP} の条件付き期待値 (≡ 選択性バイアス)

$$E(\varepsilon_{in}^{RP} | \text{RP データで選択肢 } j \text{ が選択されている}) \\ = \eta_{in} = \begin{cases} -\ln P_{in}^{RP} & (i = j) \\ \frac{P_{in}^{RP}}{(1 - P_{in}^{RP})} \ln P_{in}^{RP} & (i \neq j) \end{cases} \quad (10)$$

で表されることが Dubin, McFadden²⁾ によって示されている。 η_{in} は RP モデルの推定時に個人 n の選択肢 i に対する観測されていない特性値 λ_{in} を無視したことによるバイアスであり、個人 n と選択肢 i ごとに算出される。

この η_{in} は λ_{in} と相関をもつと考えられることから、 $\lambda_{in} = \kappa_i \eta_{in}$ を仮定して RP モデルを

$$P_{in}^{RP} = \frac{\exp\{\beta x_{in}^{RP} + \alpha w_{in}^{RP} + \theta_i \kappa_i \eta_{in}\}}{\sum_{k \in I_n^{RP}} \exp\{\beta x_{kn}^{RP} + \alpha w_{kn}^{RP} + \theta_k \kappa_k \eta_{kn}\}} \quad (11)$$

キーワード: 離散選択モデル, 系列相関

連絡先: 〒860-0862 熊本市黒髪 2-39-1 熊本大学工学部環境システム工学科 Tel: 096-342-3541 Fax: 096-342-3507

として、再度、 $\hat{\beta}$ 、 $\hat{\alpha}$ と $\hat{\kappa}_i$ を推定しなおす。

Step-3 : $\hat{\beta}$ を用いて $t_{in}^{SP} = \hat{\beta}x_{in}^{SP}$ を求め、

$$V_{in}^{SP} = \mu t_{in}^{SP} + \mu \gamma z_{in}^{SP} + \mu \theta_i' \eta_{in} \quad (12)$$

として以下のSPモデルをSPデータを用いて推定する。

$$P_{in}^{SP}(\eta_n) = \frac{\exp(\mu t_{in}^{SP} + \mu \gamma z_{in}^{SP} + \mu \theta_i' \eta_{in})}{\sum_{k \in I_n^{SP}} \exp(\mu t_{kn}^{SP} + \mu \gamma z_{kn}^{SP} + \mu \theta_k' \eta_{kn})} \quad (13)$$

ここで、 $\theta_i' = \theta_i \hat{\kappa}_i$ 、 $\eta_n = (\eta_{1n}, \dots, \eta_{kn}, \dots, \eta_{ln})$ である。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、

$$\hat{\gamma} = \overline{\mu \gamma} / \hat{\mu}, \quad \hat{\theta}_i = \overline{\mu \theta_i'} / (\hat{\mu} \hat{\kappa}_i) \quad (14)$$

より求める。

Step-4 : 両データのホワイトノイズの分散の比であるスケールパラメータ μ によってスケールドSPデータを作成し、RP/SP プーリングデータを用いて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

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。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。

推定結果を表-1に示す。SP/RP同時推定モデルに系列相関項を加えただけで、尤度比は0.140から0.336へ、的中率も61.2%から78.3%へ向上し、適合度が飛躍的に改善している。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の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も高い。

一方、この系列相関モデルに状態依存項を加えると、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、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、式(10)より計算される誤差項のバイアス値の挙動が慣性項ダミーの挙動に一致するため、これらを説明変数として同時に用いた場合には重共線性が働くためである。本モデルによって算出される系列相関項は状態依存項の役割を同時に果たす。

5. おわりに

推定結果の詳細な検討は発表時に行う。

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) Dubin, J.A., and D. McFadden: "An Econometric Analysis of Residential Electric Appliance Holdings and Consumption", *Econometrica* 52, pp.345-362, 1984.

表-1 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
尤度比	0.159	0.171	0.140	0.205	0.336	0.408