

## IV-90

## 需要定着過程を考慮した交通選択モデル

東京工業大学 学生員 兵藤 哲朗  
 東京工業大学 正 員 森地 茂  
 東京工業大学 正 員 屋井 鉄雄

## 1. はじめに

非集計モデルを代表とする、個人の交通選択行動を説明するモデルの多くは、1時点データによるクロスセクション分析である。しかしその問題点として、1) 1時点の分析では交通行動の時間的変動要因を表せないため、例えば、新規交通施設に対する需要の時間的定着過程を表現し得ない、2) この様な現象に対し、その変化過程上のプーリングデータを用いたクロスセクション分析を行うと、時間的変化を無視した推計となるため、算出されたパラメータに偏りが生じる可能性がある、といったことが考えられる。本研究では以上の問題点を踏まえ、多時点データの時間情報を用いて、時間的に変化する個人の交通行動が表現可能な交通選択モデルの開発を行う。その際、時間変数を直接モデルに取り込むことによって、偏りのないパラメータ推計が可能となる手法を考えることとする。

## 2. モデル式の導出

本研究で提案するモデルの考え方は、異なる状態（state）間において、対象が各状態に存在し続ける期間を一変数として取り扱うdurationモデル（Amemiya(1985)）に基づく。目的とするモデルはそのdurationモデルのうち、観測期間が離散的な場合のモデルである。ここではその基本的式展開を示す。

いま、取り扱う選択肢を2つとし、各選択肢の属性値が時間0において変化する状況を考える。そしてその変化に対する需要者の行動変化が徐々に進行して行くことを仮定する。いま観測されるサンプルデータの情報が、時間0及び時間tにおける選択結果である場合、

$P_{jk}^i(t)$  : 時間0においてjを選択していた個人iが  
 時間tにおいてkを選択する確率  
 ( $i=1, N, j=1, 2, k=1, 2$ )

及び、

$\lambda_{jk}^i$  : 単位時間当りに個人iが選択肢jから選択

## 肢kに移る転換率

を定義すれば、

$$P_{12}(t+\Delta t) = P_{11}(t)\lambda_{12}\Delta t + P_{12}(t)(1-\lambda_{21}\Delta t) \quad (1)$$

なる関係が得られる。 $\Delta t$ を無限小にし、微分方程式の形に直せば、

$$\frac{dP_{12}}{dt} = P_{11}\lambda_{12} - P_{12}\lambda_{21} \quad (2)$$

となる。これをマトリックス表示すれば、

$$\begin{bmatrix} \frac{dP_{11}}{dt} & \frac{dP_{21}}{dt} \\ \frac{dP_{12}}{dt} & \frac{dP_{22}}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\lambda_{12} & \lambda_{21} \\ \lambda_{12} & -\lambda_{21} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{11} & P_{21} \\ P_{12} & P_{22} \end{bmatrix} \quad (3)$$

となる。(3)式を解くことにより、 $P_{jk}^i(t)$ は以下の様に表される。

$$\begin{cases} P_{11}^i(t) = 1 - \gamma_i + \gamma_i \exp(-\delta_i t) \\ P_{12}^i(t) = \gamma_i - \gamma_i + \gamma_i \exp(-\delta_i t) \\ P_{21}^i(t) = 1 - \gamma_i - (1-\gamma_i) \exp(-\delta_i t) \\ P_{22}^i(t) = \gamma_i + (1-\gamma_i) \exp(-\delta_i t) \end{cases} \begin{cases} \gamma_i = \lambda_{12}^i / (\lambda_{12}^i + \lambda_{21}^i) \\ \delta_i = \lambda_{12}^i + \lambda_{21}^i \end{cases} \quad (4)$$

3.  $\lambda$ の各種設定方法

(4)式中の $\lambda$ を関数として扱うことを考えると、その式形は以上の式展開からは規定されず、様々なモデル式を仮定することが可能である。ここでは簡単のため、局面を事前（時間0:-）・事後（時間0以降:+）、及び選択肢別(1,2)に分類し、4つの局面の効用（ $V_1, V_2, V_1^+, V_2^+$ ）を用いたロジットタイプのモデル設定を考える。

①事前結果に影響されないケース：事後の選択に、事前の選択結果が影響を及ぼさないという仮定をおく。事後における選択モデルと同様の考えであるため、式形は、

$$\lambda_{21}^i = \frac{e^{V_1}}{e^{V_1} + e^{V_2^+}} \delta \quad (5)$$

となり、 $V_1, V_2$  は含まれない。ここで、 $\delta$ は確率に時間スケールを付加するパラメータである。

②一選択肢の効用を時間的に固定するケース：事後の変数変化が一選択肢のみで、もう一方の変数が変

表-1 パラメータ推計結果

〔 〕内は t 値

| 説明変数                        | ①モデル               | ②モデル              | ③モデル                |
|-----------------------------|--------------------|-------------------|---------------------|
| 所要時間<br>(分) [事前   共通]       |                    |                   | -0.05012<br>(0.565) |
| 所要時間<br>(分) [事後   共通]       | -0.3460<br>(3.35)  |                   | -0.3996<br>(2.67)   |
| 所要時間<br>(分) [事前   高速]       |                    | -0.1779<br>(1.82) |                     |
| 所要時間<br>(分) [事後   高速]       |                    | 0.2641<br>(1.30)  |                     |
| インターまでの距離<br>(Km) [事後   高速] | -0.04613<br>(2.54) | 0.06850<br>(1.62) | -0.05160<br>(2.47)  |
| 定数項                         | 10.27<br>(3.28)    | 15.05<br>(2.09)   | 11.36<br>(2.92)     |
| 時間スケール<br>パラメータ (月)         | 0.07797<br>(3.29)  | 0.03061<br>(3.72) | 0.07786<br>(3.28)   |
| 尤度比<br>サンプル数                | 0.300<br>146       | 0.0629<br>146     | 0.301<br>146        |

化しないケースにおいて、 $V_2 = V_2^*$  を仮定する。  
式形は、

$$\lambda_{21} = \frac{e^{V_1^*}}{e^{V_1^*} + e^{V_1^*}} \delta \quad (6)$$

となる。

③事前・事後の効用差を考えるケース：事後の選択に、事前の選択肢間の効用差が影響を及ぼすという仮定に基づき、

$$\lambda_{21} = \frac{e^{\Delta V^+}}{e^{\Delta V^+} + e^{\Delta V^+}} \delta \quad \begin{cases} \Delta V^- = V_1 - V_2 \\ \Delta V^+ = V_1^* - V_2^* \end{cases} \quad (7)$$

なる式を考える<sup>3)</sup>。

④選択肢集合形成確率を考えるケース：事前の選択肢の効用の大きさが、事後の選択肢の選択肢集合形成確率に影響を及ぼすことを仮定する。式形は、

$$\lambda_{21} = \left\{ \frac{1}{1 + e^{V_1} + e^{V_2}} \frac{e^{V_1^*}}{e^{V_1^*} + e^{V_2^*}} + \frac{e^{V_2^*}}{1 + e^{V_1} + e^{V_2}} \right\} \delta \quad (8)$$

とする。この式形はLogitタイプモデルの一種<sup>2)</sup>と考えられる。

実際のパラメータの推計は(4)式に基づき、

$$L = \prod_{i=1}^N P_{jk}^i(t_i) \rightarrow \text{Max} \quad (10)$$

なる最尤法により行える。ここで  $t_i$  は各個人  $i$  の事後行動の時間であり、サンプルによりばらつきをもつ行動時間を、モデル自体に含むことが可能である。本研究ではパラメータの推計はNewton-Raphson法によった。

#### 4. ケーススタディ

以上に示した2選択肢間の時間的需要定着過程を検証する対象として、本研究では一般道路と高速道路との経路選択をとりあげる。具体的対象地域は中央自動車道の長坂インターチェンジ付近である。この理由は、長坂インターは昭和61年9月に供用が開始されたため、それ以降、時間的変化を伴った一般道から高速道への需要の転換が見られると考えられることによる。

データは昭和62年11月に本研究室が行った「中央自動車道利用アンケート調査」によった。調査票では、任意の月日のトリップ情報に加え、同一のトリップを長坂インター供用前に行ったときの選択結果も質問項目として含んでいる。そのため、実行動に即した、同一個人の供用前後2時点データが得られる。使用データは調査日に近いほどデータ数が多くなっており、厳密にはこの点、サンプルの偏り

を修正する作業が必要と考えられるが、今回はモデルの基礎的考察を目的とするため、データはそのまま使用した。

3. において提案した①～④のモデル式のうち、ここでは求解の煩雑なモデル④を除いたものに関してパラメータ推計を行った。結果を表-1に示す。推計結果の最大の特徴は時間スケールパラメータ  $\delta$  の説明力が認められることである。よって、選択結果の時間的変動をモデル上で定量的に捉えることが可能となったと考えられる。尤度比をみると、モデル①、③の説明力が高いが、モデル②は尤度比が低くパラメータ符号条件も満たさない。これより本適用対象においては、転換状況を表すモデルとして、選択肢双方の情報を含むことが必要であることがわかる。

#### 5. まとめ

本研究では、需要の時間的変化を表すことが可能なモデルの構築を行い、具体例を通じてその基礎的な適用性を確認した。本手法は近年着目されているパネルデータ解析手法と同様、多時点データを利用したモデルの1つであり、その適用対象は交通選択に限らない。そのため、推計パラメータのより詳細な分析と共に、時間的変動を考慮すべき各種の現象にその適用を試みる事が今後の課題である。

#### <参考文献>

- 1) Amemiya (1985): "Advanced Econometrics", Basil Blackwell.
- 2) Hensher et al. (1981): "Applied Discrete-Choice Modelling", A Halsted Press.
- 3) 河上他 (1984)、意識データに基づく交通機関の転換率モデル構築、土木計画学研究論文集1