

IV-209

定性的要因を考慮した交通機関選択モデル

京都大学工学部 学生員 佐々木 邦明

京都大学工学部 正 員 森川 高行

1. はじめに

交通需要予測における交通機関選択分析は、計量経済学で理論的發展が進められてきた離散型選択分析を用いた非集計行動モデルを用いることが多くなっている。これまで適用されてきたモデルでは、説明変数として、所要時間や旅行費用などの定量化が容易なものしか用いられないことが多かったが、実際の行動には、快適性・利便性などの定量化が困難な要因が大きく関係していると思われる。

本論文は、線形構造方程式モデルと離散型選択モデルを用いて直接観測不可能な定性的要因を取り入れた、交通機関選択分析の方法論を展開し、その実証的研究を行うことを目的としている。

2. モデルの概略

簡単のため2項選択モデルを例に本研究のモデルを定式化すると

$$u^* = a + b'x + c'x^* + v \quad (1)$$

$$x^* = Bz + \zeta \quad (2)$$

$$d = \begin{cases} 1 & : u^* \geq 0 \\ -1 & : u^* < 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$Y = \Lambda x^* + \varepsilon \quad (4)$$

ただし上式の全ての変数は2選択肢間の差で表されており、それぞれ以下のような定義である。

u^* : 効用

x : 観測可能な説明変数のベクトル

x^* : 定性的な説明変数のベクトル

z : x^* に影響する観測可能な変数のベクトル

Y : アンケートで得られた x^* の指標

a, b, c, B, Λ : 未知パラメータ行列

v : $N(0, 1)$ に従う効用関数のランダム項

ζ : $MVN(0, \Psi)$ に従うランダム項

(Ψ は共分散行列)

ε : $MVN(0, \Theta)$ に従うランダム項

(Θ は共分散行列)

上の(1)(3)が離散型選択モデルを表し、(2)(4)は線形構造方程式モデルと呼ばれ、定性的変数と観測

可能な変数の関係を示している。上のモデルの考え方の概略を、パスダイヤグラムを用いて表すと図1のようになる。

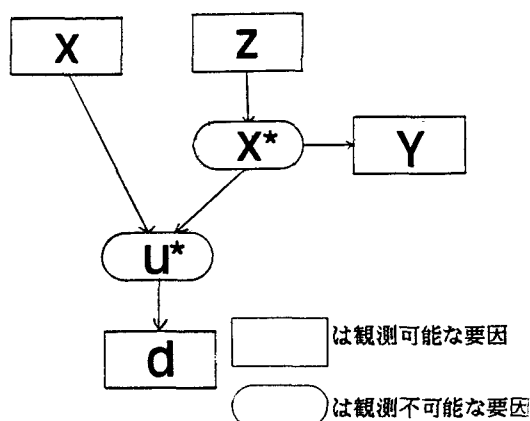


図-1 モデルの概念

線形構造方程式モデルとは、一般に

$$\eta = B\eta + \zeta \quad (5)$$

$$Y = \Lambda\eta + \varepsilon \quad (6)$$

ただし、 η : 潜在変数 Y : 観測される変数と表されるもので、同時方程式モデルや因子分析モデルの一般形となっている。

この(1)~(4)式の推定は、離散型選択モデルの部分が非線形であって、これら4式の同時推定が困難であるため(2)式(4)式を先に推定して x^* の適合値を計算し、その後(1)式(3)式を最尤推定法を用いて推定する。その時の選択確率は

$$P(d | x, Y, z) = \Phi \left(d \frac{a + b'x + c'\hat{x}^*}{\sqrt{1 + c'\hat{\omega}c}} \right)$$

と表される。 $c'\hat{\omega}c$ は、 $\hat{x}^*$ が確率変数であるため、分散の補正項である。

3. 事例研究

データは、1987年にオランダで行われた都市

間交通における列車と車の機関選択に関するアンケート調査によっている。本データには次の6つの主観的評価値が得られている。

(1)旅行中の安楽度(Relax) (2)到着時刻の信頼性(Relia) (3)出発時刻の柔軟性(Frex) (4)利用し易さ(Ease) (5)旅行中の安全性(Safe) (6)全体的な評価(Overall)

これらの質問に対して(1)～(5)では5段階、(6)が10段階の評定法によって回答を得ている。

今回は2つの定性的変数を考え、線形構造方程式モデルの主要なパラメータの推定結果は表-1のようになった。

次に、(7)式で計算される定性的変数を、入れた場合と入れない場合のプロビットモデルの推定結果を表-2に示す。

$$\hat{x} = \hat{B}z + \hat{\Psi}\hat{\Lambda}(\hat{\Lambda}'\hat{\Psi}\hat{\Lambda} + \hat{\Theta})^{-1}(Y - \hat{\Lambda}'\hat{B}z) \quad (7) \quad \hat{B}' =$$

線形構造方程式モデルの推定結果から、 x_1^* は費用を考慮した快適性を、 x_2^* は利便性を示していると考えられる。また離散型選択モデルの推定結果を見ると、2つの定性的変数は、いずれも統計的有意で正のパラメータを有しており、また定性的変数を用いないモデルよりも適合度も大きく上がっている。また、幹線旅行時間の係数が、定性的変数を入れることにより負から正へと変化しているが、これは x_1^* と幹線旅行時間との重共線性のためと思われる。また、上記とは別に、定性的変数の値は、(2)式と(4)式から別々に計算可能である。特に(2)式から計算する意義は、本モデルを将来予測に適用する場合には、心理データの将来値が不用であるということである。

4. 終わりに

本研究では、観測不可能な定性的要因を交通機関選択モデルに取り入れるための方法論を展開し、その有効性を確認するため実証的研究を行った。

前章で示した実証的研究の結果を見ると、定性的変数はいずれも大きな説明力を有しており、定性的変数を含まないモデルと比較すると、モデルの適合度も大幅に良くなっている。

定性的変数を導入する際に、これまで用いられてきたように意識データを直接効用関数に入れる手法と異なり、潜在的な変数を意識データを用いて同定す

る方法を本研究で提案した。特に、構造方程式だけを用いて潜在的・定性的変数を同定することが可能なために、政策変数の変化に伴う定性的変数の変化を予測することが可能である。今回行った事例研究では、変数の制約のために構造方程式モデルだけから同定した定性的変数は、有為な説明力を有しなかったが、アンケート調査時の質問設定によってこの問題は解決できると思われる。

表-1 線形構造方程式モデルの推定結果

(comfort)	(convenience)	(Relax)
0	0	(Relia)
0	1.46(5.17)	(Frex)
0	1.13(4.97)	(Ease)
0.637(3.52)	0	(Safe)
2.19(1.99)	2.46(5.61)	(Overall)

(comfort)	(convenience)	(female)
-0.148(-0.98)	0	(old)
0	0.569(3.76)	(lhtime)
-0.195(-1.53)	-0.430(-2.27)	(ovtime)
-0.0064(-1.88)	0	(costpp)
0	-0.0328(-0.42)	(xfern)
0	0.256(2.75)	(foot)
0.161(0.67)	0	(first)
0	0.129(1.41)	(freepark)
0	-0.224(-1.33)	(old*xfern)
-0.0030(0.69)	0	(noemploy#first)

表-2 プロビットモデルの推定結果

変数	推定値	推定値
定数	-0.0147(-0.04)	0.353 (1.18)
目的	1.11 (2.49)	0.691 (2.19)
定時ダミー	0.436 (1.43)	0.403 (1.78)
性別	0.864 (2.65)	0.512 (2.47)
幹線旅行時間	0.231 (0.63)	-0.298 (-1.26)
端末旅行時間	-1.19 (-2.33)	-1.57 (-4.72)
費用	-0.0353(-3.05)	-0.0274(-4.48)
乗り換え回数	-0.278 (-1.26)	-0.144 (-0.95)
快適性*	1.49 (2.80)	
利便性*	1.48 (3.56)	
$\bar{R}^2$	0.400	0.248

※上記 () 内はいずれも t 値

work: 1:仕事 0:仕事以外

fixtime: 1:定時に到着必要 0:それ以外

lhtime: 幹線旅行時間

ovtime: 端末旅行時間

costpp: 一人当たりの費用(Guilder)

xfern: 乗り換え回数

first: 1:一等車 0:二等車

noemploy: 1:無職 0:それ以外

age: 1:41歳以上 0:40歳以下

foot: 1:7ft2, 7ft以上が歩行 0:それ以外

freepark: 1:駐車料金が無料 0:それ以外