【土木計画学研究・講演集 No.13 1990年11月】

構造方程式モデルと離散型選択モデルによる 定性的要因を取り入れた交通機関選択分析

TRAVEL MODE CHOICE MODELS WITH LATENT ATTRIBUTES USING PSYCHOMETRIC PERCEPTUAL DATA

森川高行*・佐々木邦明**
By Takayuki MORIKAWA and Kuniaki SASAKI

This paper proposes a method for incorporating latent qualitative factors in discrete choice models. The model framework is composed of a linear structural equation model and a discrete choice model. The linear structural equation model identifies latent variables, which are explained by observable explanatory variables and genarate subjective psychometric indicators. A two step sequential estimation method is employed to calibrate unknown parameters of the total system. A LISREL like program estimates the structural model at the first step and then the fitted values of the latent variables are used for the estimation of the discrete choice model. A case study of travel mode choice analysis demonstrates the effectiveness and practicality of the proposed method.

1．はじめに

近年、交通需要予測分析の多くの局面で、個人の行動をモデル化し個人のデータを用いて推定する非集計タイプの行動モデルを用いることが多くなってきた。個人のある特定のトリップに対する意思決定は多くの場合離散的な選択問題となるので、離散的な被説明変数を扱え、またミクロ経済学における合理的な個人の行動原理に基づいたモデルとして、ランダム効用理論による離散型選択モデル（ロジット・モデル、プロビット・モデルなど）を適用することがほとんどである。このとき、効用関数を特定化するときに用いられる説明変数としては、旅行時間、旅行費用、乗り換え回数、意思決定者の社会経済変数など定量的に観測することが容易なものを用いることが多かった。しかし、実際の意思決定にはこれらの定量的要因のほかに、例えば交通機関選択の場合、次のような定性的な要因が大きく関与していると思われる。

・信頼性：目的地への到着時間がどのくらいばらつくか
・快適性：乗り物の乗り心地
・利便性：交通機関の利用のしやすさ
・情報利便性：交通機関に対する情報をどのくらい容易に利用者が手に入れられるか
・安全性：事故に対するリスクの大きさ
・防犯性：車内や待ち合わせ場所で犯罪に巻き込まれる可能性
・プライバシー：旅行中どのくらい他人との接触があるか
・イメージ：その交通機関に対して抱いている漠然とした印象

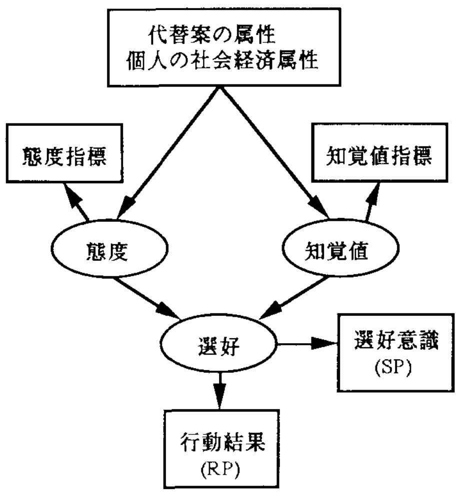
* 正会員 Ph.D. 京都大学助手 工学部交通土木工学教室
（〒606 京都市左京区吉田本町）
** 学生員 京都大学大学院 工学研究科応用システム科学専攻
（同上）

これらの要因の多くは主観的なものであり、ある代替案に対するこれらの要因の個人の持つ値を知るには主観的な意識データに頼るしかないであろう。非集計行動モデルにおいて、客観的説明要因の代わりにアンケート回答による主観的意識要因を用いた分析には、河上・広畠[1]や鈴木ら[2]のモデルがある。アンケート回答による主観的要因を需要予測モデルの説明変数として用いる問題点は、政策の変更による主観的要因値が予測できない点や、アンケートによる主観的な回答の信頼性が挙げられる。前者の問題点は自明であるが、後者の点ではいわゆる「認知的不協和（cognitive dissonance）」の影響が考えられる。これは、自分が選択した代替案に対する要因を好意的に解釈しようとするもので、一種の自己の行動の正当化とも考えられる。このため、アンケート回答による主観的要因値を説明変数に用いた選択モデルは客観的要因値を用いたモデルよりも適合度が非常に高いのが普通である。

本論文で提案する定性的要因を同定する方法は、アンケート調査によって得られる主観的要因値と定性的要因を形成する客観的要因を構造方程式および測定方程式からなる「線形構造方程式モデル（linear structural equation model）[6]」を用いて定式化し、定性的要因値をこのモデルによって計算される推計値（fitted values）によって表すものである。この方法によると主観的・定性的要因と客観的要因の関係が同定できるために政策変数の変化に対する定性的要因値の予測を行なうことができる。また、構造方程式に実際の選択結果を反映させることによって認知的不協和による回答のバイアスを除去することも可能である。

この定式化の基本的な考え方は、図－1に示すような消費者行動のメカニズムを表すパス・ダイアグラムのモデリングである。このようなパス・ダイアグラムは、これまでミクロ経済学ではブラック・ボックスとみなされてきた消費者の意思決定機構をさらに詳しく考えようとするマーケティング・サイエンスの分野で提案されてきた[3]。このダイアグラムでは、消費者の意思決定機構に関与する潜在的（latent）な要因を明示的に考慮しており、それら直接には観測不可能な潜在的要因の指標として選好意識データ（stated preference (SP) data）や属性の主観的評価値を位置づけている。交通需要予測の分野では、このトータル・システムのサブモデルとして、選好意識データと実際の選択結果を同時に用いた選択モデルの推定法が提案されている[4),5]。

本論文は、このダイアグラムに基づいた潜在的・定性的要因を考慮した交通行動モデル構築の方法論を展開し、上述の手法を用いて同定した定性的変数を含む交通機関選択モデルの実証的分析を紹介するものである。まず、2．では線形構造方程式モデルによる現象の記述法と未知パラメータの推定法について簡単に述べる。3．は、本論文で提案する潜在的説明変数を含む選択モデルの定式化を行なう。このモデルを都市間交通の手段選択分析に適用した事例を4．で報告する。5．では、本研究で得られた知見のまとめと今後の発展方向について述べる。



図－1　消費者意思決定のパス・ダイアグラム

2．線形構造方程式モデル

線形構造方程式モデルは、図－1の例のような変数間の因果関係を表すパス・ダイアグラムをモデル化する際に有効な手法である。このモデルは、直接に観測することのできない潜在変数を含むことができ、潜在変数間の因果関係も定式化することができるのが特長である。モデルは基本的に「構造方程式（structural equations）」と「測定方程式（measurement equations）」という２種類の式から成り立っている。変数間の因果関係は構造方程式で表され、構造方程式中の変数はす

べて潜在変数とみなされる。測定方程式は、観測可能な多くの「指標（indicators）」と構造方程式中の潜在変数との関係を表す。構造方程式中のいくつかの変数が直接観測可能ならば、それらの変数を構造方程式中では潜在変数として扱い、測定方程式中で潜在変数およびその指標として扱うことによって定式化の一般化を計っている。一般形で示すと次のようになる。

<u>構造方程式</u>

$$\eta = \mathbf{B}\eta + \zeta \tag{1}$$

<u>測定方程式</u>

$$\mathbf{y} = \Lambda\eta + \varepsilon \tag{2}$$

ただし、

η＝潜在変数ベクトル

$\mathbf{y}$＝指標ベクトル

$\mathbf{B}, \Lambda$＝未知パラメータ行列

ζ, ε＝多変量正規分布(MVN)に従うランダム項ベクトル

構造方程式中では潜在変数はすべて内生変数になっているが、パラメータ行列のk行目をすべて０におくことによってηのk番目の変数は外生変数にすることができる。この線形構造方程式モデルは多くの多変量解析モデルの一般形となっており、構造方程式だけを取り出すと同時重回帰モデルとなり、測定方程式だけの場合は因子分析モデルと同型となる。

このモデルの推定法を以下に示す。$\mathbf{y}$をサンプル平均からの偏差として測定すると$\mathbf{y}$の共分散行列は、

$$\begin{aligned} E[\mathbf{y}\mathbf{y}'] &= E[(\Lambda\eta + \varepsilon)(\Lambda\eta + \varepsilon)'] \\ &= \Lambda E[\eta\eta']\Lambda' + E[\varepsilon\varepsilon'] \\ &= \Lambda\Phi\Lambda' + \Theta \end{aligned} \tag{3}$$

となる。ただし、

$$\Phi = E[\eta\eta'] \tag{4}$$

$$\Theta = E[\varepsilon\varepsilon'] \tag{5}$$

$$E[\varepsilon\eta] = 0 \tag{6}$$

また、構造方程式モデルは、

$$\eta = (\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1}\zeta \qquad (\mathbf{I}は単位行列) \tag{7}$$

と変形できるから、

$$\begin{aligned} \Phi &= E[\eta\eta'] \\ &= E[(\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1}\zeta\zeta'(\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1\prime}] \\ &= (\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1}\Psi(\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1\prime} \end{aligned} \tag{8}$$

となる。ただし、

$$\Psi = E[\zeta\zeta'] \tag{9}$$

(8)式を(3)式に代入することによって、

$$E[\mathbf{y}\mathbf{y}'] = \Lambda(\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1}\Psi(\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1\prime}\Lambda' + \Theta \tag{10}$$

で表される指標の理論的共分散行列を得る。これをサンプル共分散行列と適合させることによって未知パラメータ行列$\mathbf{B}, \Lambda$を推定することができる。一般には、すべての変数が正規分布しているという仮定のもとに最尤推定量を用いることが多い。線形構造方程式モデルを推定するコンピュータ・プログラムの代表的なものとして LISREL (Linear Structural Relationship) [7] があり、このためこのようなモデルはしばしば LISREL 型モデルと呼ばれる。

３．定性的要因を取り入れた選択モデルの定式化

(1) フレーム・ワーク

本章では、ランダム効用に基づく離散型選択モデルと線形構造方程式モデルを用いた、定性的要因を含む離散型選択モデルの定式化を行なう。ロジット・モデルやプロビット・モデルに代表されるランダム効用に基づく離散型選択モデルはそれ自体、「効用」という潜在的変数を含むモデルである。このとき、線形構造方程式モデルの用語に従えば、効用関数が構造方程式に、選択を表すダミー変数が測定方程式に相当する。このシステムは次のようなフレーム・ワークで表すことができる。なお、以下の定式化では簡単のために二項選択モデルを例に説明し、変数はすべて２つの代替案の差で表されているものとする。また、直接に観測できない潜在変数はアスタリスク(*)を付けて表している。

<u>構造方程式</u>

$$u^* = \mathbf{a}'\mathbf{x} + \mathbf{c}'\mathbf{w}^* + \nu \tag{11}$$

$$\mathbf{w}^* = \mathbf{B}\mathbf{s} + \zeta \tag{12}$$

ただし、

u^*＝選択モデルの効用

$\mathbf{x}$＝選択モデルにおける観測可能な（客観的な）説明変数のベクトル

$\mathbf{w}^*$＝選択モデルにおける潜在的・定性的な説明変数のベクトル

$\mathbf{s}$＝構造方程式における$\mathbf{w}^*$を形成する客観的説明変数のベクトル

$\mathbf{a}, \mathbf{c}, \mathbf{B}$＝未知パラメータの配列

ν=N(0, 1)に従う効用関数のランダム項

ζ=MVN(0, Ψ)に従うランダム項

測定方程式

$$d=\begin{cases}1: \text{if } u^*\geq 0 \\ -1: \text{if } u^*<0\end{cases} \tag{13}$$

$$\mathbf{y}=\Lambda\mathbf{w}^*+\varepsilon \tag{14}$$

ただし、

$\mathbf{y}$ =アンケートで得られた主観的評価値ベクトル

Λ=未知パラメータ行列

ε=MVN(0, Θ)に従うランダム項

このシステムでは、(11)式と(13)式が離散型選択モデル、(12)式と(14)式が線形構造方程式モデルを構成している。

(2) 選択確率の誘導

すべての変数が正規分布に従うと仮定すると以下のような誘導が行なわれる。$\mathbf{y}$, $\mathbf{w}^*$, u^*の同時確率分布は、

$$\begin{bmatrix}\mathbf{y}\\ \mathbf{w}^*\\ u^*\end{bmatrix}\sim \mathrm{MVN}(\mathbf{M}_1,\Omega_1) \tag{15}$$

ただし、

$$\mathbf{M}_1=\begin{bmatrix}\Lambda\mathbf{B}\mathbf{s}\\ \mathbf{B}\mathbf{s}\\ \mathbf{a}'\mathbf{x}+\mathbf{c}'\mathbf{B}\mathbf{s}\end{bmatrix} \tag{16}$$

$$\Omega_1=\begin{bmatrix}\Lambda\Psi\Lambda'+\Theta & \Lambda\Psi & \Lambda\Psi\mathbf{c}\\ \Psi\Lambda' & \Psi & \Psi\mathbf{c}\\ \mathbf{c}'\Psi\Lambda' & \mathbf{c}'\Psi & 1+\mathbf{c}'\Psi\mathbf{c}\end{bmatrix} \tag{17}$$

である。ここで、観測可能な変数$\mathbf{y}$, $\mathbf{x}$, $\mathbf{s}$が与えられたときの$\mathbf{w}^*$, u^*の条件付き分布は、

$$\begin{bmatrix}\mathbf{w}^*\\ u^*\end{bmatrix}\sim \mathrm{MVN}(\mathbf{M}_2,\Omega_2) \tag{18}$$

ただし、

$$\mathbf{M}_2=\begin{bmatrix}\mathbf{B}\mathbf{s}+\Psi\Lambda'(\Lambda\Psi\Lambda'+\Theta)^{-1}(\mathbf{y}-\Lambda\mathbf{B}\mathbf{s})\\ \mathbf{a}'\mathbf{x}+\mathbf{c}'\{\mathbf{B}\mathbf{s}+\Psi\Lambda'(\Lambda\Psi\Lambda'+\Theta)^{-1}(\mathbf{y}-\Lambda\mathbf{B}\mathbf{s})\}\end{bmatrix} \tag{19}$$

および、

$$\omega=\Psi-\Psi\Lambda'(\Lambda\Psi\Lambda'+\Theta)^{-1}\Lambda\Psi \tag{20}$$

と定義することによって、

$$\Omega_2=\begin{bmatrix}\omega & \omega\mathbf{c}\\ \mathbf{c}'\omega & 1+\mathbf{c}'\omega\mathbf{c}\end{bmatrix} \tag{21}$$

となる。

このとき、離散型選択モデルの選択確率は次式で与えられる。

$$\Pr(d\mid \mathbf{x},\mathbf{y},\mathbf{s})=\Phi\left(d\,\frac{\mathbf{a}'\mathbf{x}+\mathbf{c}'\{\mathbf{B}\mathbf{s}+\Psi\Lambda'(\Lambda\Psi\Lambda'+\Theta)^{-1}(\mathbf{y}-\Lambda\mathbf{B}\mathbf{s})\}}{\sqrt{1+\mathbf{c}'\omega\mathbf{c}}}\right) \tag{22}$$

(3) 推定法

離散型選択モデルはパラメータについて非線形であるために、(2)で説明したシステムのすべての未知パラメータを同時推定することは計算上困難である。より現実的な推定方法は、まず(12)式と(14)式で構成される線形構造方程式モデルをLISRELなどのプログラムで推定し、そのパラメータ推定値を用いて定性的変数$\mathbf{w}^*$のfitted value を計算し、その値を(11)式の効用関数に代入したうえで(11)式、(13)式で表される離散型選択モデルを推定するというものである。つまり、最終的には(22)式で表される選択確率によってプロビット・モデルを推定することになる。この段階推定により、同時推定量に比べ有効性は落ちるが一致性のある推定量を得ることができる。具体的には次のような２つのステップを行なう。

Step 1

LISRELなどのプログラムにより線形構造方程式モデルのパラメータを推定し、次式により定性的変数$\mathbf{w}^*$およびその分散値のfitted value を計算する。

$$\widehat{\mathbf{w}^*}=\hat{\mathbf{B}}\mathbf{s}+\hat{\Psi}\hat{\Lambda}'(\hat{\Lambda}\hat{\Psi}\hat{\Lambda}'+\hat{\Theta})^{-1}(\mathbf{y}-\hat{\Lambda}\hat{\mathbf{B}}\mathbf{s}) \tag{23}$$

$$\hat{\omega}=\hat{\Psi}-\hat{\Psi}\hat{\Lambda}'(\hat{\Lambda}\hat{\Psi}\hat{\Lambda}'+\hat{\Theta})^{-1}\hat{\Lambda}\hat{\Psi} \tag{24}$$

Step 2

選択モデルの未知パラメータ$\mathbf{a}$, $\mathbf{c}$を選択確率が次式で表される修正プロビット・モデルによって推定する。

$$\Pr(d\mid \mathbf{x},\mathbf{y},\mathbf{s})=\Phi\left(d\,\frac{\mathbf{a}'\mathbf{x}+\mathbf{c}'\widehat{\mathbf{w}^*}}{\sqrt{1+\mathbf{c}'\hat{\omega}\mathbf{c}}}\right) \tag{25}$$

４．事例研究

(1) データの概略

前章までで提案したモデルを都市間交通機関選択に

適用した事例について報告する。用いたデータは、1987年にオランダで行なわれた、都市間旅行における鉄道と自家用車の手段選択に関するアンケート調査に基づいている。このアンケート調査は西ドイツとの国境に近いナイメゲン（Nijmegen）という都市の住民に対して行なわれたもので、この都市から鉄道または車で約２時間の距離にあるランドシュタット（Randstad；アムステルダム、ロッテルダム、デン・ハーグを中核都市とする大都市圏）への旅行を対象としている。調査対象は、過去３ケ月間に鉄道または自家用車でランドシュタットに行っており、鉄道も自家用車も利用可能な個人で、電話による予備調査によって235人に絞り、このサンプルに対して家庭訪問調査が行なわれた。

質問項目は、実際に行なったランドシュタットへの旅行に対して旅行費用、旅行時間などのトリップ属性、個人の社会経済属性を含み、トリップ属性に関しては、選択したモードおよび選択しなかったモードについて回答を得ている。また、トリップ属性に関する主観的評価値として次の６項目を選択モード、非選択モードに対して回答者に尋ねている。（( )内は後の定式化のときの変数名を示す。）

a)旅行中の安楽度（*relax*）

b)到着時刻の信頼性（*relia*）

c)出発時刻の柔軟性（*flex*）

d)荷物や子供連れの時の旅行の容易さ（*ease*）

e)旅行中の安全性（*safe*）

f)全体としてのそのモードの評価（*overall*）

a)からe)までの回答は、1)非常に悪い、2)悪い、3)普通、4)良い、5)非常に良い、の５段階評価であり、f)に対しては10段階に評点を付けさせている。

(2) モデルの特定化

本データの分析では、主観的評価指標の数が６ということを考えて、旅行中の快適性及び交通機関の利便性という２つの潜在的・定性的な要因を考慮にいれて定式化することにした。まず、これらの定性的要因を規定する客観的説明変数をピック・アップし、線形構造方程式モデルの構造方程式を次のように特定化した。なお、以下の式中では主観的評価値を含むトリップ属性変数は鉄道の値から自家用車の値を引いたものになっている。

旅行中の快適性

$$w_1^* = \beta_1 aged + \beta_2 earner + \beta_3 (lhtime)^2 + \beta_4 first + \beta_5 aged \times lhtime + \zeta_1 \qquad (26)$$

交通機関の利便性

$$w_2^* = \beta_6 aged + \beta_7 noemply + \beta_8 (trmtime)^2 + \beta_9 xfern + \beta_{10} foot + \beta_{11} freeprk + \beta_{12} aged \times xfern + \zeta_2 \qquad (27)$$

ただし、

aged＝1: 40歳以上の時；
0: そうでないとき

earner＝1: 旅行者が家計の支持者であるとき；
0: そうでないとき

lhtime＝幹線旅行時間（乗り換え時間を含む）（単位：時間）

first＝ 1: 鉄道で１等車を利用するとき；
0: そうでないとき

noemply＝ 1: 旅行者が雇用されていないとき；
0: そうでないとき

trmtime＝端末旅行時間（単位：時間）

xfern＝鉄道を利用したときの乗り換え回数

foot＝ 1: 端末交通が徒歩のとき；
0: そうでないとき

freeprk＝1: 目的地で無料駐車ができるとき；
0: そうでないとき

これら２つの定性的変数と主観的評価値を関係付ける測定方程式を次のように定めた。

$$\begin{bmatrix} y_1\ (relax) \\ y_2\ (relia) \\ y_3\ (flex) \\ y_4\ (ease) \\ y_5\ (safe) \\ y_6\ (overall) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & \lambda_1 \\ 0 & \lambda_2 \\ \lambda_3 & 0 \\ \lambda_4 & \lambda_5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1^* \\ w_2^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \\ \varepsilon_5 \\ \varepsilon_6 \end{bmatrix} \qquad (28)$$

上式の未知パラメータ行列では、パラメータ同定のために各列で１つのパラメータが１に正規化されている。

次に、離散型選択モデルの構造方程式（効用関数）を次のように特定化した。

$$u^* = a_0 + a_1 costpp + a_2 lhtime + a_3 trmtime + a_4 xfern + a_5 business + a_6 fixarv + a_7 female + c_1 w_1^* + c_2 w_2^* + v \qquad (29)$$

ただし、

costpp＝一人当たり旅行費用（Guilder）

business＝ 1: ビジネスに関する旅行のとき；
0: そうでないとき

fixarv＝1: 目的地に定時に到着しなければならないとき； 0: そうでないとき

female＝1: 女性； 0: 男性

(3) 推定結果と考察

表－1に線形構造方程式モデルの主要な未知パラメータの推定結果を示す。測定方程式のパラメータλは、すべて正の値を取りｔ値も十分大きな結果を得ている。構造方程式のパラメータβは、ｔ値の小さいものも多いが、ほとんどのパラメータが予想どおりの符号を持っており、これら２つの定性的変数は快適性と利便性を表しているものと思われる。

表－２は、交通機関の選択を表すプロビット・モデルの推定結果である。定性的変数の説明力を示すために、このような変数を入れた場合と入れない場合の２つのモデルの推定結果を示した。これによると、２つの定性的変数はいずれも統計的に有意で正の係数値を持っており、定性的変数を入れないモデルよりも適合度が大きく上がっている。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変化しているが、これは幹線旅行時間と快適性の重共線性のためと思われる。このように、定性的変数は選択モデルにおいて非常に強い説明力を有していることがわかった。

5．おわりに

本論文では、潜在的・定性的要因を取り入れた選択モデル構築の手法を提案した。基本的な考え方は、主観的評価値の奥に潜む潜在的な要因の存在を仮定し、その要因が観測可能な客観的要因によって形成されるというものである。この手法は、これまで用いられてきたように主観的意識データを直接効用関数に入れる方法と異なり、線形構造方程式モデルによって観測される要因とされない要因の因果関係を定式化し、モデル中の未知パラメータを推定することによって潜在変数の予測値を計算することができる。このため、政策変数の変化に対する予測モデルにもこのような潜在変数を取り入れた選択モデルを適用することができるために、実用性が大きいと思われる。

表－１ 線形構造方程式モデルの推定結果（ｔ値）

$$\hat{\mathbf{B}}' = \begin{bmatrix} (w_1^*) & (w_2^*) & \\ \begin{matrix}-0.193\\(-1.35)\end{matrix} & \begin{matrix}0.609\\(4.16)\end{matrix} & (aged) \\ 0 & \begin{matrix}0.166\\(1.81)\end{matrix} & (noemply) \\ \begin{matrix}0.335\\(2.51)\end{matrix} & 0 & (earner) \\ \begin{matrix}-0.0178\\(-0.12)\end{matrix} & 0 & (lhtime^2) \\ 0 & \begin{matrix}-0.301\\(-2.08)\end{matrix} & (trmtime^2) \\ 0 & \begin{matrix}-0.0875\\(-1.07)\end{matrix} & (xfern) \\ \begin{matrix}0.206\\(0.73)\end{matrix} & 0 & (first) \\ 0 & \begin{matrix}0.318\\(3.33)\end{matrix} & (foot) \\ 0 & \begin{matrix}0.164\\(1.69)\end{matrix} & (freeprk) \\ \begin{matrix}-0.292\\(-1.10)\end{matrix} & 0 & (aged \times lhtime) \\ 0 & \begin{matrix}-0.237\\(-1.39)\end{matrix} & (aged \times xfern) \end{bmatrix}$$

$$\hat{\Lambda} = \begin{bmatrix} (w_1^*) & (w_2^*) & \\ 1 & 0 & (relax) \\ 0 & 1 & (relia) \\ 0 & \begin{matrix}1.26\\(5.10)\end{matrix} & (flex) \\ 0 & \begin{matrix}1.01\\(4.60)\end{matrix} & (ease) \\ \begin{matrix}0.714\\(3.16)\end{matrix} & 0 & (safe) \\ \begin{matrix}1.07\\(2.38)\end{matrix} & \begin{matrix}2.30\\(5.18)\end{matrix} & (overall) \end{bmatrix}$$

表－２　プロビット・モデルの推定結果
(()内はｔ値)

	Model with latent variables	Model without latent variables
鉄道定数	0.0664 (0.18)	0.353 (1.18)
費用	-0.0356 (-3.41)	-0.0274 (-4.48)
幹線旅行時間	0.150 (0.46)	-0.298 (-1.26)
端末旅行時間	-1.17 (-2.59)	-1.57 (-4.72)
乗り換え回数	-0.235 (-1.18)	-0.144 (-0.95)
ビジネス・ダミー	1.06 (2.46)	0.691 (2.19)
定時ダミー	0.465 (1.65)	0.403 (1.78)
女性ダミー	0.732 (2.59)	0.512 (2.47)
快適性*	0.620 (1.83)	
利便性*	1.32 (3.37)	
サンプル数	228	228
L (0)	158.03	158.03
L ($\hat{\beta}$)	89.85	110.82
ρ^2	0.431	0.299
$\bar{\rho}^2$	0.368	0.248

事例研究として、このモデルを都市間交通の機関選択問題に適用した結果、線形構造方程式モデルによって同定した２つの定性的要因、快適性および利便性、はこの選択行動に大きな影響を与えていることが確認された。これは、これらの定性的変数を入れないモデルと比べて大幅に改善されたモデルの適合度と変数の係数値によって明らかであった。

しかし、このような人間行動の分析は研究の途についたばかりであり、多くの課題を残している。まず、本論文で紹介した実証的研究では、１．で述べた「認知的不協和」の影響を考慮していない点が挙げられる。このため、主観的評価値の情報を含んだ定性的変数の選択行動における説明力が高いのは当然かも知れない。また、この影響と限られた数の客観的変数により、線形構造方程式モデルにおける構造方程式の適合度があまり高くなく、予測に使用する際の定性的変数の有意性に問題が残るであろう。

構造方程式の適合度の問題は、段階推定を採用したためかも知れない。本来、３．で示した全体システムは同時に推定されるべきであり、同時推定を行なえば「選択」という外的基準の情報が構造方程式のパラメータに影響を与えるはずである。しかし、このシステムを最尤法により同時推定することは既存の計量経済ソフトウェアでは困難であり、新たな計算テクニックを要する。現在のところ最も有望なものは、McFadden[8]の提案した効率的シミュレーション法によって選択確率およびその１階微分と１階対数微分を求める手法がある。これを用いると、例えば、今回用いたような５段階評定法による主観的評価値を離散的変数として取り扱う、より厳密な定式化も可能である。

参 考 文 献

1) 河上省吾・広畠康裕：利用者の主観的評価を考慮した非集計交通手段選択モデル、土木学会論文集、No.353, pp.83-92, 1985年.
2) 鈴木　聡・原田　昇・太田勝敏：意識データを用いた非集計モデルの改良に関する分析、土木計画学研究・論文集、No.4, pp.229-236, 1986年.
3) McFadden, D.: The Choice Theory Approach to Market Research, Marketing Science, Vol.5, No.4, pp.275-297, 1986.
4) Ben-Akiva, M. and Morikawa, T.: Estimation of Switching Models from Revealed Preferences and Stated Intentions, Transportaion Research B, forthcoming, 1990.
5) Ben-Akiva, M. and Morikawa, T: Estimation of Travel Demand Models from Multiple Data Sources, In Transportation and Traffic Theory, M. Koshi, ed., pp.461-476, Elsevier, 1990.
6) Duncan, O.D.: Introduction to Structural Equation Models, Academic Press, New York, 1975.
7) Joreskog, K. and Sorbom, D.: LISREL VI — Analysis of Linear Structural Relations by Maximum Likelihood, Instrumental Variables, and Least Squares Methods, User's Guide, Department of Statistics, Univ. of Uppsala, Uppsala, Sweden, 1984.
8) McFadden, D.: A Method of Simulated Moments for Estimation of Discrete Response Models without Numerical Integration, Econometrica, 1989.