【土木計画学研究・講演集 No.15(1) 1992年11月】

認知的不協和と主観的評価値の離散性を考慮した潜在変数を取り入れた交通行動分析*

Discrete Choice Analysis with Latent Independent Variables Considering the Cognitive Dissonance and the Discreteness of Subjective Indicators

佐々木邦明**・森川高行***

By Kuniaki SASAKI and Takayuki MORIKAWA

This paper proposes Multiple-Indicator-Multiple-Cause models incorporating revealed preference and subjective judgement data to improve travel behavior model. The first model proposed takes account of the "cognitive dissonance" effect of subjective data. The second model explicitly considers categorical nature of subjective rating data. These models are applied to intercity mode choice contexts and we recognize the effectiveness of the proposed methodologies.

1．はじめに

交通機関選択分析の分野における非集計行動モデル発展の方向として，様々な意識データの活用があげらる．例えば選好に関するSPデータの活用などである[1]．著者らは，属性の知覚値に関する意識データの活用の研究をこれまで行なってきたが[2) 3)]，その中で主観的意識データを非集計行動モデルに適用する際の問題点として，「認知的不協和」と「主観的評価値の離散性」という２つの問題点があげられてきた．「認知的不協和」とは，自己の選択した代替案の要因に対して好意的に解釈しようとするもので，自己の行動の正当化の一種であると考えられる．本研究では，RP (Revealed Preference)データ，つまり被験者の実際の選択結果が明らかな行動に対して取られたデータとすべての選択肢に関する主観的評価データを取っている．このとき，認知的不協和を解消するために，被験者は選択肢の主観的評価を尋ねた項目に，自分の選択した結果とアンケート中の主観的評価値の回答が矛盾しないよう選択したモードを過大に評価する可能性が高い．このような主観的評価値を説明変数として選択モデルに用いると，一般にモデルのフィットは高くなるが，予測モデルとしての有用性が低い．また「主観的評価値の離散性」の問題とは，主観的評価値データは一般に（1）「悪い」，（2）「やや悪い」，（3）「普通」，（4）「やや良い」，（5）「良い」といった選択肢から選ばれた知覚値指標を，そのまま連続変数として用いることである．つまり厳密には知覚値自体は連続変数であるが，得られたアンケート結果は離散的なもので，その閾値の間隔は一定ではなく連続的変数ではないと考えられる．つまり，「普通」という回答から，「やや良い」というという回答に変化するのと「やや良い」という回答から「良い」という回答に変化する知覚値の間隔は異なるということである．

本論文では，これら２つの問題をそれぞれ別々のモデルでその影響を考え，主観的評価の意識データ活用の新たな方向性を提示するものである．

本論文の構成は，まず２．で本論文で提案するモデルのフレームワークを示し，３．で各モデルの定式化とその推定方法について述べる．４．ではそのモデルを実際の都市間交通に関するデータを用いて実証的研究を行ない，５．で提案したモデルの推定結果について考察を述べ本研究で得られた知見をまとめる．

*キーワード：交通行動モデル，意識データ
**正会員　工修　名古屋大学助手　工学部土木工学科
（〒464-01　名古屋市千種区不老町）
***正会員　Ph.D.　名古屋大学助教授　工学部土木工学科
（〒464-01　名古屋市千種区不老町）

2．フレームワーク

本論文で提案するモデルは，基本的には多指標多因子（Multiple Indicator Multiple Cause）モデルの形を取っている．このモデルでは，観測された指標はある特定の因子の表出したものと考え，また因子間相互の構造的な関係をも表すことができる．概念的には，共分散構造モデルや線形構造方程式（LISREL）モデルの一般形と考えられる．

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的変数はアスタリスク(*)を付けて表している．

構造方程式

$$u^*=\mathbf{ax}+\mathbf{c}'\mathbf{w}^*+\nu \tag{1}$$

$$\mathbf{w}^*=\mathbf{Bs}+\boldsymbol{\zeta} \tag{2}$$

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

$\nu \sim \mathrm{N}(0,1)$ に従う効用関数のランダム項

$\boldsymbol{\zeta} \sim \mathrm{MVN}(0,\boldsymbol{\Psi})$ に従うランダム項

測定方程式

$$d=\begin{cases} 1:\text{if } u^*\geq 0 \\ -1:\text{if } u^*<0 \end{cases} \tag{3}$$

$$\mathbf{Y}=\boldsymbol{\Lambda}\mathbf{w}^*+\boldsymbol{\varepsilon} \tag{4}$$

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

$\boldsymbol{\Lambda}$＝未知パラメータ行列

$\boldsymbol{\varepsilon} \sim \mathrm{MVN}(0,\boldsymbol{\Theta})$ に従うランダム項

このシステムでは，(1)式と(3)式がプロビット型の離散型選択モデル，(2)式と(4)式が線形構造方程式（LISREL）モデルを構成している．

3．推定法

本章では，２．で示したフレームワークに従い，認知的不協和を考慮したモデルの定式化とその段階推定法を提示し，つづいて主観的評価値の離散性を考慮したモデルの定式化とその同時推定法を提案する．

（１）認知的不協和を考慮した段階推定法

a) モデルの定式化

認知的不協和によるバイアスを除去するためのモデルを以下のように定式化する．

構造方程式

$$u^*=\mathbf{ax}+\mathbf{c}'\mathbf{w}^*+\nu \tag{5}$$

$$\mathbf{w}^*=\mathbf{Bs}+\boldsymbol{\zeta} \tag{6}$$

測定方程式

$$d=\begin{cases} 1:\text{if } u^*\geq 0 \\ -1:\text{if } u^*<0 \end{cases} \tag{7}$$

$$\mathbf{Y}=\boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{\omega}^*+\boldsymbol{\Gamma}d+\boldsymbol{\varepsilon} \tag{8}$$

ただし，

$\boldsymbol{\Gamma}$＝未知パラメータの行列

(8)式に示すように，知覚値の測定方程式に実際の選択結果を反映させることで，先に述べたバイアスを除去する．以下簡単のためこのモデルを「モデル１」と呼ぶ．

b) 選択確率の誘導

dを外生的潜在変数とすることで，線形構造方程式モデルの一般形にあてはめることができる．つまり$\boldsymbol{\Gamma}$は，$\boldsymbol{\Lambda}$の一部として考えることができ，選択確率は，以下のように導かれる．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，

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Y} \\ \mathbf{w}^* \\ u^* \end{bmatrix} \sim \mathrm{MVN}(\mathbf{M}_1,\boldsymbol{\Omega}_1) \tag{9}$$

ただし，

$$\mathbf{M}_1=\begin{bmatrix} \boldsymbol{\Lambda}\mathbf{Bs} \\ \mathbf{Bs} \\ \mathbf{a}'\mathbf{x}+\mathbf{c}'\mathbf{Bs} \end{bmatrix} \tag{10}$$

$$\boldsymbol{\Omega}_1=\begin{bmatrix} \boldsymbol{\Lambda\Psi\Lambda}'+\boldsymbol{\Theta} & \boldsymbol{\Lambda\Psi} & \boldsymbol{\Lambda\Psi}\mathbf{c} \\ \boldsymbol{\Psi\Lambda}' & \boldsymbol{\Psi} & \boldsymbol{\Psi}\mathbf{c} \\ \mathbf{c}'\boldsymbol{\Psi\Lambda}' & \mathbf{c}'\boldsymbol{\Psi} & 1+\mathbf{c}'\boldsymbol{\Psi}\mathbf{c} \end{bmatrix} \tag{11}$$

である．ここで観測可能な変数Y，x，sが与えられたときのw*，u*の条件付き分布は，

$$\begin{bmatrix} \mathbf{w}^* \\ u^* \end{bmatrix} \sim \mathrm{MVN}(\mathbf{M}_2, \mathbf{\Omega}_2) \quad (12)$$

ただし，

$$\mathbf{M}_2 = \begin{bmatrix} \mathbf{Bs} + \mathbf{\Psi\Lambda}'(\mathbf{\Lambda\Psi\Lambda}')^{-1}(\mathbf{Y} - \mathbf{\Lambda Bs}) \\ \mathbf{a}'\mathbf{x} + \mathbf{c}'\{\mathbf{Bs} + \mathbf{\Psi\Lambda}'(\mathbf{\Lambda\Psi\Lambda}' + \mathbf{\Theta})^{-1}(\mathbf{Y} - \mathbf{\Lambda Bs})\} \end{bmatrix} \quad (13)$$

および，

$$\boldsymbol{\omega} = \mathbf{\Psi} - \mathbf{\Psi\Lambda}'(\mathbf{\Lambda\Psi\Lambda}' + \mathbf{\Theta})^{-1}\mathbf{\Lambda\Psi} \quad (14)$$

と定義することによって

$$\mathbf{\Omega}_2 = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\omega} & \boldsymbol{\omega}\mathbf{c} \\ \mathbf{c}'\boldsymbol{\omega} & 1 + \mathbf{c}'\boldsymbol{\omega}\mathbf{c} \end{bmatrix} \quad (15)$$

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．

$$\Pr(d \mid \mathbf{x}, \mathbf{Y}, \mathbf{s}) = \Phi\left(d \frac{\mathbf{a}'\mathbf{x} + \mathbf{c}'\{\mathbf{Bs} + \mathbf{\Psi\Lambda}'(\mathbf{\Lambda\Psi\Lambda}' + \mathbf{\Theta})^{-1}(\mathbf{Y} - \mathbf{\Lambda Bs})\}}{\sqrt{1 + \mathbf{c}'\boldsymbol{\omega}\mathbf{c}}}\right) \quad (16)$$

c）推定方法

上記で述べたモデルを推定する方法は，線形構造方程式モデルをLISRELやLINCSなどのパッケージで推定し，そのパラメター行列から定性的変数w*の推計値(fitted value)を計算し，そのw*を用いて(5)式，(7)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．ただし$\mathbf{\Gamma}$は知覚値指標のバイアスを表していると考えられ，w*の推計値を求めるときは$\mathbf{\Gamma}$をを除いて計算する．

（2）知覚値指標の離散性を考慮した同時推定

a）モデルの定式化

主観的評価値の離散性を考慮するために主観的評価の真の値をY*とし，それがある閾値の間に入ったときにアンケート結果Yが測定されると考え，モデルは以下のようになる．

<u>構造方程式</u>

$$u^* = \mathbf{ax} + \mathbf{c}'\mathbf{w}^* + \nu \quad (16)$$

$$\mathbf{w}^* = \mathbf{Bs} + \boldsymbol{\zeta} \quad (17)$$

<u>測定方程式</u>

$$d = \begin{cases} 1 : \text{if } u^* \geq 0 \\ -1 : \text{if } u^* < 0 \end{cases} \quad (18)$$

$$\mathbf{Y}^* = \mathbf{\Lambda}\boldsymbol{\omega}^* + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (19)$$

$$\mathbf{Y} = j \quad \text{if } \theta_{j-1} \leq \mathbf{Y}^* < \theta_j \quad (20)$$

(19)式と(20)式はは真の知覚値指標と離散的に変換された知覚値指標の関係を表している．以下簡単のためこのモデルを「モデル２」とよぶ．

b）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われる．Y*，w*，u*の同時確率分布は，

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Y}^* \\ \mathbf{w}^* \\ u^* \end{bmatrix} \sim \mathrm{MVN}(\mathbf{M}_3, \mathbf{\Omega}_3) \quad (21)$$

ただし，

$$\mathbf{M}_3 = \begin{bmatrix} \mathbf{\Lambda Bs} \\ \mathbf{Bs} \\ \mathbf{a}'\mathbf{x} + \mathbf{c}'\mathbf{Bs} \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$\mathbf{\Omega}_3 = \begin{bmatrix} \mathbf{\Lambda\Psi\Lambda}' + \mathbf{\Theta} & \mathbf{\Lambda\Psi} & \mathbf{\Lambda\Psi c} \\ \mathbf{\Psi\Lambda}' & \mathbf{\Psi} & \mathbf{\Psi c} \\ \mathbf{c}'\mathbf{\Psi\Lambda}' & \mathbf{c}'\mathbf{\Psi} & 1 + \mathbf{c}'\mathbf{\Psi c} \end{bmatrix} \quad (23)$$

ここで，w*が与えられたときのY*とu*の条件付き分布が，

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Y}^* \\ u^* \end{bmatrix} \sim \mathrm{MVN}(\mathbf{M}_4, \mathbf{\Omega}_4) \quad (24)$$

ただし，

$$\mathbf{M}_4 = \begin{bmatrix} \mathbf{\Lambda w}^* \\ \mathbf{a}'\mathbf{x} + \mathbf{c}'\mathbf{w}^* \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$\mathbf{\Omega}_4 = \begin{bmatrix} \mathbf{\Theta} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (26)$$

と求められる．

ここで選択モードdと $\theta_j < Y_i \leq \theta_{j+1}$ となるような $\delta_i = j$ が観測されたときのY，dの同時生起確率は，w*の分布形を与えることによって，次式で与えられる．

$$\Pr(d, \mathbf{Y}) = \iint_{\mathbf{w}^*} \Phi\{d(\mathbf{a}'\mathbf{x} + \mathbf{c}\mathbf{w}^*)\} \cdot \prod_{i=0}^{n}\left[\Phi\left\{\frac{\theta_{\delta_{i+1}} - \boldsymbol{\lambda}_i \mathbf{w}^*}{\theta_i}\right\} - \Phi\left\{\frac{\theta_{\delta_i} - \boldsymbol{\lambda}_i \mathbf{w}^*)}{\theta_i}\right\}\right] \cdot \prod_{j=1}^{m} \phi\left(\frac{w_j^* - \mathbf{B}_j \mathbf{s}_j}{\psi_j}\right) d\mathbf{w}^* \quad (27)$$

(27)式で表される選択結果と主観的評価値の指標の同時出現確率を最大にすることで未知パラメータを求める．以下簡単のためこのモデルを「モデル２」と呼ぶ．

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つの潜在的要因を考慮にいれて定式化することにした．なお，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．以下，特定化に使用した変数の定義を述べる．

aged＝　1: 40歳以上の時；
　　　　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

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

freepark＝　1: 目的地で無料駐車ができるとき；
　　　　0: そうでないとき

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

female＝　1: 女性；　0: 男性

以上の変数を用いて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．

<u>旅行中の快適性</u>

$$w_1^*=\beta_1 aged+\beta_2 first+\beta_3 lhtime+\beta_4 aged\times lhtime+\zeta_1 \tag{28}$$

<u>交通機関の利便性</u>

$$w_2^*=\beta_5 aged+\beta_6 trmtime+\beta_7 xfern+\beta_8 freepark+\zeta_2 \tag{29}$$

これら２つの潜在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．

$$\begin{bmatrix} y_1(relax) \\ y_2(relia) \\ y_3(flex) \\ y_4(ease) \\ y_5(safe) \\ y_6(overall) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \lambda_4 & 0 \\ \lambda_1 & 1 & 0 \\ 0 & \lambda_5 & 0 \\ 0 & \lambda_6 & 0 \\ \lambda_2 & \lambda_7 & 0 \\ \lambda_3 & \lambda_8 & \lambda_9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1^* \\ w_2^* \\ d \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \\ \varepsilon_5 \\ \varepsilon_6 \end{bmatrix} \tag{30}$$

$$\begin{bmatrix} y_1(relax) \\ y_2(relia) \\ y_3(flex) \\ y_4(ease) \\ y_5(safe) \\ y_6(overall) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \lambda_5 \\ \lambda_2 & \lambda_6 \\ 0 & \lambda_7 \\ 0 & \lambda_8 \\ \lambda_3 & \lambda_9 \\ \lambda_4 & \lambda_{10} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1^* \\ w_2^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \\ \varepsilon_5 \\ \varepsilon_6 \end{bmatrix} \tag{31}$$

上の(30)式は「モデル1」のもので，アンケートの解答のなかで特に認知的不協和の影響を受けやすいと考えられるy6(*overall*)にバイアス除去のために選択結果ダミーのパラメータが入る．なお，パラメータ同定のため各列で1つのパラメータが1に固定されている．(31)式は，「モデル2」の測定方程式で，ここでは，パラメータ同定のために構造方程式の分散を1に固定した．

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．

$$u^*=a_0+a_1\mathrm{cost}pp+a_2lhtime+a_3trmtime+a_4xfern +a_5business+a_6female+c_1w_1^*+c_2w_2^*+\gamma \tag{32}$$

5．推定結果と考察

「モデル1」の線形構造方程式モデルの推定結果を表－1に示す．各未知パラメターの推定値の中で，構造方程式中の*aged*×*lhtime*の係数が直観的な符号と逆になっているが，有意ではないので問題はないであろう．またその他の係数は予想どうりの符号をもっているが，いずれもそのｔ値は低い．これは，認知的不協和を考慮することにより測定方程式のフィットが向上したため，構造方程式の安定性が低下したためと考えられる．また，測定方程式中の選択結果ダミーのパラメータの推定値が有意な正の値になっているのは，(*overall*)の質問に対し，選択した交通機関を過剰に評価するということが示されていおり，認知的不協和の存在が実証されたといえよう．

主観的評価値の離散性を考慮した同時推定の線形構造方程式モデル部分の推定結果を表－2に示す．ここでは予想に反する符号を持つものがあるが，*first*の係数はその有意性の低さから問題はなく，*aged*×*lhtime*の符号は*aged*，*lhtime*それぞれ同じ式の中に同じ符号で含まれるため，過剰になった分を補正していると考えられる．これらのことと測定方程式の符号から，この潜在的変数は（純粋な）快適性と（単純な）利便性を表していると考えられる．また閾値は潜在変数の平均値を0としてその偏差として示されており，そこに注意して見るとその間隔はほぼ一定であるが平均値に関して負の方向にずれている．これは，「普通」から「やや良い」には期待値から良いほうへのわずかなずれで変化するが，「普通」から「やや悪い」には簡単に変化しないということである．これらのことから，知覚値の指標は，ほぼ連続変数として扱うことが可能であるが，閾値は潜在変数の平均値に関して対称ではなく，負の方向にずれているということがわかる．また線形構造方程式モデルの中の推定値のｔ値は，いずれも大きな値であって，推定結果の有意性は高い．

そこで「モデル1」の選択結果ダミーのパラメータを取り除いた，線形構造方程式モデルの推定結果から計算された潜在変数を用いた選択モデルの推定結果，「モデル2」の選択モデル部，比較のため潜在変数を用いない選択モデルの推定結果を表－3に示す．潜在変数を用いないモデルと比較すると「モデル1」は幹線旅行時間の係数が，負から正へと変化しているが，これは，幹線旅行時間が，潜在的変数Comfort* に用いられているため，重共線性の問題が起きたと考えられる．幹線旅行時間がほぼ0になっているということは，幹線旅行時間は，選択行動においてComfort* を通じてのみ影響を与えているためとも考えられる．また，定数項が有意な係数であったものが，潜在的変数を用いることでその有意性を失っているのは，本来必要であった潜在的変数Comfort*とConvenience*が定数項で表されていたのであろう．モデルの移転性でもっとも大きな問題である定数項がこのような潜在変数で表された意義は大きい．「モデル2」をみると，端末旅行時間の係数が正になっている．これはConvenience* との重共線性のためと考えられる．また，乗り換え回数や，幹線旅行時間のｔ値が低いのも同じ理由のためと考えられる．

以上の推定結果から以下のような知見が得られた．

- 認知的不協和の存在が確かめられたが，それによって構造方程式の適合度が改善されるわけではない．
- 主観的評価値の指標の離散性を考慮したモデルから，指標を連続変数的に扱うことに問題はないことが確かめられたが，閾値は平均値に関して対称ではないため，そのことに注意する必要がある．
- 従来の選択モデルの定数項は，このような多くの潜在変数を表していると思われる．

今後の課題としては「モデル2」の推定結果が，これまで提案してきた他のモデルと符号に違いが見られるが，この差が有意なものであるかは，非常に重要であるのでその統計的検定が必要とされる．

表－１　線形構造方程式モデルの推定結果
（モデル１）

$$\mathbf{B}=\begin{bmatrix} (x_1^*) & (x_2^*) & \\ \substack{-0.173\\(-0.47)} & \substack{0.378\\(1.8)} & (aged) \\ \substack{-0.370\\(-1.5)} & 0 & (lhtime) \\ 0 & \substack{-0.248\\(-0.8)} & (trmtime) \\ \substack{0.147\\(0.5)} & 0 & (first) \\ 0 & \substack{-0.0017\\(-0.01)} & (xfern) \\ 0 & \substack{0.130\\(1.2)} & (freepark) \\ \substack{0.0760\\(0.2)} & 0 & (aged\times lhtime) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{\Lambda}=\begin{bmatrix} (x_1^*) & (x_2^*) & d & \\ 1 & \substack{0.224\\(0.4)} & 0 & (relax) \\ \substack{1.00\\(1.2)} & 1 & 0 & (relia) \\ 0 & \substack{1.98\\(2.0)} & 0 & (flex) \\ 0 & \substack{1.12\\(2.6)} & 0 & (ease) \\ \substack{0.593\\(2.0)} & \substack{0.295\\(0.8)} & 0 & (safe) \\ \substack{1.51\\(1.6)} & \substack{2.31\\(3.1)} & \substack{0.770\\(4.5)} & (overall) \end{bmatrix}$$

表－２　線形構造方程式モデル部の推定結果
（モデル２）

$$\mathbf{B}=\begin{bmatrix} (x_1^*) & (x_2^*) & \\ \substack{-3.72\\(-8.6)} & \substack{2.41\\(11.4)} & (aged) \\ \substack{-0.512\\(-3.1)} & 0 & (lhtime) \\ 0 & \substack{-2.93\\(-8.2)} & (trmtime) \\ \substack{-0.279\\(-0.8)} & 0 & (first) \\ 0 & \substack{-0.263\\(-2.0)} & (xfern) \\ 0 & \substack{0.318\\(2.5)} & (freepark) \\ \substack{0.661\\(2.1)} & 0 & (aged\times lhtime) \end{bmatrix}$$

$$threshold=\begin{bmatrix} -2.24 & -1.09 & 0.227 & 1.75 \\ (-21.5) & (-12.0) & (2.3) & (14.8) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{\Lambda}=\begin{bmatrix} (x_1^*) & (x_2^*) & \\ \substack{1.48\\(5.6)} & \substack{-0.753\\(-4.7)} & (relax) \\ \substack{-0.765\\(-5.9)} & \substack{-0.688\\(-6.4)} & (relia) \\ 0 & \substack{0.206\\(2.2)} & (flex) \\ 0 & \substack{0.740\\(5.3)} & (ease) \\ \substack{0.0695\\(0.8)} & \substack{-0.315\\(-3.4)} & (safe) \\ \substack{0.482\\(5.0)} & \substack{1.16\\(9.3)} & (overall) \end{bmatrix}$$

表－３　選択モデルの推定結果

	潜在変数なし	認知的不協和モデル１	離散性考慮モデル２
鉄道定数	0.538 (2.0)	0.556 (1.2)	-0.376 (-0.8)
費用	-0.0268 (-4.2)	-0.0495 (-3.4)	-0.0408 (-4.5)
幹線旅行時間	-0.405 (-1.6)	0.178 (0.4)	-0.235 (-1.6)
端末旅行時間	-1.57 (-4.2)	-1.91 (-2.7)	0.216 (0.3)
乗り換え回数	-0.195 (-1.3)	-0.477 (-1.7)	-0.146 (-0.8)
ビジネスダミー	0.942 (3.4)	1.92 (3.3)	1.34 (8.4)
女性ダミー	0.466 (2.3)	0.958 (2.4)	0.701 (4.5)
快適性*		1.52 (2.3)	0.739 (4.0)
利便性*		2.08 (3.2)	1.15 (8.5)
L(0)	-151.8	-151.8	-2540.0
L($\hat{\beta}$)	-108.1	-90.1	-2331.6
$\bar{\rho}^2$	0.242	0.347	0.071
サンプル数	219	219	219

参考文献

1）森川高行（1990），ステイティッド・プリファレンス・データの交通需要予測モデルへの適用に関する整理と展望，土木学会論文集，No.413/IV-12，pp. 9-18.

2）森川高行・佐々木邦明：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，土木計画学研究・講演集，No.13，pp. 967-973, 1990

3）森川高行・佐々木邦明：交通行動－意識構造統合モデル，土木計画学研究・講演集，No.14(2), pp.17-24, 1991