

特集論文(交通行動分析の新展開)

主観的要因を考慮した非集計離散型選択モデル

森川高行*・佐々木邦明**

非集計交通行動モデルの説明変数には、計測が容易な変数のみ通常用いられるが、人間の選択行動には定量化されにくい主観的要因や個人の知覚の相違などの潜在要因が大きく影響している。本論文は、潜在要因を考慮した既存研究のレビューとともに、このような潜在要因を含んだより精緻な意思決定機構を内包した非集計離散型選択分析の方法論を提案するものである。

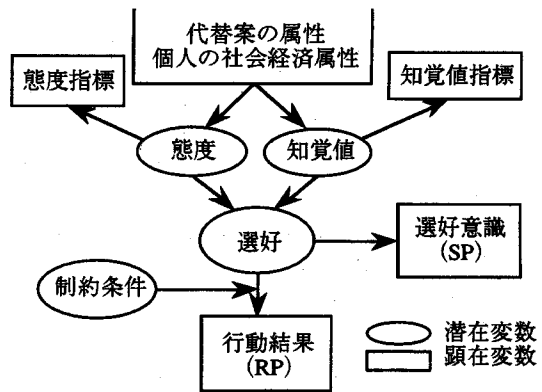
Key Words : discrete choice analysis, latent variable, covariance structure model

1. はじめに

交通行動分析のなかでも、その理論的根拠をミクロ経済学に求めるものは、個人の合理的選択という大原則に則っているが、これまで選択の意思決定機構の厳密な分析はなされていなかった。例えば個人の合理的選択を直接モデルで表した非集計離散型選択モデルでは、意思決定機構を「効用関数」といういわばブラックボックスに委ねていたのである。ところが近年の交通計画では、公共交通機関における快適性重視の政策、モータリゼーションの進展による車の使用に対する意識の変化、様々な情報提供技術の評価、個人の価値観の相違の考慮などその分析対象が極めて多様化し、これまでのブラックボックス・アプローチでは対処できない局面が多くなってきた。

一方、個人の行動「原理」をモデル化することから移転性が高いと言われてきた非集計モデルも、選択肢固有定数については選択肢の属性に含まれない様々な要因が影響することから、時間・空間的に安定しておらず、移転先の補完的なデータによる修正などが必要である。つまり、人間の行動をモデルによって普遍的に表すことは、たとえ通勤交通の手段選択のような限られた行動においても、当初考えられていたほどは容易でなかったのである。

より具体的には、非集計離散型選択モデルに代表される交通行動モデルでは、行動の説明要因に計測が容易な変数を用いることがほとんどであった。離散型選択モデルの効用関数の説明変数には、旅行時間、費用、乗り換え回数、意思決定者の性別、免許証の有無など工学的・客観的に計測されるデータを用い、実際の選択結果



図一1 選択行動意思決定のパスダイアグラム

(Revealed Preferences (RP))を再現するように未知パラメータを定めるという伝統的手法がこれに当たる。

一方、数理心理学やマーケティング・サイエンスの分野では、行動の意思決定プロセスをより厳密に表そうとする試みがあり¹⁾、このような分野では心理学的・主観的に計測されたデータも積極的に用いている。図一1は、選択行動の意思決定過程を表すパス・ダイアグラムの一例であり、これまでミクロ経済学やそれに基づく交通行動分析ではブラック・ボックスとみなされてきた選択行動者の意思決定機構を解明しようとするものである。ここでは意思決定に関与する潜在的な要因を明示的に考慮しており、潜在変数の観測可能な指標としてRPのほか、選好意識データ(Stated Preference (SP) data)や属性の主観的評価値(図中では「知覚値指標」及び「態度指標」)を位置づけている。著者らは、このトータル・システムのサブモデルとして、SPデータとRPデータを同時に用いた選択モデル^{2),3)}、線形構造方程式モデルと離散型選択モデルの統合^{4),5)}、潜在的な制約条件を考慮し

* 正会員 Ph.D. 名古屋大学助教授 工学部土木工学科 (〒464-01 名古屋千種区不老町)

** 正会員 工修 名古屋大学助手 工学部土木工学科

た選択モデル⁹⁾などの提案を行なってきた。

本論文は、このダイアグラムに基づいて、交通行動における潜在要因を考慮した選択モデル構築の方法論を展開するものである。まず、2.で本研究を進めるにあたっての背景と動機となった交通行動における主観的・潜在的な要因について概観し、それらを取り扱った既存の研究についてレビューする。3.では、本論文で提案する交通行動一意識構造統合分析のフレームワークを示し、4.では3.で示したフレームワークの4つの推定方法を提案し、これらのモデルを都市間交通機関選択分析に適用した事例を5.で報告する。6.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。

2. 主観的要因を取り入れた交通行動分析

離散型選択モデルを用いた交通行動分析では、効用関数に用いられる説明変数には、定量的に観測することが容易な旅行時間、旅行費用、乗り換え回数、意思決定者の社会経済変数などがほとんどであった。しかし、実際意思決定にはこれらの客観的要因のほかに、例えば交通機関選択の場合、次のような潜在的・主観的な要因が大きく関与していると思われる。

- ・信頼性 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
- ・見栄 その交通機関を利用することの顕示効果

これらの要因は、直接観測可能(manifest)な変数でなく潜在的(latent)であり、これらの値を知るには主観的な意識データを用いることが有効であると考えられる。

このような指摘は以前からなされ、いわゆる Attitude-Behavior モデルに代表されるように、交通行動分析に潜在要因を取り込むための研究は非集計モデルの創成期から続いている。Lovell⁷⁾は意思決定過程をフローチャートで表し、潜在的な態度や知覚値またそのときの状況制約が、交通行動を把握するために重要だと述べている。同じく Dobson⁸⁾は交通行動に関連する意思決定原理と、政策変数の変化に対する行動変化の評価の方法を議論する中で、潜在変数の重要性に着目し、そのデータ

収集などに関して知見を述べている。Recker & Golob⁹⁾は通勤交通の機関選択分析で、交通制約に着目してサンプルを分類し、因子分析を用いて交通機関選択に重要な因子を各グループごとに抽出し、その因子を代表する指標を用いてロジットモデルを推定している。Dobson & Tisher¹⁰⁾は知覚値と選好の交通行動との関連について研究を行なっている。ここではデータをアンケートによる意識データ、ネットワークデータによる選択肢の客観的変数、意思決定者の社会経済属性の3種類に分け、それぞれが交通行動に与える影響とデータ相互の関係を調べ、知覚値が交通機関選択に重要だと結論づけている。

1977年に行われた第3回の交通行動分析に関する国際会議では、態度とその測定が主要議題となり、行動に関する心理測定や態度と行動に関する論文が発表された。このなかで Golob et al.¹¹⁾は本研究のフレームワークの基礎になる概念的なモデルを提案し、後述する認知的不協和について詳細な考察を行なっている。そして認知的不協和の存在を実証的研究により明かにし、態度変数の交通行動分析に対する重要性を述べている。Levin¹²⁾は交通行動モデルにおける態度変数の重要性を述べ、意思決定者の選好特性に基づいたセグメンテーションを行ない、このセグメントと客観的属性との関連を調べ、その予測を行なっている。Louviere¹³⁾は客観的属性と知覚値、知覚値と効用、効用と選択確率の関係を4つの式で表し、知覚値を用いた交通機関選択モデルを提案し、意思決定構造定量化のためのデータ収集の方法などについて多くの提案を行なっている。

Koppelman & Pas¹⁴⁾は選択肢の客観的属性と知覚値、知覚値と選好、選好と選択の関係をモデルで表し、因子分析を用いて知覚値と態度(feeling)を求め、ロジットモデルを用いて知覚値だけの選択モデルと知覚値と態度を用いたモデルの比較を行なっている。Koppelman & Lyon¹⁵⁾は2種類のデータを用いて文献¹⁴⁾と同様の方法で選択肢別の態度を用いたモデルと選択肢間で共通の態度を用いたモデルの比較を行なっている。Morikawa et al.⁴⁾は本研究のベースとなるもので、消費者行動仮説に基づき、SPデータや意識データを統合した交通行動モデル構築のサブモデルとして、線形構造方程式モデルを用いて潜在変数を同定する方法を提案し、知覚値を取り入れた交通機関選択分析を行なっている。一方国内では、非集計モデルが導入された当初から潜在変数の重要性は指摘され¹⁶⁾、河上・広島¹⁷⁾は、自家用車と鉄道の交通手段転換モデルに、主観的評価値を取り入れている。ここで主観的評価値とは、アンケートで得られた鉄道及び自家用車のサービスレベルに対する総合的満足度(「非常に満足」から「非常に不満」まで7段階)のデータを、心理尺度構成法の1つであるカテゴリー判断の法則を用いて、客観的要因から計算される連続変数に変換した

もので、それを効用関数の説明変数に用いている。鈴木ら¹⁸⁾はデータを、被験者に所要時間などを尋ねたもので、意思決定者が知覚している値をそのまま用いることが可能な回答値、主観的に選択肢を評価した値である評価値、客観的判断基準によって定められた設定値の3種類に分類し、それぞれのデータによるモデルの比較を行なった結果、回答値を用いたモデルと評価値データを設定値に追加して用いたモデルは、従来の設定値のみによるモデルと比較して適合度が高いと結論づけている。渡辺ら¹⁹⁾は新交通システム導入の際の需要予測に、選択不選択理由の分析およびサービス要因の満足度評価の分析を行ない、新交通システム選択の際に重要になる潜在要因を定め、そこで得られたサービス要因と利用意向データの関係を数量化II類を用いて分析し、それらの要因を代表する指標を用いて選択モデルを推定している。青山ら²⁰⁾は交通機関選択の重要な要因として経済性、高速性、快適性を取り上げ、それらを表す指標として所要時間、交通費用、疲労を提案している。ここで疲労とは、潜在要因である快適性を定量化するために、個人のエネルギー消費量を表す式を提案し、それを用いた交通機関選択モデルを推定している。Balace²¹⁾はマニラの都市交通に関するアンケート調査で得られた心理的指標から、交通機関選択に重要な要因を因子分析を用いて分析し、その指標を取り入れた効用関数を推定している。

本論文で提案する潜在要因を同定する方法は、次章で説明するようにアンケート調査によって得られる主観的評価値と潜在要因を形成する客観的変数を、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)」を用いて定式化するものである。この方法は、潜在変数と客観的変数の関係が同定できるために政策変数の変化に対する潜在変数値の予測を行なうことができる。また、因子分析の方法と同様に、主観的評価値を潜在「因子」の観測された指標と考えることによって、次元の少ない潜在因子を同定できる。

土木計画の分野で線形構造方程式モデルを用いた研究例としてはGolob & Wissenn²²⁾が構造方程式モデルを用いて、車の所有とモード別の旅行時間を家計の所得の関数として表したモデルを提案している。またGolob²³⁾はパネルデータを用いて車の所有の決定など4種類の指標の変化を、線形構造方程式モデルを用いて表すモデルを提案している。森川ら⁶⁾は線形構造方程式モデルを用いて観光地の魅力度を求め、それを用いた観光目的地選択分析を行なっている。飯田・森川²⁴⁾は潜在的な景観評価要因を仮定し、線形構造方程式モデルを用いて潜在要因と客観的指標との関係を同定している。屋井ら²⁵⁾は地価変動に潜在要因を仮定し、地価関数として線形構造方程式モデルを用いている。また杉恵ら²⁶⁾は線形構造方程式

モデルをパネルデータの分析に適用し、変数間の時差的な因果構造を明らかにすることを試みている。また、屋井ら²⁷⁾は海上交通サービスの分析に線形構造方程式モデルを適用し、陸上交通とは異なる利用者の意識を分析している。

3. 交通行動一意識構造統合モデル

(1) フレーム・ワーク

本論文で提案するモデルシステムは、図-1に示されるような多指標多因子(Multiple-Indicator-Multiple-Cause(MIMIC))モデルである。その指標としては、選択結果とその選択に影響を与える要因の主観的評価値(例えば乗り心地についての5段階評価)があり、潜在因子は各選択肢の望ましさを表す変数(効用)や望ましさに影響を与える変数(主観的要因、知覚値など)である。

モデルは構造方程式(structural equation)と測定方程式(measurement equation)から構成されている。構造方程式は、我々が知ろうとしている意思決定機構に関与する変数間の因果関係を表し、使用されるいくつかの(またはすべての)変数は直接その値を観測できない潜在変数である。測定方程式は、観測可能な多くの指標と構造方程式中の潜在変数の関係を表す。

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。

構造方程式

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

$$w^* = Bs + \zeta \quad \dots\dots\dots(2)$$

ただし、

u^* : 選択モデルの効用

x : 選択モデルにおける客観的説明変数のベクトル

w^* : 選択モデルにおける潜在的説明変数のベクトル

s : w^* を形成する客観的説明変数のベクトル

a, c, B : 未知パラメータの配列

$v \sim N(0,1)$ に従う効用関数のランダム項

$\zeta \sim MVN(0, \Psi)$ に従うランダム項 (Ψ は共分散行列)

(MVNは多変量正規分布を表わす)

測定方程式

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

$$Y = \Lambda w^* + e \quad \dots\dots\dots(4)$$

ただし、

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

$e \sim MVN(0, \Theta)$ に従うランダム項 (Θ は共分散行列)

このシステムでは、式(1)と式(3)がプロビット型の離散型選択モデル、式(2)と式(4)が次節で解説する線形構造方程式モデルを構成している。

(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の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。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。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、測定方程式中では潜在変数およびその指標として扱うことによって定式の一般化を図っている。一般形は以下のように示される。

構造方程式

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

測定方程式

$$Y = \Lambda\eta + \epsilon \quad \dots\dots\dots(6)$$

ただし、

η : 潜在変数ベクトル

Y : 指標ベクトル

B, Λ : 未知パラメータ行列

$\zeta \sim \text{MVN}(0, \Psi)$ に従うランダム項 (Ψ は共分散行列)

$\epsilon \sim \text{MVN}(0, \Theta)$ に従うランダム項 (Θ は共分散行列)

構造方程式中で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 B 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。つまり、先に述べたフレームワークの(2)、(4)のシステムでは w^* と s の合成ベクトルが η になっている。この線形構造方程式モデルは2つ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 η が顕在変数の場合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。このモデルの未知パラメータの推定方法は、式(5)、(6)から求められる Y の理論的共分散行列を標本共分散行列に適合させることによって行なう。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。この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 があり、このようなモデルはしばしば LISREL モデルと呼ばれる²⁸⁾。

4. 提案モデルの推定法

(1) 段階推定

フレームワークで示したモデルを、線形構造方程式モデル、選択モデルの順に段階的に推定する。

a) 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。 Y, w^*, u^* の同時確率分布は、

$$\begin{bmatrix} Y \\ w^* \\ u^* \end{bmatrix} \sim \text{MVN}(M_1, \Omega_1) \quad \dots\dots\dots(7)$$

ただし、

$$M_1 = \begin{bmatrix} \Lambda Bs \\ Bs \\ a'x + c'Bs \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots(8)$$

$$\Omega_1 = \begin{bmatrix} \Lambda\Psi\Lambda' + \Theta & \Lambda\Psi & \Lambda\Psi c \\ \Psi\Lambda' & \Psi & \Psi c \\ c'\Psi\Lambda' & c'\Psi & 1 + c'\Psi c \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots(9)$$

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、

$$\begin{bmatrix} w^* \\ u^* \end{bmatrix} \sim \text{MVN}(M_2, \Omega_2) \quad \dots\dots\dots(10)$$

ただし、

$$M_2 = \begin{bmatrix} Bs + \Psi\Lambda'(\Lambda\Psi\Lambda' + \Theta)^{-1}(Y - \Lambda Bs) \\ a'x + c'[Bs + \Psi\Lambda'(\Lambda\Psi\Lambda' + \Theta)^{-1}(Y - \Lambda Bs)] \end{bmatrix} \quad \dots\dots(11)$$

および、

$$\omega = \Psi - \Psi\Lambda'(\Lambda\Psi\Lambda' + \Theta)^{-1}\Lambda\Psi \quad \dots\dots\dots(12)$$

と定義することによって

$$\Omega_2 = \begin{bmatrix} \omega & \omega c \\ c'\omega & 1 + c'\omega c \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots(13)$$

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。

$$Pr(d | x, Y, s) = \Phi \left(d \frac{a'x + c'[Bs + \Psi\Lambda'(\Lambda\Psi\Lambda' + \Theta)^{-1}(Y - \Lambda Bs)]}{\sqrt{1 + c'\omega c}} \right) \quad \dots\dots(14)$$

ただし、 Φ は標準正規分布の累積分布関数である。

b) 推定法

線形構造方程式モデルと、離散型選択モデルを段階的に推定する方法は、まず式(2)と式(4)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、そのパラメータ行列の推定値より w^* の推計値 (fitted value) を計算し、その値を用いて式(1)、式(3)で表される離散型選択モデルを推定する。つまり、最終的には式(14)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、一致性のある推定量を得ることができる²⁹⁾。

(2) 認知的不協和を考慮した段階推定

「認知的不協和」とは、自己の行動の正当化の一種であり、自己の選択した代替案を好意的に評価しようとするものといえる。本研究では、被験者の実際の選択結果が明らかな行動に関して尋ねたアンケートで得られた主観的評価データを用いている。このとき被験者は、自己の行動とアンケートの回答が矛盾しないように、選択したモードを過大に評価して回答する可能性が高い。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、一般にモデルの推定データに対する適合度は高くなるが、予測モデルとしての有用性が低くなる。

a) モデルの定式化

認知的不協和解消によるバイアスを除去するために、モデルを以下のように定式化する。

構造方程式

式(1),(2)と同じ。

測定方程式

$$d = \begin{cases} 1: \text{if } u^* \geq 0 & \dots\dots\dots (15) \\ -1: \text{if } u^* < 0 & \dots\dots\dots \end{cases}$$

$$Y = \Lambda w^* + \Gamma d + \epsilon \dots\dots\dots (16)$$

ただし、

Γ : 未知パラメータの行列

d : 選択結果ダミー

式(16)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。

b) 選択確率の誘導と推定

d を観測可能な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 Γ は、 Λ の一部として考えることができ、以下前節と同様に選択確率が導かれる。ただし、 Γ は主観的評価値のバイアスを示しているため、選択確率を求めるときは取り除かれる。

(3) 同時推定

フレームワークに示されたモデルを、4式同時に推定する。

a) 選択確率の誘導

段階推定と同様に、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, x, u^* の同時確率分布は、「段階推定モデル」と同様に式(7),(8),(9)で与えられる。ここで、 w^* が与えられたときの Y と u^* の条件付き分布は、

$$\begin{bmatrix} Y \\ u^* \end{bmatrix} \sim \text{MVN}(M_3, \Omega_3) \dots\dots\dots (17)$$

ただし、

$$M_3 = \begin{bmatrix} \Lambda w^* \\ a'x + c'w^* \end{bmatrix} \dots\dots\dots (18)$$

$$\Omega_3 = \begin{bmatrix} \Theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (19)$$

となる。このとき Y, d の同時生起確率は w^* に対する Y, d の数学的期待値であるから、 w^* の分布形を与えることによって次式で与えられる。

$$\Pr(d, Y) = \iint_{w^*} \Phi(d(a'x + c'w^*)) \prod_{j=1}^n \phi\left(\frac{y_j - (\lambda_j w^*)}{\theta_j}\right) \cdot \prod_{j=1}^m \phi\left(\frac{w_j^* - B_j s_j}{\psi_j}\right) dw^* \dots\dots\dots (20)$$

ただし ϕ は標準正規分布の確率密度関数である。

上式では、ベクトル Y, w^* の次元をそれぞれ n, m とし、それぞれの変数間で相関がないと仮定している。つまり、 Ψ は m 次元の対角行列でその要素が ψ_j 、 Θ は n 次元の対角行列でその要素が θ_j である。

このモデルの未知パラメータの推定は、式(20)で表される選択結果と主観的評価値の同時出現確率を尤度関数として最尤推定法によって行なう。この推定方法により得られる推定量は漸近的有効性と一致性を持つ²⁹⁾。

(4) 知覚値指標の離散性を考慮した同時推定

「主観的評価値の離散性」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離散的な数値である。これまで提案したモデルでは、この知覚値指標をそのまま連続変数として用いていたが、データの定義に厳密な離散的数値として推定を行なう。

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ると、モデルは以下のように定式化される。

構造方程式

式(1),(2)と同じ。

測定方程式

$$d = \begin{cases} 1: \text{if } u^* \geq 0 & \dots\dots\dots (21) \\ -1: \text{if } u^* < 0 & \dots\dots\dots \end{cases}$$

$$Y^* = \Lambda w^* + \epsilon \dots\dots\dots (22)$$

$$y_i = l \text{ if } \vartheta_{i-1} \leq y_i^* < \vartheta_i \dots\dots\dots (23)$$

式(22)と式(23)は真の知覚値指標と離散的に測定された知覚値指標の関係を表している。

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、

$$\begin{bmatrix} Y^* \\ w^* \\ u^* \end{bmatrix} \sim \text{MVN}(M_1, \Omega_1) \dots\dots\dots (24)$$

ここで、 w^* が与えられたときの Y^* と u^* の条件付き分布が、

$$\begin{bmatrix} Y^* \\ u^* \end{bmatrix} \sim \text{MVN}(M_3, \Omega_3) \dots\dots\dots (25)$$

と求められる。

ここで d と $y_i = l$ が観測されたときの Y, d の同時生起確率は w^* に対する Y, d の数学的期待値であるから、 w^* の分布形を与えることによって、次式で与えられる。

$$\Pr(d, Y) = \iint_{w^*} \Phi(d(a'x + c'w^*)) \cdot \prod_{j=1}^m \phi\left(\frac{w_j^* - B_j s_j}{\psi_j}\right) \cdot \prod_{j=1}^n \left[\Phi\left(\frac{\vartheta_j - \lambda_j w^*}{\theta_j}\right) - \Phi\left(\frac{\vartheta_{j-1} - \lambda_j w^*}{\theta_j}\right) \right] dw^* \dots\dots\dots (26)$$

上式も同時推定モデルと同様にベクトル Y, w^* の次元をそれぞれ n, m とし、それぞれの変数間で相関がないと仮

定している。

このモデルの推定は式(26)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尤度関数として、最尤推定法によって未知パラメータを求める。

(5) 定式化のまとめ

前節までに提案されたモデルをまとめると、(1)段階推定はフレームワークで示したモデルを、線形構造方程式、離散型選択モデルの順に段階的に推定するものであり、統計的には有効性が落ちるが、推定アルゴリズムが簡単で計算時間が少なく済む利点をもっている。(2)認知的不協和を考慮した段階推定は、(1)同様の段階的手順であるが、認知的不協和解消によって生ずるバイアスを取り除くためのダミー変数を用いることで、構造方程式の適合度の向上を計っている。(3)同時推定はフレームワークで示したモデルを完全情報最尤推定法により推定するもので、段階推定より統計的に優れるが、推定アルゴリズムが複雑になり、推定に時間がかかるという欠点をもっている。(4)知覚値指標の離散性を考慮した同時推定は、アンケートで得られる知覚値の指標が本来離散変数であることを考慮して同時推定を行なう。これはデータの性質や統計的観点からもっとも優れていると考えられるが、推定アルゴリズムがさらに複雑になり、計算時間も膨大になるため、実用性に欠けるという欠点をもっている。今後簡単のため、各モデルを順に「段階推定モデル」「認知的不協和モデル」「同時推定モデル」「離散性考慮モデル」と呼ぶ。

5. 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年にオランダでヘイグ・コンサルティンググループによって実施された、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³⁰⁾。

質問項目は、ランドシュタットと呼ばれる大都市圏への実際に行なった旅行に対して旅行費用、旅行時間などのトリップ属性及び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) 荷物や子供があるときの利用しやすさ (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、モデル中では回答された数値をそのままデータとして用いている。

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

<i>aged</i>	1; 40歳以上の時 0; そうでないとき
<i>lhtime</i>	幹線旅行時間 (乗り換え時間を含む) (単位: 時間)
<i>first</i>	1; 鉄道で1等車を利用するとき 0; そうでないとき
<i>trmtime</i>	端末旅行時間 (単位: 時間)
<i>xfern</i>	鉄道を利用したときの乗り換え回数
<i>foot</i>	1; 端末交通が徒歩のとき 0; そうでないとき
<i>freepark</i>	1; 目的地で無料駐車ができるとき 0; そうでないとき
<i>costpp</i>	一人当たり旅行費用 (Guilder)
<i>business</i>	1; ビジネスに関する旅行のとき 0; そうでないとき
<i>female</i>	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を次のように特定化した。

構造方程式

旅行中の快適性 (Comfort*)

$$w_1^* = \beta_1 \text{aged} + \beta_2 \text{first} + \beta_3 \text{lhtime} + \beta_4 \text{aged} \times \text{lhtime} + \zeta_1 \dots (27)$$

交通機関の利便性 (Convenience*)

$$w_2^* = \beta_5 \text{aged} + \beta_6 \text{trmtime} + \beta_7 \text{xfern} + \beta_8 \text{freepark} + \zeta_2 \dots (28)$$

測定方程式

$$\begin{bmatrix} y_1(\text{relax}) \\ y_2(\text{relia}) \\ y_3(\text{flex}) \\ y_4(\text{ease}) \\ y_5(\text{safe}) \\ y_6(\text{overall}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \lambda_4 \\ \lambda_1 & 1 \\ 0 & \lambda_5 \\ 0 & \lambda_6 \\ \lambda_2 & \lambda_7 \\ \lambda_3 & \lambda_8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1^* \\ w_2^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \epsilon_3 \\ \epsilon_4 \\ \epsilon_5 \\ \epsilon_6 \end{bmatrix} \dots (29)$$

$$\begin{bmatrix} y_1(\text{relax}) \\ y_2(\text{relia}) \\ y_3(\text{flex}) \\ y_4(\text{ease}) \\ y_5(\text{safe}) \\ y_6(\text{overall}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \lambda_4 & 0 \\ \lambda_1 & 1 & 0 \\ 0 & \lambda_5 & 0 \\ 0 & \lambda_6 & 0 \\ \lambda_2 & \lambda_7 & 0 \\ \lambda_3 & \lambda_8 & \lambda_9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1^* \\ w_2^* \\ d \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \epsilon_3 \\ \epsilon_4 \\ \epsilon_5 \\ \epsilon_6 \end{bmatrix} \dots (30)$$

表-1 「段階推定モデル」

線形構造方程式モデルの推定結果

$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} (w_1^*) & (w_2^*) \\ -0.232 & 0.406 \\ (-1.4) & (3.3) \\ -0.292 & 0 \\ (-1.3) & \\ 0 & -0.522 \\ & (-2.1) \\ 0.286 & 0 \\ (1.0) & \\ 0 & -0.0471 \\ & (-0.6) \\ 0 & 0.164 \\ & (1.6) \\ -0.0405 & 0 \\ (-0.1) & \end{bmatrix}$	$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} (w_1^*) & (w_2^*) \\ 1 & 0.170 \\ & (0.8) \\ 0.772 & 1 \\ (1.8) & \\ 0 & 1.49 \\ & (4.3) \\ 0 & 1.16 \\ & (5.2) \\ 0.686 & 0.329 \\ (3.1) & (2.0) \\ 1.64 & 2.43 \\ (2.6) & (5.9) \end{bmatrix}$	$\begin{matrix} (aged) \\ (lhtime) \\ (trmtime) \\ (first) \\ (xfern) \\ (freepark) \\ (aged \times lhtime) \end{matrix}$	$\begin{matrix} (relax) \\ (relia) \\ (flex) \\ (ease) \\ (safe) \\ (overall) \end{matrix}$
--	--	---	---

表-2 「認知的不協和モデル」

線形構造方程式モデルの推定結果

$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} (w_1^*) & (w_2^*) \\ -0.173 & 0.378 \\ (-0.47) & (1.8) \\ -0.370 & 0 \\ (-1.5) & \\ 0 & -0.248 \\ & (-0.8) \\ 0.147 & 0 \\ (0.5) & \\ 0 & -0.0017 \\ & (-0.01) \\ 0 & 0.130 \\ & (1.2) \\ 0.0760 & 0 \\ (0.2) & \end{bmatrix}$	$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} (w_1^*) & (w_2^*) & d \\ 1 & 0.224 & 0 \\ & (0.4) & \\ 1.00 & 1 & 0 \\ (1.2) & & \\ 0 & 1.98 & 0 \\ & (2.0) & \\ 0 & 1.12 & 0 \\ & (2.6) & \\ 0.593 & 0.295 & 0 \\ (2.0) & (0.8) & \\ 1.51 & 2.31 & 0.770 \\ (1.6) & (3.1) & (4.5) \end{bmatrix}$	$\begin{matrix} (aged) \\ (lhtime) \\ (trmtime) \\ (first) \\ (xfern) \\ (freepark) \\ (aged \times lhtime) \end{matrix}$	$\begin{matrix} (relax) \\ (relia) \\ (flex) \\ (ease) \\ (safe) \\ (overall) \end{matrix}$
--	---	---	---

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

式(29)は「段階推定モデル」, 式(30)は「認知的不協和モデル」, 式(31)は「同時推定モデル」と「離散性考慮モデル」のためのものである。パラメータ同定のため, 段階推定モデル, 認知的不協和モデルでは測定方程式の各列で1つのパラメータが1に正規化されており, 同時推定モデル, 離散性考慮モデルでは構造方程式の分散が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。

$$u^* = a_0 + a_1 costpp + a_2 lhtime + a_3 trmtime + a_4 xfern \dots (45) + a_5 business + a_6 female + c_1 w_1^* + c_2 w_2^* + \gamma$$

なお今回の研究では, 提案したモデルの比較を行なうため, 推定結果が有意でない変数があっても特定化を変更しない。

(2) 推定結果の考察

a) 段階推定モデル

LISRELモデルを最尤法で推定した結果を表-1, 選択モデルの推定結果を表-6に示す。推定値はt値が小さいものが多いがいずれも予想通りの符号を持ち, 2つの潜在変数は快適性(Comfort*)と利便性(Convenience*)をそれぞれ表していると考えられる。LISRELモデルに

表-3 「同時推定モデル」

線形構造方程式モデルの推定結果

$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} (w_1^*) & (w_2^*) \\ 1.35 & 0.576 \\ (7.2) & (2.7) \\ -1.25 & 0 \\ (-9.2) & \\ 0 & -3.26 \\ & (-8.7) \\ -0.0712 & 0 \\ (-0.6) & \\ 0 & -0.886 \\ & (-4.5) \\ 0 & 1.47 \\ & (5.6) \\ 0.300 & 0 \\ (0.9) & \end{bmatrix}$	$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} (w_1^*) & (w_2^*) \\ 0.334 & -0.185 \\ (6.9) & (-7.0) \\ 0.354 & -0.0414 \\ (10.0) & (-1.8) \\ 0 & 0.412 \\ & (12.4) \\ 0 & 0.401 \\ & (12.5) \\ 0.281 & -0.174 \\ (9.0) & (-8.1) \\ 0.865 & 0.328 \\ (13.7) & (6.7) \end{bmatrix}$	$\begin{matrix} (aged) \\ (lhtime) \\ (trmtime) \\ (first) \\ (xfern) \\ (freepark) \\ (aged \times lhtime) \end{matrix}$	$\begin{matrix} (relax) \\ (relia) \\ (flex) \\ (ease) \\ (safe) \\ (overall) \end{matrix}$
---	---	---	---

表-4 「離散性考慮モデル」

線形構造方程式モデルの推定結果

$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} (w_1^*) & (w_2^*) \\ -1.51 & 2.22 \\ (-3.8) & (7.3) \\ 0.751 & 0 \\ (5.9) & \\ 0 & -1.71 \\ & (-8.4) \\ -0.0448 & 0 \\ (-0.1) & \\ 0 & -0.185 \\ & (-1.4) \\ 0 & 0.300 \\ & (1.9) \\ -0.0903 & 0 \\ (-0.5) & \end{bmatrix}$	$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} (w_1^*) & (w_2^*) \\ -3.08 & -0.855 \\ (7.6) & (-3.7) \\ -1.20 & -0.904 \\ (-5.8) & (-4.8) \\ 0 & 0.0215 \\ & (0.2) \\ 0 & 2.53 \\ & (12.2) \\ 0.764 & -1.29 \\ (2.8) & (-7.7) \\ 0.676 & 1.01 \\ (5.8) & (11.9) \end{bmatrix}$	$\begin{matrix} (aged) \\ (lhtime) \\ (trmtime) \\ (first) \\ (xfern) \\ (freepark) \\ (aged \times lhtime) \end{matrix}$	$\begin{matrix} (relax) \\ (relia) \\ (flex) \\ (ease) \\ (safe) \\ (overall) \end{matrix}$
---	---	---	---

表-5 「離散性考慮モデル」閾値の推定結果

$$threshold = \begin{bmatrix} -4.20 & -1.83 & 0.821 & 3.96 \\ (-10.5) & (-6.6) & (5.3) & (30.0) \end{bmatrix}$$

よって求められた潜在変数は, 選択モデルの中でいずれも有意な正の係数を持ち, 潜在変数を用いたモデルは同じく表-6に示す潜在変数を用いないモデルよりも適合度が大きく上がっていることがpからわかる。潜在変数を用いることで幹線旅行時間の係数が, 負から正へと変化しその有意性も低下しているが, これは快適性を形成する構造方程式にこの変数が含まれており, 幹線旅行時間はこの潜在変数を通して選択に影響を与えていると考えられる。また, 定数項が潜在変数を用いたことにより有意性が低下しているのは, 本来必要であった快適性や利便性といった要因が抜けていたためにそれを補正するためのバイアス(Omitted Variable Bias)が生じていたためと考えられる。

b) 認知的不協和モデル

表-2に示された各未知パラメータの推定値の中で, 測定方程式中の選択結果ダミーのパラメータ λ_9 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おり, 認知的不協和の存在を示唆するものである。

表一六 離散型選択モデルの推定結果

	潜在変数を用いないモデル	段階推定モデル	認知的不協和モデル	同時推定モデル	離散性考慮モデル
鉄道定数	0.538 (2.0)	0.322 (1.0)	0.566 (1.2)	0.831 (17.8)	1.17 (4.8)
費用	-0.0268 (-4.2)	-0.0338 (-4.1)	-0.0495 (-3.4)	-0.0316 (-5.0)	-0.0721 (-5.9)
幹線旅行時間	-0.405 (-1.6)	0.0751 (0.2)	0.178 (0.4)	0.0791 (0.6)	-1.23 (-4.8)
端末旅行時間	-1.57 (-4.2)	-1.18 (-2.6)	-1.91 (-2.7)	-0.891 (-2.7)	-1.29 (-9.7)
乗り換え回数	-0.195 (-1.3)	-0.316 (-1.7)	-0.477 (-1.7)	-0.185 (-1.2)	-0.278 (-2.6)
ビジネスダミー	0.942 (3.4)	1.33 (3.6)	1.92 (3.3)	1.26 (10.5)	1.93 (30.3)
女性ダミー	0.466 (2.3)	0.652 (2.6)	0.958 (2.4)	0.535 (4.8)	1.77 (9.1)
w_1^*		0.882 (2.7)	1.52 (2.3)	0.422 (5.0)	2.00 (15.8)
w_2^*		1.39 (4.1)	2.08 (3.2)	0.324 (5.0)	1.50 (8.7)
$L(0)$	-151.8	-151.8	-151.8	-3296.6	-3190.5
$L(\beta)$	-108.1	-89.4	-90.1	-2437.9	-1812.0
ρ^2	0.242	0.352	0.347	0.252	0.424
サンプル数	219	219	219	219	219

構造方程式中の $aged \times lhtime$ 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。またその他の係数は予想どお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、選択結果ダミーを測定方程式中に用いて適合を良くする方向に働いていたバイアスを除去したため、全体の適合度が低下したためと考えられる。選択結果ダミーのパラメータを取り除いた LISREL 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を表一六に示す。ここでも、段階推定モデルと似た結果が生じている。

c) 同時推定モデル

表一三に LISREL モデル部分の推定結果、表一六に選択モデル部分の推定結果を示す。各パラメータは予想に反する符号を持つものが存在しており、有意な変数の符号からそれぞれの潜在変数は、近距離感と車の利便性を示していると考えられる。詳しく見ると LISREL モデル部分のパラメータの t 値が大きいものが多くなっており、パラメータの有意性が増している。また段階推定モデルと比較すると、選択モデル部分のパラメータは似通った結果を示しているが、LISREL モデルのパラメータに違いが見られるのは LISREL モデルを単独で推定することに問題があると考えられる。選択モデルにおいて幹線旅行時間の係数が正でかつその t 値が低いことは、幹線旅行時間が w_1^* 中に有意な負の係数を持って含まれているため、選択モデル中では有意でなくなったと考えられる。

d) 離散性考慮モデル

線形構造方程式モデル部分の推定結果を表一四に示す。

ここでは予想に反する符号を持つものがあるが、*first*, $aged \times lhtime$ の係数はその有意性の低さから問題はなく、有意な係数と測定方程式の符号から、これらの潜在変数は安全性と車の利便性をそれぞれ表していると考えられる。また表一五に示された閾値の間隔は、主観的評価値が 2, 3, 4 と大きくなるに従ってその間隔も大きくなっており、過大評価の方向にあるといえる。これは、本来相対的な主観的評価を絶対的に尋ねたために起きたと考えられ、認知的不協和解消の影響も考えられる。また線形構造方程式モデルの中の推定値の t 値が大ききものが多く、推定結果の有意性は高い。選択モデル部分を見ると、他のモデルではその有意性が低下し、符号も正になっていた幹線旅行時間が有意でかつ負の値になっているのは、得られた潜在変数が別のものになっていることを示していると考えられる。それは線形構造方程式モデルの符号からも明らかである。

6. おわりに

本論文では、潜在的・主観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可能な要因と不可能な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。つまり主観的データはあくまで潜在変数の構造関係を同定するために用いるもので、予測時には不要であり、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ことを意味している。主観的データは論文中にも述べたように認知的不協和などの問題を含むなどその採取には注意が必要であるが、その反面主観的であるがゆえに回答者にとって答え易いなどの長所があり、本研究で提案したモデルは実用性が高いと考えられる。

提案したモデルの事例研究として、4種類の推定法によって都市間交通の機関選択問題に適用した結果、段階推定モデルにより同定された2つの潜在要因は、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、これらの潜在変数を用い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潜在変数の係数値によって明らかであった。また他の3つの応用モデルの結果から得られた知見としては、選択結果を測定方程式に反映させることで認知的不協和の解消によるバイアスを取り除くよりも、線形構造方程式モデルの推定に選択結果が影響を及ぼす「同時推定モデル」の方が線形構造方程式のパラメータの有意性が高まること、段階推定の結果は統計的に優れている同時推定結果と比べて隔たりがあり、その推定値には問題があるなどが挙げられる。また主観的評価値の離散性の問題は、閾値の等間隔性が保証されないため、統計的およびデータの性質からいって「離散性考慮モデル」で提案した推定方法がもっとも現況を正しく再現していると考えられる。しかし、「離散性考慮モデル」は推定方法が複雑で、段階推定と比較すると計算に100倍を超える時間を要するという欠点を抱えている。ほかにも、本研究で使用したデータでは客観的変数が限られているため、潜在変数を構成する構造方程式の適合度が測定方程式に比べあまり高くなく、予測に使用する際、構造方程式だけから求められた潜在変数の将来値は、測定方程式の影響の方が大きい現状ではその信頼性に問題が残るであろう。それらを改善する方策として考えられることは、知覚値の構造は個人によるばらつきが選択モデルと比較して特に大きいと思われるため、データを事前のマーケットセグメンテーションなどにより同じ嗜好をもつ個人グループに分けることによって、適合度の高いモデルが推定できると思われる。このことは先に述べた定数項の問題にも言えるであろう。

以上のように、いくつかの改良点は残しているが、本研究は交通行動モデルに潜在要因を取り入れるための新たな方向を示すことができたと考えられる。

参考文献

1) McFadden, D.: The Choice Theory Approach to Market Research, *Marketing Science*, Vol.5, No.4, pp.275-297, 1986.

- 2) 森川高行, M.Ben-Akiva: RPデータとSPデータを同時に用いた非集計行動モデルの推定法, *交通工学*, Vol.27, No.13, pp.21-30, 1992.
- 3) 森川高行・山田菊子: RPデータとSPデータの系列相関を考慮した交通機関選択行動モデルの推定法, *土木計画学研究・講演集*, No.14(1), pp.605-612, 1991.
- 4) Morikawa, T., M. Ben-Akiva and D. McFadden: Incorporating Psychometric Data in Econometric Travel Demand Models, prepared for Banff Invitational Symposium on Consumer Decision Making and Choice Behavior, 1990.
- 5) 森川高行・佐々木邦明: 交通行動-意識構造統合モデルに関する研究, *土木計画学研究・講演集*, No.14(2), pp.17-24, 1991.
- 6) 森川高行・竹内博史・加古裕二郎: 定量的観光魅力度と選択肢集合の不確実性を考慮した観光目的地選択分析, *土木計画学研究・論文集*, No.9, pp.117-124, 1991.
- 7) Lovelock, C.H.: Modeling the Modal Choice Decision Process, *Transportation*, Vol.4, pp.253-265, 1975.
- 8) Dobson, R.: Towards the Analysis of Attitudinal and Behavioral Responses to Transportation System Characteristics, *Transportation*, Vol.4, pp.267-290, 1975.
- 9) Recker, W.W. and Golob, T.F.: Attitudinal Modal Choice Model, *Transportation Research*, Vol.20-A, pp.293-310, 1976.
- 10) Dobson, R. and Tischer, M.L.: Comparative Analysis of Determinants of Modal Choice by Central Business District Workers, *Transportation Research Record*, No.649, pp.7-14, 1977.
- 11) Golob, T.F. et al.: Attitude Behavior Relationships in Travel Demand Modeling, *Behavioral Travel Modeling*, Henscher and Stopher (eds.), London, Croom Helm, pp.739-757, 1979.
- 12) Levin, I. P.: The Development of Attitudinal Modeling Approaches in Transport Research, *Behavioral Travel Modeling*, Henscher and Stopher (eds.), London, Croom Helm, pp.758-781, 1979.
- 13) Louviere, J.J.: Attitudes, Attitudinal Measurement and the Relationship between Attitude and Behavior, *Behavioral Travel Modeling*, Henscher and Stopher (eds.), London, Croom Helm, pp.782-794, 1979.
- 14) Koppelman, F.S. and Pas, E.I.: Travel-Choice Behavior: Models of Perceptions, Feelings, Preference, and Choice, *Transportation Research Record* No.765, pp.26-33, 1980.
- 15) Koppelman, F.S. and Patrica, K.L.: Attitudinal Analysis of Work/School Travel, *Transportation Science*, Vol.15, No.3, pp.233-254, 1981.
- 16) 太田勝敏・原田昇: 非集計行動モデルの研究の現状と課題, *土木計画学研究・講演集*, No.4, pp.375-384, 1982.
- 17) 河上省吾・広島康裕: 利用者の主観的評価を考慮した非集計手段選択モデル, *土木学会論文集*, No.353/IV-2, pp.83-92, 1985.
- 18) 鈴木聡・原田昇・太田勝敏: 意識データを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.
- 19) 渡辺隆・岩崎征人・杉本巧: 新交通システム導入計画のための需要予測モデルの作成, *土木計画学研究・講演集*,

- No.10, pp.85-92, 1987.
- 20) 青山吉隆・芝原靖典・岩瀬広・村上幸二郎：交通機関分担モデルにおける影響要因選定の分類と構造に関する研究，土木計画学研究・論文集，No.6，pp.193-200，1988.
- 21) Balace, C.R.M.: Improvement of Data Collection and Modeling Techniques of Disaggregate Logit Models, Ph.D. Dissertation, Department of Social Engineering, University of Tsukuba, 1988.
- 22) Golob, T.F. and Wissen, L.V.: A Joint Household Travel Distance Generation and Car Ownership Model, Transportation Research, Vol.23-B, pp.471-491, 1989.
- 23) Golob, T.F.: The Dynamics of Household Travel Time Expenditures and Car Ownership Decisions, Transportation Research, Vol.24-A, pp.443-463, 1990.
- 24) 飯田克弘・森川高行：潜在的要因を考慮した景観評価手法，土木計画学研究・講演集，No.14，pp.741-748，1991.
- 25) 屋井鉄雄・岩倉成志・洞康之：商業集積地における地価構成要因に関する研究，土木学会論文集，No.449/IV-7，pp.87-96，1992.
- 26) 杉恵頼寧・羽藤英二・藤原章正：パネルデータを用いた交通機関選好意識のダイナミック分析，土木計画学研究・論文集，No.10，pp.31-38，1992.
- 27) 屋井鉄雄・岩倉成志・山崎淳：首都圏における海上交通サービスの利用特性分析，土木計画学研究・講演集，No.15(1)，pp.669-676，1992.
- 28) Joreskog, K. and D. Sorbom: LISREL VI-Analysis of Linear Structural Relations by Maximum Likelihood, Instrumental Variables, and Least Square Methods, User's Guide, Department of Statistics, University of Uppsala, Sweden. 1984.
- 29) Amemiya, T.: Advanced Econometrics, Harvard University Press, 1985.
- 30) M. Bradley, T. Grosvenor and A. Bouma: An Application of Computer-Based Stated Preference to Study Mode-Switching in the Netherlands, Unpublished Working Paper. Hague Consulting Group, The Netherland, 1988.

(1993.2.5 受付)

DISCRETE CHOICE MODELS WITH LATENT EXPLANATORY VARIABLES USING SUBJECTIVE DATA
Takayuki MORIKAWA and Kuniaki SASAKI

Traditional discrete choice models for travel behavior use only manifest explanatory variables such as travel time and cost. Choice decisions, however, are strongly affected by latent factors such as comfort, safety, and reliability. Some authors have reported that using subjective ratings against those latent factors as explanatory variables gives better fit to the calibration data, but such an approach is rarely useful in forecasting. This paper proposes a methodology for incorporating choice data and subjective rating data to develop integrated models of choice behavior and psychological perception structure. The proposed models are based on the multiple-indicator-multiple-cause type model and the LISREL type model.