

# コンジョイント分析の交通機関選択モデルへの 適用に関する諸問題

## SOME PROBLEMS ON CONJOINT ANALYSIS TO APPLY THE MODE CHOICE MODEL

湯沢 昭\*・須田 熙\*\*・高田一尚\*\*\*

By Akira YUZAWA, Hiroshi SUDA and Kazunao TAKADA

In this paper, we discuss the Decision-making of Individual behavioral based on the Conjoint analysis. The Conjoint analysis is the approach that applies the theory of the Conjoint-measurement on the mathematical psychology of consumer preference. The Conjoint analysis can estimate the individual partworth that reproduce the ordered relation from given Rank-ordered data.

This paper takes up the Conjoint analysis based on the stochastics utility theory, that is, extending the Conjoint-logit model. We applied the Conjoint-logit model to the decision making of modal choice for commutation trip and confirmed that the Conjoint-logit model becomes a very useful method to the decision making of individual behavioral.

*Keywords* : decision making, conjoint analysis, logit model, SP data

### 1. 序 論

意思決定とは、種々の代替案の中からある決定基準に基づいて最良なるものを選択することであり、その決定基準の違いによりいろいろなモデルが定式化されている。土木計画の中で最も一般的に使用されているものの1つに非集計モデル (Disaggregate Model) がある。このモデルは当初計量生物学の分野で先行していたものが、1970年代に経済学の分野で実用的な研究が行われ、現在までに労働力市場や企業立地等の多くの研究成果が報告されている。特に McFadden らの研究により交通需要の理論が経済学の消費者行動の理論上に明確に位置づけられ、大きな進展をみて今日に至っている<sup>2)</sup>。

非集計モデルは<sup>3)</sup>、個人が意思決定の単位であり、個人は選択可能なものの中から最大の効用を与える選択肢を選ぶという合理的選択行動をとると仮定する。つまり個人属性や選択環境が類似している集団で、かつ全員が効用最大化という基準に従って行動すれば、その集団は全

く同じ行動をとるとしている。この場合、観測されない属性により誤差項に一定の分布形を仮定することにより、Logit モデルや Probit モデルが導出されるのは周知のとおりである。しかし、問題となるのはどのようにして母集団の中から類似している集団を分離するか、また分離された集団の各個人が本当に同じ意思決定基準を有しているのか。つまり非集計モデルの問題の1つは個人間の選択肢、属性、および属性のウェイトの差をセグメント間でしか評価しきれないところにある。

次に意思決定モデルを用いるデータにより分類すると大きく2つに分けられる。1つは、行動結果データ (Revealed Preference, 以下 RP データとする) に基づくものと、本研究でも採用している選好意識データ (Stated Preference, 以下 SP データとする) を用いる方法である。本論文で研究対象としている交通機関選択問題に対しては、従来 RP データを適用する方法が一般的であったが、SP データを用いる研究も行われている。たとえば佐藤・五十嵐<sup>4)</sup>による空港アクセスにおける交通機関分担モデルは、SP データを用いた先駆的な研究であり、また河上・広島<sup>5)</sup>は、利用者の交通サービス特性に対する主観的評価を明示的に取り扱うことにより理論を展開している。Ben-Akiva, Morikawa, T.<sup>6)</sup>は、RP データと SP データを統合することにより、その両方の長所

\* 正会員 工博 東北大学助手 工学部土木工学科  
(〒980 仙台市青葉区荒巻字青葉)

\*\* 正会員 工博 東北大学教授 工学部土木工学科 (同上)

\*\*\* 正会員 工修 東日本旅客鉄道㈱  
(〒100 千代田区丸の内1-6-5)

を引き出し、モデルの精度の向上を図っている。

本研究で採用するコンジョイント分析は、まさに SP データを用いた分析手法である。ここでコンジョイント分析とは、数理心理学におけるコンジョイント測定法 (Conjoint Measurement) の考え方をマーケティング・リサーチの分野において消費者選好の測定に応用しようという試み全体を総称したものである。このコンジョイント測定法とは「多次元な要因の組合せに対する何らかの順序関係が与えられたときに、そこから個々の要因の効果を測定する個別尺度 (Partworth), および与えられた順序関係を再現するすべての要因の同時結合尺度 (Conjoint Scale) をある定められた結合ルールのもとで、同時に見出すことである」。そのための手法としては、Kruskal による MONANOVA<sup>9)</sup>、Srinivasan, Shocker による LINMAP<sup>9)</sup> が代表的なものである。これらはいずれも確定論的な方法であり、確率論的手法としては、コンジョイント分析に Logit モデルの考え方を導入した小川<sup>7)</sup>、片平<sup>10)</sup>、Ogawa<sup>11)</sup>、McFadden<sup>12)</sup>、Chapman<sup>13)</sup> の研究が挙げられる。これらはいずれもマーケティング・リサーチの分野における消費者選好モデルについての研究であるため、コンジョイント分析を交通機関選択の意思決定問題に適用するためには、いくつかの解決すべき問題点がある。

本研究の目的は、コンジョイント分析に Logit モデルを適用し、以下に挙げる問題点について考察を行い、その結果を交通機関選択モデルに応用し、コンジョイント分析の有効性について検討を行うものである。

- ① Conjoint-Logit モデルの解の不定性問題
- ② コンジョイント分析用のデータ収集の問題
- ③ コンジョイント分析用のデータ作成の問題
- ④ 選択の深さの問題
- ⑤ Conjoint-Logit モデルによる予測の問題

## 2. コンジョイント分析への Logit モデルの適用

### (1) 個人の意思決定に関する従来研究

本研究で対象としている意思決定とは、選択肢 (または代替案) が複数の属性 (あるいは評価指標) で定義されている多属性問題である。個々の選択肢はそれが仮想的なものでも実際の市場に出ているものでもかまわないが、属性を用いて意思決定者に対し客観的に記述される必要がある。このように提示された選択肢に対し、個人がどのような意思決定基準をもとに判断を行っているかを分析することが本研究の目的であり、方法論的には大きく 2 つに分類される。1 つは補償型意思決定モデルであり、もう 1 つは非補償型である。

補償型とは、属性間の補償関係を許すもので、各属性

に重みを考慮し効用等の一次元尺度に変換するものである。この代表的手法としては、効用理論に基づく各種手法が挙げられる。しかし、個人の意思決定基準が必ずしも複数の属性を同時に考慮しているものではないという立場から優越基準、満足基準、または順番基準等の非補償型モデルの研究も行われている。これらは、特に属性が数量化されていない場合には有効である。

しかし、そのいずれの基準に従って個人が行動しているかを第三者が評価することは非常に困難である。島崎ら<sup>14)</sup>による判断基準の序列化に基づく方法は、順番基準により交通機関の選択を行い、かつ選択行動を同質化させることにより、母集団のセグメント化を図っている。この方法は、従来の非集計モデルよりも個人差が明確になるが、すべての個人が順番基準により意思決定を行っているかの問題もある。

本研究の中心的課題である個人行動の意思決定の方法としては、コンジョイント分析を適用する。これは与えられた (または自分で想定した) 選択肢に対し、何らかの価値基準に基づき順序関係を設定し、その順序関係を再現することにより、各属性の重みを個人別に推定しようとする個人モデルである。したがって、基本的には補償型モデルの範疇に属するが、評価する属性を絞り込むことにより、非補償型モデルにも対応可能である。またこの手法は個人を対象とした分析であるため、個人による選択肢、属性、および属性の重みの差を直接評価することができるという特徴を有している。

### (2) Conjoint-Logit モデルの作成

コンジョイント分析は、プロフィール (選択肢) とよばれる仮想的製品/サービスを選好の対象として、物理的、機能的属性と選好との関係を測定、分析しようというものである。この場合、属性数とその水準により選択肢の数が膨大となるため、あらかじめ実験計画法を用いることにより選択肢数を減少させておく必要がある。

次に分析者は、属性の組合せである選択肢集合を消費者に提示し、消費者は自分の価値判断に基づき提示された選択肢に序列を付ける。これにより得られる選好データは、通常のコンジョイント分析においては  $N$  個の選択肢に対する全順序データを用いるが、必ずしも消費者がすべての選択肢に序列を付けるわけではない。いま、個人が順序付けした選択肢の数 (選択の深さという) を  $n$  とすると、おのおのの選択肢より得られる効用の序列は式 (1) のようになる。

$$U_1 \geq U_2 \geq \dots \geq U_n \dots \dots \dots (1)$$

また、各選択肢の効用  $U_j$  は、マーケティング・リサーチの分野においては一般的に次のように表現される。

$$U_j = \sum_i \sum_k \theta_{ik} X_{ikj} + \sum_i \theta_i X_{ij} \dots \dots \dots (2)$$

- ここに、  $U_j$ : 選択肢  $j$  の全体効用
- $X_{ikj}$ : 選択肢  $j$  において属性  $i$  が第  $k$  水準のとき 1, それ以外は 0
- $\theta_{ik}$ : 属性  $i$  の水準  $k$  に対する重み
- $X_{ij}$ : 選択肢  $j$  における属性  $i$  の値
- $\theta_i$ : 属性  $i$  の重み

したがって、コンジョイント分析の目的は式(1)の条件を満足するような式(2)のパラメーター  $\theta_{ik}$ ,  $\theta_i$  を求めることに帰着する。このパラメーターを求めるためのアルゴリズムとして、前述したように MONANOVA, LINMAP, および Logit モデルがある。本論文では、確率効用理論に基づいた Logit モデルを採用する。式(2)に示した選択肢  $j$  の効用 ( $U_j$ ) が、確定項 ( $V_j$ ) と確率項 ( $\epsilon_j$ ) の和であり、さらに確率項の分布形に二重指数分布を仮定することにより多項 Logit モデルが導出されるのは周知のとおりである (式(3))。

$$P_j = \exp(\omega V_j) / \sum_j \exp(\omega V_j) \dots\dots\dots (3)$$

次に式(1)で示した各選択肢の序列が得られる確率を式(4)のように考える。

$$P(1, 2, \dots, n) = P(1|J_1) \cdot P(2|J_2) \dots P(n|J_n) \dots\dots (4)$$

式(4)の右辺、たとえば  $P(1|J_1)$  は選択肢  $n$  個の中から1番目の選択肢が選ばれる確率であり、 $P(2|J_2)$  は1番目の選択肢を除いた残りの中から2番目の選択肢が選ばれる確率を表現している。したがって、式(4)はおおの選択肢が選ばれる同時確率を表わしていることになる。式(3)、式(4)により

$$P(1, 2, \dots, n) = \prod_{k=1}^n \{ \exp(\omega V_k) / \sum_{j \in J_k} \exp(\omega V_j) \} \dots (5)$$

となり、効用の確定項 ( $V_j$ ) に式(2)を代入し、未知パラメーター  $\theta$  の関数とみなすことにより、式(5)は尤度関数となる。したがって、パラメーターの推定は最尤推定法を適用することにより求めることが可能である。式(5)は順序付けデータに Logit モデルを適用したものであり、小川<sup>7)</sup>は、従来の集計型モデルである Logit モデルと区別するために Conjoint-Logit モデルとよび、片平<sup>8)</sup>は Rank-Logit としている。また藤原ら<sup>10)</sup>の意識データの交通機関への適用では Ordered-Logit モデルとしているが、これは非集計モデルへの適用となっている。このように研究者、研究分野によりその名称は統一されていないが、本研究は個人モデルを対象としており、従来の集計型のモデルである Logit モデルと区別するため、小川と同様に Conjoint-Logit モデルとよび、その集計型を非集計 Conjoint-Logit モデルとする。また交通計画の分野で用いられている個人データを用いた Logit モデルは従来どおり非集計 Logit モデルとよぶ。

### 3. Conjoint-Logit モデルの交通機関選択モデルへの適用上の問題

#### (1) Conjoint-Logit モデルの解の不定性問題

Conjoint-Logit モデルは、個人の選好データに基づいて個人別のパラメーター  $\theta$  を求めることが目的であるため、個人データを繰り返し収集し、そのデータ量が統計的検定に耐え得るためには十分なる量を必要とする。また個人モデルゆえの問題もある。そのなかで特に問題となるのが「矛盾のない序列」の場合である。これは与えられた順序関係が加法的表現と矛盾しない場合には、解が発散しパラメーター  $\theta$  を求めることができないというものである。たとえば式(5)において  $V_j = \theta_i X_{ij}$  とし、 $n=2$  とすると

$$P = \frac{e^{\omega V_1}}{e^{\omega V_1} + e^{\omega V_2}} = \frac{e^{\omega(\theta_1 X_{11})}}{e^{\omega(\theta_1 X_{11})} + e^{\omega(\theta_1 X_{12})}} \\ = \frac{1}{1 + e^{\omega\theta_1(X_{12} - X_{11})}} \dots\dots\dots (6)$$

となる。ここで「矛盾のない序列」とは、 $X_{11} > X_{12}$  の場合であり、そのときには式(6)の分母 ( $X_{12} - X_{11}$ ) の値は負になることがわかる。つまり、式(6)の尤度を最大にするためには  $\omega\theta_1 \rightarrow \infty$  にする必要があり、結果的に  $\omega\theta_1$  の値は発散することになる。また効用関数を式(2)のように線形とした場合には、 $\omega$  と  $\theta$  を分離することもできない。この問題に対処するためには2通りの方法が考えられる。1つは、全サンプルが同じパラメーターをもつものとしてすべてのデータをプールしたうえでパラメーターの推定を行うものであり、この方法が非集計 Conjoint-Logit モデルである。もう1つの方法は、 $\theta$  を基準化し、誤差分散 ( $\pi^2/6\omega^2$ ) のパラメーター  $\omega$  の値を外から与える方法である。いま、 $\theta$  を基準化し、式(3)の  $\omega V_j = \omega \sum_i \theta_i X_{ij}$  を次のように変形する。

$$\omega V_j = \omega_0 \sum_i \tilde{\theta}_i X_{ij} \dots\dots\dots (7)$$

ただし、 $\omega\theta_i = \omega_0 \tilde{\theta}_i$ ,  $\sum_i \tilde{\theta}_i^2 = 1$ ,  $\omega_0$ : 外から与えられた誤差分散のパラメーター。

式(7)で  $\omega_0$  は  $\theta_i$  の大きさを定めるスケールパラメーター、 $\tilde{\theta}_i$  が各属性間の相対的重要度となり、「矛盾のない序列」の場合には  $\omega_0$  の値により式(3)の  $P_j$  は次のようになることがわかる。

$$\left. \begin{array}{l} \omega_0 = \infty \text{ の場合 } P_1 = 1, P_2 = \dots = P_n = 0 \\ \omega_0 = 0 \text{ の場合 } P_1 = P_2 = \dots = P_n = 1/n \end{array} \right\} \dots\dots\dots (8)$$

式(8)より、 $\omega_0$  の値は各選択肢間の相対的選択確率に大きな影響を与えていることがわかる。

Conjoint-Logit モデルの目的が単に個人の序列データを再現するような  $\theta$  を決定するだけであれば  $\omega_0 = 1$ ,  $\sum \tilde{\theta}_i^2 = 1$  とすることにより式(5)の尤度関数を解くこ

とはできる。しかし、それは式(1)の選択肢の効用の序列を再現するだけであり、式(3)で示した各選択肢の選択確率を求めることができないのは明らかである。したがって個人の選択確率  $P_j$  を求めるためには、 $\omega_0$  の値を推定することが不可欠である。

片平<sup>10)</sup>はこの問題の解決策として、式(5)の尤度関数を  $\omega=1$ 、 $\sum \theta_i^2=1$  とした条件付問題として  $\theta$  の値を決定し、次に全サンプルをプールしたうえで  $\omega$  の値を決定している。つまり  $\theta$  の推定にあたっては個人間の異質性を保ちながら、 $\omega$  の大きさを母集団で同一に固定している。しかし、 $\omega$  の値を固定することは、式(8)からも明らかかなように各選択肢の相対的選択確率を固定することになるし、また個人モデルである Conjoint-Logit モデルの特徴が薄れてしまう可能性もある。

本論文では、誤差分散のパラメーター  $\omega_0$  を以下に示す方法を用いて推定した。すなわち個人が利用可能とした選択肢(交通手段の組合せ)の選択確率は明らかに零以上であり、1番目の序列の選択肢の確率が最も高く、選好序列が低くなるほどその確率は小さくなる。ここで個人は1番目の選択肢とそれ以外の選択肢との相対的選択確率を知覚しているものと仮定する。したがって、第1番目に序列された選択肢の選択確率( $P_1$ )が与えられたとした場合、

$$P_1 = \exp(\omega_0 V_1) / \sum_j \exp(\omega_0 V_j) \dots \dots \dots (9)$$

となり、その両辺の対数を取り、次のように変形する。

$$\omega_0 V_1 - \ln\{\sum_j \exp(\omega_0 V_j)\} - \ln(P_1) = 0 \dots \dots \dots (10)$$

ただし、 $1 > P_1 > 1/n$

式(7)より  $V_j = \sum \tilde{\theta}_i X_{ij}$ 、 $\sum \tilde{\theta}_i^2 = 1$  であるが、改めて  $\omega_0 \tilde{\theta}_i = \theta_i$  とおくと式(10)は  $\theta$  のみの関数となる。したがって、数値計算により  $\theta_i$  の値を求め、 $\sum \theta_i^2 = \omega_0^2$  とすることにより  $\omega_0$  を推定する。当然、 $P_1=1$  の場合は、式(8)からも明らかかなように  $\omega_0 \rightarrow \infty$  となる可能性があるが、 $P_1 < 1$  であるためその解を求めることができる。これは小サンプルにおけるパラメーター  $\theta$  の特異な動きを、その基準化後に  $\tilde{\theta}_i$  ではなく、 $\omega_0$  に帰することにしているものである。その結果、「矛盾のない序列」においては、 $\omega_0 \rightarrow \infty$  により  $\varepsilon_j$  の分散を零に近づけようとするものである。したがって、式(5)の  $V_j$  を線形関数とすると最大化問題は次のようになる。

$$L(\theta) = \sum_{h=1}^n [\omega_0 V_h - \ln(\sum_{j=h}^n \exp(\omega_0 V_j))] \rightarrow \text{Max} \dots \dots (11)$$

$$\text{Sub. to } V_j = \sum \tilde{\theta}_i X_{ij}, \sum \tilde{\theta}_i^2 = 1$$

式(11)は、Fletcher-Powell 法等の数値計算により解を求めることができる。

## (2) コンジョイント分析用データ収集の問題類

コンジョイント分析に用いるデータは、式(2)に示したように  $X_{ikj}$  (選択肢  $j$  において属性  $i$  が第  $k$  水準のとき 1、それ以外は 0) と  $X_{ij}$  (選択肢  $j$  における属性  $i$  の値) の 2 種類ある。この場合  $X_{ikj}$  は属性数と水準の数によりプロフィール数が膨大な数になることがわかる。たとえば属性数が 5、おのおのの水準が 3 の場合のプロフィール数は、 $5^3=125$  個になる。したがってすべてのプロフィールを提示し、その序列を各個人に対し求めるのは実際上不可能となるため、実験計画法による直交配置を用いてプロフィール数を減少させるのが一般的な方法である。

このようにコンジョイント分析は、本来マーケティング・リサーチの分野における消費者選好測定的手法として研究されてきたため、土木計画における交通機関選択や住宅立地における個人の意思決定問題に適用する場合、属性と選択肢の設定に注意する必要がある。属性の設定は非集計モデル等で多くの研究報告があるためあまり問題はないが、選択肢の集合をどのように各個人に提示し、序列データを収集するかが問題となる。1つの方法としては、マーケティング・リサーチの分野と同様にすべての選択肢(または直交配置後の選択肢)を提示し、その中から選択可能なところまでの序列を付けてもらう方法(以下データ A とする)と、もう1つは選択肢の序列とその属性の値を回答してもらう方法や、属性値のみ後で客観データを使用する方法もある(以下、データ B とする)。

前者の方法は、前述したように現在市場にでていないものに対しても評価を行うことが可能であるが、提示した属性によりそれぞれの選択肢が客観的に表現されなければならない。このデータ収集の例としては、佐藤<sup>4)</sup>による空港アクセスにおける交通機関分担モデルの研究がある。後者の方法としては、たとえば交通機関の選択のように各交通機関の利用しやすい順番(または利用したい順番)に序列付けを行い、各選択肢の属性の値は客観データや主観データにより別途作成する方法である。この場合には、提示した以外の選択肢があってもかまわず(個人に選択肢を作成してもらう)、あらかじめ提示する選択肢の数を減らすことが可能である。このいずれのデータ収集方法を採用するかは当然対象とする問題により異なる。しかし、最終的に求めるものは、個人の各属性の重み( $\theta$ )であるため、そのパラメーターの時間的安定性を考慮すると大きく市場が変化するような場合は前者の方法が、逆に市場にそれほどの構造変化が伴わない場合には後者の方法が適していると考えられる。

## (3) コンジョイント分析用データ作成の問題

前節ではコンジョイント分析用に収集されたデータ形

式にはデータ A とデータ B の 2 種類があることを述べた。マーケティング・リサーチの分野では一般的にデータ A の形式を採用し、そのデータを式(2)に代入し、パラメーター  $\theta$  を前述した種々の方法で求めている。たとえば Conjoint-Logit モデルを用いてパラメーターを推定する場合、非集計モデル(セグメント別にパラメーターを推定)では最尤推定量の漸近的性質を利用した統計的検定ができるため、その有意性の検定により属性の絞り込みが可能である。しかし、個人レベルのパラメーターの推定では統計的検定による属性の絞り込みは困難であるため、本論文ではパラメーターの符号により属性の選択基準を考える。つまり、属性の値とその合成変数である全体効用との関係からパラメーターの符号に矛盾がないかを検討するものである。しかし、データ A のように属性ダミー変数の場合には、目的変数である全体効用に対し、各属性のパラメーターの符号が一意的に正または負になるかを判断するのは困難である。したがって、本研究ではデータ B の形式を採用し、各属性は基本的に連続変数とし、ダミー変数を使用する場合も、その符号の基準が明らかのように設定する。これは、前述したように小サンプルにおけるパラメーターの特異な動きを、その基準化後の  $\bar{\theta}_i$  ではなく、 $\omega_0$  に帰しており、 $\bar{\theta}_i$  は属性間の相対的重要度を表わしていると考えられる。しかし、個人が考慮する選択肢数が少ない場合には、 $\bar{\theta}_i$  の安定性が問題となるが、この点に関しては後述する適用事例の中でさらに検討を行う。

次に各選択肢より得られる効用をすべて正とするため、一般性を失うことなくその値が大きいほど効用が増大するように各属性の値を基準化する。たとえば所要時間や費用といった属性は、その値が小さいほど全体の効用が大きくなるため、次式のように変換する。

$$X_{ij}' = 1 - X_{ij} / \max_j \{X_{ij}\} \dots\dots\dots (12)$$

ここに、 $X_{ij}'$ : 属性  $i$ , 選択肢  $j$  の基準化後の値

$X_{ij}$ : 属性  $i$ , 選択肢  $j$  の設定値 (調査値)

式(12)による属性の基準化の目的は、第 1 にパラメーターの符号の基準を統一し、計算上の処理を容易にすることであり、第 2 は各属性の最大値を 1 以下にすることによりパラメーターを求める際に解の発散を防止することにある。ただし、式(12)における  $\max(X_{ij})$  は、モデル作成時の値であるため、予測時においては  $X_{ij}'$  が 1 以上になることもある。また、符号の統一は必ずしも行う必要はなく、その場合は、 $X_{ij}' = X_{ij} / \max(X_{ij})$  となる。

式(12)より各属性の値を決定しても、必ずしもすべてのパラメーターが正になる保証はない。たとえばある属性の値が大きいほど、選択肢の序列が低い場合には、そのパラメーターは負になることがある。これは個人が提

示されたすべての属性を同時に考慮して序列を付けているものではないと考えることにより、パラメーター  $\theta$  の値が負である場合には、個人はその属性を考慮していないものと判断し削除する。このように属性を絞り込むことにより、複数の属性が残った場合は、その意思決定基準が補償型であり、ただ 1 つの属性のみの場合は非補償型と考えることもできる。

(4) 選択の深さの問題

提示した選択肢に対して、個人は自己の意思決定基準に基づいて序列を付けるわけであるが、その数(式(1)の  $n$ )が多くなるとノイズが入り、精度が下がる場合がある。ここでいうノイズとは、各属性より得られる効用の大きさと選択肢の序列の間の関係に規則性が認められない状態であり、これは序列の高い方の選択肢よりは、むしろ低い方の選択肢の誤判断による影響が大きい。これは個人により異なるため、収集した序列データの深さを何らかの基準により決定する必要がある。田中<sup>17)</sup>の研究によると非集計 Conjoint-Logit モデルの結果ではあるが、選択肢の深さとパラメーターの分散との関係より 6 ないし 7 程度の深さは必要であるとしている。また有効な深さの数を統計的に求める方法が Chapman<sup>18)</sup>によって提案されている。それによると種々の深さ ( $n=2, 3, \dots, E$ ) における Logit モデルの尤度値を求め、その値が急激に減少し始めたときにノイズを含む選択肢が入り込んでいると判断している。さらにパラメーター  $\theta$  の値が  $\theta(E)$  と  $\theta(E+1)$  に差があるかを  $\chi^2$  検定により統計的な処理を行なっている。つまり式(5)より

$$L = \frac{e^{\omega v_1}}{e^{\omega v_1} + \dots + e^{\omega v_E}} \cdot \frac{e^{\omega v_n}}{e^{\omega v_2} + \dots + e^{\omega v_E}} \dots \frac{e^{\omega v_E}}{e^{\omega v_E}} \quad (13)$$

となる。式(13)は得られた序列データにおいて深さ ( $E+1$ ) 以後の選択肢を無視するものであり、これは序列の深い選択肢に対する信頼性が低いという前提によるものである。

(5) Conjoint-Logit モデルによる予測の問題

図-1 は、個人データの収集から予測までの作業フローを表わしている。集計モデルは、始めにデータの集計化を行い、その集計されたデータを用い予測式のパラメーターの推定を行う。次に将来の母集団の分布を予測式に代入することにより、将来のシェアの計算を実施する。非集計モデルの場合には、セグメント別にパラメーターを推定する必要があるため、始めに何らかの情報により個人データのセグメント化を行う。この場合のセグメントの目的としては、将来推計を行う際の外生要因の同時分布を得る必要上と、その予測精度を確保するためのセグメントの均質化が大きな目的となる。

一般的にセグメントのための基準としては個人属性が利用されることが多い。つまり、意思決定基準ができる

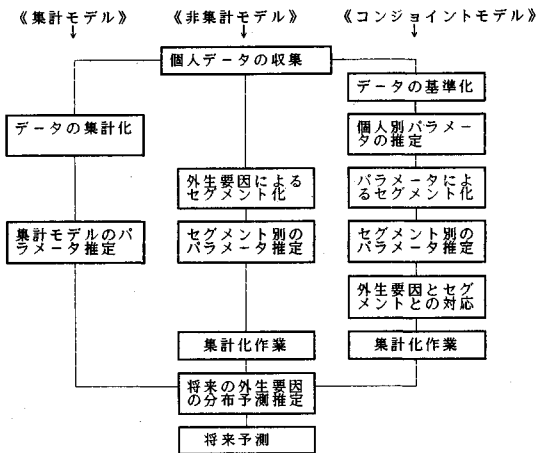


図-1 コンジョイント分析の予測手順

だけ均質化するように個人属性を用いてセグメント化し、セグメント別のパラメーターを推定、そして将来の個人属性の分布を代入することにより予測を行うというものである。しかし、セグメント化の目的が意思決定の均質化であるが、個人属性による方法が必ずしも最良であるという保証はない。

コンジョイント分析の予測手順は、収集された個人データより始めにデータの標準化(式(12))を行い、次に個人別のパラメーターを推定し、その結果を用いて何らかの方法(詳しくは後述する)によりセグメント化を行い、次いでセグメント別のパラメーターの推定を行う。この場合、Conjoint-Logitモデルを用いてセグメント別のパラメーターを推定するためには、非集計Conjoint-Logitモデルを定式化する必要があるが、この点に関しては参考文献<sup>7)</sup>に詳しく記述されているので、ここではそのためのデータ作成についての検討を行う。つまり、Conjoint-Logitモデルにより個人別のパラメーターを推定する際、その符号が負の場合は対応する属性を考慮していないものとして削除することはすでに述べた。したがって非集計Conjoint-Logitモデルのパラメーター推定は、個人別の標準化データを直接使用するのではなく、個人別に絞り込まれた属性のみのデータを使用し、セグメント別のパラメーターを推定することになる。この点が従来の非集計Logitモデルと大きく異なる点の1つでもある。次にセグメントの方法について述べる。

セグメント化の目的は前述したように、予測にあたってはセグメント別に外生要因の同時分布が与えられるのが一般的であり、そのためにできるだけ均質な消費者グループを構成する必要がある。問題は“均質な消費者グループ”をどのように決定するかであり、方法論的には2つの方法が考えられる。1つは非集計モデルのように、

個人の社会経済特性、地域特性、トリップ特性等のように外生的にその基準を決定するものである。しかしこの方法によるセグメンテーションが必ずしも“均質な消費者グループ”を構成するという保証はない。もう1つの方法は、ベネフィット・セグメンテーションといわれる方法で、個人の選好構造に関して類似したサンプルを集め、セグメントを構成しようとするものである。本研究では後者の方法、つまり個人の効用関数(式(2))のパラメーターを基準として、その値の類似している個人を集計することによりセグメント化を行う方法を考える。

個人のパラメーターを基準としてセグメント化を行う方法として考えられるのがクラスター分析である。つまりサンプル間の類似度としてパラメーターの値を用い、階層型のクラスター分析の適用を図るものである。セグメンテーションにクラスター分析を適用する場合の問題点としては、クラスター数の打ち切り基準の問題と、クラスター分析により“均質な消費者グループ”を抽出できるかにある。前者の問題点に関し片平<sup>18)</sup>は、AIC基準に基づく方法を提案しているが、さらに今後の実証的研究に待つところも大きいと指摘しており、本論文でもこの点に関しては今後の課題でもあるが、一般的には総サンプル数の制約によるところが大きいものと考えられる。後者の問題点としては、個人のパラメーターをメトリックなものとしてクラスター分析を適用した場合、次のような点が大澤ら<sup>19)</sup>によって指摘されている。いま、2つの属性があり、個人A, B, Cのそれぞれのパラメーターが(0.6, 0.2) (0.2, 0.6) (1.0, 9.0)とすると、A, B, Cの互いのユークリッド距離は

$$d(A, B) = \sqrt{(0.6 - 0.2)^2 + (0.2 - 0.6)^2} = 0.566$$

$$d(B, C) = \sqrt{(0.2 - 1.0)^2 + (0.6 - 9.0)^2} = 8.438$$

$$d(C, A) = \sqrt{(1.0 - 0.6)^2 + (9.0 - 0.2)^2} = 8.809$$

となり、最初にAとBがクラスターリングされる。しかし、パラメーターの性質から考えると本来はBとCが同じセグメントに属することが望ましいことがわかる。

本論文では、以上の問題点を考慮して次に示すようなヒューリスティックな方法を採用する。いま、例として属性数を3、おのおののパラメーターの値を0または1とした場合、すべての組合せとして表-1に示すような7通りの軸を考える。

表-1で軸1は、属性1のみを考慮しているセグメントであり、軸3は属性1属性2を、軸7はすべての属性の影響を考慮したセグメントを構成していると考ええる。

表-1 パラメーターの組合せ

属性 \ 軸	1	2	3	4	5	6	7
1	1	0	1	0	1	0	1
2	0	1	1	0	0	1	1
3	0	0	0	1	1	1	1

したがって、与えられた属性数よりあらかじめ表-1に相当するものを作成しておき、求められた個人のパラメーターの値を空間座標とし、各座標から表-1の各軸(セグメント)へ写像した場合、最も近い軸がそのサンプルの所属するセグメントとする。しかし、属性数が多くなると始めに割りつけるべき軸の数が多くなり、かつ1軸当たりのサンプル数が減少することが考えられる。その場合は最寄りの軸を統合することにより、セグメント数と各セグメント内のサンプル数を決定する。

ベネフィット・セグメンテーションは、外生要因によるセグメンテーションよりも「均質な消費者グループ」を構成する可能性は高いが、予測にあたっては外生要因との対応が問題となるため、実際にはその点についての検討が必要となる。

#### 4. Conjoint-Logit モデルの交通機関選択への適用例

##### (1) 調査の概要

Conjoint-Logit モデルによる適用事例としては、通勤・通学時における交通機関選択問題を取り上げる。特に本節の事例研究では、Conjoint-Logit モデルの予測精度についての検討を重点的に行うことを目的とするため、選択肢の深さの問題やセグメント化の問題については今後の実証的研究の中でさらに検討を行う必要がある。モデル作成のためのデータ収集対象地域としては、仙台市地下鉄南北線沿線の住宅地を選定した。その理由

としては、次の2点が挙げられる。

- ① 交通機関として新たに地下鉄が加わったため、選択肢の数が増加した。
- ② 地下鉄開業前の利用可能な交通手段より、Conjoint-Logit モデルを構築し、開通後の交通手段の予測が行える。

特に2番目の予測精度の問題に対しては、従来の非集計Logitモデルとの比較も容易に行えるため、Conjoint-Logitモデルの有効性を検討するうえでも重要な理由である。調査項目としては、交通目的、個人属性等、従来の調査形式と同様であるが、調査の目的が個人の交通手段の組合せの嗜好順位を求めることであるため、表-2のような調査票を作成した。なお、調査は平成元年4月に訪問留置調査により実施、総配布数は800枚であり、回収数は615枚(回収率76.9%)であった。回収した調査票の中から、選択肢数が2以上のもの、および地下鉄開通前後で目的地の変化がないものを選定した結果、385枚の調査票が残った。さらにその中からすべての項目が記入されているものは300であったため、以下の計算に用いた総サンプル数は300である。

表-2からもわかるように利用可能な交通手段の組合せにすべて○を付け(調査票に記入以外の組合せがある場合は、空欄に記入)、次にそれらに序列を記入し、さらに属性の値を各手段別に記入してもらった。そして最後に、地下鉄が開業する以前に利用していた交通手段、および $w_c$ の計算のために、潜在的な選択確率を記入してもらった。その結果、最終的には表-3に示すように12の選択肢を設定、またモデル作成のための属性としては以下に示すものを採用した。

- ① 全所要時間
- ② 徒歩時間
- ③ 待ち時間
- ④ 乗り変え回数
- ⑤ 自己負担の費用
- ⑥ ダミー変数

②はアクセス・イグレス時間の合計であり、⑥のダミー変数は表-3の二輪車のみを使用とその他の交通機関の組合せでは、その交通特性が異なるため、二輪車のみ利用の場合は1、それ以外は0とした。また、Conjoint-Logitモデルも非集計Logitモデルと同様な変数を取り込むことが可能であるが、選択肢数の制約により属性数を多くすることには問題がある。

表-2 コンジョイント分析データ収集用調査票(一部)

問1. あなたにとって通勤(通学)に現在利用可能と思われる「交通手段の組み合わせ」について下記の項目にお答え下さい。回答欄で示した以外の「交通手段の組み合わせ」がある場合は、空欄に具体的にお書き下さい(ただし、徒歩は除きます)。

質問内容	交通手段の組み合わせ											
	2輪車のみ利用 (自転車又はバイク)	車のみ利用	バスのみ利用 (バスとバスも含む)	地下鉄のみ利用	2輪車と地下鉄を乗換利用	車と地下鉄を乗換利用	バスと地下鉄を乗換利用					
A	あなたにとって現在利用可能と思われる「交通手段の組み合わせ」にすべて○を付けて下さい。また、現在利用しているものには◎を付けて下さい。											
Aで○や◎を付けたものに対し、利用しやすい順番に番号を付けて下さい。(付けられるところまで結構です)												
B	上の交通手段を利用するとした場合、自宅を出てから目的地に着くまで全体で何分位かかりますか。											
C	約	分	約	分	約	分	約	分	約	分	約	分
D	Cの質問の中で、実際に歩く(時間は全部で何分位になりますか(バス停や駅までの徒歩時間や、駅から目的地までの徒歩時間の合計です))。											
E	Cの質問の中で、バス停や駅での待ち時間は全部で何分位になりますか。											
F	Aの交通手段を利用するとした場合、乗り変え回数は全部で何回になりますか。											
G	Aの交通手段を利用するとした場合、通勤・通学にかかる1ヶ月分の自己負担の費用はいくらになりますか。(会社から全額支給のある場合は、0円となります)											
H	仙台市の地下鉄南北線が開業する以前(昭和62年7月)に利用していた「交通手段の組み合わせ」に○を付けて下さい。											
I	現在あなたが利用している交通手段以外のものを利用するとした場合、その利用可能性は何パーセント位ありますか(Aの○印の交通手段の合計)。											
	約		パーセント位									

(注) 勤務地での駐車料金を含みます。車検料金・税金は除きます。

表一 交通手段の選択肢

No	交通機関の組み合わせ	No	交通機関の組み合わせ
1	二輪車 (自転車又はバイク)	7	バス+地下鉄
2	車	8	二輪車+地下鉄+バス
3	バス (又はバス+バス)	9	JR+バス
4	地下鉄	10	地下鉄+JR
5	二輪車+地下鉄	11	バス+地下鉄+JR
6	車+地下鉄	12	車+地下鉄+JR

次に Conjoint-Logit モデルの有効性を検討するため、以下に示す2点についての検証を行った。

- ① Conjoint-Logit モデルの現状再現性と予測精度の検討
- ② 非集計 Conjoint-Logit モデルの各種統計的検定と予測精度の検討

上記の予測精度の検討においては、総サンプル 300 の中から、地下鉄開業前に2つ以上の利用可能交通手段があり、かつ開業後に地下鉄を含む交通手段の組合せが1つ以上あるサンプルを抽出し (サンプル数 139)、開業前のデータでパラメーターを推定し、その結果に開業後のデータを適用し、利用交通手段を推定する。そして実際の交通手段と一致しているかを点検するものである。ちなみに地下鉄開業前後における機関分担は、車のみの利用が開業前に 53.3%、開業後が 54.0%とほとんど変化はみられない。またバスのみ利用は開業前が 32.9%、開業後が 13.0%と大幅に減少し、その減少分が地下鉄 (または地下鉄との組合せ) への転換 (17.7%) となっている。

## (2) 個人別のパラメーターの推定

表一 4 の (a) は収集された個人データを、(b) は式 (12) により基準化された属性の値を表わしている。さらに (c) は式 (11) により個人別のパラメーターを推定した結果と、そのときの最終的な属性の値を記入してある。ここで費用の属性は結果的にパラメーターが負となったため削除されている。また各選択肢の効用値は完全にその序列を再現していることがわかる。以上のようにしてすべてのサンプル別のパラメーターを求めることができるが、選択肢の深さが増加すると完全にその序列を再現することが困難となる。図一 2 は選択肢の深さとその比率を、図一 3 は選択肢の深さとノイズの関係を表わしている。ここでノイズとは、式 (11) より求められた効用が  $V_1 > V_2 > \dots > V_n$  と完全にその序列を再現していない場合、つまり  $V_i < V_{i+1}$  が1か所以上存在する場合をノイズありとしている。選択肢の深さは4までで全体の92%を占めており、交通機関の選択においてはそれほど深さを期待することはできないことがわかる。また図一 3 より、深さが2の場合は当然ノイズはないが、深さが増すに従いノイズが増加する傾向にある。最後に予測精度の検証として地下鉄開業前のデータで個人別パラメーターを推

定し、開通後の手段予測を行い、実際に選択した結果との対応を検討した結果、139 サンプル中 137 サンプル (適中率 98.6%) が適中し、非常に高い値となった。

## (3) 非集計 Conjoint-Logit モデルの検討

Conjoint-Logit モデルは、選択肢数が増加するに従い、ノイズが入ることが判明したが、予測精度の面では十分満足する結果となった。しかしこれだけでは Conjoint-Logit モデルの有効性が確認できないため、非集計 Conjoint-Logit モデルの統計的性質を利用し、その有効性の検討を行う。

表一 5 は、モデルの現状再現性を確認するため、各属性の  $t$ -値、 $\rho^2$  値、および適中率を示している。ケース 1 とケース 2 は非集計 Conjoint-Logit モデルによる結果を、ケース 3 は、非集計 Logit モデルによる結果を表わしている。ただし、いずれもセグメント数は 1 (つまりセグメント化を行わない) の状態である。ここでケース 1 は、式 (9) よりあらかじめ求められた個人別の  $\omega_0$  の値を用い、式 (11) と同様に  $\sum_i \hat{\theta}_i^2 = 1$  の制約下での結果であり、ケース 2 は非集計 Logit モデルと同じく  $\omega = 1$  としてパラメーター  $\theta$  を推定したものである。したがって、ケース 1、ケース 2 のパラメーターは全サンプル共通であるが、ケース 1 の場合は、 $\omega$  の値が個人により異なっており、個人差を考慮した非集計 Conjoint-Logit モ

表一 4 個人別のパラメーター推定手順

(a) 収集された個人データ

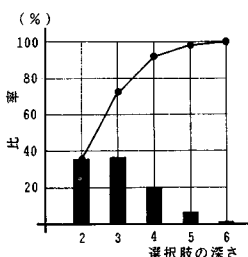
選択順位	総時間 (分)	徒歩時間 (分)	待ち時間 (分)	乗換回数 (回)	乗換回数費 (円)	用ダミー
車	40	0	0	0	0	6
バス+地下鉄	70	20	10	3	0	0
バス	90	15	10	2	0	0

(b) 式 (12) により基準化後のデータ

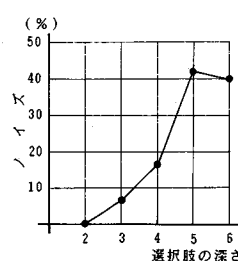
選択順位	総時間	徒歩時間	待ち時間	乗換回数費	用ダミー
車	0.556	1.000	1.000	1.000	0.0
バス+地下鉄	0.222	0.0	0.0	0.0	1.0
バス	0.0	0.250	0.0	0.333	1.0

(c) Conjoint-Logit モデルに用いた最終データと推定パラメータ

選択順位	総時間	徒歩時間	待ち時間	乗換回数費	用ダミー	効用
車	0.556	1.000	1.000	1.000	-	0.0
バス+地下鉄	0.222	0.0	0.0	0.0	-	0.0
バス	0.0	0.250	0.0	0.333	-	0.0
パラメータ	0.683	0.197	0.702	0.029	-	0.0



図一 2 選択肢の深さ



図一 3 選択肢の深さとノイズ



表一五 各非集計モデルの現状再現性

属性	ケース1	ケース2	ケース3
総時間	0.677(8.062)	6.459(9.381)	6.705(7.902)
徒歩時間	0.269(5.014)	2.163(5.981)	1.746(3.795)
待ち時間	0.142(2.968)	1.220(3.409)	0.638(1.333)
乗換回数	0.258(6.095)	2.066(6.710)	1.252(3.454)
費用	0.313(5.186)	3.460(7.272)	2.097(4.681)
ゲーム	0.534(8.774)	5.545(9.921)	2.156(5.676)
物7*数	300	300	300
$\rho^2$ 値	0.450	0.635	0.619
適中率	99.3%	99.3%	84.7%

・ケース1: 非集計 Conjoint-Logit モデル ( $\omega$  を考慮、 $\sum \theta^2 = 1$ )  
 ・ケース2: 非集計 Conjoint-Logit モデル ( $\omega = 1$ )  
 ・ケース3: 非集計 Logit モデル  
 ・( ) 内は t-値

表一六 各非集計モデルの予測精度

属性	ケース1	ケース2	ケース3
総時間	0.680(4.125)	5.821(3.216)	8.090(4.629)
徒歩時間	0.201(1.571)	2.478(2.419)	1.106(1.656)
待ち時間	0.333(2.356)	4.009(3.082)	0.202(0.297)
乗換回数	0.146(0.773)	0.136(0.110)	1.241(1.449)
費用	0.358(3.221)	4.803(3.738)	2.253(3.768)
ゲーム	0.487(5.332)	6.459(4.782)	2.194(4.486)
物7*数	139	139	139
$\rho^2$ 値	0.827	0.810	0.532
適中率	99.3%	95.7%	79.9%

・ケース1, ケース2, ケース3は表一五と同じ

デルとなっている。

表一五より明らかのように  $\rho^2$  値を除けばすべての属性の t-値および適中率も非集計 Conjoint-Logit モデルの方が高いことがわかる。特に適中率に関しては、ケース1, ケース2とも300サンプル中誤判断が2サンプルしかなく、非常に現状再現性が高い結果となっている。

さらにこれらの各モデルの予測精度を確認するために、前述した139サンプルに対し、地下鉄開業前のデータでパラメーターを推定し、開業後のデータを用いその予測精度を求めたものが表一六である。表一六も表一五と同様に非集計 Conjoint-Logit モデルの精度は、非集計 Logit モデルに比較して高く、特に適中率に着目すると、ケース1の99.3%(1サンプルだけ誤判断)、ケース2の95.7%と非集計 Logit モデル(ケース3)の79.9%に比較して非常に高い結果となっている。また、個人別の  $\omega$  の値を考慮したケース1の適中率がケース2より予測精度が高い結果となっており、これからは  $\omega$  を考慮する必要がわかる。ただし、表一五、表一六ともケース1に比較してケース2の方の  $\rho^2$  値がいずれも高い値となっている。これはケース1において個人別の  $\omega_0$  の平均値が4.6であり、式(11)に示したように条件付最大化問題となっていることによるものである。したがって本論文では適中率の値をもって評価を行った。

このように非集計 Conjoint-Logit モデルの現状再現性、およびその予測性が高い理由として考えられるのは、その前段階において Conjoint-Logit モデルにより個人ごとにパラメーターが負になる属性のデータはあらかじめ

め削除してあり(表一四(c)参照)、この点が非集計 Logit モデルのデータ構造との違いの1つでもある。

しかし、Conjoint-Logit モデルを交通機関選択モデルへ適用して、いくつかの問題点も明らかとなった。特にパラメーターの符号による属性の削除と予測精度の問題である。つまり Conjoint-Logit モデルは、 $\theta_i$  の特異な動きを基準化後の  $\bar{\theta}_i$  ではなく、 $\omega_0$  に帰することにより  $\bar{\theta}_i$  の符号を基準に個人ごとに属性の削除を行っている。これは個人ごとに求められたパラメーターの符号と全体効用との間に生じる論理的矛盾を回避するための処理である。しかし、一般的に選択肢数が求めるべきパラメーター数より少ない場合には、推定されるパラメーターには自由度がなく、求められたパラメーターの信頼性が問題となる。この属性の削除の処理の妥当性に関しては、個人ごとに得られる序列データを繰り返し収集し、少なくともパラメーター数より多い(理論的にはパラメーター数+1以上)序列データを用いる必要がある。そのための方法として考えられるのが実験計画法を用いた序列データの収集や、一対比較法による方法である。これはSPデータの信頼性の問題もからんでくるため、適切なデータ収集を計画する必要がある。その結果、得られたデータ量がたとえ統計的処理に耐え得るもので、かつパラメーターの統計量が基準を満足していても、必ずしもパラメーターの符号と全体効用の間に矛盾が生じないとはいえない。したがって、属性の削除の問題の妥当性に関しては、実際の子測への適用において議論されるべきものであり、この点に関し、本研究の事例から限定的ではあるが、その妥当性は十分あるものと考えられる。

次に予測精度の問題であるが、非集計 Conjoint-Logit モデルは、サンプル中の個人については Conjoint-Logit モデルを適用することにより、その評価構造(個人ごとに考慮している属性)に関する情報を得ているため、予測においてもそのまま個人の情報を適用できるが、一般的な予測(母集団への拡張)においては、個人の評価構造に関する情報が欠けているため、何らかの方法で推定する必要がある。その方法として考えられるのが図一1に示したように外生要因とセグメントとの対応である。したがって、予測精度の議論を行うためには、一般的な母集団への拡張後における結果との比較検討を行う必要がある。ただし、交通条件の変化による選択肢間の相対的変化の検討や、得られたサンプルがランダムでかつ母集団を代表するに十分な量を有している場合には、収集したサンプルのみで各種の政策評価が実施可能なため、必ずしも外生要因との対応は必要ではなく、本研究で提案している個人モデルは有効な手段となるものと考えられる。

## 5. 結論と今後の課題

本論文は、個人の意思決定の分析手法の1つであるコンジョイント分析を取り上げ、それを交通手段選択問題へ適用する場合の問題点の検討と、実証的検証を踏まえて Conjoint-Logit モデルの有効性について述べたものであり、得られた主な結論は以下のとおりである。

(1) Conjoint-Logit モデルにより個人の意思決定基準が補償型か、非補償型かを評価することが可能である。

(2) また、非集計 Logit モデルで問題となっている個人間の意思決定基準の差を直接評価することが可能である。

(3) Conjoint-Logit モデルは、個人の特性がパラメーターに直接表現されていると考えられるため、個人属性を取り込む必要はなく、すべてサービス変数のみでモデルの構築ができる。また、個人モデルゆえにサンプル数の制限を受けないという大きな特徴がある。

(4) Conjoint-Logit モデルの問題の1つである「解の不定性」に対して、個人の選択確率を考慮することにより解決できることを示した。

(5) 非集計 Conjoint-Logit モデルの現状再現性、およびその予測性は従来のモデルに比較して非常に高い精度を有していることを明らかにした。

しかし、また多くの問題点も明らかになった。特に選択肢の深さとパラメーターの安定性との関係、予測における個人情報の不足等である。また Logit モデル特有の IIA 特性の問題もある。特に本研究の事例で採用した選択肢の大部分がマストラとの組合せであるような場合には、NL モデル等の導入も検討する必要がある。これらの問題点に関しては、さらに理論的・実証的研究を進める必要があるが、コンジョイント分析により得られる個人情報特性を生かした意思決定問題の開発を進めるうえで、本研究の意義があるものと確信している。

最後に本論文の査読を担当していただいた先生方には適切かつ重要なご指摘を多数いただいた。ここに記して謝意を表する。

### 参考文献

- 1) 近藤次郎：意思決定の方法，NHK ブックス，1985.6.
- 2) 黒川 洸：非集計行動モデルの意義と現状，土木計画学講習会テキスト，No. 15，pp. 1～8，1984.11.
- 3) 太田勝敏：非集計行動モデルの理論展開，土木計画学講習会テキスト，No. 15，pp. 9～23，1984.11.

- 4) 佐藤・五十嵐：空港アクセスにおける交通機関別分担モデルの作成，土木学会論文報告集，No. 274，pp.95～104，1978.6.
- 5) 河上・広島：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.83～92，1985.1.
- 6) Ben-Akiva and Morikawa, T.: Estimation of Mode Switching Models from Revealed Preferences and Stated Intention Prepared for the International Conference on Dynamic Travel Behavior Analysis, Kyoto, 1989.
- 7) 小川孔輔：「コンジョイント尺度」を与える最尤推定量について，経営志林，Vol. 18，pp.37～52，1981.
- 8) Kruskal, J.B.: Analysis of Factorial Experiments by Estimating Monotone Transformations of the Data, Journal of Royal Statistical Society, B-27，pp.251～263，1965.
- 9) Srinivasan, V. and Shocker, A.D.: Estimating the Weights for Multiple Attributes in a Composite Criterion Using Pairwise Judgments, PSYCHOMETRIKA, Vol. 38, No. 4, pp.473～493, 1973.12.
- 10) 片平秀貴：多属性消費者選択モデル，経済学論集，Vol. 50, No. 2, pp. 2～18, 1984.7.
- 11) Ogawa, K.: An Approach to Simultaneous Estimation and Segmentation in Conjoint Analysis, Marketing Science, Vol. 6, No. 1, pp.66～81, 1987.
- 12) McFadden, D.: The Choice Theory Approach to Market Research, Marketing Science, Vol. 5, No. 4, pp.275～297, 1986.
- 13) Chapman, R.G. and Staelin, R.: Exploiting Rank Ordered Choice Set Data Within the Stochastic Utility Model, Journal of Marketing Research, Vol. XIX, pp.288～301, 1982.9.
- 14) 島崎・上川・松本：判断基準の序列にもとづく交通機関選択モデル，土木計画学研究・論文集，No. 5，pp.59～66，1987.11.
- 15) 片平秀貴：マーケティング・サイエンス，東京大学出版会，1987.4.
- 16) 藤原・杉恵・平野：順序づけした意識データの適用例に関する研究，土木計画学研究・講演集，No. 11, pp. 699～706，1988.11.
- 17) 田中克明：確率的コンジョイントモデルの諸問題，大阪大学経済学，Vol. 36, No. 12, pp.40～50，1986.9.
- 18) 片平秀貴：離散的選好モデルと選好の異質性，経済学論集，No. 53-3，pp.31～45，1987.10.
- 19) 大澤・片平・野本：消費者研究における単調変換法を用いたコンジョイント測定法の応用に関する問題点，大阪大学経済学，Vol. 30, No. 2.3, pp.243～262，1980.12. (1989.5.22・受付)