【土木計画学研究・講演集 No.11 1988年11月】

コンジョイント分析による個人行動モデルに関する研究

Study on Individual Behavioral Model basied on Conjoint Analysis

高田 一尚[**]・湯沢 昭[***]

by Kazunao TAKADA , Akira YUZAWA

In this paper, we discuss the Individual Behavioral Model basied on Conjoint Analysis. Conjoint Analysis is the approach that applies the theory of Conjoint Measurement on mathematical psychology to consumer preference. The algorithm of Conjoint Analysis can estimate inividual papameters that reproduce the ordered relation from given Rank Ordered Data. This paper takes up Conjoint Analysis basied on stochastic choice theory, that is, extending the Logit Model for Rank Ordered Data.

The major feature of Conjoint Analysis is the point that can estimate individual parameters. This feature can be one means that solves the problem of homogeneus parameters. As a result of this study, this analysis was very effective for the Ploblem Of Dicision Making that is one of our study theme.

1. はじめに

個人の行動を考える場合、個人がどのような基準や規則に基づいて行動しているかとか、その個人がおかれている様々な環境の不確実な情報と行動との因果関係をどのように理論づけるかということは基本的であり重要な問題である。これは、広義の意思決定問題として議論される。

意思決定は個人レベルでの問題と企業や家族などの集団レベルでの問題の二つがある。厳密に考えるならば個人レベルの行動と集団レベルの行動は全く区別しなければならない問題も存在する。しかし、ここでは、個人の行動の集合が集団の行動となって現れるという仮定の基に集団を考える。よって、個人レベルの分析をいかに厳密にまた理論的に扱うかによって意思決定モデル全体の評価が決まるといえる。さらに、近年いわれている個人の意識の多様化・個性化という問題や、住民の利害や意識が直接関わるレベルでの地域計画や交通計画の策定、また、個人レベルでしか議論できない意思決定の履歴性の問題に対処していくためにも今後個人レベルでの意思決定理論の研究が必要であると思われる。

本研究では個人レベルでの意思決定論を展開するためにコンジョイント分析を用いる。これは、数理心理学におけるコンジョイント測定法の考え方をマーケティングの分野において消費者選好の測定に応用したものである。この分析は意思決定基準の個人別パラメータを直接求めることができるという大きな特徴を有しており、我々の考える個人レベルでの意思決定問題に対し有力な手段となり得る。

---

* キーワーズ：コンジョイント分析、意思決定
** 学生会員 東北大学大学院工学研究科
*** 正 会 員 工博 東北大学助手 工学部土木工学科
(〒980 仙台市荒巻字青葉)

2．従来研究

意思決定者は種々の問題に対し、表1で示されるようないろいろな意思決定ルールに基づいて行動していると考えられる。

表1　意思決定ルールの分類

タイプ	ル　ー　ル　名
補償型	・効用加法ルール ・効用差加法ルール
非補償型	・辞書編纂型ルール ・満足ルール　（排除ルール） ・優越ルール

表1で示したように、意思決定ルールは補償型決定と非補償型決定タイプの二つのタイプに分類される。[1]

補償型決定タイプは、属性間での補償関係を考慮するものである。すなわち、ある属性では低いが他の属性は高い場合でもお互いに補い合って総合的に評価しようとするものである。このタイプに属するものは、効用加法ルール、効用差加法ルールなどである。これに対し、属性間に補償関係が認められないものは非補償型決定タイプと呼ばれる。これに属するものとして、辞書編纂ルール、満足ルール（排除ルール）、優越ルールなどがある。選択において顕在化しない属性を無視することにより補償型決定タイプは非補償型決定タイプをある程度表現できる。しかし、ある問題において非補償型決定ルールで意思決定する人が多数をしめているような場合には、補償型決定ルールを仮定して構築したモデルでは明らかに説明力が落ちると思われる。[2]

補償型決定タイプの代表的手法である非集計行動モデルの問題点としては以下のようなものが挙げられる。[3]

①ＩＩＡ特性の問題

②補償型決定ルールの問題

③効用パラメータの同質性の問題

効用最大化行動を仮定し確率効用理論に基づく非集計行動モデルは、これまで主に①の問題であるＩＩＡ特性の問題を解決するために、Nested-Logitモデルなど多項ロジットモデルを修正や改良する方向で進んできた。しかしながら、前述の補償型決定ルールに対する問題や効用パラメータの同質性に関する問題についてはあまり言及されていない。非集計行動モデルでは、個人単位でのデータに基づいたモデルであり個人行動モデルとはいうものの、実際のパラメータ推定の段階では個人ということを無視しており、このモデルでは個人差を表現できないことから個人分析とはいえないと思われる。

非補償型決定ルールを用いたモデルの例として意思決定基準の序列に基づくモデルがある[4]。これは、辞書編纂ルールに基づく行動原理が仮定されている。このモデルは意思決定基準の順番によりセグメンテーションを行っており非集計行動モデルよりも個人差が明確になるという利点がある。しかし、多くの意思決定基準が必要とされるより一般の意思決定問題に対しては、モデルの構造上の問題から適用が不可能となると思われる。

さて、本研究で取り上げるコンジョイント分析[5]は与えられた順序データからその順序関係を再現するアルゴリズムである。このことを利用することにより非補償型決定タイプを考慮したモデルが構築できる。また、この手法は、比較的簡単なデータ構造から意思決定基準の個人別パラメータを得ることができるという大きな特徴を有する。

これまで、コンジョイント分析のアプローチは誤差に対する考え方がなく確定的な分析にとどまっていた。しかし、近年、誤差項を明示的に取り込む確率論的なアプローチがマーケティングの分野で研究され始めている。[6]~[12]　コンジョイント分析は、個人別のパラメータが得られるという特質から前述の非集計行動モデルの問題の一つであるパラメータの同質性という問題に対して極めて有力な解決策となり得る手法である。

3．コンジョイントロジットモデル

（1）コンジョイント分析の概要

コンジョイント分析とは、複数個の選択肢の組合せに対して何らかの順序関係が与えられたとき、ある結合ルールに従って結合した同時結合尺度により求められる各属性の個人別パラメータが選択肢の順序関係を再現できるように定めるものである。

A_iを選択肢の有限集合、$\succsim$を直積集合$A=A_1\times A_2\times\cdots\times A_3$上の弱い順序関係とするとコンジョイ

ント測定法の問題は任意の$a^{(1)}$, $a^{(2)} \in A$（ただし、$a^{(j)}=\{a_1^{(j)},\ a_2^{(j)},\ \cdots,\ a_t^{(j)}\}$）に対し

$$a^{(1)} \succsim a^{(2)} \qquad \text{(1)}$$

となるとき

$$U^{(1)}=U(\phi_1(a^{(1)}),\cdots,\phi_t(a_t^{(1)})) \succsim U(\phi_1(\phi_1(a^{(2)}),\cdots,\phi_t(a_t^{(2)}))=U^{(2)} \qquad \text{(2)}$$

となるようにA_iから実数の中への写像ϕ_iを定めることになる。ここで、Uは外から与えられているt次元空間からの実数への写像であり結合ルールであるが通常加法ルールが採用される。また、ϕ_iは個人パラメータ、$U^{(j)}$は同時結合尺度である。

（２）コンジョイントロジットモデルの尤度関数の定式化

本モデルでは、各選択肢を評価する個人の効用に関して加法ルールを適用するため個人ｎの選択肢ｉの効用は次のようになる。

$$U_i^n=V_i^n+\varepsilon_i$$

$$=\sum_{k=1}^{K}\theta_k^n X_{ki}^n+\varepsilon_i^n;\ i=1,2,\cdots,J \qquad \text{(3)}$$

ここで、

X_{ki}^n：個人ｎの選択肢ｉの第ｋ番目の属性

θ_k^n　：個人ｎの属性ｋに対するパラメータ

K　：属性の数

個人ｎが選択肢ｉを選択する確率は、

$$P_i=\mathrm{Prob}(U_i \geqq U_j;\ j=1,2,\cdots J)$$

$$=\mathrm{Prob}(V_i+\varepsilon_i \geqq V_j+\varepsilon_j;\ j=1,2,\cdots J) \qquad \text{(4)}$$

特にε_iがお互いに独立にワイブル分布に従うとき次式のように多項ロジットモデルが導出される。

$$P_i^n=\frac{e^{V_i^n}}{\sum_{j=1}^{J} e^{V_j^n}} \qquad \text{(5)}$$

コンジョイントロジットモデルのデータの整理表は表２のようになる。提示した全選択肢のうち個人ｎが実際順序づけた選択肢の数を「選択の深さ」といいJnとすると、選択肢のベクトルは

$$s_n=(s_1,\ s_2,\cdots,\ s_{Jn}) \qquad \text{(6)}$$

で表わされる。ここで、個人が選択肢対し順序付けを行う。r_iをｉ番目の選択肢の番号とし選択順序が

$$Sr_1 \succsim Sr_2 \succsim \cdots \succsim Sr_{Jn} \qquad \text{(7)}$$

表２　コンジョイントロジットモデルデータ整理表

個人番号	選択肢番号	選択順位	上位からソートした選択肢番号	属性 1	2	…	k	………	K
1	1	3	2						
	2	1	3						
	3	2	1						
2	1	2	2						
	2	1	1						
⋮	⋮	⋮	⋮						
n	1	Sr_1	S_1						
	2	Sr_2	S_2						
	⋮	⋮	⋮				⋮		
	i	Sr_i	S_i			…	X_{ki}^n	…	
	⋮	⋮	⋮				⋮		
	J_n	Sr_{Jn}	S_{Jn}						
⋮	⋮	⋮	⋮						
N	1	S_1	S_1						
	2	S_2	S_2						
	⋮	⋮	⋮						
	J_N	Sr_{JN}	S_{JN}						
個人ｎのパラメータ				θ_1^n		………			θ_K^n

となったとする。上位から選択順番にＳの添字を付け変えても一般性は失わないから、以下のようにおくことにする。

$$s_1 \succsim s_2 \succsim \cdots \succsim s_{Jn} \qquad \text{(8)}$$

個人ｎの選択した序列（$s_1 \succsim s_2 \succsim \cdots \succsim s_{Jn}$）を得る確率$P^n$は

$$P^n=\mathrm{Prob}\{Us_1 \succsim Us_2 \succsim \cdots \succsim Us_{Jn}\} \qquad \text{(9)}$$

であり、これは

$$P^n=\mathrm{Prob}\{Us_1 \succsim Us_i;\ i=2,\cdots,J_n\}$$

$$\times\mathrm{Prob}\{Us_2 \succsim Us_i;\ i=3,\cdots,J_n\}$$

$$\vdots$$

$$\times\mathrm{Prob}\{Us_{(Jn-1)} \succsim Us_{Jn}\} \qquad \text{(10)}$$

の形に分解することができる。

ここで、$P^n(i)=P^n(i \mid S_i)$を個人ｎの選択肢集合$S_i=(i,\ i+1,\cdots,Jn)$の中からｉを選択する確率とするとこれは(5)式に対応して、

$$P^n(i)=P^n(i \mid S_i)$$

$$=\frac{e^{V_i^n}}{\sum_{j=i}^{Jn} e^{V_j^n}} \qquad \text{(11)}$$

と表すことができる。よって、(10)式はつぎのように変形される。

$$P^n=P^n(1 \mid S_1)\cdot P^n(2 \mid S_2)\cdots P^n(J_n \mid S_{Jn}) \qquad \text{(12)}$$

したがって、

$$P^n = \prod_{i=1}^{Jn} \frac{e^{V_i^n}}{\sum_{j=i}^{Jn} e^{V_j^n}}$$

$$= \left[\frac{e^{V_1^n}}{e^{V_1^n}+e^{V_2^n}+\cdots+e^{V_{Jn}^n}}\right]$$

$$\times\left[\frac{e^{V_2^n}}{e^{V_2^n}+e^{V_3^n}+\cdots+e^{V_{Jn}^n}}\right]$$

$$\vdots$$

$$\times\left[\frac{e^{V_{Jn}^n}}{e^{V_{Jn}^n}}\right] \quad \text{----------------} \quad (13)$$

(13)式を個人nの順序データが、$\{s_1 \succsim s_2 \succsim \cdots \succsim s_{Jn}\}$となる時のパラメータ$\theta^n$の尤度$L^*(\theta^n)$とみると、個人nのパラメータ$\theta^n$の最尤推定値は$L^*(\theta^n)$を最大化するものとして求められる。

$L^*(\theta^n)$の最大化は$\ell n L^*(\theta^n)=L^n$の最大化問題として考えることができる。よって、

$$L^n = \ell n L^*(\theta^n)$$

$$= \sum_{i=1}^{Jn}[V_i^n - \ell n(\sum_{j=i}^{Jn} e^{V_j^n})$$

$$= \sum_{i=1}^{Jn}[\theta^n X_i^n - \ell n(\sum_{j=i}^{Jn} e^{\theta^n X_j^n})] \quad \text{—} (14)$$

の最大値として求められる。$L^n(\theta)$は通常の条件のもとでθに関して凹であり、その最大値が存在し、一意の定まることは次節で示される。したがって、θの最尤推定値は通常の非線型化のプログラムを用いて求めることができる。

（3）勾配ベクトル∇Lおよびヘッセ行列$\nabla^2 L$の定式化

最尤推定量θは(14)式をθに関して微分したものをゼロとすることによ求められる。コンジョイント分析における∇Lおよび$\nabla^2 L$の導出は以下のようになる。なお、ここでは個人番号の添字nは省略する。

$$\nabla L = \frac{\partial L}{\partial \theta_k}$$

$$= \sum_{i=1}^{Jn} X_{ki} - \sum_{i=1}^{Jn}\sum_{j=i}^{Jn} W_{ij} X_{kj} \quad \text{----} \quad (15)$$

ただし、
$$W_{ij} = \frac{e^{V_i}}{\sum_{j=i}^{Jn} e^{V_j}}$$

$$\nabla^2 L = \frac{\partial^2 L}{\partial \theta_k \, \partial \theta_{k'}}$$

$$= -\sum_{i=1}^{Jn}\sum_{j=i}^{Jn}\{W_{ij}X_{k'j}(X_{kj}-\sum_{j=i}^{Jn}W_{ij}X_{kj})\}$$

$$\text{------} \quad (16)$$

また、(16)式をさらに変形すると

$$\nabla^2 L = -\sum_{i=1}^{Jn}\{\sum_{j=i}^{Jn} W_{ij}X_{k'j}X_{kj}$$

$$-\sum_{j=i}^{Jn}\sum_{g=i}^{Jn} W_{ij}W_{ig}X_{k'j}X_{kg})\}$$

$$= -\sum_{i=1}^{Jn}\{\sum_{j=i}^{Jn} W_{ij}(X_{k'j}-\overline{X}_{k'j})$$

$$(X_{kj}-\overline{X}_{kj})\} \quad \text{—} (17)$$

ただし、

$$\overline{X}_{kj} = \sum_{j=i}^{Jn} W_{ij} X_{kj}$$

(17)式は加重付き積率行列にマイナス符号をつけたものである。加重付き積率行列は非不定符号であるからLに関する∇^2は非正定値でありその行列式についてすべてのθに関してもつねに

$$|\nabla^2 L| < 0 \quad \text{----------------} \quad (18)$$

が成り立つ。したがって、Lはθに関して凹性が保障される。

（4）解の不定性について

コンジョイント分析において特に問題となるのは「矛盾のない序列」の場合である。

矛盾のない序列とはコンジョイント測定法において与えられた順序関係が加法ルールに矛盾しないような序列であり、この場合解が発散してしまう。

これに対処するために、本研究ではθを基準化し誤差分散の相対的大きさを設定する方法を用いた。θを基準化すると(3)式の効用関数は

$$V_i = X_i(\omega\theta) + \varepsilon_i \quad \text{---------------} \quad (19)$$

となる。ここで

$$\omega = (\theta'\theta)^{1/2} \quad \text{---------------------} \quad (20)$$

よって、

$$\widetilde{V}_i = V_i / \omega \quad \text{------------------------} \quad (21)$$

$$\widetilde{V}_i = X_i\widetilde{\theta} + \varepsilon_i \quad \text{-------------------} \quad (22)$$

$$\widetilde{\varepsilon}_i = (1/\omega)\,\varepsilon_i \quad \text{-----------------} \quad (23)$$

となる。ωはθの大きさを定めるスケールパラメータである。矛盾のない序列の場合には$\omega \to \infty$のとき$L^*(\theta) \to 1$となり最適解は存在しないことになる。

よって、本研究では$\omega=1$即ち$\theta'\theta=1$という基準化により解を求めることにする。

（５）集計問題

ａ）集計方法

本モデルでは、個人に関する属性別のパラメータをそれぞれ求めることができるためクラスター分析等によりセグメンテーションすることが可能となる。従来のＳＥ特性や地域特性によるセグメンテーションは、例えば同じ年齢の人であっても違った行動をすることは当然考えられかなり説明力が落ちている。それに対して、本モデルは個々のパラメータによるセグメンテーションであるためその様な問題は生じない。

ｂ）定式化

誤差項がすべての個人に関してお互いに独立な極値分布をするとすれば集団の尤度L°は

$$L^{*\circ}=\prod_{n=1}^{N} L^{*n}(\theta^{n}) \qquad (24)$$

となる。

対数尤度はL°は

$$
\begin{aligned}
L^{\circ} &= \ln L^{*\circ} \\
&= \sum_{n=1}^{N} \ln L^{*n}(\theta^{n}) \\
&= \sum_{n=1}^{N}\left[\sum_{i=1}^{Jn} V_{i}^{n}-\sum_{i=1}^{Jn} \ln\left(\sum_{j=i}^{Jn} e^{V_{j}^{n}}\right)\right]
\end{aligned} \qquad (25)
$$

となり、この定式化により集計レベルでの問題を考えることができる。

また、集計レベルでの勾配ベクトルおよびヘッセ行列は(15)，(16)式と同様に示される。

$$\nabla L=\frac{\partial L^{\circ}}{\partial \theta_{K}}=\sum_{n=1}^{N}\frac{\partial L^{n}}{\partial \theta_{K}} \qquad (26)$$

$$\nabla^{2} L=\frac{\partial^{2} L^{\circ}}{\partial \theta_{K}\partial \theta_{K'}}=\sum_{n=1}^{N}\frac{\partial^{2} L^{n}}{\partial \theta_{K}\partial \theta_{K'}} \qquad (27)$$

ここで、非正定符号行列の和も非正定符号であるから、L°もθに関し凹である。L°、$L^{*\circ}$が有界であることから有限な有界和も有界であることから集計レベルにおいても最尤推定量が存在する。また、標本Nが大きい場合統計的検討を加えることができθの分散共分散行列は漸近的に

$$Cov(\theta)=\left[-\nabla^{2} L(\hat{\theta})\right]^{-1} \qquad (28)$$

となる。

（６）検定

集計レベルでのモデルの統計的検討を行うため以下のような非集計行動モデルと同様の検定指標を用いる。

・各パラメータの検定（ｔ検定）
・尤度比（ρ^2）
・適中率

検定に関してはサンプル数の問題がある。サンプル数が小数の場合検定不可能となるため、ある程度の数が必要である。しかし、コンジョイント分析は個人の意思決定の基準を求めることが目的であり、その結果である個人パラメータを用いてセグメンテーションを行うためサンプル数は従来の非集計行動モデルより小数でも十分可能であると思われる。サンプル数とパラメータの信頼性については今後研究の余地がある。

４．コンジョイントロジットモデルに関する問題点

コンジョイント分析はいくつかの属性で定義された選択肢に対し順序づけされたデータを用いてその順序関係を再現することを目的としているため次のような問題点がある。

（１）属性と選択肢の設定方法の問題

コンジョイント分析はマーケティング・リサーチの分野における消費者選好測定の技法として開発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属性の組合せである選択肢の設定に注意する必要がある。属性の設定としては、非集計行動モデル等においてかなり議論されているためあまり問題はないが、選択肢の集合をどのように提示するかが問題となる。この場合、２つの方法が考えられる。１つは、すべての選択肢と属性の組合せを提示し、その中から可能なところまで番号をつけてもらう方法[13]と、他の１つは選択肢のみに順序付けを行いそれらの属性は別な方法で作成するものである。前者は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、提示され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。それに対し後者は、例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（あるいは利用したい順番）に順序付けを行ってもらい各選択肢の属性（費用や時間等）は主観データまたは客観データにより作成する方法である。この場合は、提示した以外の選択肢があってもかまわないためあらかじめ提示する選択肢の数を減少させることが可能である。しかし、いずれの方法も属性の設定には注意を要する。

（２）選択の深さの問題

選択の深さをあまり大きく設定するとノイズが入り込み精度が悪くなる場合があり、各問題に応じた適当な深さを決定する必要がある。

また、ただ１つのみしか順番を付けない場合、即ち深さが１となる場合は(14)式からわかるようにパラメータ推定は不可能になる。これは、例えば交通機関の選択において利用可能な交通機関がただ一つしかなく固定層と考えられることにより分析の対象から除外する方法が考えられる。

（３）選択肢データの作成と予測の問題

コンジョイントロジットモデルでは属性に対して各選択肢が正の効用を生じるように設定されたほうがよい場合があり、そのデータ作成は次の２つの方法が考えられる。

①ある属性の最大効用を与える選択肢を１とし、その他の選択肢を０とする。

②ある属性に対して正の効用を生じる選択肢ほど大きく、負の効用を生じる選択肢ほど０になるようになんらかの方法で基準化する。

この場合、回答者が提示された属性をすべて考慮して選択肢に序列をつけていないこともある。したがって、この点を考慮するために推定されたパラメータが負の場合（その属性が大きいほど効用が減少する）は前提条件に矛盾するためにその属性は考慮しないものとする。以上の操作により序列の高い選択肢の効用が高くなり、かつすべての選択肢は正の値となる。

次に予測にあたっては、各個人（またはセグメント）の意思決定基準（パラメータ）は現状のままとして新たな選択肢のデータを入力することにより最大効用を与える選択肢を求める。この結果を母集団全体で集計することにより予測を行う。この場合の集計問題に関しては従来の非集計行動モデルとまったく同様の方法を用いることが可能である。

（４）ＩＩＡ特性の問題

コンジョイントロジットモデルでは非集計行動モデルのロジットモデルと同様にＩＩＡ特性が仮定されている。しかし、前述の選択肢の設定を適切に行うことによりその問題を回避することは可能である。また、コンジョイントロジットモデルの拡張としてネステッドタイプのコンジョイントロジットモデル等が考えられる。

５．モデルの適用例

（１）概　要

コンジョイントロジットモデルの有効性を検討するために通勤・通学時における交通機関分担の意思決定問題に適用する。対象地域は仙台市の北部地域であり調査は昭和63年7月に実施した。調査総数は176件でありこの中で２つ以上の選択肢について回答のある有効回答数は142件である。

（２）適用方法

（ａ）アンケート形式は分析のしやすさ、および交通機関分担ということで選択肢はこちらで完全に設定しえるという理由から選択肢のみに順序付けをする方法とした。この地域での通勤・通学における交通手段の選択肢は表３に示す15の選択可能性がありこれを用いた。

表３　交通手段の選択肢

1. ２輪車のみ利用	8. ２輪車と地下鉄とバスを乗換利用
2. 車のみ利用	9. ＪＲとバスを乗換利用
3. バスのみ利用	10. ＪＲと地下鉄を乗換利用
4. 地下鉄のみ利用	11. ２輪車とＪＲを乗換利用
5. ２輪車と地下鉄を乗換利用	12. ＪＲのみ利用
6. 車と地下鉄を乗換利用	13. バスと地下鉄とＪＲを乗換利用
7. バスと地下鉄を乗換利用	14. バスと２輪車を乗換利用

（ｂ）属性は以下のようなものを考えた。

①全所要時間　②徒歩にかかる時間

③待ち時間　④乗り換え回数

⑤自己負担の費用　⑥ダミー変数

②はいわゆるアクセス時間とイグレス時間の合計である。⑥のダミー変数は表３の２輪車（自転車またはバイク）のみの使用とその他の交通機関の組合せではその利用特性が異なるために２輪車のみ利用の時は０、それ以外は１とした。また、各選択肢のデータは回答者の主観値を採用した。

（3）データの作成

表4の要領でデータの整理を行う。選択肢は選好順位の上位のものからソートして整理してある。つまり、上のものほど選好順位が高いということになる。回答値は、ダミー以外の各属性に対して小さい値のものほど望ましいものである。よって、各属性の最小値を $X_{ik}^{n}=1$ とし、それ以外を０とした。

表４　データ整理と個人別パラメータの推定例

個人No	選択肢名	選択肢No	総時間（分）	徒歩時間（分）	待ち時間（分）	乗換回数（回）	費用（円）	ダミー	効用値U
1	地下鉄のみ	4	20	15	2	0	0	1	1.619
	バスのみ	3	25	5	2	0	0	1	1.368
	バスと地下鉄	7	20	5	5	1	0	1	0.251
個人１の最尤推定量			0.251	0.000	0.684	0.684	0.000	0.000	
2	車のみ	2	15	5	0	0	3500	1	1.731
	バスのみ	3	20	10	5	0	0	1	0.000
個人２の最尤推定量			0.577	0.577	0.577	0.000	0.000	0.000	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

※　データ作成時 ░ は1、他は0とする

（4）適用結果と考察

（a）個人レベルの推定

３章の定式化に従って個人別パラメータの推計を行う。この際、各属性に対するパラメータ推定値が負となる場合、意思決定者においてその属性は顕在化していないものと考えゼロとおき、再度、推定を行う方法を用いた。表４の例の個人１、個人２は選択の深さがそれぞれ３，２となっている。また、パラメータの最尤推定量が示されている。このパラメータから求めた効用値Uの値は個人１、個人２とも上位から下位に向かって小さくなっており、本推計により選好順位を完全に再現できた形となっている。

（b）集計レベルの推計

i）集計は（a）で求めた個人別パラメータを用いてクラスター分析（重心法を採用）を行った。表５は５つにセグメンテーションした場合の各パラメータの平均値および分散を表している。この表から、かなり特徴のあるセグメンテーションがなされたことがわかる。全集計のパラメータの推定値は、セグメント集計したものに比べると平均的な値を示している。これに対しセグメントNo. 1は総時間、徒歩時間、待ち時間のパラメータの値が比較的高く全体的に他のセグメントの推定値より高めの結果となっている。No. 2では総時間、No. 3ではダミー、No. 4では費用、No. 5では待ち時間に対する推定値か特徴的に高くなっている。No. 1〜No. 5に属する個人は何か一つか二つくらいの属性に関してのみ強く影響されており、これは非補償型の意思決定行動をしていると考えられる。このように、本来、意思決定基準は補償型決定あるいは非補償型決定と多様なものであるが集計することによりその特徴が薄れてしまうということが明かとなった。また、分散値に関しては当然のことながら全集計に対しセグメント集計したものが小さい値となっており、これからも、特徴のあるセグメンテーションが行われたことを示している。

ii）表６はi)で分類された５つのセグメント別に個人データをプールし、セグメント別の集計アプローチを行った結果と各統計量の値が示されている。表中の網掛けをした部分はt検定により5%水準で有意差が認められた部分である。セグメントNo. 1〜No. 4では表５の特に特徴のでている属性がほぼ有意とされた。しかしながら、No. 5については、有意差が認められた属性がなく他と異なっていることがわかる。この理由として、「選択の深さ」に問題があると思われる。No. 5の個人のデータは全体的に選択の深さが大きいセグメントであることがわかった。これは、

表５　パラメータの平均値および分散値

属性		全集計	セグメント集計 No. 1	No. 2	No. 3	No. 4	No. 5
総時間	θ_1	.404(.099)	.477(.018)	.943(.009)	.289(.107)	.128(.048)	.035(.005)
徒歩時間	θ_2	.313(.074)	.511(.021)	.017(.003)	.123(.059)	.137(.042)	.280(.090)
待ち時間	θ_3	.307(.075)	.431(.028)	.124(.059)	.023(.004)	.048(.014)	.697(.017)
乗換え回数	θ_4	.256(.085)	.278(.062)	.028(.006)	.041(.011)	.435(.033)	.456(.098)
費用	θ_5	.226(.086)	.253(.050)	.054(.010)	.065(.030)	.609(.148)	.004(.000)
ダミー	θ_6	.144(.087)	.015(.004)	.017(.003)	.816(.018)	.044(.017)	.069(.012)

（　　）は分散値

表6　集計レベルのパラメータの推定および検定結果

属性		全集計	セグメント集計				
			No. 1	No. 2	No. 3	No. 4	No. 5
総時間	θ_1	1.081 (5.67)	1.490 (3.09)	3.623 (3.37)	2.015 (2.42)	0.502 (1.10)	――
徒歩時間	θ_2	0.313 (1.21)	2.419 (3.12)	――	2.020 (1.37)	――	――
待ち時間	θ_3	0.670 (2.35)	0.317 (0.43)	0.282 (0.45)	――	0.299 (0.46)	16.74 (0.04)
乗換え回数	θ_4	0.125 (0.56)	0.556 (0.94)	――	――	0.808 (1.77)	――
費用	θ_5	0.888 (4.06)	0.679 (1.12)	0.446 (0.69)	2.334 (1.75)	2.945 (3.84)	――
ダミー	θ_6	1.394 (4.46)	0.198 (0.25)	――	6.453 (2.88)	0.267 (0.42)	1.946 (1.82)
サンプル数		142	67	17	21	21	16
ρ^2 値		0.145	0.506	0.495	0.492	0.228	0.665
適中率		64.8 %	95.5 %	82.4 %	90.5 %	71.4 %	93.8 %
			平均 = 89.4 %				

（網掛け）は5％有意水準を満たす，（　）はt値

4章（2）で述べたように選択の深さが大きいものはノイズが多く入り込み精度が落ちるということが、この結果から確かめられたかたちとなっている。また、ρ^2値や適中率も全集計に比べセグメント集計したものがかなり高い値となっており、コンジョイント分析によるセグメンテーションが有効であることを示している。

6．結論と今後の課題

コンジョイントロジットモデルは、これまでの非集計ロジットモデルのパラメータの同質性という問題を解決する有効なものである。

また、その適用例によって個人がどのような意思決定基準に着目して行動しているかを明確にでき、集計レベルの結果からは意思決定者の選好の同質性の極めて高いグループに分類できるという注目すべき結果を得た。

今後の課題としては、個人別のパラメータをいかに予測問題に応用していくか、また解の不定性の問題に対してさらに検討を加えていく必要があると思われる。

＜参考文献＞

1)小橋康章：「決定を支援する」，東京大学出版会(1988)

2)鈴木雪夫・竹内 啓 編：「社会科学の計量分析」，東京出版会，pp135-157，(1987)

3)「非集計行動モデルの理論と実際」，土木学会(1984)

4)島崎敏一・上川一史・松本嘉司：「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，No5，pp59-66，(1987)

5)高田一尚・湯沢 昭：「コンジョイント分析による意思決定モデルの検討」，土木学会第43回年次学術講演会集(1988)

6)片平秀貴：「多属性消費者選択モデル」，経済学論集No. 50-2，pp2-18，(1984，7)

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18，pp37-52，(1981)

8)大澤 豊・片平秀貴・野本明成：「確率的コンジョイントモデル(1)」，マーケティング・サイエンスNo23，p1-10，(1984)

9)片平秀貴：「コンジョイント測定法の解空間について」，大阪大学経済学 Vol. 32，No2-3，pp151-159，(1982)

10)Chapman, R. G. and R. Staelin:Exploiting Rank Ordered Coice Set Data within the Stochastic Utility Model, Journal of Marketing Research19, pp288-301

11)Paul E. Green, V. Srinivasan;Conjoint Analysis in Consumer Research: Recent Developments and Future Prospects, Stanford University, pp288-301, (1987)

12)Daneal Mcfadden;The Choice Theory Approach to Market Research, MARKETING SCIENCE Vol. 5, No. 4, pp. 275-297(1986)

13)田村享・佐藤馨一・五十嵐日出夫：「選好順序データを用いた交通機関選択モデルの構築に関する研究」第5回土木計画学研究発表会講演集，pp58-65(1983)