【土木計画学研究・論文集 No.14 1997年9月】

プロビットモデルによるコンジョイント分析に関する考察

Conjoint Analysis Using Probit Model *

寺部慎太郎** 屋井鉄雄***
Shintaro TERABE** Tetsuo YAI***

1. はじめに

マーケティング・サイエンスの分野で生まれ、研究と実務の両分野において発展してきたコンジョイント分析は、交通行動分析の分野においても研究例[1)2)]が多く、ＳＰ(Stated Preference)データを用いた分析としても整理されている[3)4)]。これはコンジョイント分析の長所として、(a)属性や水準間の相対的重要度を推定できる、(b)仮想的な代替案を扱うことができる、(c)様々な選好の指標が使える、などの点が挙げられることや、モデルの推定法としてロジットモデルを用いることによって行動理論的裏付けが明確で、かつ従来の交通行動モデルをそのまま応用することができることなどによる。近年、コンジョイント分析はその操作性の高さ故に、TDM（交通需要管理）やPI（パブリック・インボルブメント）のための政策や計画の代替案評価にも用いられている[5)]。

しかし、本来のコンジョイント分析は選択確率の算出に目的を置くものではなく、消費者の効用関数を同定することに大きな目的をもつ。本研究でも、政策や計画のパッケージ代替案評価にコンジョイント分析を適用して被験者の効用関数を同定することをねらいとし、この課題にプロビットモデルを応用する方法論の提案を目的とした。その際、従来のコンジョイント分析を用いる場合の問題点を以下のように指摘できる。

2. コンジョイント分析上の問題点

(1) 類似した選択肢の存在

選択肢は実験計画法によって各属性の各水準を組み合わせることで作成されるが、政策や計画のパッケージ代替案評価に用いるためには、非現実的な選択肢を作らないようにする必要がある。そのため直交配置が適当ではなく、選択肢が類似したものになりがちであり、選択肢間の独立性の仮定が被験者の選択行動において満たされない可能性がある。

(2) 選択肢設定方法とバイアスの関係

調査の際には、数が少なく被験者が回答しやすい属性の水準で構成される選択肢を設定することが望ましいが、その設定方法は確立されておらず、推定パラメータに与える影響を把握することも難しい。どの様な設定方法で選択肢を作り、調査すべきかの基準は明確とは言えない。

3. プロビットモデルの適用

(1) 基本的な考え方

従来のロジットモデルを用いたコンジョイント分析は、IIA特性により操作性の高い簡単な推定が行える一方で、政策や計画のパッケージ代替案評価において、被験者が選択肢相互を独立に評価しにくい選択肢集合が提示された場合には、上記2.(1)の問題点に対処できず、推定された効用関数が偏りを有する可能性がある。

そこで、効用関数の誤差項に正規分布を仮定したプロビットモデルを用いてコンジョイント分析を行うことを考えた。プロビットモデルにはIIA特性は無く、誤差項の分散共分散行列を構造化することによって選択肢間の類似性をモデルに反映させることが可能になる[6)7)8)]。これにより、直交配置に基づかない選択肢集合に対しても、その集合の特性を考慮した推定を行うことによって偏りを排除した効用関数の推定が行える可能性がある。

またそこで考慮した相関と得られたパラメータ

---

*キーワード：意識調査分析、マーケティング、SP
** 学生会員 工修 東京工業大学大学院
理工学研究科土木工学専攻
（〒152 東京都目黒区大岡山2-12-1
TEL: 03-5734-2693 FAX: 03-3726-2201
e-mail: shin@cv.titech.ac.jp）
*** 正会員 工博 東京工業大学工学部土木工学科
（〒152 東京都目黒区大岡山2-12-1
TEL: 03-5734-2693 FAX: 03-3726-2201）

との関係を捉えることで、選択肢の設定方法の違いによって推定値がどの様に変化するかを分析し、プロビットモデルによる推定の安定的な解を得られることがわかれば、上記2.(2)の問題にも対処できその適用性の高さを確認できると考える。

(2) コンジョイント・プロビットモデルの定式化

コンジョイント分析で提示されるプロファイル（選択肢）iの効用を

$$U_i = \sum_k^K \theta_k X_{ik} + \varepsilon_i \qquad (1)$$

とする。ただし、θ_k は第k属性のパラメータ（パート・ワース）、X_{ik} は選択肢iの第k属性の説明変数、ε_i は選択肢iの誤差である。($\varepsilon_i \sim N(0,\Sigma)$)

ここで、この誤差を選択肢の属性値に依存する誤差 ε_i^s と、選択肢固有の誤差 ε_i^o に分離して考える。

$$\varepsilon_i = \varepsilon_i^s + \varepsilon_i^o \qquad (2)$$

この時、誤差の分散共分散行列は

$$\Sigma = \Sigma_s + \Sigma_o = \begin{pmatrix} \sigma_{s1}^2 & & \text{sym.} \\ \vdots & \ddots & \\ \sigma_{sij} & \cdots & \sigma_{sI}^2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \sigma_{o1}^2 & & \text{sym.} \\ \vdots & \ddots & \\ 0 & \cdots & \sigma_{oI}^2 \end{pmatrix} \qquad (3)$$

さて、Σ_s の共分散項は

$$\sigma_{sij} = E(\varepsilon_i^s, \varepsilon_j^s) \qquad (4)$$

であるが、ここで、

$$\sigma_{sij} = \sum_k^K \delta_{kij} \sigma_k^2 \ , \delta_{kij} = \begin{cases} 1 \ (X_{ik} = X_{jk}) \\ 0 \ (X_{ik} \neq X_{jk}) \end{cases} \qquad (5)$$

と仮定する。これは属性kの選択肢iとjにおける水準が等しい場合にのみ共分散が生じることを意味している。

以上より、選択肢の属性値に依存する誤差項の分散共分散行列は、

$$\Sigma_s = \begin{pmatrix} \sum_k^K \sigma_k^2 & & \text{sym.} \\ \vdots & \ddots & \\ \sum_k^K \delta_{kij} \sigma_k^2 & \cdots & \sum_k^K \sigma_k^2 \end{pmatrix} \qquad (6)$$

となる。ここでkに関わらず属性間の分散が等しいと仮定すると、$\sigma_k^2 = \sigma^2$ となり、

$$\Sigma_s = \sigma^2 \begin{pmatrix} K & & \text{sym.} \\ \vdots & \ddots & \\ \sum_k^K \delta_{kij} & \cdots & K \end{pmatrix} \qquad (7)$$

を得る。従って、

$$\Sigma = \sigma^2 \begin{pmatrix} K & & \text{sym.} \\ \vdots & \ddots & \\ \sum_k^K \delta_{kij} & \cdots & K \end{pmatrix} + \sigma_o^2 I$$

$$= \sigma_o^2 \begin{pmatrix} \eta K + 1 & & \text{sym.} \\ \vdots & \ddots & \\ \eta \sum_k^K \delta_{kij} & \cdots & \eta K + 1 \end{pmatrix} \qquad (8)$$

ただし、$\eta = \dfrac{\sigma^2}{\sigma_o^2}$ （分散比）

この分散共分散行列をもつプロビットモデルを推定することにより、パラメータ $\dfrac{\theta_k}{\sigma_o^2}$ と η とが得られる。

なお、式(6)において属性間の分散が等しくないとすると、各kごとの σ_k^2 がパラメータとなる。

さらに $\sigma_o^2 = 1$とおき、属性の水準が0,1のみで表されるプロファイルを用いると構造化方法の発想や目的は異なるものの、共分散プロビットモデル[6]と同じ共分散項が得られる。

本モデルにおいては誤差項に正規分布を仮定しているため、従来のランクロジットモデルのように順序データを「分解」して選択データとして扱うことはできない[9]。ここで分解とは選択肢に順位を付けることで得られた順序データを選択肢集合から順番に択一で選ばれたとみなし、選択データの積の形で表現することである。従ってパラメータ推定の際には、選択データを用いるか、または、部分集合に対する「選択」を繰り返し調査し、それらをプーリングして推計することが必要となる。

4. 仮想データによるシミュレーション

表1 用いたプロファイルとパラメータ

選択肢番号 i	属性 X_{i1}	X_{i2}	X_{i3}
1	1	1	1
2	1	1	0
3	1	0	1
4	0	1	1
5	1	0	0
6	0	1	0
7	0	0	1
8	0	0	0

	パラメータ θ_1	θ_2	θ_3
	1.5	1	0.5

今回は本モデルが2.(1)で述べた選択肢の類似性という問題について対応できるかどうかについて、仮想データを用いて検討を行った。なお、2.(2)について仮想データを用いて検討することは難しいため、今後の実査とそこで得られるデータを元に検討していきたい。

(1) 仮想データの作成

ここでは3属性各2水準を完全要因配置することによって得られる2^3プロファイルと予め設定した属性パラメータ（表1）を用いて、仮想的な選択データを作成した。実際の被験者にプロファイルを提示することを想定し、この8つの代替案を組み合わせて4肢選択になるようにブロックに分けた。中でも、{i=2,3,4,8}、{i=1,5,6,7}の2ブロックは、直交性をできるだけ保つように一部要因配置計画となっているので、直交配置のデータにはこの2つのブロックのみを用い、非直交配置のデータにはこれ以外の組合せを持つブロックをランダムに用いた。すなわち直交配置のデータは2因子交互作用を考慮した選択肢集合となっており、非直交配置のデータは因子交互作用を考慮せずに選択肢集合を形成している。

シミュレーションでは4選択肢の中から最も効用の高いものを1つ選択するという行為を、1000回の選択結果が観測されるようにした。なお、効用関数の誤差項には標準正規乱数を代入している。これにより、1000人の被験者に各ブロックの選択肢を提示して選択してもらう調査と同等のデータが得られていると考えられる。

表2 パラメータ推定結果（直交配置）

パラメータ (t値)	コンジョイント プロビットモデル η推定	コンジョイント プロビットモデル η固定	独立 プロビットモデル
θ_1	1.62	2.19	1.55
	(16.32)	(23.09)	(23.04)
θ_2	1.02	1.38	0.97
	(13.70)	(16.79)	(16.80)
θ_3	0.52	0.70	0.49
	(8.76)	(8.98)	(8.90)
η	0.48	---	---
	(0.96)	---	---
尤度比	0.39	0.39	0.39
θ_1/θ_3	3.14	3.14	3.14
θ_2/θ_3	1.97	1.97	1.97

表3 パラメータ推定結果（非直交配置）

パラメータ (t値)	コンジョイント プロビットモデル η推定	コンジョイント プロビットモデル η固定	独立 プロビットモデル
θ_1	1.52	1.74	1.46
	(12.94)	(21.35)	(22.14)
θ_2	1.03	1.15	0.99
	(11.58)	(14.50)	(15.61)
θ_3	0.66	0.71	0.63
	(8.74)	(9.06)	(10.01)
η	4.94	---	---
	(0.63)	---	---
尤度比	0.34	0.31	0.34
θ_1/θ_3	2.30	2.46	2.31
θ_2/θ_3	1.56	1.62	1.56

(2) パラメータ推定の結果とその考察

得られたデータを用いて、3.で定式化したコンジョイント・プロビットモデルを推定した。その結果を表2と表3に示す。また比較のために、分散比パラメータ η を1に固定したモデルと、式(8)の分散共分散行列を単位行列とした独立プロビットモデル[6]による推定結果も示す。なお、コンジョイント・プロビットモデルの推定パラメータは選択肢固有の分散 σ_o^2 で除された値であることに注意する必要がある。

これによると、直交配置のデータに対しては、パラメータそのものの大きさは違うものの、θ の比、尤度比ともにどのモデルも同じ値になっていることがわかる。これは分散共分散行列の非対角成分が全て等しいためであり、当然の結果といえる。

一方で非直交配置のデータに対しては、θ の比を見ると η=1に固定したモデルが、他の2つのモデルと異なった結果を示している。これは η を推定したモデルに比べて、非直交配置のデータに対応できなくなっているからだと考えられるが、用いた選択肢や選択肢集合の種類を増やすなどしてさらに検討を進める必要がある。

なお、分散パラメータの信頼性が低い原因として、(1)今回用いた分散共分散行列の構造化が最も単純な方法であり、より厳密な選択肢間の類似性の表現には至っていないこと、(2)仮想データ作成に用いた3水準2属性のプロファイルからは大きく他と類似した選択肢が現れにくいこと、が考えられる。

5. おわりに

本論では、コンジョイント分析をTDMやPIのための政策や計画のパッケージ代替案の選好に用いる際の問題と、それに対処するためにプロビットモデルを適用する方法を示した。実際の調査においては、調査の現実性を高めるために何らかの方法で選択肢の独立性を犠牲にすることは十分あり得るため、今回は特にその点に本モデルが対応できるかどうかについて考察を行った。このコンジョイント・プロビットモデルはまだ改善の余地はあるが、適用性が高いことが推察され、分散共分散行列を属性内の水準の類似性によって構造化する意義は少なくないといえる。

[参考文献]

1)湯沢昭・須田熙・高田一尚：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、土木学会論文集、No.419／IV-13、pp.51-60、1990

2)森秀雄・屋井鉄雄・寺部慎太郎：車利用者へのマーケティング効果に関する基礎的考察、土木学会第49回年次学術講演会講演概要集、第4部、pp.634-635,1994

3)森川高行：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、1990

4)藤原章正・杉恵頼寧：選好意識調査の設計の手引き、交通工学、Vol.28、No.1、pp.63-71、1993

5)Hensher, D.A. : The Use of Discrete Choice Models in the Determination of Community Choices in Public Issue Areas Impacting on Business Decision Making, Journal of Business Research, 23, pp.299-309, 1991

6)Hausman, J.A., Wise, D.A. : A Conditional Probit Model for Qualitative Choice : Discrete Decisions Recognizing Interdependence and Heterogeneous Preferences, Econometrika, Vol.46, No.2, pp.403-426, 1978

7)屋井鉄雄・岩倉成志・伊東誠：鉄道ネットワークの需要と余剰の推計法について、土木計画学研究・論文集11、pp.81-88、1993

8)Haaijer, M.E., Vriens, M., Wansbeek, T.J., Wedel, M. : Predictions in *Conjoint Choice Experiments*: The *X*-Factor Probit Model, Research Report 96B22, Univ. of Groningen, Research Institute Systems, Organizations and Management, 1996

9)Strauss, D. : Some Results on Random Utility Models, Journal of Mathematical Psychology, 20, pp.35-52, 1979

プロビットモデルによるコンジョイント分析に関する考察

寺部慎太郎　屋井鉄雄

本研究では、コンジョイント分析に選択肢間の類似性を直接かつ簡潔に構造化したプロビットモデルを用いることを提案した。従来のロジットモデルを用いた方法では、被験者が選択肢相互を独立に評価していない場合に、推定される効用関数が偏りを有する可能性がある。今回定式化したモデルはまだ改善の余地は残すものの、直交性が損なわれたプロファイルの場合においても適用可能であることを示した。

Conjoint Analysis Using Probit Model

Shintaro TERABE　Tetsuo YAI

We applied multinomial probit model with structural covariance matrix to represent similarity among alternatives in conjoint analysis. Biased parameters may be estimated by logit model when alternatives are not evaluated independently. The conjoint probit model proposed in this paper can be applied for the alternatives which are not produced by orthogonal array.