

コンジョイント分析の適用性に関する実証的研究
A STUDY ON THE APPLICABILITY OF THE CONJOINT ANALYSIS

湯沢 昭^{**}・須田 燕^{***}・高田一尚^{****}・境 潔^{*****}

by A. YUZAWA, H. SUDA, K. TAKADA and K. SAKAI

There are some problems in the conjoint analysis to apply the individual decision making. One of the most of them is the reliability of the stated preference data (SP data). The objective of this paper is to study the reliability of the SP data to apply the mode choice model, the residence choice model, and the parking lot choice model. Further, we investigate the following problems.

- ・ Collection method of the rank data.
- ・ Introduction of the ideal-point model for the utility function.
- ・ Problem of the explosion depth.
- ・ Method of the segmentation.

1. はじめに

コンジョイント分析は、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・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を総称したものである。このコンジョイント分析が行動データ (Revealed Preference、以下RPデータとする) を基本とする非集計行動モデルと決定的に異なるのは、仮想の状況における選好の意識データ (Stated Preference、以下SPデータとする) を用いる点である。これは選好データの収集に当たって具体的な対象を用いず、属性を分析側で適当に組み合わせた仮想的選択肢 (プロファイル) を用いているところにその特徴がある。

コンジョイント分析は従来より序列データ (Rank

Data) を用いた分析が中心であり、Luce, Tukey¹⁾ Kruskal²⁾ Tversky³⁾らによって理論的展開がなされ、Green, Rao⁴⁾ などによってマーケティングの分野に導入された。この序列データから個々の属性の部分効用、および全体効用を算出する手法としては、単調変換を用いたMONANOVA²⁾、線形計画法を用いたLINMAP⁵⁾がある。しかし、これらはいずれも確定論的手法であるため、近年確率論的アプローチを導入した方法が開発されてきた。その代表的なものがLogitモデルを応用したConjoint-Logitモデルである。これはRank-Logit、Ordered-Logitとも呼ばれているが、これらは非集計モデルとして使用されている。本論文では、個人間の異質性を直接評価することを目的としており、個人モデルであることを示すためにConjoint-Logitモデルと呼び、その集計型を非集計Conjoint-Logitモデルとする。

従来、交通機関分担モデルに代表されるようにRPデータを用いたモデルが研究開発されてきたが、現存しない代替案の評価やRPデータが得にくい問

* キワード コンジョイント分析、Logitモデル、SPデータ

** 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 東日本旅客鉄道株式会社

(〒100 千代田区丸の内 1-6-5)

***** 工修 仙台市役所

(〒980 仙台市青葉区国分町 3-7-1)

題等に対し、SPデータを適用した研究が近年多く見られるようになってきた。杉恵・藤原⁶⁾は、RPデータとSPデータを用いた交通機関選択モデルの有効性の研究を、森川⁷⁾はSPデータに関する総合的なレビューを行っており、今後のSPデータを用いた意思決定モデル研究に対し、多くの問題点を指摘している。SPデータで特に問題となるのが、行動と意識との相違、および回答者の仮想状況の認識である。これはSPデータの信頼性の問題であり、したがって信頼性の高いSPデータを得るためのポイントは、適切なデータ収集にあることは明らかである。本論文の目的は、コンジョイント分析を交通機関選好モデル、住宅選好モデル、および駐車場選好モデルに適用し、その信頼性の評価を中心として以下の点についての実証的な検討を行うものである。

- (1) 序列データの収集方法
- (2) アイdealポイント考慮した効用関数の決定
- (3) 分解深さの検討
- (4) セグメンテーションの方法

2. Conjoint-Logitモデルの概要

Conjoint-Logitモデルの理論的展開は、参考文献8)～10)を参照していただくとして、本章では特に効用関数の形式についての説明を行う。

コンジョイント分析における効用関数は、一般的にベクトル型(線形式)が用いられている。これは属性の値が上昇するほど、全体の効用が増加あるいは減少するモデルである。しかし、属性によっては必ずしもベクトル型の効用関数では説明できないものもある。たとえば属性が離散的な値を取る場合や、ある値を基準としてその値との差が大きくなるほど全体の効用が減少する場合である。以上の点を考慮すると効用関数の一般形は式(1)のようになる。

$$V_j = \sum_i \theta_i X_{ij} + \sum_k \theta_{ik} X_{ik} + \sum_l \theta_{il} |X_{il} - \bar{X}_i| \quad (1)$$

V_j : 選択肢(j)の全体効用

X_{ij} : 選択肢(j), 属性(i)の値

X_{ik} : 選択肢(j)において属性(i)が第k水準の時1、それ以外は0

$\bar{X}_i$: 属性(i)のアイdealポイント

θ_i, θ_{ik} : パラメータ

式(1)の右辺第1項が従来のベクトル型の部分効用であり、第2項が属性が離散的な値を取るときの部分効用を(折れ線型)、そして第3項がアイdealポイント(理想点)を考慮した部分効用を表わしている。

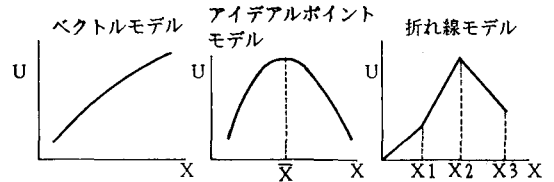


図-1 効用関数の形式

本論文では、交通機関選好モデルに対しては、式(1)に示したベクトル型効用関数を、住宅選好モデルの作成に対しては、ベクトル型とアイdealポイントモデルの混合型を、そして駐車場選好モデルはベクトル型と折れ線型効用関数の両方について検討を行う。非集計Conjoint-Logitモデルは、その最尤推定量の漸近的性質を利用して統計的検討ができるため、パラメータ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、Conjoint-Logitモデルは、個人のデータ量が十分でないため統計的検定による属性の絞り込みは困難である。したがって本論文では個人毎に求められたパラメータの符号と全体効用との間に矛盾がある場合は、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とにする。これはいわゆるプロミネンス仮説を積極的に導入したものである。

3. SPデータの収集と効用関数の定式化

(1) 調査の概要

本研究では、コンジョイント分析を前述したように、交通機関選好モデル、住宅選好モデルおよび駐車場選好モデルに適用するが、全ての調査ともフルプロフィール形式で序列データの収集を行った。フルプロフィール形式とは、全ての選択肢(プロフィール)を被験者に提示し序列を付けてもらう方式である。表-1に調査結果の概要を示す。

表－１に示すいずれのデータとも仙台市内の住宅地において、訪問留置方式により実施したものである。データＡ、Ｂの有効サンプル数が配布数と比較して少なくなっているのは、１９８７年７月に開業した仙台市地下鉄南北線の開業前後において居住地および目的地の変更がなかったサンプルのみを取り上げていることによる。

表－１ 調査の概要

データ名	調査年月	配布数	有効数	適用分野
データＡ	１９８８．７	３００	１７５	交通機関選好
データＢ	１９８９．４	５００	３００	〃
データＣ	１９８９．１１	２５０	２０４	住宅選好
データＤ	１９８９．１２	２５０	２１４	駐車場選好

（２）交通機関選択肢データ（データＡ、Ｂ）

データＡ、Ｂの収集に際しては、個人の「利用可能な交通手段」の組み合わせに対する選好順位を求めることが目的であるため、表－２のような調査票を作成した。考慮した属性は計６個であり、また選択肢は表－３に示すように計１２個である。この調査の特徴は、個人の利用可能な選択肢のみに順位を付けてもらうことと、その序列化された選択肢の属性値を被験者本人に記入してもらっているところにある。データＡとデータＢは、その調査内容がほぼ同じであるが、調査時期及び調査個所が異なる。これはＳＰデータの時間的・空間的移転可能性を検討するのが目的であるためである。

表－２ 交通機関選好調査票（一部）

属 性	二輪車	車	バス	地下鉄	・
総所要時間					
アクセス時間					
待ち時間					
乗り換え回数					
自己負担費用					
二輪車ダミー					

表－３ 交通手段の組み合わせ

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	７	バス＋地下鉄
２	車	８	二輪車＋地下鉄＋バス
３	バス	９	J R ＋ バス
４	地下鉄	１０	地下鉄 ＋ J R
５	二輪車＋地下鉄	１１	バス＋地下鉄＋J R
６	車＋地下鉄	１２	車＋地下鉄＋J R

（３）住宅選好データ（データＣ）

住宅選好モデル作成のためのデータ収集に当たっ

ては、現在仙台都市圏で開発・分譲されている団地を選択し、各団地の標準的な建て売り住宅の属性の値を採用（表－４参照）、計１０個の選択肢を設定した。ただし、調査対象世帯は過去５年以内に居住地を変更した世帯のみを対象とした。

表－４ 住宅選好調査票（一部）

属 性	住宅Ａ	住宅Ｂ	住宅Ｃ	・・・
敷地面積	253 m ²	228 m ²	271 m ²	
延床面積	123 m ²	125 m ²	147 m ²	
小学校までの距離	0.3 km	0.5 km	0.5 km	
中学校までの距離	0.5 km	2.7 km	1.8 km	
スーパーまでの距離	1.2 km	3.8 km	0.9 km	
仙台駅までの距離	5.9 km	11.1 km	10.1 km	
最寄駅までの距離	2.0 km	8.7 km	6.2 km	
バス停までの距離	0.5 km	0.4 km	0.2 km	
住宅価格	4371万	2491万	3670万	

（４）駐車場選好データ（データＤ）

コンジョイント分析における序列データの一般的な収集方法は、以下の手順によることが多い。

- （１）属性を複数の水準に設定する。
 - （２）実験計画法の直交配置を用いて選択肢を編成。
 - （３）選択肢を被験者に提示し、序列データを得る。
- 前述したデータＡ～Ｃは、実在する選択肢に対する序列データであるが、データＤに関してはこの手順に従い、選択肢の設定およびデータの収集を行った。

表－５は、駐車場選択肢モデル作成に使用した属性およびその水準（各属性共３水準）を表わしている。４属性３水準の全ての組み合わせは $3^4 = 81$ 個あるが、直交配置を用いて表－６に示すような９つの仮想的駐車場を設定した。したがって、データ収集においては９個の仮想的駐車場に対する選好序列データを用いてコンジョイント分析を行うことになる。

表－５ 駐車場選好の属性及び水準

属 性	水 準		
	１	２	３
入庫待ち時間	１０分	５分	０分
目的地までの徒歩時間	１０分	５分	０分
時間当たりの駐車料金	３００円	２００円	無 料
アクセス性	悪 い	普 通	良 い

表－６ 実験計画法による駐車場の設定

属 性	駐 車 場								
	A	B	C	D	E	F	G	H	I
待ち時間	2	1	2	3	3	3	1	1	2
徒歩時間	2	2	1	3	1	2	3	1	3
駐車料金	3	2	2	2	3	1	3	1	1
アクセス	1	2	3	1	2	3	3	1	2

(5) データ別の選択深さ

図-2は、データB、C、Dより得られた選択深さ（個人が序列を付けた数）の分布を表わしている。(a)は「利用可能な交通機関」という条件が付けられているため他の2つに比較して深さが極端に浅くなっている。(b)は実際に分譲されている住宅地を選択肢としており、深さも2から6程度に分散しているが、全ての選択肢に序列を付けたサンプルも全体の12%程度ある。駐車場選好データは、前述したように実験計画法に基づく仮想的選択肢であるため、全ての選択肢に序列を付けたサンプルが最も多く、全体の61%を占めている結果となった。

一般的に序列付けされた選択肢数が多いほど個人の情報量が増え、パラメータ（式(1)）が安定する傾向にあるが、過度の順位付けを強要すると特に下位の序列は上位の序列に比較してデータの信頼性が劣り、その結果としてモデル全体の精度を下げることもある。したがって、パラメータの推定に用いる順序付けの深さをどのように決定するかが問題となるが、この点に関する詳細は後述する。

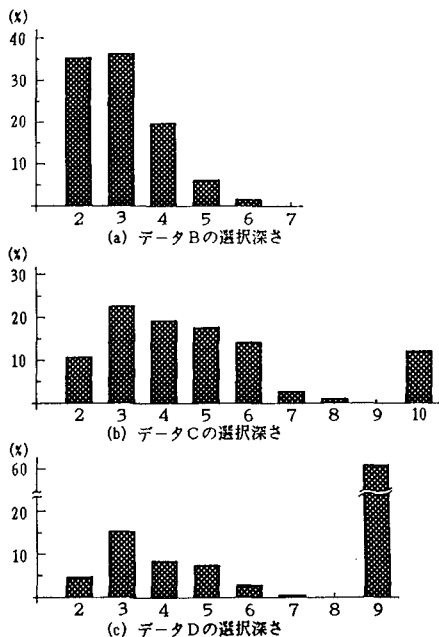


図-2 データ別選択深さ

(6) 効用関数の定式化

コンジョイント分析の効用関数の一般的形式は、

式(1)に示したようにベクトル型、折れ線型、及びアイデアルポイント型が考えられる。本論文では、交通機関選好モデルに対しては従来のベクトル型の効用関数を用いるが、住宅選好モデル（データC）に関しては、ベクトル型とアイデアルポイント型の混合モデルを用いる。これは個人／世帯が住宅の選択を行う場合、最も重要な属性はその価格であり、それは当然予算が大きな制約となっていることは明らかである。しかし予算制約は必ずしも個人／世帯にとって確定的な値ではなく、その予算を超過するに従い急激に効用が減少すると考えるのが自然である。またその住宅の価格がある意味での品質保証的な意味を持つこともあり、その結果必ずしも安ければ良いというものでもない。したがって、本論文では表-4に示した属性の内、住宅価格のみにアイデアルポイントモデルを採用し、他の属性に関してはベクトル型の部分効用を用いる。また効用関数を次のように設定した。

$$V_j = \sum_{i=1}^8 \theta_i X_{ij} + \theta_9 / \exp(X_{9j} - \bar{X}_9)^2 \quad (2)$$

$\bar{X}_9$: 住宅価格のアイデアルポイント

最後に駐車場選好モデルの効用関数としては2通り設定した。すなわち各属性を連続変数とみなすことによりベクトル型の効用関数を、各属性の水準を離散的と仮定することにより折れ線型の効用関数を設定する（式(3)）。

$$V_j = \sum_{i,k} \theta_{ik} X_{ikj} \quad (3)$$

X_{ikj} : 選択肢(j), 属性(i) が第k水準の時1
それ以外は0

さらにベクトル型の属性に対しては、以下のような基準化を行った。

$$X_{ij} = x_{ij} / \max(x_{ij}) \quad (4)$$

$$X_{ij} = \min(x_{ij}) / x_{ij} \quad (5)$$

X_{ij} : 基準化後の属性値

x_{ij} : 基準化前の属性値

式(4)は、属性の値が大きいほど全体の効用が上昇するような属性に対し適用し（たとえば敷地面積）、式(5)の基準化は属性の値が小さいほど全体効用の上昇に寄与するような属性（目的地までの距離や待ち時間）に対して適用する。これはConjoint-Logit

モデルを用いてパラメータを推定する際、解の発散を防止するのが主な目的である。

4. 分析結果

(1) 交通機関選好モデル

Conjoint-Logitモデルは、個人毎にパラメータを推定するのが目的であるが、本論文では個人別の属性の絞り込み操作の目的にのみ適用し、以下の議論は一部を除いて非集計Conjoint-Logitモデルの結果である。

表－7は、交通機関選好モデル作成のためのデータAとデータBを用いて推定した属性別のパラメータ値と各種統計量を表わしている。ただし表の中での中率とあるのは、推定された選好確率の最も高い選択肢が、実際に個人が序列付けを行った際の第1番目に順位付けられた選択肢と一致した場合を的中としている。結果的にいずれのデータとも、各パラメータのt値、尤度比、および的中率とも非常に良好な結果を示していることがわかる。このデータAとデータBの間に統計的な差があるかを χ^2 検定により行ったところ、5%の有意水準で差がないことが判明した。つまりデータA、B間には限定的ではあるが時間的移転可能性が認められたことになる。これらのデータに関する予測性および空間的移転可能性に関する詳しい検討は参考文献11), 12) を参照。

表－7 交通機関選好モデル

属 性	データA	データB	データA+B
総時間	5.692(6.19)	6.459(9.38)	6.081(11.2)
徒歩時間	1.992(3.81)	2.163(5.98)	2.119(7.14)
待ち時間	2.177(3.10)	1.220(3.41)	1.456(4.70)
乗換回数	2.512(4.75)	2.066(6.71)	2.170(8.36)
費 用	4.165(4.56)	3.460(7.27)	3.737(8.90)
タミー	6.212(6.46)	5.545(9.21)	5.637(12.0)
サンプル数	175	300	475
尤度比	0.641	0.635	0.634
的中率	98.7	99.3	98.7
$L(\theta)$	-106.7	-211.7	-320.7

(2) 住宅選択肢モデル

住宅選好モデルの効用関数は、式(2)に示したように住宅価格のみにアイデアルポイントモデルを採用し、他の属性に対してはベクトル型の部分効用を採用した。ここでアイデアルポイントモデルの有効

性を検討する方法として以下の2つを採用した。

- (1) 住宅価格に対し、アイデアルポイントモデルと従来のベクトルモデルを適用した場合の個人毎のパラメータ(θ_g)の符号による検討。この場合、ベクトルモデルの符号の基準としては、各選択肢において住宅価格の小さい方の効用を正とした。
- (2) 非集計Conjoint-Logitモデルを用いて(1)と同様に住宅価格に対し、アイデアルポイントモデルとベクトルモデルを適用した場合の各種統計量からの検討。

アイデアルポイントを用いて、住宅価格に対する個人毎のパラメータを求め、その結果符号に矛盾があったのは全体の4.7%であるのに対し、ベクトルモデルの場合には55.4%と全体の過半数以上のサンプルに矛盾が生じた。これから個人が住宅選好を行う場合、住宅価格に対してはその個人が希望する価格を中心として、その前後に序列付けを行っていることがわかる。表－8は、非集計Conjoint-Logitモデルによる結果を表わしており、表からもアイデアルポイントを採用した方の住宅価格のt値は、ベクトル型よりも高く、また尤度比、的中率とも高い結果となっていることがわかる。

表－9は、深さ別の各パラメータ値および各種統計量の結果を表わしている。ここで「深さ」とは、たとえば深さ3は、各個人が序列を付けた選択肢の内、4番目以降の選択肢を無視した結果を表わしている。したがって、深さ10は、全ての序列データを使用した結果である。表から「深さ」が増すに従い各パラメータのt値は大きくなるが、尤度比および的中率は減少することがわかる。これは選択深さを増加させればパラメータの安定性は増すが、下位の序列は上位の序列に比較してデータの信頼性に劣り、その結果としてモデルの精度を下げることになる。このことより、パラメータの推定に当たっては、必ずしも全ての深さのデータを使用する必要はなく、何らかの打ち切り基準を設定する必要がある。本論文では、「深さ」EとE+1で各々求められたパラメータ $\theta_i(E)$ 、 $\theta_i(E+1)$ との間に統計的な有意差があるか否かを、前述した χ^2 検定を用いて検討した

ところ、「深さ」4以上においては差がないことが明らかとなった。この打ち切り深さについては、さらにデータD（駐車場選好モデル）においても検討を重ねることとする。

表-8 住宅選好モデル

属 性	アイデアルポイントモデル	ベクトルモデル
敷 地 面 積	9.029(4.51)	9.401(5.72)
延 床 面 積	13.209(5.82)	12.907(6.45)
小学校までの距離	5.031(6.89)	5.238(8.01)
中学校までの距離	3.127(4.54)	3.105(4.79)
スーパーまでの距離	5.744(9.79)	6.523(10.6)
仙台駅までの距離	7.125(3.46)	8.873(4.88)
最寄駅までの距離	3.404(3.37)	3.00183.56)
バス停までの距離	3.334(3.24)	7.100(6.37)
住 宅 価 格	5.501(9.24)	2.016(5.65)
尤 度 比	0.694	0.635
的 中 率	87.8	87.6

表-9 深さ別住宅選好モデル

属 性	深 さ				
	3	4	5	6	10
敷地面積	15.339 (2.36)	9.029 (4.51)	6.391 (4.59)	5.647 (4.37)	4.754 (4.47)
延床面積	24.689 (3.11)	13.209 (5.82)	11.120 (5.87)	11.548 (7.93)	6.901 (5.97)
小学校までの距離	10.064 (4.52)	5.031 (6.89)	3.986 (8.57)	2.880 (7.93)	2.352 (8.80)
中学校までの距離	8.842 (2.59)	3.127 (4.54)	2.107 (4.10)	2.349 (5.19)	1.391 (4.24)
スーパーまでの距離	7.099 (4.32)	5.744 (9.79)	5.635 (11.4)	4.745 (12.1)	3.760 (12.5)
仙台駅までの距離	7.969 (0.75)	7.125 (3.46)	5.356 (4.27)	3.597 (3.70)	1.845 (2.94)
最寄駅までの距離	4.781 (0.79)	3.404 (3.37)	3.962 (4.98)	3.385 (5.26)	2.856 (6.08)
バス停までの距離	5.561 (0.91)	3.334 (3.24)	4.233 (5.70)	3.107 (5.98)	1.973 (5.27)
住宅価格	12.516 (4.62)	5.501 (9.24)	5.018 (11.2)	4.571 (12.39)	4.017 (14.3)
尤度比	0.865	0.694	0.615	0.543	0.408
的中率	93.1	87.8	85.3	81.4	76.5

(3) 駐車場選好モデル

図-3は、効用関数に折れ線型（式(3)）を用いた時の属性別、水準別の部分効用の値を表わしている。表-5に示した属性別の各水準が全て必ずしも直線関係にないため、図-3の部分効用も折れ線になっているが、各属性の水準と部分効用の間には正の相関があることが分かる。つまり属性の水準が離散的であっても水準間に一定の関係がある場合にはベクトル型の効用関数を適用することが可能

であることを示している。

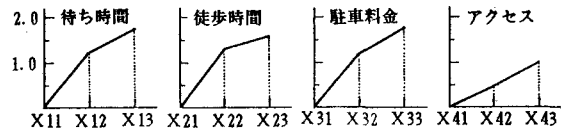


図-3 折れ線型部分効用

次に同じデータDにベクトル型の効用関数を適用し、前述した住宅選好モデルと同様に選択深さについての検討を行う。住宅選好モデルにおいては、図-2に示したように「深さ」7以上のサンプルは極端に少なくなっているため、深さの上限については検討を行わなかった。したがって、ここでは全ての選択肢に序列を付けた130サンプルに限定して「深さ」と各種統計量との間から「深さ」の上限についての検討を行う。

表-10は、駐車場選好モデルによる深さ別の各パラメータ値および各種統計量を表わしている。この結果も前述した住宅選好モデルと同様な結果を示しているが、深さ7、8、9においてパラメータの値、的中率が不安定になっていることが分かる。パラメータの安定性について住宅選好モデルと同様に χ^2 検定を行ったところ、深さ4から7の間ではパラメータ間に有意な差は認められなかったが、深さを8以上にするとパラメータの違いが明らかとなった。これは被験者が提示された選択肢に順序付けを行う際、下位の序列は上位の序列に比較してデータの信頼性に劣っていることを示している。したがって、必ずしも序列された選択肢の数が多ければ良いというものでもなく、この事例では7程度が限度と考えられる。

表-10 深さ別駐車場選好モデル

属 性	深 さ						
	3	4	5	6	7	8	9
待ち時間	5.508 (8.97)	4.243 (11.7)	3.606 (13.8)	3.200 (15.9)	2.972 (17.1)	2.440 (17.4)	1.808 (16.8)
徒歩時間	4.760 (9.31)	3.221 (10.7)	2.895 (13.3)	2.508 (15.1)	2.472 (15.9)	2.306 (16.5)	1.448 (15.0)
駐車料金	4.993 (8.98)	3.262 (12.2)	3.253 (15.5)	2.916 (17.0)	3.111 (18.5)	2.435 (18.8)	1.675 (17.3)
アクセス	3.174 (8.34)	2.689 (11.5)	2.350 (13.4)	1.930 (14.4)	2.155 (14.8)	1.383 (13.0)	0.866 (10.9)
尤度比	0.622	0.477	0.408	0.341	0.312	0.251	0.228
的中率	87.9	75.7	68.7	63.1	69.2	64.5	52.3

(4) 考察

以上、4つのデータを用いてコンジョイント分析を行ったが、その結果以下のようなことが明らかとなった。すなわち、交通機関選好（データA、B）、住宅選好（データC）、駐車場選好（データD）の順に非集計Conjoint-Logitモデルの予測精度が低下している結果となった。これは被験者の問題に対する「情報量」に差があるものと考えられる。つまりデータA、Bは日常の通勤・通学において「利用可能な交通手段」に限定しているため、選択肢の特性を熟知しており、またデータCに関しては、過去5年以内に転居した世帯のみを抽出したため、住宅地に対する情報を有しているものと考えられる。しかし、データDの駐車場選好モデルにおいては、実験計画法により設定した9組の駐車場が必ずしも現実的なものではなく、また設定した属性を全く独立なものとして直交配置を採用したため、非現実的な選択肢を構成していることも精度を下げた原因と考えられる。

このことを更に検討するため、データC（住宅選好）を2分割し、各々のデータセットに対し非集計Conjoint-Logitモデルを適用した。この場合、分割する基準は、過去2年以内に転居した世帯（サンプル数 117）とそれ以前に転居した世帯（サンプル数 87）である。その結果、表-11に示すように尤度比、的中率とも2年以内の転居世帯の方が精度が高く、また χ^2 検定によると2つの結果間には統計的な有意性は認められなかった。このことから選択肢に対する個人/世帯の情報量の差がモデルの精度を左右することが分かる。これはSPデータを使用するコンジョイント分析においては、精度の高い結果を得るためには「適切な実験」をすることが最も重要な要因であることを示唆している。

表-11 居住年別の住宅選好モデル（深さ10）

	3年以前転居	2年以内転居	合計(7°-7C)
尤度比	0.347	0.487	0.408
的中率	73.6	80.3	76.5
L(θ)	-308.8	-281.2	-604.4
χ^2	28.8		

5. セグメンテーションの方法

一般的にセグメントのための基準としては、個人属性を用いることが多い。しかし、セグメントの目的が意思決定グループの均質化であり、必ずしも個人属性による方法が最良である保証はない。その他の方法として考えられるのが、ベネフィット・セグメンテーションと言われるもので、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。本論文では以下に示す3つの方法によりセグメント化を実施し、妥当性の検討を行う。

- (1) 個人属性によるセグメンテーション（個人属性法とする）。
- (2) Conjoint-Logitモデルにより個人毎のパラメータを推定し、その結果にクラスター分析を適用（クラスター法とする）。
- (3) Conjoint-Logitモデルにより個人毎のパラメータを推定し、そのパラメータの最大値の軸にサンプルを割り付ける（割り付け法とする）。

セグメントの効果を見るため、本節で使用するデータは、データD（駐車場選好）の全サンプル（深さ9、表-10参照）を使用する。これは全ての選好モデルの中で最も精度の低い結果であるためである。また駐車場選好モデルの場合、属性は4つであるため、(3)の条件から考慮するセグメント数は全ての方法とも4とする。

表-12は、個人属性法によるセグメント別の結果を示している。この場合のセグメントの分類基準は年齢（40才未満と40才以上）と職業（勤め人・自営業と主婦・学生）であり、その基準を用いて全サンプルを4つのセグメントに分割した。ただし、この分類基準については別途検討した結果である。表から明らかなように尤度比、的中率とも分割前に比較してほとんど変化がなく、セグメントの効果は全く見られない。

表-13は、クラスター法による結果を表わしている。これは尤度比、的中率とも上昇しており、明らかにセグメントの効果が表われている。またセグメント毎に特徴があり、たとえばセグメント1は待ち

時間のパラメータが、セグメント2では徒歩時間、セグメント3では駐車料金、セグメント4ではアクセスのパラメータが他の属性に比較して大きな値となっている。このようにConjoint-Logitモデルにより求められた個人毎のパラメータにクラスター分析を適用し、セグメンテーションを行うことにより、意思決定基準の似通ったセグメントが構成されることがわかった。しかし、クラスター分析による方法は、その手法（本論文ではウォード法を使用）により結果が大きく変化することが考えられる。事実、最短距離法や最長距離法によると全く異なる結果になった。割り付け法による結果は、クラスター法による結果と極めて似通ったセグメントを構成することがわかった（ただし、的中率は65.9%）。しかしこの方法の問題点としては、属性の数が多くなった場合、1セグメント当たりのサンプル数が減少するため、何等かの方法で集計する必要がある。

以上、個人属性によるセグメント化とベネフィット・セグメンテーションによる方法を検討したが、結果的には個人属性による方法では特徴のあるセグメント化は非常に困難であることが明らかとなった。

表-12 個人属性法によるセグメント

属 性	1	2	3	4
待ち時間	2.360 (11.7)	1.858 (9.34)	1.414 (6.92)	1.361 (4.30)
徒歩時間	1.635 (9.62)	1.228 (7.26)	1.340 (6.77)	2.087 (6.71)
駐車料金	1.300 (8.11)	1.790 (9.67)	2.148 (10.1)	2.000 (7.09)
アクセス	0.864 (6.04)	0.941 (6.48)	0.742 (4.66)	1.168 (5.14)
尤度比	0.245	0.228	0.238	0.263
的中率	49.2	53.2	44.7	70.4
平 均	52.3 %			

表-13 クラスター法によるセグメント

属 性	1	2	3	4
待ち時間	5.002 (15.3)	1.660 (8.65)	1.067 (5.32)	0.842 (2.50)
徒歩時間	1.775 (8.92)	2.858 (14.4)	0.908 (4.61)	1.036 (3.13)
駐車料金	1.460 (7.86)	1.848 (10.3)	4.418 (13.0)	1.841 (6.18)
アクセス	0.607 (3.53)	1.366 (9.16)	0.740 (4.54)	3.310 (9.21)
尤度比	0.429	0.339	0.376	0.342
的中率	52.7	60.6	50.0	80.6
平 均	59.3 %			

6. 結論と今後の課題

本研究は、意思決定対象によるコンジョイント分析の信頼性についての検討を行ったものであり、得られた主な結論は以下のとおりである。

(1) SPデータの信頼性は、属性の組み合わせから選択肢を具体的にイメージできるか否かが大きなポイントであるため、あまりにも架空の意思決定対象に対してのモデルの信頼性には問題がある。

(2) 住宅選好のように予算が大きな制約となる問題に対しては、アイデアルポイントモデルが有効である。

(3) 選択肢の「深さ」は、4以上必要であるがその上限も設定する必要がある。

(4) セグメントの方法は、個人属性法よりもベネフィット・セグメンテーションが有効である。

また今後の課題としては

(5) フルプロファイル形式のデータ収集は、下位に序列された選択肢の順位の信頼性が劣ると考えられるため、より効果的なデータ収集法が必要である。

(6) Conjoint-Logitモデルにより個人毎に矛盾のある属性を削除して分析を行っているが、この点に関する妥当性をさらに検討する必要がある。

参 考 文 献

- 1) Luce R.D., Tukey J.W.: Simultaneous Conjoint Measurement, A New Type of Fundamental Measurement, Jour. of Mathematical Psychology, Vol. 1, pp. 1-27, 1964
- 2) Kruskal J.B.: Analysis of Factorial Experiments by Estimating Monotone Transformations of the Data, Jour. of Royal Statistical Society, Series B27, pp. 251-263, 1965
- 3) Tversky A.: A General Theory of Polynomial Conjoint Measurement, Jour. of Mathematical Psychology, Vol. 4, pp. 1-20,
- 4) Green P.E., Rao V.R.: Conjoint Measurement for Quantifying Judgement Data, Jour. of Marketing Research, Vol. VII, pp. 355-363, 1971
- 5) Srinivasan V., Shocker A.D.: Estimating the Weights for Multiple Attributes in a Composite Criterion Using Pairwise Judgement, PSYCHOMETRIKA, Vol. 38, No. 4, pp. 473-493, 1973
- 6) 杉恵・藤原：選好意識データを用いた交通手段選択モデルの有効性、交通工学、Vol. 24, No. 5, pp. 21-30, 1989
- 7) 森川高行：スライフト・アリケ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, pp. 9-18, 1990. 1
- 8) 片平秀貴：多属性消費者選択モデル、経済学論集、Vol. 50, No. 4, pp. 2-18, 1984
- 9) McFadden D.: The Choice Theory Approach to Market Research, Marketing Science, Vol. 5, No. 4, pp. 275-297, 1986
- 10) Chapman R.G., Staelin R.: Exploiting Rank Ordered Choice Set Data within the Stochastic Utility Model, Jour. of Marketing Research, Vol. XIX, pp. 288-301, 1982
- 11) 湯沢・須田：コンジョイント分析による交通機関選択モデルへの適用、土木計画学研究講演集、No. 12, pp. 243-250, 1989
- 12) 湯沢・須田・高田：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, pp. 51-60, 1990