

○住宅・都市整備公団 正員 本間 伸彦

北海道大学工学部 正員 佐藤 肇一

北海道大学工学部 正員 五十嵐日出夫

1. 研究の目的と特徴

実験計画法が、交通手段（モード）選択行動のモデル構築に導入されて以来、事前・事後分析を重ねることによって、実験計画モデルの予測性・再現性に対する実証的研究が行なわれてきた。しかし、実験計画モデルをより体系化するためには、以下に示したモデルの前提や仮説の妥当性を吟味する必要がある。

(1) 実験計画モデルでは、なぜ集計データを用いるのか

(2) なぜロジットモデルを採用したのか

(3) 集団のモード選択における行動原理は何か

本研究は、これらの点を検討しようとするものである。

2. 集計データとデジタル系列データ

集団のモード選択行動を表現するモデルは、個人の行動データ（デジタル系列データ・非集計データ）に着目して効用関数を作り、それを平均化して集団のモデルとする方法と、初めから集計化されたデータを用いて集団のモデルを作る方法とがある。はたして、集団のモード選択率を求めるにはどちらの方法が適当であろうか。この点を確認するため、以下のようなシミュレーションを行なった。

個人に着目する場合は、外的基準として個々の選択結果 $\{1, 0\}$ を入力することになるので、この離散的外的基準 $\delta = \{1, 0\}$ をデジタル系列データ（バイナリタイプの信号が多数並んだもの）とみなし、

パイロットデータを用いた分散分析を行なう。また、集計値（選択率）に直して同様の操作を行なったところ、表～1 のようになった。この表から、デジタル系列データでは個体差による誤差変動が 91.3%，67.9% と全変動の大部分を占める上、サンプル数に対する弾力性が小さかった。これに対して、集計データでは個体差による変動がないため誤差変動の全変動に占める割合が 44.4%，11.7% と小さいことがわかった。したがって、集団のモード選択モデルを構築するときは、個人の選択データを直接用いず集計値に直してモデル構築すべきことが理解できる。

表～1 分散分析の結果（寄与率）

Sample数	因子	デジタル系列データによる	集計値による
27	X_1	2.7%	22.3%
	X_2	6.0	33.3
	X_3		0.0
	e	91.3	44.4
108	X_1	15.7	43.0
	X_2	15.7	43.0
	X_3	0.7	2.3
	e	67.9	11.7

3 エントロピー理論に基づくロジットモデルの誘導⁽¹⁾

（集団の）モード選択を表現するための基本情報はバイナリタイプの個々の選択結果 $(1, 0)$ であり、それらを並べたものがデジタル系列データである。また、情報量はエントロピーの変化量で定義され、サンプルサイズを n 、1 の出現確率を P としたとき、 $H = -n[P \log P + (1-P) \log (1-P)]$ で与えられる。しかし、エントロピーがいろいろな原因系の合成結果であるとき、それぞれの成分に分解することは計算が煩雑で実用的でない。したがって、エントロピーと同様の性質を有する測度として、二項分散 $\sigma^2 = P(1-P)$ を用いる。その全分散 $S_T = nP(1-P)$ はノルムの 2 乗であることから Parseval の直交分解、 $S_T = S + S_e$ ($S \cdots$ Signal, $S_e \cdots$ Noise) が成立し、 S が原因系の各成分に分解できるため分散分析を行える。この過程は、デジタル系列データにおけるものであるが、モード選択率という計量値についても各実験におけるサンプル数を一定とすれば、エントロピー概念から間接的に誘導できることになる。すなわち、 P_i をモード選択率とすると、このときのエントロピーは

$$H = -N \sum_i P_i \ln P_i \quad (P_i \cdots \text{モード } i \text{ 選択率}) \quad \cdots \cdots \cdots (1)$$

ただし $\{i; \text{モード}(1, \cdots, M), k; \text{要因}(1, \cdots, K), t; \text{個人}(1, \cdots, N)\}$ となる。

ここで $\max_{P_i} H$ を次の3制約条件の下で解く $\sum P_i = 1, NP_i = \sum \delta_{i,k}, N \sum P_i X_{i,k} = \sum \sum \delta_{i,k} X_{i,k}$
 そこで、Lagrangeの未定乗数を導入すると、Lagrange関数 は

$$L = N \sum P_i \ln P_i - \theta (\sum P_i - 1) - \sum \lambda_{0,k} (NP_i - N_i) - \sum \lambda_{k,k} (N \sum P_i X_{i,k} - X_k) \dots\dots\dots(2)$$

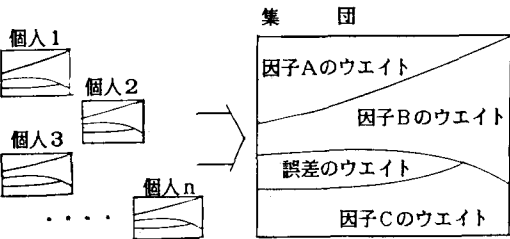
$$(\theta, \lambda_{0,k}, \lambda_{k,k}; \text{未定乗数} \quad N_i = \sum \delta_{i,k}, \quad X_k = \sum \sum \delta_{i,k} X_{i,k})$$

(2)を P_i で偏微分することにより

$P_i = \exp(\theta - 1) \cdot \exp(\lambda_{0,k} + \sum \lambda_{k,k} X_{i,k}) \dots\dots(3)$ これを $\sum P_i = 1$ に代入して
 $\exp(\theta - 1) = 1 / \sum \exp(\lambda_{0,k} + \sum \lambda_{k,k} X_{i,k}) \dots\dots(4)$ さらにこれを(3)に代入すると
 $P_i = \exp(\lambda_{0,k} + \sum \lambda_{k,k} X_{i,k}) / \sum \exp(\lambda_{0,k} + \sum \lambda_{k,k} X_{i,k}) \dots\dots(5)$ とロジットモデルが得られる。

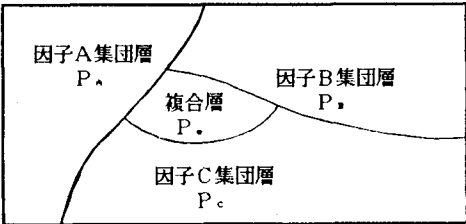
4. 集団のモード選択におけるモザイク効用仮説

非集計行動モデルのなかの効用理論に基づくモード選択モデルは、"homo-economicus"の仮説にもとづいている。この仮説によれば、集団の効用関数のウェイトは、集団が図～1に示すような因子のウェイトをもつ平均的個人が多数集まって成り立つことを仮定している。しかし、この仮説は実際には確認されてはおらず、非集計モデルの集計化問題がここから発生する。一方、集計モデルである実験計画モデルでは、次に示す「モザイク効用仮説」による行動原理を提示した。



図～1 効用理論仮説に基づく集計化概念図

『ある個人がモードを選択するにあたり、主として考慮する因子はたかだか1個であり、これに基づき因子集団層が形成される。社会集団全体はこれらの因子集団層によってモザイク状に構成されており、その構成比がそれぞれの因子のウェイトに反映する(図～2)。』そこで、図～2において複合層が存在しない状態を考え、表～2のようなパイロットデータ($P_{A\sim C}$;因子A～Cの固定層比率; $P_A + P_B + P_C = 1$)を用いて分散分析を行ったところ、表～3に示すように、寄与率 ρ の比 $\rho_A / \rho_B = (P_A / P_B)^2$ という関係が成立して、仮説の妥当性が裏付けられた。なお、複合層が介在する場合、採用した因子の効果として表現される以外の効果は誤差eに現れる。なお、「モザイク効用仮説」の妥当性を確認するため実査を行い、8割以上の人々がこの仮説に従った選択行動を行うという結果を得た。



図～2 モザイク効用仮説に基づく社会集団構成の概念図

表～3 各因子の効果と寄与率比

因子	効果 (平方和) S	因子Aに対する 寄与率比 (ρ / ρ_A)
A	$2 P_A^2$	
B	$2 P_B^2$	$(P_B / P_A)^2$
C	$2 P_C^2$	$(P_C / P_A)^2$
e	0	0

表～2 パイロットデータとL8直交表

列番	1	2	3	4	5	6	7	P
因子	A	B	e	C	e	e	e	
No 1	0	0	0	0	0	0	0	1
2	0	0	0	1	1	1	1	$P_A + P_B$
3	0	1	1	0	0	1	1	$1 - P_A$
4	0	1	1	1	1	0	0	P_A
5	1	0	1	0	1	0	1	$1 - P_A$
6	1	0	1	1	0	1	0	P_A
7	1	1	0	0	1	1	0	$1 - P_A - P_B$
8	1	1	0	1	0	0	1	0
基本表示	a	b	b		a		a	4
				c	c	c	c	

(1)A.Anas:Discrete Choice Theory,Information Theory and the Multinomial Logit and Gravity Model, Transportation Research 17B 1983