

東京工業大学 学 屋井 鉄雄
東京工業大学 正 森地 茂

1 はじめに

従来の非集計行動モデルでは、選択肢に対する情報が完全であることを前提としてモデルを構築している。しかしTrip makerの実際の行動は所要時間やコストなどについてあいまいな情報をもとになされている。またモデル構築時には、年令・年収といった社会経済特性を数多く導入できるが、効用という観点からは、これらを効用項に加える根拠は不明確である。

本研究ではモデル開発を通して上記2点の検討を試みた。前者については、従来あいまいさをモデルに直接導入するモデルとして、Fuzzy集分モデルやTrip makerの時間・費用等に対する申告値を用いるモデル等が用いられてきたが、本研究では情報の不完全さを重みの形で導入するモデルを提案する。また後者については、社会経済特性を効用項以外で考慮するモデルを提案する。なお両者のモデル形式は基本的には同一である。

2 モデルの定式化とその適用

例えば交通機関選択要因を、時間・費用等の交通サービス要因(LOS)、同伴者や荷物の有無等のトリップ特性(TC)、自動車保有の有無や年令などの社会経済特性(SE)に分けると、機関選択に際しての情報のあいまいさはLOSに存在する。このあいまいさを表現するのに、LOSの完全な情報を有する場合(LOS, TC, SEで決定する場合)と全く情報が無い場合(TC, SEだけで決定する場合)の両極端を想定し、現実をその中間的狀態として捉える。モデル構造としては両者のかねあいを表わす重み α を定義し、式(1)のようにモデルに導入する。

$$P(i:G) = \alpha_t \cdot P(i:G|PI) + (1 - \alpha_t) \cdot P(i:G|NI) \quad (1)$$

ここで $P(i:G|PI)$ は完全情報の場合の選択確率を、また $P(i:G|NI)$ は情報の無い場合の選択確率をそれぞれ表わす。(1)式で2種の確率の要因パラメータと α_t を同時推定することによりモデルを構築できる。 $\alpha_t=1$ のとき従来のモデルに一致する。

本研究では昭和57年12月に神奈川県・東急田園都市

線沿線の住宅地で行なった買廻り品買物行動調査より得たデータを適用しモデル推定を行なった。

$P(i:G|PI), P(i:G|NI), \alpha_t$ にはそれぞれロジットタイプのモデルを仮定し、 α_t は試験的に各人の目的地への発生頻度の関数とした。これは頻繁に行く目的地までのLOS情報はより正確に認識していると考えられるからである。表1は時間・費用の小さい方の交通機関を実際に選択しているサンプルの割合を発生頻度ごとに示したものである。頻度の低下に伴いその割合も低下しており、頻度とLOSの認識との間にある種の関係のあることが予想される。以上により(1)式は、

$$P(i:G) = \frac{1}{1 + e^{\alpha X}} \cdot \frac{e^{\beta_1 Y}}{\sum_{j \in G_t} e^{\beta_1 Y_j}} + \frac{e^{\alpha X}}{1 + e^{\alpha X}} \cdot \frac{e^{\beta_2 Z}}{\sum_{j \in G_t} e^{\beta_2 Z_j}} \quad (2)$$

と書き改められる。ここで $X = (\text{頻度})$, $Y = (LOS, TC, SE)$, $Z = (TC, SE)$, β_1, β_2 はパラメータをそれぞれ表わす。

パラメータの推定には最尤法を用いたが、関数型が若干複雑なことを考慮し、近似計算には準ニュートン法のBFGS公式を用いた。

モデル推定結果の例を表2に示す。表中右端のモデルは $\alpha_t=1$ に固定した場合であり、これは一般のロジットモデルを表わす。モデル3と比べ、モデル1では的中率が、モデル2では尤度比が若干改善されている。但し、パラメータの有意性については、 β_1, β_2 で低くモデルの安定性の面では問題が残る。これは同一の情報を2度使っていることと、 α_t の変数同定が不十分であることの2点より生じていると考えられる。これに対し、TC, SE変数の導入形式を2種の確率項で変えるか、または後で述べるような形(4式)で一方をモデルからはずしてしまえば安定性は増加する。なおこの場合には重みの意味が不明確となり、モデル推定方法の改良と共に今後検討すべき点である。

3 SE特性のモデル導入に関する若干の検討

非集計行動モデルの利点の1つにSE特性の導入可

能性がある。集計モデルではうまく取込めないSE特性性を非集計行動モデルでは効用項に含め個々人の選択行動を記述する。この場合、重回帰モデルなどと同様サンプルをあらかじめSE特性でセグメントしておき個別にモデル推定するか、ダミー変数や合成変数として効用項に加えるかの2通りの方法がある。どちらを採用するかはLDS・TC等の重みがSE特性ごとに異なると考えるか、またサンプル数等の物理的制約によりセグメント可能であるかどうか等に依存する。

本研究では後者の方法に着目し、SE特性のモデル導入に関し、異なる型式のモデルを提案する。

一般のロジットモデルにおいて、効用項をLDS・TCより構成される部分LとSE変数より構成される部分Sに分けると、 $P(i; \alpha)$ は、

$$P(i; \alpha) = P_i^L \cdot P_i^S / \sum_{j \in C} P_j^L \cdot P_j^S \quad (3)$$

で表される。ここで $P_i^L = e^{V_i^L} / \sum_{j \in C} e^{V_j^L}$, $P_i^S = e^{V_i^S} / \sum_{j \in C} e^{V_j^S}$ である。このとき $P(i; \alpha)$ が P_i^L と P_i^S の重み平均で表現されると考えると、

$$P(i; \alpha) = w_s \cdot P_i^L + (1 - w_s) \cdot P_i^S \quad (4)$$

(4)式ではSE特性を効用とみなしていると考えこともできる。

次にSE特性を効用項から除いたモデルを考える。ここではTripmakerの選択確率が、LDS・TCにより定まる確率とそれ以外で定まる固有な確率との2つで決定され、どちらの確率を重視するかはTripmakerにより異なると考える。すなわちモデル式として、

$$P(i; \alpha) = w(SE_i) \cdot P_i^L + (1 - w(SE_i)) \cdot P_i^0 \quad (5)$$

を得る。ここで P_i^0 は i に対し固有に定まる確率を表わす。(5)式ではSE特性をウエイト決定のための情報に用いている点で(3)式と異なる。(5)式のモデル推定結果を表3に示す。(5)式のモデルはSEを除いたロジットモデルと比べ説明力の大幅な改善がみられる。またSEを含むロジットと比べても説明力はさほど劣っておらず、この種のSE導入方法の妥当性が明らかとなったと考える。

しかし本研究で提案したモデルに関しては、LDS設定・変数同定・モデル推定を通じ多くの検討課題を有しており、またモデル予測力に関して不明な点がある。それらは今後の課題である。

参考文献) 今野・山下 非線形計画法 日科技連(DR-94-74-6)

表1 LOSのより小さい機関を利用しているサンプルの割合

頻度	対象サンプル		上段: Time 下段: Cost (%)		サンプル数	
	Rail or Car User	Car User			all	Car User
1. 毎週～2. 月数回	78.0 60.2		75.4 84.2		118	57
3. 月1回～4. 3～3月 に1回	78.0 50.5	77.4	44.2 83.7	47.4	218	43
5. 年1.2回～6. 11回 以上	75.4 42.0	48.4	57.1 57.1	77.2	69	14

表2 モデル推定結果 (α_1, α_2 は鉄道固有変数, ()内はt値)

変数	モデルNO.	1	2	3
α_t	α_1 (目的地への発生頻度 月数回以上: 1 その他: 0)	-7.577 (0.20)		
	α_2 (同上 月数回以上: 1 数ヶ月に1回以上: 2 ほとんどつかない: 3)		2.601 (0.87)	
	α_3 (const.)	-1.406 (1.90)	-8.270 (0.92)	
$P(i; P)$	α_{21} (所要時間差 %)	-12.33 (3.72)	-12.73 (3.74)	-11.85 (4.19)
	α_{22} (費用差 %)	-0.7771 (4.12)	-0.8055 (4.04)	-0.7173 (4.39)
	α_{23} (同伴者 有: 1 無: 0)	-1.706 (4.34)	-1.822 (4.04)	-1.431 (4.60)
	α_{24} (車保有 有: 1 無: 0)	-4.337 (5.48)	-4.289 (5.35)	-4.163 (5.48)
	α_{25} (const.)	5.625 (6.66)	5.775 (6.46)	5.498 (6.88)
$P(i; W)$	α_{31} (同伴者 有: 1 無: 0)	13.38 (0.02)	7.286 (0.52)	
	α_{32} (車保有 有: 1 無: 0)	-7.105 (0.48)	-6.601 (1.22)	
	α_{33} (const.)	9.127 (0.62)	7.211 (1.33)	
$\bar{P}^2$ 自由度調整済尤度比		0.325	0.333	0.328
的中率 (%)	全体 (サンプル数 393)	83.97	82.44	82.44
	鉄道 (291)	94.16	93.47	92.10
	車 (102)	54.90	50.98	54.90

表3 SEの導入形式に関する検討結果 (α_1, α_2 は鉄道固有変数, ()内はt値)

説明変数		モデルタイプ*	SEをウエイトとして導入したモデル(4)式	Logitモデル(3)式	SEを効用項に導入したモデル(5)式
$w(SE_i)$	α_1 (年齢ダミー 30～50才: 1 他: 0)		-1.670 (2.45)	-0.8233 (2.32)	
	α_2 (性別ダミー 男: 1 女: 0)		-3.026 (2.56)	-1.185 (2.97)	
	α_3 (免許所持 有: 1 無: 0)		-0.5350 (0.83)	-0.8381 (2.45)	
	α_4 (車保有 有: 1 無: 0)		-5.915 (4.77)	-4.335 (5.41)	
	α_5 (const.)		6.623 (5.68)		
P_i^L	α_{21} (所要時間差 %)		-16.45 (3.66)	-13.93 (4.47)	-9.663 (4.02)
	α_{22} (費用差 %)		-0.6840 (3.25)	-0.6564 (3.78)	-0.5609 (3.77)
	α_{23} (曜日に於て土日: 1 平日: 0)		-0.8769 (2.16)	-0.6176 (1.84)	-0.5015 (1.93)
	α_{24} (同伴者 有: 1 無: 0)		-1.435 (3.45)	-1.136 (3.40)	-1.036 (3.67)
	α_{25} (const.)		0.9554 (2.07)	7.111 (7.42)	1.969 (6.87)
P_i^0	α_{31} (const.)		5.562 (2.65)		
$\bar{P}^2$ 自由度調整済尤度比			0.365	0.400	0.142
的中率 (%)	全体 (サンプル数 393)		84.48	84.99	77.86
	鉄道 (291)		93.13	93.13	92.10
	車 (102)		59.80	61.76	37.25