

P & R 需要予測に対する G E V 型モデルの適用可能性

熊本大学 学生員 平野真由
 熊本大学 学生員 赤鉢孝紀
 熊本大学 正 員 溝上章志

1. はじめに

自動車と MT の複合モードである P&R は、自動車、MT との選択肢間の類似性を否定できない。このような交通手段間の手段選択モデルに対して MNL モデルを適用すると、IIA 特性に起因する問題が生じる。NL モデルを適用する場合も P&R は transit の部分集合に含めることが多いが、端末部分は自動車利用であることから、自動車と独立とした選択肢ツリーをはじめから仮定するのは適切でない。

本研究では IIA 特性の制約を緩和した PCL、複数のネストに1つの選択肢が属することを許す CNL モデル、より一般化された GNL モデルの P&R 需要予測への適用可能性について、実証面から検討を行う。これらのモデルは全て GEV モデルから導出できるので、以下では GEV 型モデルと総称する。

2. P & R 需要予測に用いる手段選択モデル

GEV 型モデルを導出する GEV (Generalized Extreme Value) モデルは次のように定義される。 $y_1, y_2, \dots, y_m \geq 0$ なる変数に対して、①関数 G は非負、② G は $\lambda (\geq 1)$ 次の同次関数、③ $y_i \rightarrow \infty$ のとき G の極限は $+\infty$ 、④ $y_i (i=1, 2, \dots, J_n)$ の任意の k 個の組み合わせについての G の偏微分は、 k が奇数の場合は非負、 l が偶数の場合は非正である、という性質をもつ関数 $G(y_1, y_2, \dots, y_l)$ を考える。

ここで、 y_i についての G の偏微分を G_i とするとき、選択肢 i の選択確率 $P(i)$ は一般化された

$$P(i) = \frac{e^{V_i} G_i(e^{V_1}, e^{V_2}, \dots, e^{V_j})}{\lambda G(e^{V_1}, e^{V_2}, \dots, e^{V_j})}$$

となる。表-1 に示すように、関数 G の特定によりそれぞれの GEV 型モデルが導出される。

PCL モデルは 2 つの選択肢の全てのペアとの類似性を考慮することにより MNL モデルの IIA 特性を緩和するものである。 λ_{ij} は選択肢間の類似性を示すパ

ラメータであり、この類似性パラメータ λ_{ij} が $0 \leq \lambda_{ij} \leq 1$ ならば、PCL モデルは効用最大化の枠組みの中にあり、全ての ij ペア間の類似性パラメータが $\lambda_{ij} = 1$ であるとき、PCL モデルは通常の MNL モデルに帰着する。

一方、CNL モデルにおいて、 $\alpha_{jm} (0 \leq \alpha_{jm} \leq 1)$ は選択肢分布特性パラメータであり、ネスト m ごとの選択肢 j の分布比率を特定化する。 α_{jm} によって選択肢 j が複数のネスト m に含まれることを可能にする。 $\lambda (0 \leq \lambda \leq 1)$ は前と同じ類似性パラメータであり、 $\lambda = 1$ のとき MNL モデルと一致する。また手段 i が単一のネスト m だけに配置されている場合には、NL モデルと一致する。

GNL モデルでは、 $\alpha_{jm} (0 \leq \alpha_{jm} \leq 1)$ は前と同じ選択肢分布パラメータであり、GNL モデルにおいて、すべての選択肢分布特性パラメータ α_{jm} が等しいと仮定した時、PCL モデルと一致する。また、 $\mu_m (0 \leq \mu_m \leq 1)$ はネスト m における類似性パラメータであり、 μ_m がすべてのネスト m で等しいと仮定した時に、CNL モデルと一致する。以上のモデルの選択肢ツリーの構造を図-1 に示す。

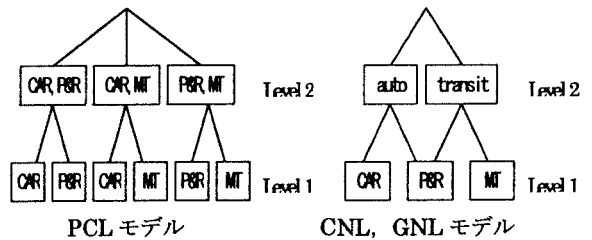


図-1 GEV 型モデルの構造比較

3. GEV 型モデルの適用可能性の分析

(1) モデルの推定結果

モデルの推定のためのデータとしては、平成 13 年に熊本市で実施された JR 豊肥線を利用した P&R システムに対する社会実験事前意向アンケート調査データを使用した。

表-1 各種モデルにおける関数 G の定義と選択確率

モデル	関数 G の定義	選択確率
PCL	$\sum_{i=1}^{I-1} \sum_{j=i+1}^I \lambda_{ij} [y_i^{1/\lambda_{ij}} + y_j^{1/\lambda_{ij}}]^{I_j}$	$\sum_{j=1}^I \lambda_{ij} e^{V_i/\lambda_{ij}} [e^{V_i/\lambda_{ij}} + e^{V_j/\lambda_{ij}}]^{I_j-1} / \sum_{k=1}^{I-1} \sum_{l=k+1}^I \lambda_{kl} [e^{V_k/\lambda_{kl}} + e^{V_l/\lambda_{kl}}]^{I_l}$
CNL	$\sum_m \left(\sum_{j \in C} \alpha_{jm} y_j \right)^\lambda$	$\exp \left[V_i + \ln \sum_m \alpha_{im} \left(\sum_{k \in C} \alpha_{km} e^{V_k} \right)^{\lambda-1} \right] / \sum_{j \in C} \exp \left[V_j + \ln \sum_m \alpha_{jm} \left(\sum_{k \in C} \alpha_{km} e^{V_k} \right)^{\lambda-1} \right]$
GNL	$\sum_m \left(\sum_{j \in C} \alpha_{jm} y_j \right)^{\mu_m}$	$\sum_m \left[\alpha_{im} e^{V_i} \left(\sum_{j \in N_m} \alpha_{jm} e^{V_j} \right)^{\mu_m-1} \right] / \sum_m \left(\sum_{j \in N_m} \alpha_{jm} e^{V_j} \right)^{\mu_m}$

GEV 型各種モデルの推定結果を表-2 に示す。CNL モデル, GNL モデルでは, $\alpha_{CAR, auto} = \alpha_{MT, transit} = 1.0$, $\alpha_{CAR, transit} = \alpha_{MT, auto} = 0.0$ と仮定し, 効用関数のパラメータと選択肢分布特性パラメータを同時推定した。PCL モデルは効用関数のパラメータと類似性パラメータの一方を固定し, 両方が収束するまで繰り返し推定を行った。得られたパラメータは全て符号条件は論理的であるが, 統計的に有意な値をとっていないものもいくつか見られる。PCL モデルをみると, $\lambda_{CAR, MT} > \lambda_{MT, P\&R}$ であり, P&R は MT と類似性の方が高いという結果が得られた。また, CNL モデルと GNL モデルの結果をみても, α の値が $\alpha_{P\&R, transit} > \alpha_{P\&R, auto}$ であり, P&R は車よりも transit に高い比率で分布する交通手段であるとみなされている。

尤度比の値は, CNL では他と比較してやや低下しているものの, GNL モデルが 0.188 と最も高い。

これらのことから, 交通手段の選択肢間すべての類似性を考慮でき, 選択肢がすべてのネストに含むことを許す GNL モデルが, 自動車と MT の両方に類似性を持つ P&R の手段選択需要予測モデルとしては有用であるといえよう。

(2) アクセス比率による構造化 GEV 型モデル

CNL, GNL モデルにおける選択肢分布特性パラメータ α_{jm} は, P&R では総所要時間に占める自動車によるアクセス時間の比率に相関が高いと考えられる。そこで, P&R 総所要時間に占めるアクセス時間比率を各サンプルの α_{jm} の値として CNL, GNL モデルを推定し, 前の推定結果と比較した。推定結果を表-2 の右側に示す。得られたパラメータは符号条件は論理的であるが, 統計的に有意な値をとっていないものもいくつか見られる。従来型モデルの推定結果と比較すると, CNL モデルの適合度は構造化することによって向上しているが, 全体としては従来型の GNL モデルの適合度が最も高い。

4. おわりに

本研究では, P&R 需要予測における GEV 型モデルの適用可能性を実証的に検証した。その結果, P&R の需要予測には, 通常 MNL や NL よりも, IIA 特性をより緩和した CNL や GNL モデルの適用が有効であることが明らかになった。

表-2 推定結果

説明変数	MNLモデル	PCLモデル	NLモデル	CNLモデル	GNLモデル	構造化CNLモデル	構造化GNLモデル
自動車定数	-1.10 (1.32)	-1.44 (1.88)	-1.93 (1.43)	-1.64 (0.97)	-4.27 (0.83)	-1.15 (1.33)	-0.72 (0.80)
マスター定数	-1.73 (1.67)	-1.68 (1.80)	-2.76 (1.58)	-1.78 (1.18)	-3.10 (1.57)	-1.35 (1.11)	-2.75 (1.07)
通勤時間	-0.01 (0.72)	-0.009 (0.65)	-0.01 (0.56)	-0.004 (0.24)	-0.13 (0.70)	-0.012 (0.86)	-0.008 (0.55)
通勤費用	-0.001 (1.00)	-0.0008 (0.90)	-0.001 (0.72)	-0.0014 (1.11)	-0.0006 (0.40)	-0.001 (0.84)	-0.0006 (0.51)
駐車料金	-0.0034 (1.62)	-0.0034 (1.62)	-0.006 (1.07)	-0.0037 (0.97)	-0.009 (1.25)	-0.004 (1.72)	-0.002 (1.01)
乗り換え回数	-0.67 (1.63)	-0.65 (1.80)	-1.00 (1.83)	-0.69 (1.32)	-0.86 (1.54)	-0.45 (1.15)	-0.36 (0.83)
$\lambda_{CAR, MT}$		1					
$\lambda_{CAR, P\&R}$		1					
$\lambda_{MT, P\&R}$		0.48					
λ			0.57	0.018		0.054	
λ_{auto}					0.94		0.667
$\lambda_{transit}$					0.99		0.712
$\alpha_{P\&R, transit}$				0.68	0.85		
$\alpha_{P\&R, auto}$				0.32	0.15		
尤度比	0.182	0.184	0.186	0.162	0.188	0.166	0.15