

交通機関分担モデルの時系列分析

広島大学大学院 正会員 杉恵頼孝
 広島大学大学院 学生員 ○谷本知士
 広島大学大学院 学生員 張 峻屹

1. 背景と目的

近年、同一都市ではほぼ10年ごとに行われるパーソントリップ（以下PT）調査は各都市において3回目の調査が行われつつあり、多時点データとして利用可能な条件を備えている。しかしながら今日までの予測モデルは、一時点のデータを用いて構築するものがほとんどであった。そのため、データは多時点にわたり蓄積されているにもかかわらず、時間軸の情報を有効に取り込んだ分析はなされていないのが現状といえる。本研究では、多時点のパーソントリップ調査のデータを使用し、最尤法で推定する集計ロジットモデルの有効性を明らかにする。さらにパラメータの時間的変動性を確認したうえで、多時点のデータを用いた交通機関分担モデルを構築し、それを使って将来予測を行い、その適合度を検討する。

2. 使用データの概要

本研究では、広島都市圏で昭和42年に行われた第一回PT調査、昭和53年に行われたミニPT調査、昭和62年に行われた第二回PT調査の3時点のパーソントリップデータを利用する。図1は3つのPT調査の調査圏域を示した図である。ここで、モデルの時系列分析を行う際にはゾーニングを同一のものにするため、昭和53年のゾーニングを基本として昭和42年、昭和62年のデータの修正を行ったものを使用する。



図1 パーソントリップ調査の調査圏域

3. 交通機関分担モデルの推定

以下の3種類の交通機関分担モデルを構築する。

(1) GLS-線形モデル

各交通機関誤差項 $\varepsilon_{m,ij,t}$ の相関を考慮できる一般化最小二乗法（以下GLS）を用いて式(1)の線形モデルを推定する。

$$P_{m,ij,t} = \alpha_{m,t} + \sum_k \beta_{k,t} X_{ij,k,t} + \varepsilon_{m,ij,t} \quad (1)$$

ただし、

$P_{m,ij,t}$: 時点 t , ゾーン間 ij , 交通手段 m の分担率

$X_{ij,k,t}$: 時点 t , ゾーン間 ij の k 番目の説明変数

$\varepsilon_{m,ij,t}$: 時点 t , ゾーン間 ij , 交通手段 m の誤差項

$\alpha_{m,t}, \beta_{m,t}$: 時点 t , 交通手段 m の定数項, パラメータ

(2) GLS-ロジットモデル

効用関数の誤差項 $\varepsilon_{m,ij,t}$ が正規分布に従う場合、式(2)の集計ロジットモデルを得ることができ、これを式(3)と(4)のように線形化し、GLSで式(3)と(4)を推定する。

$$P_{m,ij,t} = \frac{\exp(V_{m,ij,t} + \varepsilon_{m,ij,t})}{\sum_m \exp(V_{m,ij,t} + \varepsilon_{m,ij,t})} \quad (2)$$

$$\text{Log}(P_{bus,ij,t} / P_{car,ij,t}) = V_{bus,ij,t} - V_{car,ij,t} + \varepsilon_{bus,ij,t} - \varepsilon_{car,ij,t} \quad (3)$$

$$V_{bus,ij,t} - V_{car,ij,t} = \alpha_{bus-car,t} + \sum_k \beta_{k,t} X_{ij,k,t}$$

$$\text{Log}(P_{JR,ij,t} / P_{car,ij,t}) = V_{JR,ij,t} - V_{car,ij,t} + \varepsilon_{JR,ij,t} - \varepsilon_{car,ij,t} \quad (4)$$

$$V_{JR,ij,t} - V_{car,ij,t} = \alpha_{JR-car,t} + \sum_k \beta_{k,t} X_{ij,k,t}$$

ただし、

$V_{m,ij,t}$: 時点 t , ゾーン間 ij , 交通手段 m の効用関数

(3) MLモデル

効用関数の誤差項がワイブル分布に従う場合、式(5)の集計ロジットモデルを得ることができる。

$$P_{m,ij,t} = \frac{\exp(V_{m,ij,t})}{\sum_m \exp(V_{m,ij,t})} \quad (5)$$

式(5)に関する対数尤度関数、

$$L_t = \sum_{ij} \sum_m Q_{m,ij,t} \log(P_{m,ij,t}) \quad (6)$$

を最大にする最尤法(以下ML)でパラメータを推計する。

ただし、

$Q_{m,ij,t}$: 時点 t , ゾーン間 ij , 交通手段 m の実際の分担率

表1 各交通機関分担モデルの現況再現性結果

モデル	年度	単相関係数	RMS誤差	不一致係数
GLS-線形	S.42年	0.593	0.163	0.219
	S.53年	0.695	0.143	0.191
	S.62年	0.797	0.160	0.195
GLS-ロジット	S.42年	0.630	0.161	0.211
	S.53年	0.762	0.130	0.171
	S.62年	0.838	0.152	0.178
ML	S.42年	0.638	0.156	0.208
	S.53年	0.761	0.129	0.172
	S.62年	0.845	0.141	0.171

各交通機関分担モデルで現況再現性を分析した結果を表1に示す。適合度を示す3つの指標による現況再現性は、ML→GLS-ロジット→GLS-線形の順で良く、最尤法で推定する集計ロジットモデルの有効性が確認された。また、年が経つにつれ、各交通機関分担モデルの適合度は上がる傾向にあった。

4. 将来の予測精度の検討

まず、3時点で推定した各交通機関分担モデルのパラメータの値の間に有意な差があるかどうかを調べるために、それぞれの値に差がないという帰無仮説のもとに各交通機関分担モデルの時点間のパラメータについて t 検定を行った。その結果、GLS-線形モデルではほとんど、GLS-ロジットモデル、MLモデルでも幾つかのパラメータは時間的安定性は、確認されなかった。つまり、将来予測をするにあたりパラメータの時間的変動性を考慮に入れる必要があるといえる。

次に、表2に示す各モデルで求めたパラメータと昭和62年の説明変数を利用して、昭和62年の交通機関分担率を予測する。ここで紙面の制約上、モデル5を構築するにあたり用いた式、並びにモデル6、モデル7で用いたパラメータの修正に使った式のみを掲載する。

表2 予測モデルの内容

推定方法	使用データ	時間的変動	パラメータ修正
モデル1	GLS線形	一時点	考慮しない
モデル2	GLSロジット	一時点	考慮しない
モデル3	ML	一時点	考慮しない
モデル4	ML	多時点	考慮しない
モデル5	ML	多時点	考慮する
モデル6	ML	多時点	考慮する
モデル7	ML	多時点	考慮する

モデル5では、昭和42年、53年のデータを pooling して最尤法で推定した昭和53年のパラメータを用いた。

$$L = \sum_t \sum_{ij} \sum_m Q_{m,ij,t} \log(P_{m,ij,t}) \quad (7)$$

ただし、 $P_{m,ij,t}$ は式(5)で表される。

$$V_{m,ij,42} = \alpha_{m,42} + \sum_k \beta_k X_{ij,k,42} \quad (8)$$

$$V_{m,ij,53} = \alpha_{m,53} + \sum_k \beta_k X_{ij,k,53} \quad (9)$$

ここで、効用関数は式(8)、式(9)のようにする。

モデル6、モデル7では、ベイズの定理を用いてパラメータを修正したものを使用した。

ベイズの定理によるパラメータ修正

$$\hat{\beta}_{k,62} = \frac{\frac{\beta_{k,42}}{\sigma_{\beta,k,42}^2} + \frac{\beta_{k,53}}{\sigma_{\beta,k,53}^2}}{\frac{1}{\sigma_{\beta,k,42}^2} + \frac{1}{\sigma_{\beta,k,53}^2}} \quad (10)$$

ただし、

$\beta_{k,t}$: 時点 t の定数項、 k 番目のパラメータ

$\sigma_{\beta,k,t}^2$: 時点 t の定数項、 k 番目パラメータの分散値

モデル1～モデル7で将来予測をした結果を表3に示す。一時点のデータを用いて予測したモデルの中ではモデル3、つまり最尤法で推定したモデルの適合度が一番良かった。適合度が最も良かったのは、モデル5であったので多時点データを用いてパラメータの時間的変動性を考慮にいったモデルの有効性が確認された。また、修正したパラメータを用いたモデル6、モデル7の有効性は確認されなかった。

表3 モデル1～モデル7の予測結果

	単相関係数	RMS誤差	不一致係数
モデル1	0.520	0.225	0.286
モデル2	0.578	0.215	0.270
モデル3	0.601	0.211	0.267
モデル4	0.569	0.217	0.276
モデル5	0.612	0.209	0.264
モデル6	0.524	0.223	0.286
モデル7	0.562	0.218	0.277

5. まとめ

最尤法で推定した集計ロジットモデルの有効性が確認できた。また将来予測するにあたって、多時点のデータを用いてパラメータの時間的変動性を考慮にいったモデルの有効性が確認された。