

多時点集計型交通需要予測モデルの開発

杉恵頼寧¹・張 峻屹²・藤原章正³

¹正会員 工博 広島大学教授 大学院国際協力研究科 (〒739 東広島市鏡山1-4-1)

²学生員 工修 広島大学大学院工学研究科 (〒739 東広島市鏡山1-4-1)

³正会員 工博 広島大学助教授 大学院国際協力研究科 (〒739 東広島市鏡山1-4-1)

今まで多時点集計交通データ、特に長期の多時点集計交通データに関する研究が少なかった。我々は広島都市圏で行われた3回のパーソントリップデータを利用して、発生・集中、分布交通需要モデルを中心に、ゾーン(ペア)の異質性と誤差項の一次系列相関を取り入れた固定効果の予測モデルの有効性を既の実証した。しかし、異質性パラメータの解釈や事前推定の一次系列相関係数の一致推定量の違いがパラメータ推定に与える影響、異質性パラメータに関する仮説の違いによる推定方法の検討やその予測精度の評価など、いくつかの問題点も浮かんできている。本研究ではこれらの問題点を検討し、さらに、交通機関分担モデルを検討対象に加えて、異質性と系列相関を考慮した交通需要予測モデルの有効性を明らかにする。

Key Words : *heterogeneity, serial correlation, fixed-effects, random-effects, SUR (Seemingly Unrelated Regression)*

1. はじめに

従来、交通計画などを策定するには、クロスセクションデータを利用するのが一般的である。これはクロスセクションデータに関する分析手法の簡便さや関連するソフトウェアの普及などによるものと考えられるが、経年的変化に対する情報を提供できず、省略変数の影響や行動の慣性の影響を説明できないなど、いくつかの問題も抱えている。

このようなクロスセクションデータの限界から、近年、交通行動分析の分野では、Longitudinal Dataに関する研究が盛んに行われるようになってきている。Longitudinal Dataとは、多時点にわたり調査を繰り返して得るデータのことである。その調査対象を時点間で固定するかどうかによって、パネルデータ(調査対象を固定する)と繰り返しクロスセクションデータ(調査対象を固定しない)に分けられる。

このLongitudinal Dataは高い収集費用や消耗バイアスの存在や煩雑な分析手法、さらに既存ソフトウェアの不足など、いくつかの問題点もあるが、クロスセクションデータより豊富な情報を与え、特に分析対象の時間的変化プロセスに関する情報を提供できるのは興味深い。

ところが、交通行動分析においては、短期パネル分析が中心であり、長期パネル分析はほとんど見られない。長期交通計画を策定するに当たり、将来の交通量を正確に把握していく必要があることを考え

ると、長期パネル分析をもっと重要視していくべきである。しかし、短期パネルデータの収集でさえいろいろな難題を抱えていることを考えれば、長期パネルデータの収集は不可能に近い。

以上の問題を認識しながら、既存交通データの有効利用も兼ねて、本研究では主にパーソントリップデータや道路交通センサスなどの多時点集計交通データを扱う。これは繰り返しクロスセクションデータの範疇に属し、日本では長年にわたり数多く蓄積されており、今後も都市構造や交通行動の時間的変化に対応できる交通計画を策定するため、さらに蓄積されていくであろう。しかし、これに関連する研究はまだ少なく、特にこの種の長期データに適する予測手法は必ずしも確立されているとは言えない。

以上の研究背景の中で、著者ら¹⁾は既に広島都市圏の3時点パーソントリップデータ(昭和42年、53年、62年)を用いて、共分散分析法により、目的別の発生・集中、分布モデルのパラメータの時間的安定性を棄却した。さらに、各モデルにおける異質性と誤差項の一次系列相関の存在も確認できた。そして、両者を取り入れた発生・集中、分布交通の固定効果予測モデルを構築した結果、予測精度が改善されることを実証した。

しかし、異質性パラメータを固定効果パラメータとして扱うため、ゾーン(ペア)ごとの異質性パラメータを推定せねばならない。そのため、自由度が減り、説明変数のパラメータの統計的な有効性に影

響を及ぼすことが考えられる。また、(1)異質性パラメータの特性と解釈を明らかにしていない、(2)誤差項の一次系列相関係数の一致推定量の違いにより、説明変数パラメータや異質性パラメータの推定に与える影響を明確にしていないなど、課題として残されている。

これらの問題点を解決し、交通需要予測の多時点集計型モデルを開発するため、本論文は以下のように構成される。2章では本研究の位置づけを明らかにするため、既往研究のレビューを行なう。3章では本研究で利用するパーソントリップデータの概要を紹介する。4章では固定効果の交通需要予測モデルの予測精度と異質性パラメータの特性と解釈を明らかにする。5章では固定効果モデルの自由度減少の問題を解決する方法の一つとして、異質性と誤差項の一次系列相関を考慮した確率効果モデルを構築し、固定効果モデルとの比較を行なう。さらに、誤差項の一次系列相関係数を求める一致推定量の違いによる感度分析を行なう。6章では全目的の交通機関分担モデルを分析対象モデルに加え、集計ロジットモデルを中心に、その時間的特性を考慮した多時点交通機関分担予測モデルを提案する。

なお、交通機関分担モデル以外の各モデルの分析は通勤、通学、帰宅、買物、私用、業務および全目的で行なったが、紙面数の制約で、全目的の分析結果を中心に掲載する。また、発生・集中モデルは全目的の場合、ほとんど同じモデルになるので、発生モデルを中心に取り上げる。モデルの推定にあたっては、パソコンソフトTSPパッケージ^{2),3)}を用いる。

2. 既往研究に関するレビュー

多時点集計交通データはゾーンを基本単位としているが、固定した対象から定期的にデータを収集するといった点では、非集計交通行動分析で注目を浴びているパネルデータと似通った特性をもつため、パネルデータの分析手法を援用することが考えられる。パネルデータに関する分析手法は最近数多く開発されており、本研究の位置付けを明らかにするため、パネルデータを代表とするLongitudinal Dataの分析手法についてレビューを簡単に行う。

Longitudinal Dataの分析手法に関する先駆的な研究は経済分野において、Econometricaで発表されたBalestra & Nerlove⁴⁾の天然ガス需要に関するものである。それ以来、経済学者が経済動向の解明に当たり、幅広くこのデータを利用するようになってきたといわれている⁵⁾。

交通行動分析の分野において、パネルデータを中

心とするLongitudinal Dataに関する研究が盛んに行われるようになった契機は交通システム変化に対するインパクト評価であった⁶⁾。その後、多くの研究が蓄積されている^{7),8),9)}。

そして、日本におけるパネルデータを用いた分析事例は杉恵ら¹⁰⁾を参照されたい。多時点集計交通データを扱う研究として、柏谷ら¹¹⁾と伊藤・石田¹²⁾が挙げられる。前者は近畿地方の道路交通センサデータを利用し、SUR (Seemingly Unrelated Regression) 法により自動車発生集中交通モデルを構築し、モデル誤差項の系列相関を仮定することの有効性を示した。後者は都道府県乗用車保有率のパネル分析の中で、地域的・時系列的な変動を考慮したモデルの有効性を示し、時点ダミーをもつモデルで予測を行ったが、将来時点のダミーをいかに設定するか、さらに系列相関を考慮しなかったことなどが課題として残されている。今後の多時点交通行動分析において、いかに時間的な要素をモデルの中で考慮するかが重要な研究課題と思われる。

短期パネルのようなLongitudinal Dataに対しては、ダイナミックモデルの適用性が多く実証されている。一方、10年、20年のような長期間になると、例えば、前時点の目的変数を説明変数として導入するようなダイナミックモデルがはたして10年、20年後に適用できるかどうか疑わしい。

このように、タイムスパンの長い多時点集計交通需要分析に適する交通需要予測モデルに関しては、まだまだ検討する余地がある。本研究はこのような研究背景のもとで必要性の高い研究であると考えられる。

3. 使用データの概要

本研究で提案する予測モデルは他の多時点集計交通データにも適すると考えているが、ここでは、広島都市圏で行われてきた3回のパーソントリップデータを利用して分析を進める。各年度の調査概要は表-1、調査圏域図は図-1に示すとおりである。昭和42年から昭和62年にかけて、調査圏域が年々広がっており、設定したゾーンの大きさも異なる。多時点分析を行うため、ゾーンを統一する必要性が生じてくる。そこで、本研究では、昭和53年のゾーニングを基準に、昭和42年と62年のゾーンの大きさを修正した。最終的に、昭和42年調査圏域の中に位置する32の共通ゾーンが分析に用いられた。

4. 異質性と一次系列相関を考慮した固定効果の交通需要予測モデル

表-1 各年度のパーソントリップ調査概要

| 調査年 | 昭和42年 | 昭和53年 | 昭和62年 |
|-----------|-------|-------|-------|
| 市町数 | 1市13町 | 1市6町 | 4市5町 |
| 抽出率 (%) | 5.00 | 1.50 | 7.50 |
| 面積 (平方km) | 413 | 850 | 1151 |
| 人口 (万人) | 77 | 106 | 158 |
| ゾーン数 | 110 | 40 | 196 |

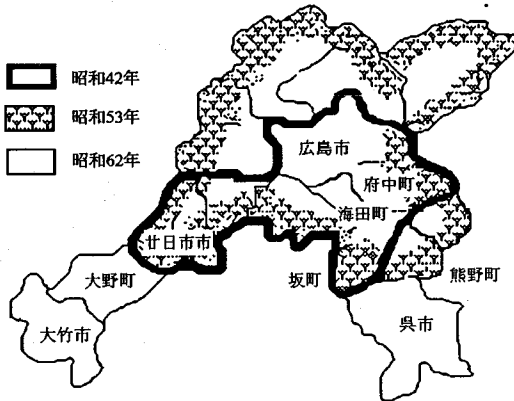


図-1 広島都市圏パーソントリップ調査圏域

(1) 従来のクロスセクションモデル

今まで、発生・集中モデルに関しては線形モデルが、分布モデルに関しては式(1)のようなグラビティモデルがよく用いられてきている。

$$y_{ij} = \alpha \left[(G_{ij})^{\beta^0} \cdot (A_{ij})^{\beta^A} \right] / (T_{ij})^{\beta^T} \quad (1)$$

ただし、 y_{ij} は分布交通量、 G_{ij} と A_{ij} は発ゾーン i と着ゾーン j の発生、集中交通量、 T_{ij} はゾーン ij 間の交通抵抗指標 (平均所要時間)、 α は定数項、 $\beta^0, \beta^A, \beta^T$ は G_{ij}, A_{ij}, T_{ij} のパラメータ、 t は時点である。

本研究では、多時点分析を容易に行うため、式(1)を対数変換により線形化してから利用する。したがって、発生・集中および分布モデルの基本構造式は式(2)のように表される。これはクロスセクションモデルである。つまり、定数項と説明変数パラメータが時間的に安定し、定数項がゾーン (ペア) 間で共通であり、しかも誤差項が時間的に独立であると仮定している。そのため、パラメータの推定方法は普通、OLS (Ordinary Least Squares) 法で行う。

$$y_{it} = \mu + \sum_{k=1}^K \beta_k x_{k,it} + v_{it} \quad (2)$$

ただし、 y_{it} は発生・集中交通量または対数変換された分布交通量、 $x_{k,it}$ は説明変数、 β_k は $x_{k,it}$ のパラメータ、 μ は定数項、 v_{it} は i.i.d. の正規分布に従う誤差項である。

つぎに、本研究で用いる説明変数について説明す

表-2 全目的発生OLSモデルの時点別推定結果

| 説明変数 | 昭和42年 | 昭和53年 | 昭和62年 |
|--------|------------------|------------------|------------------|
| 定数項 | -434 (0.13) | -3280 (1.26) | 561 (0.17) |
| 居住人口 | 2.22 (17.1)** | 1.75 (24.6)** | 1.66 (23.4)** |
| 3次従業人口 | 3.54 (29.3)** | 2.19 (32.3)** | 2.79 (25.7)** |
| データ数 | 32 | 32 | 32 |
| 重相関係数 | 0.990 | 0.990 | 0.988 |

(括弧内: t 値; **: 1%で有意)

表-3 全目的分布OLSモデルの時点別推定結果

| 説明変数 | 昭和42年 | 昭和53年 | 昭和62年 |
|--------|-------------------|-------------------|-------------------|
| 定数項 | -8.84 (9.11)** | -12.4 (8.80)** | -5.61 (6.70)** |
| 発生交通量 | 0.876 (16.3)** | 0.918 (11.5)** | 0.938 (20.0)** |
| 集中交通量 | 1.11 (19.8)** | 1.24 (14.0)** | 0.827 (15.9)** |
| 平均所要時間 | -1.79 (23.6)** | -1.23 (14.3)** | -1.96 (30.9)** |
| データ数 | 458 | 458 | 458 |
| 重相関係数 | 0.891 | 0.739 | 0.880 |

(括弧内: t 値; **: 1%で有意)

る。発生・集中モデルの説明変数の選定に関して、居住人口、2次従業人口、3次従業人口および2次と3次従業人口の和といった変数の間でステップワイズ法により行われた。3時点を通じて総合的に判断した結果、発生モデルに採用された説明変数は、通勤、通学目的では居住人口、それ以外の目的には居住人口と3次従業人口で、集中モデルに採用された説明変数は、通勤目的では2次と3次従業人口の和、通学と帰宅目的では居住人口、他の目的では居住人口と3次従業人口である。

以上の説明変数を利用して、従来のクロスセクションモデル式(2)を用い、時点別にOLS法で推定した全目的の発生モデルと分布モデルの結果を表-2, 3に示す。同表から、発生モデルの定数項以外、いずれのモデルのパラメータも有意で、しかもモデルの精度がよかったことが分かる。しかし、式(2)のパラメータが時間的に安定しないことは共分散分析法により既の実証されており、論理的な予測を行うために、従来の予測モデルを改良する必要性が生じてくる¹³⁾。なお、他の目的についてもパラメータの時間的安定性が棄却された。

以上の結果を踏まえて、従来の予測モデルの構造を見直すため、ゾーン (ペア) の異質性をBreusch-Pagan統計量¹⁴⁾ (後述の式(27))により、誤差項の一次系列相関を一般化されたDurbin-Watson統計量^{14), 15)} (後述の式(28))により検定した結果、両者の存在を棄却できなかった¹⁾。したがって、両者を考慮で

きる予測モデルを新たに構築する必要性が生じてくる。この章では、まず、両者を扱うことのできるモデルの一つである固定効果モデルについて検討する。

(2) 固定効果モデルの説明

異質性と誤差項の一次系列相関を考慮できる線形モデルの基本式は以下のように表される^{15),16)}。

$$y_{it} = \mu + \sum_{k=1}^K \beta_k x_{k,it} + v_{it} \quad (3a)$$

$$v_{it} = \delta_i + u_{it} \quad (3b)$$

$$u_{it} = \rho u_{it-1} + e_{it} \quad (3c)$$

ただし、 y_{it} は目的変数（本研究では発生・集中交通量または対数変換された分布交通量）、 $x_{k,it}$ は時点 t 、ゾーン（ペア） i の k 番目の説明変数、 β_k は $x_{k,it}$ のパラメータ、 μ は定数項、 v_{it} は平均値0の正規分布に従う誤差項であり、さらに異質性パラメータ δ_i と一次系列相関をもつ誤差項 u_{it} に分割される。 e_{it} がi.i.d.の正規分布 $N(0, \sigma^2)$ に従う誤差項である。 ρ は定常性仮定 $|\rho| < 1$ に従う一次系列相関係数である。

δ_i に関する仮説の違いにより、異なるモデル式が得られる。 δ_i がランダムに変動しない場合、式(3)は固定効果モデル¹⁴⁾と呼ばれ、 δ_i がランダムに変動する場合、式(3)は確率効果モデル¹⁴⁾と呼ばれる。なお、確率効果モデルに関しては、5章で検討する。

誤差項に関する初期条件は下式のように与えられる（確率効果モデルも同様である）¹⁵⁾。

$$u_{i1} = e_{i1} / \sqrt{1 - \rho^2} \quad (4)$$

すると、固定効果モデルの誤差項 u_{it} の分散共分散行列の各要素 ω_{it} は以下ようになる（ t, s は時点を表す）¹⁵⁾。

$$\omega_{it} = \rho^{|t-s|} / (1 - \rho^2) \quad (5)$$

式(5)から誤差項 u_{it} が時間的に独立ではないことが分かる。したがって、OLS法では一致性のあるパラメータを推定できない。GLS (Generalized Least Squares) 法またはML (Maximum Likelihood) 法で推定を行なう必要がある。しかし、時点数が少ない場合に、ML法では一致性のある一次系列相関係数 ρ を推定できないため、GLS法を用いることが薦められている¹⁵⁾。

GLS法により説明変数パラメータ β の推定量 $\hat{\beta}$ は以下のように求めることができる¹⁵⁾。

$$\hat{\beta} = \left[X \Omega^{-1} X' \right]^{-1} X \Omega^{-1} y \quad (6)$$

ただし、 $\Omega^* = I_N \otimes \Omega$ が $NT \times NT$ のマトリックス、 Ω が式(5)の ω_{it} をもつ $T \times T$ の分散共分散マトリックス、 X が式(1)の説明変数ベクトル、 y がその目的変数ベクトル、 N が i の総数、 T が t の総数である。

式(6)を利用して、直接 β を推定できるが、その計算プロセスが非常に煩雑である。そこで、推定プロセスをもっと簡単にするため、式(3)に対して変数変換を行なう。この場合、推定パラメータの統計的な一致性が保証される¹⁵⁾。本研究では以下のような変数変換式を採用する。

$$\begin{aligned} & \sqrt{(1-\rho^2)} (y_{it} - \bar{y}) \\ &= \sum_{k=1}^K \left[\sqrt{(1-\rho^2)} (x_{k,it} - \bar{x}_k) \right] \beta_k + \varepsilon_{it} \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} & (y_{it} - \bar{y}) - \rho(y_{it-1} - \bar{y}) \\ &= \sum_{k=1}^K \left[(x_{k,it} - \bar{x}_k) - \rho(x_{k,it-1} - \bar{x}_k) \right] \beta_k + \varepsilon_{it} \end{aligned} \quad (8)$$

すると、式(7)と(8)の誤差項が時間的に独立となるため、両式をプールしてOLS法を適用することができる。そして、 β_k の推定値 $\hat{\beta}_k$ を用いると、異質性パラメータ δ_i と μ は以下のように計算できる。

$$\hat{\mu} = \bar{y} + \sum_{k=1}^K \bar{x}_k \hat{\beta}_k \quad (9)$$

$$\hat{\delta}_i = \bar{y}_i - \hat{\mu} - \sum_{k=1}^K \bar{x}_{k,i} \hat{\beta}_k \quad (10)$$

ただし、

$$\bar{y}_i = \left[\sum_{t=1}^T y_{it} \right] / T, \quad \bar{x}_{k,i} = \left[\sum_{t=1}^T x_{k,it} \right] / T$$

$$\bar{y} = \left[\sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N y_{it} \right] / NT, \quad \bar{x}_k = \left[\sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N x_{k,it} \right] / NT$$

従来¹⁵⁾の異質性と一次系列相関を考慮した固定効果モデルでは \bar{x}_k, \bar{y} ではなく、 $\bar{x}_{k,i}, \bar{y}_i$ を用いたのである。時点数の少ないLongitudinal Dataに適用する時に、 \bar{x}_k, \bar{y} を利用すると、自由度が $\bar{x}_{k,i}, \bar{y}_i$ を用いたより高くなるので、モデルパラメータの推定に有益であるため、ここでは \bar{x}_k, \bar{y} を採用する。

しかし、GLS法を用いると、 ρ と説明変数パラメータや異質性パラメータを同時に推定できないため、段階推定を用いる¹⁵⁾。つまり、何らかの方法で統計的に一致性のある ρ をあらかじめ推定しておく。そして、式(7)と(8)に代入して残りのパラメータを推定する。 ρ の求め方として、ここではダービン法¹⁷⁾を利用する。つまり、OLS法で推定する式(11)の y_{it} のパラメータ値を ρ の一致推定値として用いる。

$$y_{it} = \alpha + \rho y_{it-1} + \sum_{k=1}^K \left[x_{k,it} \beta_k + x_{k,it-1} \gamma_k \right] + e_{it} \quad (11)$$

無論、他の ρ の一致推定量も存在するが、これについては第5章の(3)で検討する。

ここでまず、式(11)の ρ の推定値を用いて、提案する固定効果の予測モデル（式(7)と式(8)のことで、以下HETROモデルと略す）の有効性をOLS53モデル、SUR53モデル、FSUR53モデルの3つの予測モデルと比較しながら検証する。

表-4 各予測モデルの特徴一覧表

| モデル式 | 推定方法 | 予測式 | 系列相関 |
|--|------|---|---------|
| OLS53モデル $y_{i,53} = \mu_{53}^{OLS} + \beta_{53}^{OLS} x_{i,53} + v_{i,53}^{OLS}$ | OLS | $\hat{y}_{i,62}^{OLS} = \hat{\mu}_{53}^{OLS} + \hat{\beta}_{53}^{OLS} x_{i,62}$ | 未考慮 |
| SUR53モデル $y_{i,42} = \mu_{42}^{SUR} + \beta_{42}^{SUR} x_{i,42} + v_{i,42}^{SUR}$ $y_{i,53} = \mu_{53}^{SUR} + \beta_{53}^{SUR} x_{i,53} + v_{i,53}^{SUR}$ | SUR | $\hat{y}_{i,62}^{SUR} = \hat{\mu}_{53}^{SUR} + \hat{\beta}_{53}^{SUR} x_{i,62}$ | 考慮 |
| FSUR53モデル $y_{i,42} = \mu_{42}^{FSUR} + \beta_{42}^{FSUR} x_{i,42} + v_{i,42}^{FSUR}$ $y_{i,53} = \mu_{53}^{FSUR} + \beta_{53}^{FSUR} x_{i,53} + v_{i,53}^{FSUR}$ | SUR | $\hat{y}_{i,62}^{FSUR} = \hat{\mu}_{53}^{FSUR} + \hat{\beta}_{53}^{FSUR} x_{i,62}$ | 考慮 |
| HETROモデル 式(7)と式(8) | OLS | $\hat{y}_{i,62}^{HETRO} = \hat{\rho} y_{i,53} + (1-\hat{\rho})(\hat{\mu}_{i,53}^{HETRO} + \hat{\delta}_{i,53}^{HETRO}) + \hat{\beta}_{i,62}^{HETRO} (x_{i,62} - \hat{\rho} x_{i,53})$ | 考慮 (一次) |

注：“^”がついているのは推定値， $\hat{\mu}_{i,53}^{HETRO}$ 、 $\hat{\delta}_{i,53}^{HETRO}$ がそれぞれ式(9)と(10)の値で， $\hat{\rho}$ が式(11)の $y_{i,t-1}$ の推定パラメータ値，“一次”とは一次系列相関のことである。

各予測モデルの特徴を表-4に示している。なお、下付き添字42,53,62は昭和42年、53年と62年のことで、 x は説明変数ベクトル、 β はそのパラメータベクトル、 y は目的変数、 μ は定数項、 v は正規分布に従う誤差項、 i はゾーン（ペア）である。各モデルの推定パラメータを区別するため、それぞれ上付き添字OLS, SUR, FSUR, HETROをつけている。

OLS53モデルは今まで一般的に用いられている交通量予測モデルで、誤差項の系列相関を考慮しない。SUR53モデルとFSUR53モデルはともに任意の系列相関をSUR法により考慮しているが、前者は時間的に変動する定数項と説明変数パラメータを仮定し、後者は定数項が時点間で異なり、説明変数パラメータが時点間で一定である。しかし、パラメータの時間的安定性が棄却されたため、昭和53年のパラメータをそのまま予測に使うのは問題である。

SUR法とはSUR53モデルを例に説明すると、異なる2つのモデルが以下のような誤差構造を持つ時の推定方法である^{18),19)}。

$$\text{Cov}(v_{i,42}^{SUR}, v_{i,53}^{SUR}) = \begin{cases} \sigma_{42,53} & (i=j) \\ 0 & (i \neq j) \end{cases} \quad (12)$$

ただし、 $\sigma_{42,53}$ が昭和42年と53年の誤差項の共分散である。

なお、評価指標は実測値と推定値との相関係数およびタイトルの不一致係数を用いているが、不一致係数に関して、以下の式で定義したものを利用する。

$$\text{不一致係数} = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y_i^2} + \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{Y}_i^2}} \quad (13)$$

ただし、 Y_i は実測値、 \hat{Y}_i は推定値、 N は i の総数である。この不一致係数は0に近づくほどモデル精

表-5 全目的発生予測モデルの予測精度

| モデル | 相関係数 | 不一致係数 |
|--------|-------|-------|
| OLS53 | 0.977 | 0.069 |
| SUR53 | 0.978 | 0.071 |
| FSUR53 | 0.983 | 0.058 |
| HETRO | 0.992 | 0.031 |

表-6 全目的分布予測モデルの予測精度

| モデル | 相関係数 | 不一致係数 |
|--------|-------|-------|
| OLS53 | 0.823 | 0.045 |
| SUR53 | 0.801 | 0.046 |
| FSUR53 | 0.840 | 0.044 |
| HETRO | 0.884 | 0.038 |

度がよいことを意味する。

全目的の発生、分布モデルの予測結果を表-5、6に示す。両表から、FSUR53モデルはOLS53、SUR53モデルより若干ではあるが、相関係数が高く、不一致係数が小さいことが分かる。これは定数項の変動が予測精度に与える影響が大きいことを意味する。この点をもっと正確に反映し、ゾーン（ペア）の固有定数項（ゾーン（ペア）の非観測特性による交通行動の違いを表す異質性パラメータ δ_i として定義する）導入したHETROモデルは各予測モデルの中で相関係数が最も大きく、不一致係数が最も小さい。他の目的に関しても同様な結果が得られた。ただ、相関係数で見ると、HETROモデルは他のモデルとは大きな差がないように見えるが、異質性と一次系列相関を無視することによる誤差は予測時点が長期になればなるほど、しだいに大きくなると考えられるため、HETROモデルの適用が望まれる。

(3) 異質性パラメータ δ_i の特性と解釈

昭和42年と53年のパーソントリップデータから推定された全目的発生モデルのゾーンの異質性パラメータ δ_i を用い、図-2に示すように異質性パラメータ

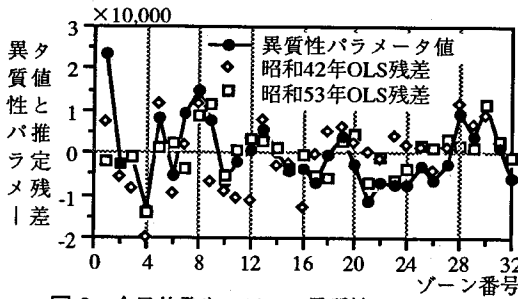


図-2 全目的発生モデルの異質性パラメータと年度別のOLS推定残差の分布図

と各年度のOLSモデルからの残差との関係を調べることにより、異質性パラメータの特性を分析する。

図-2においては、 δ_i 値の符号と昭和42年と53年の推定残差の符号は62.5%(=20/32)と半数以上が一致しており、「推定残差=実測値-推定値」として定義されるため、 δ_i をモデルに導入することにより、過小推定の交通量を上方修正し、過大推定の交通量を下方修正することになる。これはモデル予測精度の向上につながる直接的な原因であると考えられる。

つぎに、 δ_i がどのようなゾーン特性を表しているかについて考察を行なう。全目的発生モデルのゾーン異質性パラメータ δ_i の推定値を昭和42年の調査圏域内にある32の共通ゾーン図に示せば、図-3のようになる。そして、3時点のゾーン別の居住人口と第3次従業人口を図-4と図-5に示す。

図-3を図-4と図-5と比較すると、■を示している地域は居住人口が増加している所もあれば、減少している所もあるが、3次従業人口が年々増加し、しかも3次従業人口が全ゾーンの平均値より多い地域である。例えば、ゾーン1,2,5,7,8,9などの中心部とゾーン28,29のような新住宅開発地域がそれに当たる。□を示している地域は居住人口と3次従業人口が増加している所もあるが、3次従業人口の規模が小さい。例えば、郊外ゾーン20~27がそれに当たる。このように、ゾーン特性の違いにより、異質性パラメータが異なった値を示すことが分かる。

5. 異質性と一次系列相関を考慮した確率効果の交通需要予測モデル

(1) 確率効果モデルの説明

確率効果モデルの基本式は式(3)と同様であるが、異質性パラメータ δ_i がランダムに変動するのが固定効果モデルとの違いである。これによって、 δ_i も誤差項の1成分となり、確率効果モデルの誤差項 v_{it} の分散共分散行列は式(14)のように表される¹⁰⁾。

$$\Sigma = \Sigma^* + \sigma_{\delta}^2 \text{ii}^T \quad (14a)$$

$$\Sigma^* = \sigma_u^2 \begin{bmatrix} 1 & \rho & \rho^2 & \dots & \rho^{T-1} \\ \rho & 1 & \rho & \dots & \cdot \\ \rho^2 & \rho & 1 & \dots & \cdot \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho^{T-1} & \cdot & \cdot & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (14b)$$

ただし、 \mathbf{i} は全ての要素が1の $T \times 1$ ベクトル、 σ_{δ}^2 と σ_u^2 はそれぞれ確率効果モデルの δ_i の分散と誤差成分 u_{it} の分散である。

ここで、固定効果モデルと同様に、 ρ をあらかじめ求める段階推定のGLS法でモデルを推定する。ただし、式(14)を直接利用して、式(6)のように説明変数のパラメータなどを推定できるが、推定プロセスが煩雑であるため、式(15)と(16)のように式(3)の変数変換を行なうことを提案する。

$$y_{it} = \mu + \sum_{k=1}^K \beta_k x_{k, it} + (u_{it} + \delta_i) \quad (15)$$

$$\frac{1}{1-\rho} y_{it} - \frac{\rho}{1-\rho} y_{it-1} = \mu + \sum_{k=1}^K \beta_k \left[\frac{1}{1-\rho} x_{k, it} - \frac{\rho}{1-\rho} x_{k, it-1} \right] + \left(\frac{1}{1-\rho} e_{it} + \delta_i \right) \quad (16)$$

すると、式(15)と(16)の誤差項は式(17)のような分散共分散構造をもつことになる。

$$\Psi = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \sigma_{13} & \dots & \sigma_{1T} \\ \sigma_{12} & \sigma_2^2 & \sigma_{\text{cov}} & \dots & \sigma_{\text{cov}} \\ \sigma_{13} & \sigma_{\text{cov}} & \sigma_3^2 & \dots & \sigma_{\text{cov}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{1T} & \sigma_{\text{cov}} & \sigma_{\text{cov}} & \dots & \sigma_T^2 \end{bmatrix} \quad (17)$$

確率効果モデルでは δ_i 、 u_{it} 、 e_{it} の相互独立性を仮定するため、

$$\sigma_2^2 = \sigma_3^2 = \dots = \sigma_T^2 = \text{var} \left[\frac{e_{it}}{(1-\rho)} + \delta_i \right] = \sigma_e^2 / (1-\rho)^2 + \sigma_{\delta}^2,$$

$$\sigma_{12} = \sigma_{13} = \dots = \sigma_{1T} = \text{cov} \left[(u_{it} + \delta_i) \left(\frac{e_{it}}{(1-\rho)} + \delta_i \right) \right] = \sigma_{\delta}^2$$

という式が得られる。さらに、式(16)の異なる時点 t, s 間の共分散は以下のような同じ値 σ_{cov} をもつことになる。

$$\sigma_{\text{cov}} = \text{cov} \left[\left(\frac{e_{it}}{(1-\rho)} + \delta_i \right) \left(\frac{e_{is}}{(1-\rho)} + \delta_i \right) \right] = \sigma_{\delta}^2$$

2時点の場合、式(17)はSURモデルの誤差構造(式(12))に一致するため、式(15)と(16)にSUR推定手法が適用できる。2時点以上になると、推定方法は制約条件付きの誤差構造をもつGLS法になる。

(2) 固定効果モデルと確率効果モデルの比較

第4章の(2)では、異質性と一次系列相関を考慮した固定効果交通需要予測モデルの有効性を実証した。しかし、固定効果モデルでは各々の異質性パ

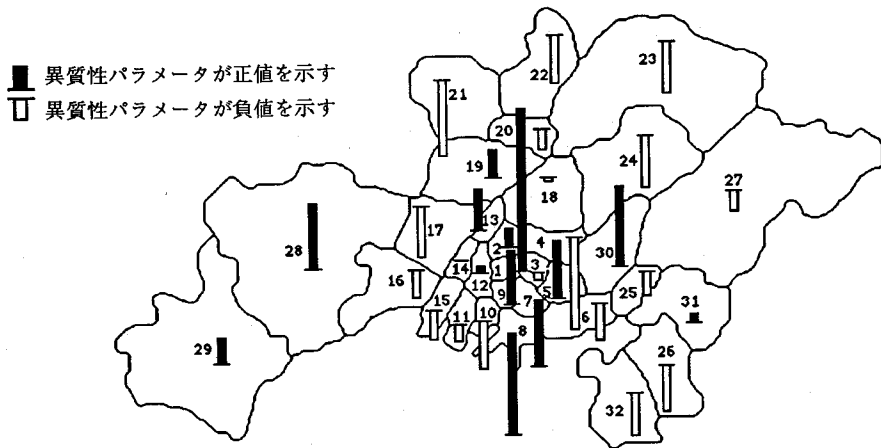


図-3 全目的発生モデルの異質性パラメータの分布図

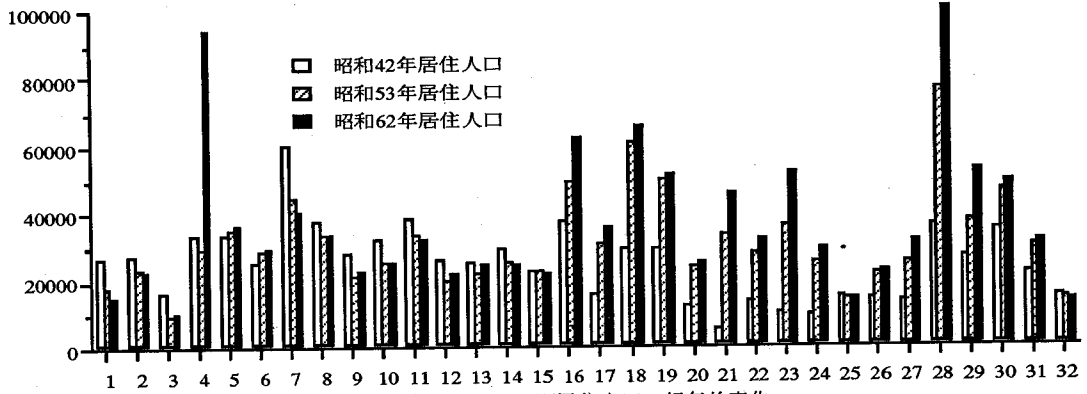


図-4 各年度のゾーン別居住人口の経年的変化

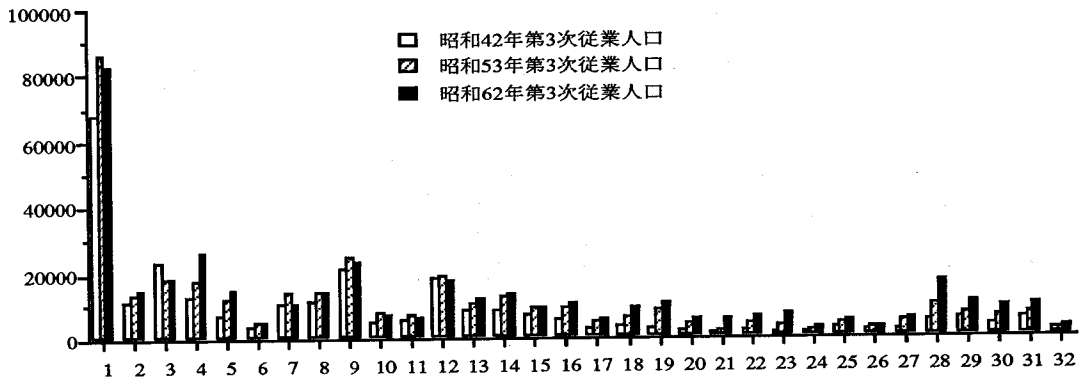


図-5 各年度のゾーン別第3次従業人口の経年的変化

ラメータ δ_i を推定する必要があるため、自由度が減り、説明変数のパラメータの統計的有効性が弱まることが予想される。これに対して、確率効果モデルでは δ_i の確率性を仮定し、 δ_i の平均値一つしか推定しないため、その分の自由度が増え、説明変数のパラメータの有効性が高まることが考えられる。ただ、予測精度がどう変わるかは不明である。このことを検証するために、固定効果モデルと同様に、昭和42年と53年のパーソントリップデータを用いて、確率効果モデル(式(15)と(16))を推定し、全目的の

発生、分布モデルの推定結果を表-7、8に示す。

両表から、 δ_i に関する仮説の違いにより両モデルの説明変数パラメータ値およびt値が異なってくる事が分かる。それがモデルの予測精度にどれだけ影響を及ぼすかを明らかにするため、両モデルの予測精度を比較する。その結果、固定効果モデルの方が相関係数の大きいことが分かる。しかし、不一致係数については、固定効果の分布モデルの方が確率効果モデルよりも若干大きく、相関係数による精度と逆の結果が得られた。他の目的に関しては、全体

表-7 全目的発生モデルのパラメータ値

| 説明変数 | 固定効果モデル | 確率効果モデル |
|--------|--------------|--------------|
| 居住人口 | 1.69(8.10)** | 1.76(19.1)** |
| 3次従業人口 | 2.48(10.6)** | 2.30(26.5)** |
| 相関係数 | 0.992 | 0.982 |
| 不一致係数 | 0.031 | 0.058 |

(括弧内：t 値；**：1%で有意)

表-8 全目的分布モデルのパラメータ値

| 説明変数 | 固定効果モデル | 確率効果モデル |
|-------|---------------|----------------|
| 発生交通量 | 0.878(17.3)** | 1.06(19.8)** |
| 集中交通量 | 0.932(17.3)** | 0.884(14.8)** |
| 所要時間 | -1.01(15.8)** | -0.744(11.3)** |
| 相関係数 | 0.884 | 0.879 |
| 不一致係数 | 0.038 | 0.035 |

(括弧内：t 値；**：1%で有意)

的に予測精度は固定効果モデルの方が高い結果が得られた。

まとめてみると、固定効果モデルでは各々の異質性パラメータを推定することにより自由度が減るため、データ数の少ない発生モデルの場合、説明変数のパラメータの統計的有効性が確率効果モデルより低くなってしまった。しかし、将来予測に際して、固定効果モデルは予測精度が高かった。これは各々のゾーン（ペア）の非観測特性の予測に与える影響が大きいことを意味する。

モデルの操作性からは固定効果モデルの方が確率効果モデルよりもモデルの推定がはるかに容易であり、前者の方が優れている。また、固定効果モデルは自由度減少の問題を有するが、本研究分析では発生モデルでもパラメータは十分有意であり、実用的な観点からは固定効果モデルの適用が適当であろう。

(3) ρ の一致推定量の違いの感度分析

ρ の推定方法は同時推定と段階推定に分けられる。同時推定是最尤推定法によるもので、他のパラメータと同時に尤度関数の最大化により求める方法である。問題点は時点数が少ない場合に、 ρ の一致推定量が得られないことである。そこで、本研究では段階推定を採用する。

ρ の一致推定量に関しては、4章で説明したダービン法（式(11)）以外にも幾つか存在する。ここでは、 ρ のダービン一致推定量を代替するものとして、時点数が少ない場合にも推定可能な下式で定義したもの²⁰⁾を利用し、 ρ の一致推定量の違いによる感度分析を行なう。

$$\hat{\rho} = \frac{T}{T-1} \sum_{t=2}^T \sum_{i=1}^N [\hat{u}_{it} \hat{u}_{i,t-1}] / \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T [\hat{u}_{it}^2] \quad (18)$$

ただし、 \hat{u}_{it} は各時点のOLSモデルからの推定残差である。式(18)では各時点のOLSモデルを推定する

表-9 式(11)と(18)による全目的モデルの ρ の一致推定値

| モデル | 式 (11) | 式 (18) |
|-------|--------|--------|
| 発生モデル | 0.360 | 0.321 |
| 分布モデル | 0.530 | 0.394 |

表-10 式(18)の ρ 値による全目的発生モデルの予測精度

| モデル | 相関係数 | 不一致係数 |
|---------|-------|-------|
| 固定効果モデル | 0.992 | 0.031 |
| 確率効果モデル | 0.982 | 0.053 |

表-11 式(18)の ρ 値による全目的分布モデルの予測精度

| モデル | 相関係数 | 不一致係数 |
|---------|-------|-------|
| 固定効果モデル | 0.884 | 0.038 |
| 確率効果モデル | 0.878 | 0.036 |

ため、前時点の目的変数と説明変数を取り入れた式(11)より説明変数が少ないので、自由度が大きい。

両式によって求められた全目的の発生、分布モデルの ρ の一致推定値を表-9に示し、両者の ρ 値が多少異なっていることが分かる。これが予測結果にどれだけ影響を及ぼすかを分析するため、まず全目的の発生の固定効果モデルの異質性パラメータがどう変化するかを図-6に示す。同図から、両手法による異質性パラメータ値は符号が一致しており、値そのものもほとんど差がないことが分かる。目的別モデルにおいても同様な傾向を示している。つぎに、全目的の発生、分布モデルを例として、式(18)の ρ 推定値 $\hat{\rho}$ を用いた固定効果モデルと確率効果モデルによる予測結果を表-10、11に示す。表-7、8と比較してみると、 ρ の推定値の違いは将来予測にほとんど影響を与えないことは明らかである。

6. 交通機関分担モデルに関する検討

本章では集計ロジットモデルを対象に、多時点データが利用可能な場合、交通機関分担率の予測モデルに異質性と誤差項の一次系列相関を取り入れることができるかどうかを検討する。対象交通手段は自動車(CAR)、バス(BUS)、鉄道(RAIL)である。

前章まで取り扱ってきた発生・集中、分布交通量の予測モデルに関する推定方法は単一方程式手法の範疇に属する。交通機関選択を考える場合、交通機関間の競合関係を無視できない。したがって、交通機関分担モデルに異質性と系列相関を導入するには、そのアプローチが異なってくる。

(1) 集計ロジットモデルの特性に関する分析

集計ロジットモデルは以下のように表される²⁰⁾。

$$P_{ijt}^m = \exp(V_{ijt}^m + \epsilon_{ijt}^m) / \sum_m \exp(V_{ijt}^m + \epsilon_{ijt}^m) \quad (19)$$

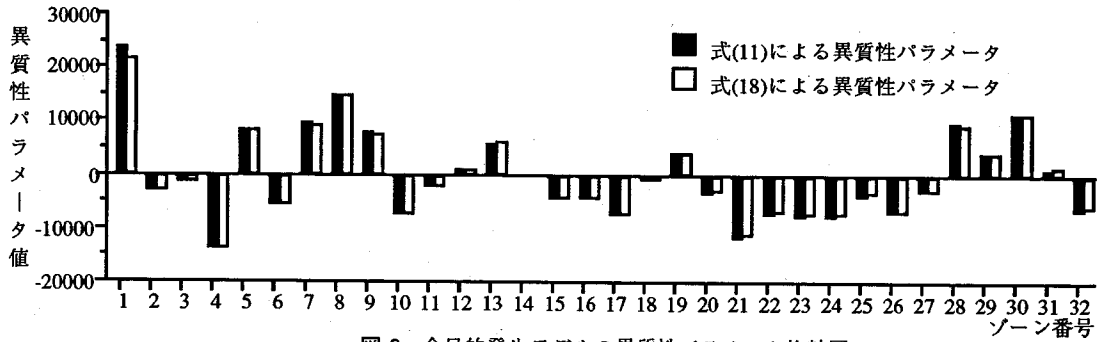


図-6 全目的発生モデルの異質性パラメータ比較図

ただし、 $P_{ij,t}^m$ は時点 t 、ゾーン ij 間の手段 m の分担率、 $V_{ij,t}^m$ はその線形効用関数、 $\epsilon_{ij,t}^m$ はi.i.d.の正規分布に従う誤差項である。

集計ロジットモデルの推定方法はGLS法とML法に分けられる。ML法は真の非線形パラメータを推定できるが、推定誤差を定量的に把握しがたく、さらに誤差の時間的な相関関係を考慮した多時点分析へ拡張することが難しい²¹⁾。

本研究では以下のような効用関数を用い、新たな交通機関分担の集計ロジット予測モデルを試みる。

$$V_{ij,t}^m = \alpha^m + \sum_{k=1}^{K_1} \beta_k x_{k,ij,t}^m + \sum_{k=K_1+1}^K \beta_k^m x_{k,ij,t}^m \quad (20)$$

ただし、 $x_{k,ij,t}^m$ は時点 t 、ゾーン ij 間の手段 m の k 番目の説明変数、 β_k は $x_{k,ij,t}^m$ のパラメータ、 $x_{k,ij,t}$ は時点 t 、ゾーン ij 間の k 番目の説明変数、 β_k^m は $x_{k,ij,t}^m$ の手段 m のパラメータである。

そして、式(19)を式(21)と(22)のように変数変換してから、推定誤差に多時点情報を簡単に取り込むことのできるGLS法の一つであるSUR法を採用する。

$$\ln(P_{ij,t}^{BUS} / P_{ij,t}^{CAR}) = V_{ij,t}^{BUS} - V_{ij,t}^{CAR} + \omega_{ij,t} \quad (21)$$

$$\ln(P_{ij,t}^{RAIL} / P_{ij,t}^{CAR}) = V_{ij,t}^{RAIL} - V_{ij,t}^{CAR} + \eta_{ij,t} \quad (22)$$

ただし、

$$V_{ij,t}^{BUS} - V_{ij,t}^{CAR} = (\alpha^{BUS} - \alpha^{CAR}) + \sum_{k=1}^{K_1} \beta_k (x_{k,ij,t}^{BUS} - x_{k,ij,t}^{CAR}) + \sum_{k=K_1+1}^K (\beta_k^{BUS} - \beta_k^{CAR}) x_{k,ij,t} \quad (23)$$

$$V_{ij,t}^{RAIL} - V_{ij,t}^{CAR} = (\alpha^{RAIL} - \alpha^{CAR}) + \sum_{k=1}^{K_1} \beta_k (x_{k,ij,t}^{RAIL} - x_{k,ij,t}^{CAR}) + \sum_{k=K_1+1}^K (\beta_k^{RAIL} - \beta_k^{CAR}) x_{k,ij,t} \quad (24)$$

本研究では各手段の説明変数としてその手段のゾ

ーン間平均所要時間を用いた。費用に関してはそのデータが入手できなかったので、モデルから省いた。他の説明変数は各手段共通で、(1)発ゾーンから他のゾーンへの接近しやすさを表すアクセシビリティ ψ_i 、(2)他のゾーンから着ゾーンへの接近しやすさを表すエグ्रेसビリティ ψ_j 、(3)発ゾーンの自動車保有率、(4)着ゾーンの駐車難易度を表す第3次従業人口割合を用いた。アクセシビリティ ψ_i は式(25)、エグ्रेसビリティ ψ_j は式(26)のように定義されたものである。

$$\psi_i = \sum_{j=1}^N [A_j / T_{ij}] \quad (25)$$

$$\psi_j = \sum_{i=1}^N [G_i / T_{ij}] \quad (26)$$

ただし、 G_i と A_j はそれぞれ発ゾーン i の発生量と着ゾーン j の集中量、 T_{ij} はゾーンペア ij 間の平均所要時間、 N は i または j の総数である。

まず、式(21)と(22)にSUR法を適用し、時点別の推定結果を表-12に示す。同表から、平均所要時間のパラメータの符号が妥当である。残りの各手段の共通変数に関しては表-12のパラメータ値が各手段のパラメータ値の差であるため、実際その推定値の符号の妥当性を判断できないが、各時点のモデルの精度は比較的良好であると言える。

つぎに、昭和42年と昭和53年のパラメータ値を用いて、集計ロジットモデルのパラメータの時間的安全性を t 検定により検討する。その結果を表-13に示す。同表から、1%の有意水準でほとんどのパラメータの時間的安全性は棄却された。

したがって、式(21)と(22)のモデル構造を見直すため、発生・集中、分布モデルと同様に、Breusch-Pagan統計量と一般化されたDurbin-Watson統計量を用いて、両式における異質性と誤差項の一次系列相関の存在を検定する。

Breusch-Pagan統計量は以下のように定義される¹⁴⁾。

$$\lambda = \frac{NT}{2(T-1)} \left[\frac{\sum_{i=1}^N \left[\sum_{t=1}^T \hat{u}_{it} \right]^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \hat{u}_{it}^2} - 1 \right]^2 \quad (27)$$

表-12 SUR法による集計ロジットモデルの推定結果

| 説明変数 | 昭和42年 | 昭和53年 | 昭和62年 |
|---------------|-----------------------|----------------------|-----------------------|
| 平均所要時間 (分) | -1.61E-03 (0.36) | -2.08E-03 (1.25) | -3.10E-02 (4.59)** |
| 式(21) | | | |
| 定数項 | 0.761 (1.56) | 0.428 (0.76) | -1.58 (2.37)* |
| アクセシビリティ | 7.54E-07 (0.81) | 2.66E-06 (1.93) | 4.50E-06 (4.13)** |
| エグ्रेसビリティ | -9.36E-06 (2.09)* | -5.88E-06 (0.75) | -5.92E-06 (0.85) |
| 発ゾーンの自動車保有率 | -2.35 (1.54) | -4.62 (2.73)** | -4.65 (2.81)** |
| 着ゾーンの3次従業人口比率 | 1.40 (4.28)** | 1.49 (3.97)** | 3.28 (6.72)** |
| 式(22) | | | |
| 定数項 | 1.35 (1.76) | 0.358 (0.46) | 0.382 (0.44) |
| アクセシビリティ | -6.20E-06 (4.15)** | -7.42E-07 (0.39) | -1.37E-06 (0.97) |
| エグ्रेसビリティ | -2.43E-05 (3.42)** | -2.53E-05 (2.30)* | -2.01E-05 (2.21)* |
| 発ゾーンの自動車保有率 | 1.07 (0.44) | -2.69 (1.15) | -0.452 (0.21) |
| 着ゾーンの3次従業人口比率 | -0.219 (0.42) | 1.11 (2.20)* | 0.946 (1.48) |
| データ数 | 126 | 126 | 126 |
| 重相関係数 | 0.672 | 0.763 | 0.859 |

(括弧内：t値；*：5%、**：1%で有意)

表-13 集計ロジットモデルの時間的安定性 (t値)

| 説明変数 | 昭和42年 | 昭和53年 |
|----------------|--------|--------|
| 平均所要時間 (分) | | 1.13 |
| | 式(21) | 式(22) |
| 定数項 | 5.03** | 10.1** |
| アクセシビリティ | 12.8** | 25.2** |
| エグ्रेसビリティ | 4.32** | 0.81 |
| 発ゾーンの自動車保有率 | 11.2** | 12.5** |
| 着ゾーンの第3次従業人口比率 | 2.14* | 20.6** |

(*：5%、**：1%で有意)

ただし、 \hat{u}_{it} はプーリングモデルからの推定残差である。この検定量は近似的に自由度1の χ^2 分布に従い、有意水準が1%ならその限界値が6.63である。

一般化されたDurbin-Watson統計量は以下のように定義される^{14),15)}。

$$DW = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{t=2}^T (\hat{u}_{it} - \hat{u}_{i,t-1})^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \hat{u}_{it}^2} \quad (28)$$

ただし、 \hat{u}_{it} は固定効果モデルからの推定残差、DW値は有意水準が5%ならその限界値は近似的に2.00となる。

検定に用いるデータは昭和42年と53年のもので、両統計量を計算するための残差値は式(21)と(22)をSUR法で推定したものである。検定結果を表-14に示す。同表から異質性と誤差項の一次系列相関に関して、それぞれ1%と5%の有意水準でその存在が認められた。したがって、両者を機関分担モデルの中

表-14 機関分担モデルの異質性と系列相関の検定

| モデル式 | 異質性 | 系列相関 |
|-------|--------|--------|
| 式(21) | 11.5** | 0.699* |
| 式(22) | 13.0** | 0.827* |

(*：5%、**：1%の水準でその存在が受容された)

で無視すると誤った結論をもたらす可能性がある。

しかし、式(21)と(22)の誤差項が独立ではないため、発生・集中、分布モデルのような単一方程式の固定効果や確率効果のアプローチを直接適用できない。そこで、式(21)と(22)を式(29)～(32)のように再定式化する。

$$\ln(P_{ij,t}^{BUS} / P_{ij,t}^{CAR}) = \delta_{ij}^{BC} + V_{ij,t}^{BUS} - V_{ij,t}^{CAR} + \omega_{ij,t} \quad (29)$$

$$\ln(P_{ij,t}^{RAIL} / P_{ij,t}^{CAR}) = \delta_{ij}^{RC} + V_{ij,t}^{RAIL} - V_{ij,t}^{CAR} + \eta_{ij,t} \quad (30)$$

$$\omega_{ij,t} = \rho^{BC} \omega_{ij,t-1} + \epsilon_{ij,t}^{BC} \quad (31)$$

$$\eta_{ij,t} = \rho^{RC} \eta_{ij,t-1} + \epsilon_{ij,t}^{RC} \quad (32)$$

ただし、 ρ^{BC} 、 ρ^{RC} はそれぞれ式(31)と(32)の一次系列相関係数、 δ_{ij}^{BC} 、 δ_{ij}^{RC} はそれぞれ式(29)と(30)の異質性パラメータである。両パラメータおよび誤差項の仮説は発生・集中、分布モデルの場合と同様であるが、式(21)と(22)の誤差項が相関するため、式(31)と(32)の誤差項 $\epsilon_{ij,t}^{BC}$ 、 $\epsilon_{ij,t}^{RC}$ も相関することになる。

式(29)～(32)で構成された連立方程式は本研究で提案する交通機関分担モデルで、異質性パラメータに関する仮説によって、発生・集中、分布モデルと同様な固定効果モデルと確率効果モデルに分けられる。しかし、連立方程式の誤差項が相関するため、推定方法は異なってくる。

(2) 固定効果モデル

固定効果モデルの定式化に関して、まず式(29)と(30)に対して式(7)と(8)のように変数変換を行なう。

$$y_{ij,t}^{BC} = \sum_{k=1}^{K^{BC}} \beta_k^{BC} x_{k,ij,t}^{BC} + \epsilon_{ij,t}^{BC} \quad (35a)$$

$$y_{ij,t}^{RC} = \sum_{k=1}^{K^{RC}} \beta_k^{RC} x_{k,ij,t}^{RC} + \epsilon_{ij,t}^{RC} \quad (35b)$$

ただし、 $y_{ij,t}^{BC}$ 、 $x_{k,ij,t}^{BC}$ 、 $y_{ij,t}^{RC}$ 、 $x_{k,ij,t}^{RC}$ は式(29)と(30)の変数変換された目的変数と説明変数であり、以下の式(35a)、(35b)と(36a)、(36b)のように表される。

$$y_{ij,t}^{BC} = \begin{cases} \sqrt{1 - (\rho^{BC})^2} (y_{ij,t-1}^{BC} - \bar{y}^{BC}), & \text{if } t = 1 \\ (y_{ij,t}^{BC} - \bar{y}^{BC}) - \rho^{BC} (y_{ij,t-1}^{BC} - \bar{y}^{BC}), & \text{if } t > 1 \end{cases} \quad (35a)$$

$$x_{k,ij,t}^{BC} = \begin{cases} \sqrt{1 - (\rho^{BC})^2} (x_{k,ij,t}^{BC} - \bar{x}_k^{BC}), & \text{if } t = 1 \\ (x_{k,ij,t}^{BC} - \bar{x}_k^{BC}) - \rho^{BC} (x_{k,ij,t-1}^{BC} - \bar{x}_k^{BC}), & \text{if } t > 1 \end{cases} \quad (35b)$$

$$y_{ij,t}^{RC} = \begin{cases} \sqrt{1 - (\rho^{RC})^2} (y_{ij,t}^{RC} - \bar{y}^{RC}), & \text{if } t = 1 \\ (y_{ij,t}^{RC} - \bar{y}^{RC}) - \rho^{RC} (y_{ij,t-1}^{RC} - \bar{y}^{RC}), & \text{if } t > 1 \end{cases} \quad (36a)$$

$$x_{k,ij,t}^{RC} = \begin{cases} \sqrt{1 - (\rho^{RC})^2} (x_{k,ij,t}^{RC} - \bar{x}_k^{RC}), & \text{if } t = 1 \\ (x_{k,ij,t}^{RC} - \bar{x}_k^{RC}) - \rho^{RC} (x_{k,ij,t-1}^{RC} - \bar{x}_k^{RC}), & \text{if } t > 1 \end{cases} \quad (36b)$$

ただし, $y_{ij,t}^{BC} = \ln(P_{ij,t}^{BUS} / P_{ij,t}^{CAR})$

$y_{ij,t}^{RC} = \ln(P_{ij,t}^{RAIL} / P_{ij,t}^{CAR})$

$\bar{y}^{BC} = \left[\sum_{ij=1}^N \sum_{t=1}^T y_{ij,t}^{BC} \right] / NT$

$\bar{y}^{RC} = \left[\sum_{ij=1}^N \sum_{t=1}^T y_{ij,t}^{RC} \right] / NT$

$\bar{x}_k^{BC} = \left[\sum_{ij=1}^N \sum_{t=1}^T x_{k,ij,t}^{BC} \right] / NT$

$\bar{x}_k^{RC} = \left[\sum_{ij=1}^N \sum_{t=1}^T x_{k,ij,t}^{RC} \right] / NT$

なお, N,Tはそれぞれゾーンペア数と時点数である。そして, 式(33)と(34)にSUR法を適用することにより, パラメータを推定できる。両式の異質性パラメータと定数項の求め方は式(9), (10)と同様である。

(3) 確率効果モデル

確率効果モデルに関しては, 式(29)と(30)のそれぞれに対して式(15)と(16)のように変数変換を行なう。

$$y_{ij,t}^{BC} = \sum_{k=1}^K \beta_k^{BC} x_{k,ij,t}^{BC} + (\omega_{ij,t} + \delta_{ij}^{BC}) \quad (37a)$$

$$y_{ij,t}^{BC} = \sum_{k=1}^K \beta_k^{BC} x_{k,ij,t}^{BC} + \left(\frac{1}{1-\rho^{BC}} \varepsilon_{ij,t}^{BC} + \delta_{ij}^{BC} \right) \quad (37b)$$

$$y_{ij,t}^{RC} = \sum_{k=1}^K \beta_k^{RC} x_{k,ij,t}^{RC} + (\eta_{ij,t} + \delta_{ij}^{RC}) \quad (38a)$$

$$y_{ij,t}^{RC} = \sum_{k=1}^K \beta_k^{RC} x_{k,ij,t}^{RC} + \left(\frac{1}{1-\rho^{RC}} \varepsilon_{ij,t}^{RC} + \delta_{ij}^{RC} \right) \quad (38b)$$

ただし, $y_{ij,t}^{BC}, x_{k,ij,t}^{BC}, y_{ij,t}^{RC}, x_{k,ij,t}^{RC}$ は式(29)と(30)の変数変換された目的変数と説明変数であり, 式(39a), (39b)と(40a), (40b)のように表される。

$$y_{ij,t}^{BC} = (y_{ij,t}^{BC} - \rho^{BC} y_{ij,t-1}^{BC}) / (1-\rho^{BC}) \quad (39a)$$

$$x_{k,ij,t}^{BC} = (x_{k,ij,t}^{BC} - \rho^{BC} x_{k,ij,t-1}^{BC}) / (1-\rho^{BC}) \quad (39b)$$

$$y_{ij,t}^{RC} = (y_{ij,t}^{RC} - \rho^{RC} y_{ij,t-1}^{RC}) / (1-\rho^{RC}) \quad (40a)$$

$$x_{k,ij,t}^{RC} = (x_{k,ij,t}^{RC} - \rho^{RC} x_{k,ij,t-1}^{RC}) / (1-\rho^{RC}) \quad (40b)$$

そこで, 式(37)と(38)にSUR法を適用すれば, 固定効果モデルと同様にパラメータを推定できる。しかし, 固定効果アプローチと異なるのは式(37)の両式と式(38)の両式に関しては, 単純にOLS法でプーリ

表-15 交通機関分担モデルの予測精度

| モデル | 相関係数 | 不一致係数 |
|-------------|-------|-------|
| LOGIT | 0.534 | 0.281 |
| HETRO-LOGIT | 0.596 | 0.268 |

ング推定ができないため, 式(15)と(16)のように制約条件付きのGLS法を適用する必要がある(2時点の場合, SUR法となる)。

このように, 確率効果アプローチを適用すると, 推定プロセスが非常に煩雑となり, 現在のところその解を求めるのは困難である。しかし, 時点数の少ない小サンプルの多時点データに適用し, 固定効果モデルの異質性パラメータによる自由度減少問題が顕著になる場合, 確率効果モデルを検討する価値がある。

したがって, ここでは異質性と系列相関を考慮した固定効果モデル(式(33)と(34)で, HETRO-LOGITと略す)と両者を考慮しないモデル(式(21)と(22)で, LOGITと略す)の予測結果のみを取り上げる。予測結果を表-15に示す。同表から, HETRO-LOGITモデルの予測精度がLOGITモデルより相対的に相関係数が高く, 不一致係数が小さいことは分かる。よって, 異質性と一次系列相関を考慮したSUR法による多時点交通機関分担予測モデルの有効性を実証できたとと言える。

7. 結論

多時点集計交通データを今後の交通計画にいかん活用していくかは非常に重要な研究課題である。本研究はその活用方法の一つであるが, 幾つかの研究成果を得ている。

(1) 発生モデルを中心に, 固定効果モデルから得られた異質性パラメータがゾーン特性の違いにより, 異なった値を示していることが分かった。

(2) 固定効果モデルの自由度減少の問題を緩和するため, 確率効果モデルを発生・集中, 分布交通に対して構築してみた。その結果, パラメータは固定効果モデルのパラメータと比べて, その有効性は高いが, 予測精度を比較してみると, 固定効果モデルの方が優れている。このように, 両モデルは一長一短があるが, モデルの操作性からは, 固定効果モデルの方は推定がはるかに簡単であり, 実用的であると言える。ただ, 時点数の少ない多時点小サンプルデータに適用する場合, 自由度減少の問題が大きくなる可能性があり, これについては今後の研究課題としたい。

(3) 多時点交通機関分担モデルに関して, 集計ロジットモデルを中心に, 発生・集中, 分布モデル

における単一方程式的考え方を連立方程式に拡張し、SUR法の適用を試みた。固定効果アプローチと確率効果アプローチによる2通りのモデル定式化を試みたが、確率効果アプローチの推定上の問題を指摘し、固定効果アプローチの有効性を実証した。

ところで、分布モデルと機関分担モデルは対数変換後のモデルであり、求めてきたパラメータが非線形モデルの真のパラメータ値ではない。非線形モデルとしての取り扱いはまだ技術的に困難な問題が多く含まれており、今後の研究課題としたい。

広島都市圏はこの20年間で、調査圏域が拡大している。本研究では、昭和42年の調査圏域を基本としたが、多時点データを用いる場合、新しく加わった圏域の予測をどうするかが重要な課題として残る。これも今後の研究課題である。

このように多時点データを用いた将来予測はその実用化にあたって、まだいくつかの重要な課題が残されており、本研究はその理論的な取り扱いを中心としたもので、今後の発展の出発点としたい。

参考文献

- 1) 張峻屹, 杉恵頼寧, 藤原章正: 多時点パーソントリップデータを用いた交通需要予測モデルの開発, 第14回交通工学研究発表会・論文集, pp.173-176, 1994.
- 2) *TSP User's Guide Version 4.2, Including an Introductory Guide*, Bronwyn H. Hall, 1992.
- 3) *TSP Reference Manual Version 4.2*, Bronwyn H. Hall, 1992.
- 4) Balestra, P. & Nerlove, M.: Pooling cross section and time series data in the estimation of a dynamic model: The demand for natural gas, *Econometrica*, 34, pp.585-612, 1966.
- 5) Nickell, S.: Biases in dynamic models with fixed effects, *Econometrica*, Vol.49, No.6, pp.1417-1426, 1981.
- 6) Kitamura, R.: Panel analysis in transportation planning: An overview, *Transportation Research*, Vol.24A, No.6, pp.401-415, 1990.

- 7) Special Issue: Longitudinal Data Methods, *Transportation Research*, Vol.21A, No.4/5, pp.247-376, 1987.
- 8) Special Issue: Panel Analysis of Travel Demand, *Transportation*, Vol.16, pp.97-194, 1989.
- 9) Special Issue: Dynamic Travel Behavior Analysis, *Transportation Research*, Vol.24A, No.6, pp.399-495, 1990.
- 10) 杉恵頼寧, 羽藤英二, 藤原章正: パネルデータを用いた交通機関選好意識のダイナミック分析, 土木計画学研究・論文集, No.10, pp.31-38, 1992.
- 11) 柏谷増男, 斎藤道雄, 朝倉康夫, 三瀬博敬: 自動車発生集中交通量のプーリングデータ分析, 土木学会論文集, No.449/IV-17, pp.155-164, 1992.
- 12) 伊藤雅, 石田東生: 都道府県別乗用車保有率のパネル分析 ~ 地域・時点差を考慮した保有率モデルの構築とその説明力・予測力の検討 ~, 土木計画学研究・論文集, No.11, pp.73-80, 1993.
- 13) 杉恵頼寧, 張峻屹, 斎田信一: 発生集中交通量予測モデルの時系列分析, 第49回土木学会全国大会概要集, pp.820-821, 1994.
- 14) Maddala, G.S.: Recent developments in the econometrics of panel data analysis, *Transportation Research*, Vol.21A, No.4/5, pp.303-326, 1987.
- 15) Bhargava, A., Franzini, L. & Narendranathan, W.: Serial correlation and the fixed effects model, *Review of Economic Studies*, 49, pp.533-549, 1982.
- 16) Lillard, L. A. & Willis, R. J.: Dynamic aspects of earning mobility, *Econometrica*, Vol.46, No.5, pp.985-1012, 1978.
- 17) 吉野直行, 高橋徹: パソコン計量経済学入門, pp.87-88, 1991.
- 18) 畠中道雄: 計量経済学の方法, pp.131-133, 1991.
- 19) Zellner, A.: An efficient method of estimating seemingly unrelated regressions and tests for aggregation bias, *Journal of the American Statistical Association*, 57, pp.348-368, 1962.
- 20) Jan Kmenta & Roy F. Gilbert: Estimation of seemingly unrelated regressions with autoregressive disturbance, *Journal of the American Statistical Association*, 65, pp.186-197, 1970.
- 21) 兵藤哲朗: モデル構造変化を前提とした交通需要推計法, 交通と統計, No.18, 交通統計研究所, 1989.

(1995.2.15日受付)

DEVELOPMENT OF TRAVEL DEMAND MODELS USING REPEATED CROSS-SECTIONAL DATA Yoriyasu SUGIE, Junyi ZHANG and Akimasa FUJIWARA

Very few work using repeated cross-sectional travel data has been undertaken in transportation research. This is especially true for travel data gathered every 10 years such as person-trip survey data. In these circumstances, we have confirmed the effectiveness of fixed-effects predicting models unifying zonal(interzonal) heterogeneity and first-order serial correlation of error terms for trip generation and distribution, using three-time points travel data in Hiroshima. However, several problems have still remained concerning interpretation of heterogeneity parameters, effects of different consistent estimates of first-order serial correlation coefficient on parameter estimation and estimation methods of models according to different hypothesis on heterogeneity parameters. This paper deals with these problems for three travel models including modal split for the purpose of developing a new travel demand predicting system considering these two longitudinal factors.