

IV-2 重力モデルの漸近的な不偏推定量について

岐阜大学工学部 正員 宮城 俊孝

1. 研究目的

重力モデルのパラメータ推定は、一般に線形誤差構造を仮定し、線形回帰分析によって行われる。しかし、その結果得られるパラメータは偏りをもつ。この推定量となり、したがって、推定分布交通量も偏りをもつ。本研究の目的はこの点を明らかにし、不偏推定量を求めたものの修正方法を提示することである。

2. 従来の方法による重力モデルのパラメータ推定

次のような重力モデルの誤差モデルを考えた。

$$V_{ij} = \alpha A_{ij}^{\beta} \exp(-\gamma t_{ij}) \varepsilon_{ij} \quad (1)$$

ここに、 V_{ij} : ゾーン間分布交通量

A_{ij} : ゾーン間活動水準指標

t_{ij} : ゾーン間走行時間

ε_{ij} : 誤差項, α, β, γ : パラメータ

式(1)の両辺の対数をとることによ、 γ 、また変数と添字の変換を行なうことによって、式(1)を示す線形回帰モデルを得る。

$$\left. \begin{aligned} Y_i &= \theta_1 X_{i1} + \theta_2 X_{i2} + \theta_3 X_{i3} + e_i \\ X_{i1} &= 1 \end{aligned} \right\} i=1, 2, \dots, I \quad (2)$$

式(2)において添字 i は i 番目の OD ペアであることを表わしてあり、それを OD ペア数とすると、式(1)と(2)の変数間の対応は次のようになる。

$$\left. \begin{aligned} Y_i &= \log V_{i12} & \theta_1 &= \log \alpha & e_i &= \log \varepsilon_{i12} \\ X_{i2} &= \log A_{i12} & \theta_2 &= \beta \\ X_{i3} &= t_{i12} & \theta_3 &= -\gamma \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式(2)に対して OLS を適用して得られるパラメータ推定量 $\hat{\theta}$ は不偏推定量である。このとき、重力モデルのパラメータ推定値は、

$$\hat{\alpha} = \exp \hat{\theta}_1, \quad \hat{\beta} = \hat{\theta}_2, \quad \hat{\gamma} = -\hat{\theta}_3 \quad (4)$$

で与えられる。このとき、 $\hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\gamma}$ は不偏推定

量と見えようには思われる。しかし、実際には $\hat{\alpha}$ は不偏とはならず、したがって、推定 OD 交通量 $\hat{V}_{i12}$ も偏りをもった推定量となる。すなわち、通常の方法では OD 交通量は式で与えられる。

$$\hat{V}_{i12} = \hat{\alpha} A_{i12}^{\hat{\beta}} \exp(-\hat{\gamma} t_{i12}) \quad (5)$$

式(1)のタイプのモデルは経済学ではコブ=ダグラス型生産関数として知られており、コブ=ダグラス型生産関数のパラメータの厳密な推定量の求め方は Goldberger によって示された⁽¹⁾。また、期待値の漸近的な不偏推定量については Bolch & Huang⁽²⁾によって与えられている。しかし、彼らは式の誘導によって全く触れてない。

3. 重力モデルの漸近的な不偏推定量について

$Z = \exp X$ で与えられる確率変数 Z の期待値と分散は、積率母関数 ψ を用いて次のように求めることができる。

$$E[Z] = \psi(1), \quad V[Z] = \psi(2) - \psi^2(1) \quad (6)$$

X が期待値 μ 、分散 σ^2 の正規分布にいた場合ならば、次のとき、

$$\left. \begin{aligned} E[Z] &= \exp(\mu + \frac{1}{2}\sigma^2) \\ V[Z] &= \exp(2\mu + 2\sigma^2) - \exp(2\mu + \sigma^2) \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

となる。

さて、式(1)の V と(2)の Y の関係は、上述の Z と X の関係に等しい。したがって、式(7)を利用することによって、重力モデル(1)の α の量の期待値と分散を求めることができる。

式(1)の α の漸近的な不偏推定量は式で与えられる。

$$\hat{\alpha} = \hat{\alpha} \exp(-\frac{1}{2} S_{\hat{\theta}_1}^2) \quad (8)$$

ここに、 $\hat{\alpha}$ は式(4)で与えられ、また $S_{\hat{\theta}_1}^2$ は推定パラメータ $\hat{\theta}_1$ の分散推定量である。

(証明) 誤差項 e_i に関する仮定より、 $\hat{\theta}_1$ は期待値

θ_1 , 分散 $\sigma_{\hat{\theta}_1}^2$ の正規分布にしたがう。よって, $\hat{\alpha}$ の期待値は,

$$E[\hat{\alpha}] = \exp(\theta_1 + \frac{1}{2} \sigma_{\hat{\theta}_1}^2) \quad (9)$$

となり, $E[\hat{\alpha}] \neq \alpha$ であるから, $\hat{\alpha}$ は不偏推定量とはならない。これを不偏推定量に修正するためには,

$$\hat{\alpha} = \hat{\alpha} \exp(-\frac{1}{2} \sigma_{\hat{\theta}_1}^2)$$

とすればよい。なぜならば,

$$E[\hat{\alpha}] = E[\hat{\alpha}] \exp(-\frac{1}{2} \sigma_{\hat{\theta}_1}^2) = \alpha$$

となるからである。 $\sigma_{\hat{\theta}_1}^2$ の推定値と $S_{\hat{\theta}_1}^2$ とおくことによって式(8)が得られる。■

式(1)の V_{ij} の漸近的な不偏推定量 $\hat{V}_{ij}$ は次式で与えられる。

$$\hat{V}_{ij} = \hat{V}_{ij} \exp\left\{\frac{1}{2}(\hat{\theta}^2 - S_{\hat{\theta}_{ij}}^2)\right\} \quad (10)$$

$\hat{V}_{ij}$ は式(5)で与えられ, また $S_{\hat{\theta}_{ij}}^2 (= S_{\hat{\theta}_i}^2)$ は, Y_i の推定値の分散推定量である。

(証明) 誤差項 e_k に対する仮定より, $\hat{Y}_i$ は期待値 $Y_i (= \theta_1 X_{i1} + \theta_2 X_{i2} + \theta_3 X_{i3})$, 分散 $\sigma_{\hat{Y}_i}^2$ の正規分布にしたがう。添字 k の OD 交通量 X_k に対して, i についていふものとし, $\hat{V}_{kij}$ の期待値を求めると,

$$E[\hat{V}_{kij}] = \exp(Y_{kij} + \frac{1}{2} \sigma_{\hat{Y}_{kij}}^2) \quad (11)$$

となる。 $\hat{V}_{kij}$ が不偏推定量であるためには,

$$E[\hat{V}_{kij}] = E[V_{kij}] = \alpha A_{kij}^p \exp(-r t_{kij}) E[E_{kij}] \quad (12)$$

が成立しなければならない。式(12)において,

$$E[E_{kij}] = \exp(\frac{1}{2} \sigma^2) \quad (13)$$

であるから, $E[\hat{V}_{kij}] \neq E[V_{kij}]$ となり, $\hat{V}_{kij}$ は偏りをもつ。これを修正するためには,

$$\hat{V}_{kij} = \hat{V}_{kij} \exp(\frac{1}{2} \sigma^2 - \frac{1}{2} \sigma_{\hat{Y}_{kij}}^2)$$

とすればよい。このとき,

$$E[\hat{V}_{kij}] = E[\hat{V}_{kij}] \exp(\frac{1}{2} \sigma^2 - \frac{1}{2} \sigma_{\hat{Y}_{kij}}^2) = E[V_{kij}]$$

が成立する。 σ^2 , $\sigma_{\hat{Y}_{kij}}^2$ の推定値と σ^2 , $S_{\hat{Y}_{kij}}^2 (= S_{\hat{Y}_i}^2)$ とおくことによつて, 式(10)を得る。■

OD 交通量の漸近的な不偏推定量 $\hat{V}_{ij}$ の分散推定量は次式で与えられる。

$$V[\hat{V}_{ij}] = \hat{V}_{ij}^2 \{ \exp(2 S_{\hat{Y}_{ij}}^2) - \exp(S_{\hat{Y}_{ij}}^2) \} \quad (14)$$

(証明) 式(10)より,

$$V[\hat{V}_{ij}] = V[\hat{V}_{ij}] \exp\left\{\hat{\theta}^2 - S_{\hat{\theta}_{ij}}^2\right\} \quad (15)$$

したがって, $V[\hat{V}_{ij}]$ を求めればよい。 $\hat{V}_{ij} = \exp(\hat{Y}_{ij})$ という関係式と式(7)を用いることによつて,

$$\begin{aligned} V[\hat{V}_{ij}] &= \exp(2 Y_{ij} + 2 \sigma_{\hat{Y}_{ij}}^2) - \exp(2 Y_{ij} + \sigma_{\hat{Y}_{ij}}^2) \\ &= \hat{V}_{ij}^2 \{ \exp(2 \sigma_{\hat{Y}_{ij}}^2) - \exp(\sigma_{\hat{Y}_{ij}}^2) \} \end{aligned}$$

いうように推定値 $\hat{\alpha}$, $\hat{\beta}$, $\hat{\gamma}$ および分散推定値 $S_{\hat{\theta}_{ij}}^2$ を用いることによつて,

$$V[\hat{V}_{ij}] = \hat{V}_{ij}^2 \{ \exp(2 S_{\hat{Y}_{ij}}^2) - \exp(S_{\hat{Y}_{ij}}^2) \} \quad (16)$$

したがって, 式(15), (16)より $V[\hat{V}_{ij}]$ を求めるとわかる。この関係式(10)を用いて書き換えることによつて式(14)を得る。■

式(10), (14), (16)から明らかになるように, $\hat{\theta}^2 = S_{\hat{\theta}}^2$ ならば, $V[\hat{V}_{ij}] = V[\hat{V}_{ij}]$ となる。

4. 結び

本稿は式(1)の指数型重力モデルに限定して議論を展開したが, 本稿で示した結果はその他の重力モデルに対しても同様に適用できる。線形回帰分析を行なうためには, 式(1)のタプの誤差構造と仮定する必要があった。誤差項を分離した誤差モデルの場合にはむしろ線形回帰理論は適用できず非線形回帰理論が必要となる。線形回帰理論と適用するにせよ, これは式(2)に適用できるであり, 式(1)に直接これを適用することもできない。従来の推定方法は式(2)で得た1100メートル推定値と準能に指数変換するだけで式(1)の1100メートル推定値としていた点に誤謬があった。また式(14)は交通量の区間推定を行なうのに必要となる。

参考文献

- (1) Goldberger, A. S. (1968) The interpretation and estimation of Cobb-Douglas production function, *Econometrica*, Vol. 35
- (2) Bolch, B. W. & C. J. Huang (1979) *Multivariate statistical methods for business and economics*, Prentice-Hall Inc