

観測交通量による構成モデル未知パラメータの逆推計
 -VICIS 情報利用モデルの推定への適用-

熊本大学 学生員 竹隈 史明
 熊本大学 正会員 溝上 章志

1. はじめに

最新の情報通信技術を用いた道路交通情報提供システムが整備され、全国で VICIS(Vehicle Information and Communication Systems)による道路交通情報の提供が開始されている。そこで、道路交通情報提供システムの導入便益を評価するために、VICIS 情報の利用者と非利用者に分割されたドライバーの経路選択規範を考慮に入れた多種流ネットワークフローと同時に、道路交通情報の均衡利用率を推定する VICIS 利用需要変動型多種流確率均衡モデル[MUSE/VICIS-Demand]を構築した。しかし、このモデルを実道路ネットワークへ適用するには、知覚所要時間の分散パラメータと VICIS 情報利用率パラメータをあらかじめ推定しておかなければならない。本研究では、断面交通量の観測値からモデルに含まれる未知パラメータを逆推計する方法を提案する。

2. 観測交通量による未知パラメータ推定モデル

観測交通量による[MUSE/VICIS-Demand]モデルの未知パラメータの逆推計モデルは以下のような2段階最適化問題で定式化できる。

[上位問題]

$$\text{Min} : F(\theta_1, \alpha, \beta | \bar{x}_a, q^g) = \sum_{a \in A} (\bar{x}_a - x_a)^2 \quad (1)$$

$$\text{s.t. } \theta_1 > 0, \alpha > 0, \beta > 0 \quad (2)$$

[下位問題]

$$\begin{aligned} \text{Min} : Z(x, f_g, q^g | \theta_1, \alpha, \beta) \\ = \sum_{a \in A} \int_b^{t_a} t_a(\omega) d\omega + \sum_{g=1,2} \frac{1}{\theta_g} \sum_{r \in R} \sum_{k \in K_r} f_{g,k}^{rs} \ln(f_{g,k}^{rs} / q_{rs}^g) \\ - \frac{1}{\beta} \sum_{r \in R} \int_b^{t_r} (\ln \frac{\omega}{\bar{q}_{rs}} + \alpha) d\omega \end{aligned} \quad (3)$$

$$\text{s.t. } \sum_{k \in K_r} f_{g,k}^{rs} = q_{rs}^g, \forall r \in R, \forall s \in S, g=1,2 \quad (4.a)$$

$$\sum_{g=1,2} q_{rs}^g = \bar{q}_{rs}, \forall r \in R, \forall s \in S, g=1,2 \quad (4.b)$$

$$x_a = \sum_{r \in R} \sum_{k \in K_r} \sum_{g=1,2} f_{g,k}^{rs} \delta_{a,k}^{rs}, \forall a \in A \quad (4.c)$$

$$q_{rs}^g \geq 0, \forall r \in R, \forall s \in S, g=1,2 \quad (4.d)$$

$$f_{g,k}^{rs} \geq 0, \forall k \in K_r, \forall r \in R, \forall s \in S, g=1,2 \quad (4.e)$$

ここで、 \bar{A} は観測リンク集合、 \bar{x}_a は観測リンク交通量、 x_a は下位問題から得られる推計リンク交通量

である。また、下位問題の x, f_g, q^g は解ベクトル、 \bar{q}_{rs} は既知の rs -OD 交通量、 θ_g は知覚所要時間の分散パラメータ、 α, β は VICIS 情報利用率パラメータである。

下位問題は VICIS 利用需要変動型多種流確率均衡モデル[MUSE/VICIS-Demand]であり、任意の θ_1, α, β についてネットワーク均衡解を求める問題である。上位問題では下位問題で得られた均衡解 x^* に対して、観測リンク集合における観測リンク交通量と推計リンク交通量との残差平方和を最小とする未知パラメータ θ_1, α, β を見つける問題である。本研究では、このような2段階最適化問題を効率的に解くために非線形感度分析手法を適用する。

3. 非線形感度分析手法

非線形感度分析手法では、下位問題のネットワーク均衡状態を保ったまま上位問題の目的関数の勾配が計算可能であり、同時に摂動パラメータの変化の方向や大きさを推定可能である。そこで、下位問題である[MUSE/VICIS-Demand]モデルの解についての必要条件より、上位問題の目的関数の勾配は

$$\nabla F(\epsilon) = \nabla_\epsilon F(\epsilon) + \begin{bmatrix} \nabla_q F(\epsilon) \\ \nabla_f F(\epsilon) \\ \nabla_\mu F(\epsilon) \end{bmatrix} \quad (5)$$

と計算され、目的関数の最急降下方向は $-\nabla F(\epsilon)$ となる。ここでの摂動パラメータ ϵ は未知パラメータ θ_1, α, β である。

4. 数値シミュレーションの方法

非線形感度分析手法の適用可能性を実証するために、図-1のモデルネットワークにおいて数値シミュレーション

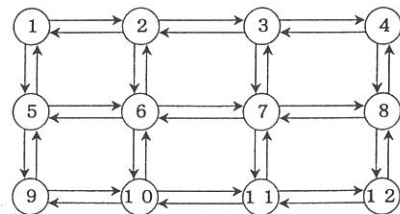


図-1 計算に用いたモデルネットワーク

ュレーションを行う。ODペアは、1-6,1-12,6-1,6-12,12-1,12-6の6つとする。ここでは、あらかじめ設定した真値 $\varepsilon_0(=\theta_1^0, \alpha_0, \beta_0)$ を用いた[MUSE/VICS-Demand]モデルから得られる均衡リンクフロー x_a をもとに

$$\bar{x}_a = x_a \cdot (1.0 + t_x Z_a) \quad (6)$$

より、 $N(x_a, \sigma_x^2)$ に従う観測誤差を含む観測リンク交通量を作成する。ここで、 Z_a は独立に発生させる標準正規乱数、 $t_x(=\sigma_x / x_a)$ は変動係数である。以下に計算アルゴリズムを示す。

Step-1: 初期値 $\varepsilon^{(0)}(=\theta_1^{(0)}, \alpha^{(0)}, \beta^{(0)})$ を設定し、下位問題の[MUSE/VICS-Demand]による配分を行い、上位問題の目的関数値 $F^{(0)}(\varepsilon^{(0)})$ を計算する。 $k=0$ とする。

Step-2: 非線形感度分析を用いて、上位問題の目的関数の最急降下方向 $d^{(k)} = -\nabla F^{(k)}(\varepsilon^{(k)})$ を決定する。降下方向がなければ計算終了。

Step-3: 実行可能解を $\varepsilon^{(k+1)} = \varepsilon^{(k)} + a \cdot d^{(k)}$ で更新する。 a はステップサイズを表す。

Step-4: $\varepsilon^{(k+1)}$ に対して、下位問題を解き均衡リンクフローを求め、目的関数 $F^{(k+1)}(\varepsilon^{(k+1)})$ を計算する。

Step-5: $F^{(k+1)} < F^{(k)}$ なら、ステップサイズを $a = a\delta_1$ ($0 \leq \delta_1 \leq 1$) で更新して、Step-4へ。 $a > \delta_2$ (収束判定基準) なら、 $k=k+1$ として Step-3へ。 $a < \delta_2$ なら計算終了。

上記のシミュレーションを K 回繰り返し、推定された未知パラメータの期待値は真値に等しいという帰無仮説 ($H_0: E[\varepsilon^* (= \theta_1, \alpha, \beta)] = \varepsilon_0 (= \theta_1^0, \alpha_0, \beta_0)$) の仮説検定によって推定精度の評価を行った。

5. 未知パラメータの推定

VICS 利用者の分散パラメータ $\theta_2 = +\infty$, $\alpha = 0.0$ に固定し、VICS 非利用者の分散パラメータ θ_1 と VICS 情報利用率パラメータ β を同時推定する。真値 $\theta_1^0 = 0.1, \beta_0 = 0.1$, 初期値 $\theta_1^{(0)} = 0.45$, $\beta^{(0)} = 0.3$, $t_x = 0.01, K = 100$ とする。解の更新状況を図-2に

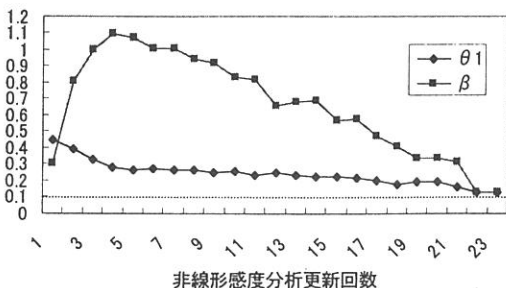


図-2 更新プロセスによる解の収束状況

示す。5回目以降、 θ_1, β ともに真値に向かって解は改善されていき、23回の繰り返し計算で推定値 $\theta_1 = 0.118, \beta = 0.115$ で収束する。非線形感度分析手法は本モデルの解法として適用可能である。

観測リンク集合の違いが未知パラメータの推定に及ぼす影響を比較する。結果を表-1に示す。全体的にやや過大推計となり、有意水準 5%において帰無仮説が棄却される結果となったが、観測リンク数が15の場合(総トリップ数に対してリンク交通量が10%以上のリンクが観測リンク集合)では、信頼性の高い推定値が得られた。このことから、パラメータの推定に対して効果的な観測リンク集合の設定方法があると考えられる。

次に、リンク交通量の観測誤差、ここでは変動係数の大きさが未知パラメータの推定に及ぼす影響を比較する。結果を表-2に示す。観測誤差が大きくなると、両パラメータとも次第に過大推計する傾向となり、10%では真値に対して約2倍の推定結果となった。また、 t 値は推定値の分散が大きくなるため小さくなっていく。これより、実際の道路網上で交通量観測を行う場合には、誤差を小さくすることで未知パラメータの推定精度を向上させることが可能である。

表-1 観測リンク集合の違いにおける推定結果

総トリップに対する割合	全リンク	10%以上	10%以下	20%以上	
観測リンク数	34	15	19	8	
θ_1	期待値	0.135	0.118	0.139	0.122
	真値に対するt値	8.335	6.776	14.61	8.644
β	期待値	0.198	0.144	0.094	0.131
	真値に対するt値	7.497	6.822	2.141	6.845

表-2 観測誤差の違いにおける推定結果

変動係数	0.01	0.03	0.05	0.1	
θ_1	期待値	0.118	0.133	0.133	0.207
	真値に対するt値	6.776	6.765	4.78	1.974
β	期待値	0.144	0.209	0.217	0.218
	真値に対するt値	6.822	4.024	4.655	6.906

6. おわりに

本研究では、構成モデルに含まれる未知パラメータを断面交通量の観測値から逆推定する手法を提案し、これを[MUSE/VICS-Demand]モデルの未知パラメータ推定に適用した。その際、非線形感度分析を適用して、モデルネットワークを用いたシミュレーションによりその有効性を実証した。しかし、式(5)から分かるように、非線形感度分析では経路交通量の情報を必要とするので、大規模な実ネットワークへ適用するには Simplicial Decomposition 法などの経路列挙法を用いる必要がある。