

# モバイル移動データを活用した交通流動 推定手法の提案

嶋本 寛<sup>1</sup>・飯田 恭敬<sup>2</sup>・倉内 文孝<sup>3</sup>・國分 恒彰<sup>4</sup>

<sup>1</sup>正会員 宮崎大学准教授 工学部社会環境システム工学科 (〒889-2192 宮崎市学園木花台西1-1)  
E-mail:shimamoto@cc.miyazaki-u.ac.jp

<sup>2</sup>フェロー 京都大学名誉教授

<sup>3</sup>正会員 岐阜大学教授 工学部社会基盤工学科 (〒501-1193 岐阜市柳戸町1-1)  
kurauchi@gifu-u.ac.jp

<sup>4</sup>非会員 (株) 福山コンサルタント 本社事業部 (〒812-0013 福岡市博多区博多駅東三丁目6-18)  
E-mail:kokubu@fukuyamaconsul.co.jp

OD交通量は、交通需要予測などの交通計画のための必要不可欠なデータである。これまでに交通センサやパーソントリップ調査のアンケート調査に基づいた推定や、リンク交通量とプローブカーデータを用いた逆推定手法が提案されているが、ともに推定精度を高めるにはサンプル数を増やす必要がある。

本研究では、モバイル移動データの活用を念頭に置いたOD交通量逆推定手法の提案を行う。提案する手法は、モバイル移動データから得られるサンプル交通量と、数ゾーンにおける集中交通量の実数値を観測データとして、発生交通量を逆推定するものであり、従来の手法よりも小サンプルで推定が可能である。本稿では、提案するモデルの定式化を行ったのち、仮想ネットワークを用いたモデルの精度検証の結果を報告する。

**Key Words :** OD estimation, GPS trajectory data

## 1. はじめに

従来の OD 交通量は、交通センサおよびパーソントリップ調査のアンケート調査にもとづいて推定されている。しかし、調査作業が膨大であるにもかかわらず、収集データの質が低く、また多額の費用を要することが問題になっている。これを受けて、観測リンク交通量に整合するよう OD 交通量を逆推定する方法が多く提案されているものの、これらのモデルの多くは、観測リンク交通量の他に経路利用率など詳細な入力データが必要である。既存研究において、経路利用率は交通量配分やシミュレーションモデルによって別途推定する<sup>1</sup>か、プローブカーデータの走行履歴データにより推定する<sup>2</sup>必要がある。交通量配分やシミュレーションモデルを用いる場合は、その行動規範と OD 推定の間整合性が問題となり、またプローブカーデータから経路利用率を高精度に推定するには、一定量以上のデータ数が必要であり、費用が高額となるという問題点を有している。

一方、プライバシー等の問題を解決すれば、今後は携帯電話移動データ（以下では、モバイル移動データ）の

利用が広く行われるようになると考えられるが、位置情報の精度が高く、また必要に応じて随時データ入手が可能で、その費用も経済的である。本稿では、モバイル移動データを用いた OD 推定手法の提案と、その性能検証を行うことを目的とする。

モバイル移動データでゾーン間の OD トリップデータが得られるが、サンプルデータであるため、交通計画に使用するには実数化しなければならない。OD 交通量の実数推定は、モバイル移動データから発生ゾーン別目的地選択確率が得られると、各ゾーンの発生交通量および集中交通量を実数観測するか、あるいは別途推定することで行える。しかし、すべてのゾーンの発生交通量および集中交通量を実数調査で求めることは現実的に困難である。また全ゾーンの発生交通量と集中交通量を正確に別途推定することは、このこと自体が OD 交通量推定の根幹であり、容易な方法は見当たらない。しかし、一部ゾーンのみ集中交通量であれば、その実数観測はそれほど困難なことではない。本稿で提案するモデルは、一部主要ゾーンのみ集中交通量を実数観測することにより、モバイル移動データを用いて、各ゾーンの発生交通

量と未観測ゾーンの集中交通量を推定するものである。

## 2. モバイルデータを用いた交通流動推定手法の定式化

### (1) はじめに

本稿では、図-1に示すような発生及び集中ゾーンが対象域内及び域外に存在するようなネットワークを想定する。図-1ではゾーンが直線上に並んでいるが、ゾーンが対象域内及び対象域外に対して面的に分布する場合にも拡張が可能である。トリップ移動は、域内から域内への内内 OD 交通、域内から域外への内外 OD 交通、域外から域内への外内 OD 交通、域外から域外への外外 OD 交通（通過交通）の 4 種類である。内々比率、外内比率をそれぞれ  $\tau_c$ 、 $\lambda_k$  とすると、内外比率、外外比率はそれぞれ  $1 - \tau_c$ 、 $1 - \lambda_k$  となる。

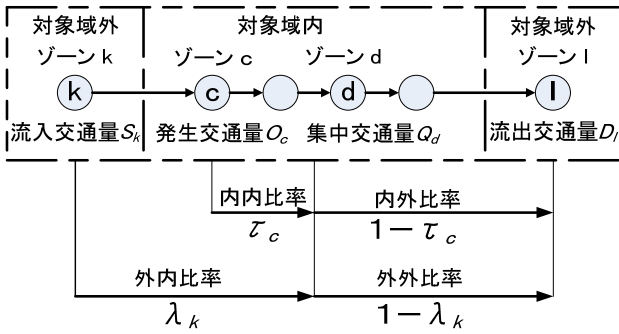


図-1 対象域とゾーン位置

### (2) 記号表記

本研究で用いる記号とその意味は、以下の通りである。さらに、文字の上に“^”をつけたものは推定値であることを示す。

- $IN$  : 域内ゾーンの集合
- $OUT$  : 域外ゾーンの集合
- $C$  : 域内の発生ゾーンの集合 ( $C \subset IN$ )
- $D$  : 域内の集中ゾーンの集合 ( $D \subset IN$ )
- $D_{obs}$  : 集中交通量を観測されている域内ゾーンの集合 ( $D_{obs} \subset D$ )
- $K$  : 域外の発生ゾーンの集合 ( $K \subset OUT$ )
- $L$  : 域外の集中ゾーンの集合 ( $L \subset OUT$ )
- $O_r$  : 域内ゾーン  $r \in R$  からの発生交通量
- $Q_d$  : 域内ゾーン  $d$  への集中交通量
- $S_k$  : 域外ゾーン  $k$  からの流入交通量
- $D_l$  : 域外ゾーン  $l$  への流出交通量
- $\tau_c$  : 域内ゾーン  $c \in C$  からの発生交通量のうち、目的地が域内である比率
- $\lambda_k$  : 域外ゾーン  $k \in K$  からの発生交通量のうち、目的地が域内である確率

- $m_{cd}$  : 内々トリップの目的地選択確率 ( $c \in C, d \in D$ )
- $n_{ck}$  : 内外トリップの目的地選択確率 ( $c \in C, k \in K$ )
- $q_{kd}$  : 外内トリップの目的地選択確率 ( $k \in K, d \in D$ )
- $r_{kl}$  : 外外トリップの目的地選択確率 ( $k \in K, l \in L$ )
- $N_{Q^*}$  : 集中トリップを実数観測するゾーン数
- $N_C$  : 域内の発生ゾーン数
- $N_K$  : 域外の発生ゾーン数

### (3) 基本モデルの定式化

本研究では、域内の発生ゾーン  $c$  から発生する交通の域内、域外ゾーンへの目的地選択確率  $m_{cd}$ 、 $n_{cl}$ 、および域外の発生ゾーン  $k$  から発生する交通の域内、域外ゾーンへの目的地選択確率  $q_{kd}$ 、 $r_{kl}$  はモバイル移動データから入手することが可能であり、先決値として与えられると想定する。なお、 $m_{cd}$ 、 $n_{cl}$ 、 $q_{kd}$ 、 $r_{kl}$  は式(1)から(4)の制約条件を満足している。

$$\sum_{d \in D} m_{cd} = 1 \quad (1)$$

$$\sum_{l \in L} n_{cl} = 1 \quad (2)$$

$$\sum_{d \in D} q_{kd} = 1 \quad (3)$$

$$\sum_{l \in L} r_{kl} = 1 \quad (4)$$

このとき、域内ゾーンの発生交通量推定値  $\hat{O}_c$  および域外ゾーンからの流入交通量の推定値  $\hat{S}_k$  を、式(5)に示す域内ゾーン  $d$  への集中交通量の推定値と実測値の残差平方和を最小化することで推計する。

$$\Psi = \sum_{d \in D_{obs}} \left[ \left( \sum_{c \in C} \hat{O}_c \tau_c m_{cd} + \sum_{k \in K} \hat{S}_k \lambda_k q_{kd} \right) - Q_d^* \right]^2 \quad (5)$$

→ min

such that

$$\sum_{c \in C} \hat{O}_c = \hat{O} \quad (6)$$

$$\sum_{k \in K} \hat{S}_k = \hat{S} \quad (7)$$

$$O_c \geq 0, \forall c \in C \quad (8)$$

$$\hat{S}_k \geq 0, \forall k \in K \quad (9)$$

式(5)から(9)を解くことにより、域内ゾーン  $c \in C$  からの発生交通量  $\hat{O}_c$  および域外ゾーン  $k \in K$  からの流入交通量  $\hat{S}_k$  が求まる。これらから、以下に示すように内々交通量  $X_{cd}$ 、外内交通量  $U_{kd}$ 、内外交通量  $Y_{cl}$ 、外外交通量  $W_{kl}$  の推定値が求まる。

$$\hat{X}_{cd} = \hat{O}_c \tau_c m_{cd} \quad (10)$$

$$\hat{U}_{kd} = \hat{S}_k \lambda_k q_{kd} \quad (11)$$

$$\hat{Y}_{cl} = \hat{O}_c (1 - \tau_c) n_{cl} \quad (12)$$

$$\hat{W}_{kl} = \hat{S}_k (1 - \lambda_k) r_{kl} \quad (13)$$

上記の OD 交通量の実数推定には、域内ゾーンにおける集中トリップ数の観測値が必要となるが、これはゾーンの集中交通量を実測するか、あるいは人口統計データなどの既存各種データを利用できる。なお、式(5)において、一部のゾーンのみでの集中交通量を観測することで OD 推定が可能であり、本モデルの特徴である。

#### (4) 重み平均モデルの定式化

モバイル移動データでは、式(1)から(4)に示す発生ゾーン別目的地選択確率に加えて、ゾーン発生交通量の相対比率が得られるため、本節ではこれらのデータも活用したモデルを考える。モバイル移動データによる域内発生ゾーンからの発生交通量を  $O'_c$ 、域外ゾーンからの流入交通量のサンプル値を  $S'_k$  とする。また、以下に示すようにこれらのゾーン発生交通量の総和を  $T'$  とする。

$$\sum_{c \in C} O'_c + \sum_{k \in K} S'_k = T' \quad (14)$$

同様に、推計値の総和を  $T'$  とする。

$$\sum_{c \in C} \hat{O}_c + \sum_{k \in K} \hat{S}_k = \hat{T} \quad (15)$$

前述した基本モデルでは、式(5)に示す通り一部ゾーンにおける集中交通量の推計値と実測値を近似させる残差平方和項だけであるが、発生交通量の推計値である  $\hat{O}_c$ 、 $\hat{S}_k$  のそれぞれをモバイル移動データによるサンプル値の相対比率に近似させる残差平方和を付け加えるモデルを考える。ただし、集中トリップの観測ゾーン数は、域内および域外の発生交通量ゾーン総数に比べて極めて少ないため、発生交通量の残差平方和の影響が支配的になることが想定される。これを是正するために、集中交通量の残差平方和を集中交通量が観測されているゾーン数で、発生交通量の残差平方和を発生ゾーン総数でそれぞれ除して、両者の残差平方和の重みを均等化する以下のモデルを考える。

$$\psi = \frac{1}{N_{Q^*}} \sum_{d \in D_{obs}} \left[ \left( \sum_{c \in C} \hat{O}_c \pi_c m_{cd} + \sum_{k \in K} \hat{S}_k \lambda_k q_{kd} \right) - Q_d^* \right]^2 + \frac{1}{N_R + N_K} \left[ \sum_{c \in C} \left( \hat{O}_c - \hat{T} \frac{O'_c}{T'} \right)^2 + \sum_{k \in K} \left( \hat{S}_k - \hat{T} \frac{S'_k}{T'} \right)^2 \right] \rightarrow \min \quad (16)$$

such that

式(6)~式(9)

このように、ゾーン発生交通量の残差項を付け加えることで、より安定した推定解をもとめることができると考えられる。なお、ゾーン集中交通量とゾーン発生交通量の数値オーダーに大きな差があるときは、残差平方和を絶対値ではなく相対値として記述するモデルも考えら

れる。

以降では、前節で述べた基本モデルに対して本節で述べたモデルを重み平均モデルとよぶ。

### 3. 仮想ネットワークにおける計算例

#### (1) 計算条件

本章では、図-2に示す仮想ネットワークを用いて、提案するモデルの性能を検証する。本研究で提案したモデルにおいて必要となる入力データは、以下の通りである。

- i) 域内ゾーンの一部ノードにおける集中交通量
- ii) 域内ゾーンの総発生交通量および域外ゾーンからの総流入交通量 ( $\hat{O}$  および  $\hat{S}$ )
- iii) 目的地選択確率
- iv) ゾーン発生交通量の相対比率 (重み平均モデルのみ)

このうち、i) と ii) のデータは真値と想定する OD 交通量から算出する。なお、真値の OD 交通量は、域内の中心部に位置するノード 4, 5, 6, 7 の発生および集中交通量が多くなるように設定した。また、iii) および iv) のデータを作成するにあたり、モバイル移動データから観測されると想定する OD 交通量を、全 OD ペアについて真値の 1/1,000 として与える。そして、モバイル移動データから観測される OD 交通量から目的地選択確率  $m_{cd}$ 、 $n_{cl}$ 、 $q_{kd}$ 、 $r_{kl}$ 、およびゾーン発生交通量を算出する。なお、以下の分析において域外ノードに流出する交通量を 0、すなわち  $\tau_c = \lambda_k = 1.0$  として計算をすすめる。

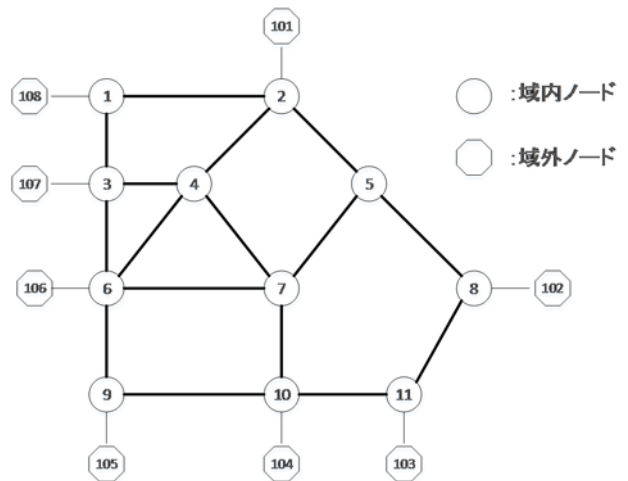


図-2 計算対象ネットワーク

#### (2) 基本モデルと重み平均モデルの精度比較

まず、域内および域外ゾーンから総発生交通量  $\hat{O}$  および  $\hat{S}$  を真値として与え、さらにモバイル移動データから

表-1 観測誤差がない場合の発生交通量推定精度の比較

(a) 域内ノード

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
基本モデル	854.0	477.7	538.9	763.3	974.7	1138.9	1513.0	829.6	566.3	271.8	971.7
重み平均モデル	500.0	600.0	600.0	1100.0	1500.0	1000.0	2000.0	800.0	100.0	400.0	300.0
真値	500.0	600.0	600.0	1100.0	1500.0	1000.0	2000.0	800.0	100.0	400.0	300.0

(b) 域外ゾーン

	101	102	103	104	105	106	107	108
基本モデル	332.3	23.2	313.9	22.5	0.3	210.4	6.5	190.9
重み平均モデル	100.0	200.0	200.0	100.0	100.0	200.0	100.0	100.0
真値	100.0	200.0	200.0	100.0	100.0	200.0	100.0	100.0

観測される OD の構成比率も、OD の正解データと一致させて、基本モデルと重み平均モデルの推定精度の比較を行う。表-1に両モデルにより推定された発生需要を示す。表-1をみると、重み平均モデルでは域内および域外ノードの発生交通量を誤差なく推定できており、さらにモバイルデータの OD 構成比率も真値と同一であると想定しているため、OD 交通量も誤差なく推定できていることがわかる。一方、基本モデルでは域内および域外ノードの発生交通量の推定誤差が大きくなっている。基本モデルと重み平均モデルの目的関数値を調べたところ、それぞれ  $7.94 \times 10^{11}$ 、 $1.04 \times 10^{11}$  とともに 0 に十分近いため、基本モデルの推定誤差が大きいのは計算機の打ち切り誤差が原因であると思われる。

(3) インพุットデータに誤差を有する場合の推定精度の検証

本節では、重み平均モデルを用いて観測値に誤差および欠損がある場合の推定精度の比較を行う。

a) モバイル移動データの構成比率が真値と異なる場合

まず、域内ゾーンの全ノードの集中交通量が正確に計測された状態で、モバイル移動データの OD の構成比率が真値と異なる場合の推定精度を検証する。図-3 にモバイル移動データの観測誤差と OD 推定誤差および式(16)に示す目的関数値の関係を示す。なお、観測誤差が  $\pm\alpha\%$  におけるモバイル移動データの OD 交通量を以下の式で求めた。

$$x_{cd} = \rho \left( 1 + \frac{\alpha}{100} \cdot rnd \right) X_{cd} \quad (17)$$

$$u_{kd} = \rho \left( 1 + \frac{\alpha}{100} \cdot rnd \right) U_{kd} \quad (18)$$

ここに、 $x_{cd}$ 、 $u_{kd}$  はそれぞれモバイル移動データの OD 交通量、 $X_{cd}$ 、 $U_{kd}$  は内内、外内交通量の真値、 $\rho$  はモバイル移動データの抽出率（本研究では  $1/1,000$  とした）、 $rnd$  は -1 から 1 の値をとる一様乱数である。また、OD 推定誤差は以下のように相対誤差で表した。ただし、 $N_{OD}$  は域内ゾーンを起終点とする OD ペア数である。

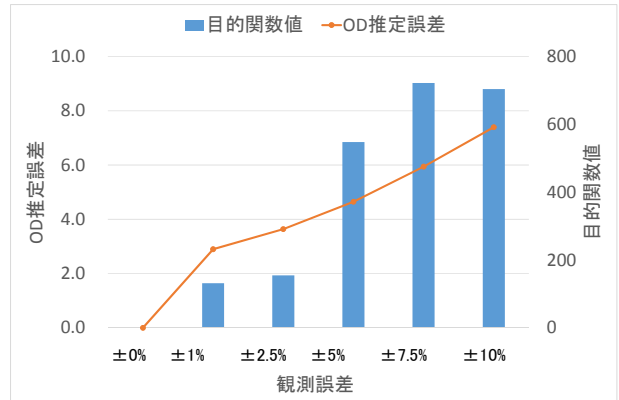


図-3 モバイル移動データの誤差と推定誤差の関係

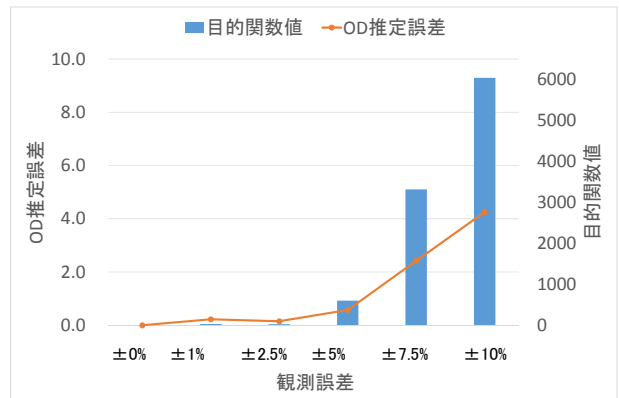


図-4 集中交通量の誤差と推定誤差の関係

$$\epsilon = \frac{1}{N_{OD}} \sum_{c \in C} \sum_{d \in D} \frac{|X_{cd} - \hat{X}_{cd}|}{\hat{X}_{cd}} \quad (19)$$

図-3を見ると、観測誤差が0%のとき、OD推定誤差、目的関数値ともに0であり、前節でも確認したように誤差なく推定されている。観測誤差を有するようになれば、OD推定誤差、目的関数値ともに増加していくが、目的関数値は観測誤差が $\pm 2.5\%$ から $\pm 5\%$ の間で増加率が大きくなっているものの、OD推定誤差は観測誤差の増加率とほぼ線形の関係があることがわかる。

b) 集中交通量に観測誤差を有する場合

次に、集中交通量のみ観測誤差を有する場合の推定精度を検証する。図-4に結果を示す。なお、観測誤差およびOD推定誤差は前節と同様である。図-4を見ると、

OD 推定誤差, 目的関数値ともに観測誤差が $\pm 5\%$ を超えると急激に増加していることがわかる. したがって, 本モデルにおいて集中交通量の観測誤差が小さい場合は精度よく推定できるものの, 観測誤差が大きくなると推定精度は急激に悪くなる傾向にあるといえる.

#### c) モバイル移動データと集中交通量の両方に観測誤差を有する場合

次に, モバイル移動データと集中交通量の両方に観測誤差を有する場合の推定精度を検証する. 表-2 にモバイル移動データおよび集中交通量の観測誤差ごとの OD 推定誤差を示す.

表-2 観測誤差と推定誤差の関係

		モバイル移動データ誤差		
		1.0%	5.0%	10.0%
集中交通量 誤差	1.0%	2.86	4.27	7.04
	5.0%	2.86	4.27	6.95
	10.0%	5.13	5.82	8.01

集中交通量の観測誤差が 1.0%のときと 5.0%を比較すると推定誤差はほぼ同一の値を取っているが, 観測誤差が 10.0%になると特にモバイル移動誤差 1.0%のときに大きく増加している. 一方, モバイル移動データ誤差が大きくなるにつれ, 概ね推定誤差も大きくなる傾向にあるが, 特に集中交通量誤差が小さいときほどその傾向が強いといえる. したがって, 集中交通量誤差が小さいときは, 観測誤差に対するモバイル移動データ誤差が及ぼす影響が強いが, 集中交通量誤差が大きくなると, 観測誤差に対するモバイル移動データ誤差が及ぼす影響は小さくなるといえる.

#### d) 集中交通量の観測ゾーン数が限定される場合

最後に, 集中交通量の観測ゾーン数が限定されることによる影響をみるため, モバイル移動データ誤差と集中交通量誤差を 5.0%に固定した上で, 観測ゾーン数と推定精度の関係を検証する. 表-2に設定したケースと, 推定誤差を示す. ケース1は域内全ノードの集中交通量が観測された場合である. また, ケース2から4がそれぞれ集中交通量が上位4つ, 3つ, 2つのノードが観測対象となった場合であり, ケース5から7はそれぞれ集中交通量が下位4つ, 3つ, 2つのノードが観測対象となった場合を

想定している.

まず, ケース2から4とケース5から7を比較すると, 一般的に集中交通量が多いノードが観測対象となった方が観測誤差が小さいことがわかる. さらに, 観測対象ノード数と観測誤差の関係に着目すると, 集中交通量が上位のノードを観測対象とした場合, 観測対象ノードを増やすにつれて観測誤差が小さくなっているが, 集中交通量が下位のノードを観測対象とした場合, 観測対象ノードを増やしても観測誤差はほとんど変化しないことが読み取れる. したがって, 集中交通量が多いノードから順に観測対象ノードとした方が観測誤差が小さくなり, さらに観測ノードを増やす場合でも集中交通量の多いノードから増やした方が推定精度がより向上する傾向があるといえる.

## 4. おわりに

本研究では, 今後広く利用できると考えられるモバイル移動データの活用を念頭に置いたOD交通量推定手法の提案した. 提案した手法は, モバイル移動データから得られるサンプル交通量と, 数ゾーンにおける集中交通量の実数値を観測データとして, 発生交通量を逆推定するものであり, 域内ゾーンへの集中交通量の推計値と実測値の残差平方和を最少化する基本モデルと, 基本モデルの目的関数にモバイル移動データによるサンプル値の相対比率に近似させる残差平方和を加える重み平均モデルの2種類のモデルを提案した.

さらに, 仮想ネットワークを用いた提案手法の精度検証を行った. まず, 入力データを全て真値として基本モデルと重み平均モデルの精度検証を行ったところ, 重み平均モデルは誤差なく推定できたものの, 基本モデルでは推定誤差が生じることを確認した. その上で, 重み平均モデルを用いて精度検証を行ったところ, 以下の知見を得た.

- ・ モバイル移動データの観測誤差とOD推定誤差の増加率の間には, 線形の関係が見られる
- ・ 集中交通量に観測誤差が小さいときは精度よくOD交通量を推定できるが, 観測誤差が大きくなると

表-3 集中交通量観測ノード数と推定誤差の関係

ケース	観測ノード	観測誤差	備考(観測ノードの特性)
1	域内全ノード	4.27	-
2	4, 7	4.47	集中交通量が上位2つのノード
3	4, 5, 7	4.33	集中交通量が上位3つのノード
4	4, 5, 6, 7	4.29	集中交通量が上位4つのノード
5	1, 9	4.58	集中交通量が下位2つのノード
6	1, 9, 11	4.59	集中交通量が下位3つのノード
7	1, 8, 9, 11	4.58	集中交通量が下位4つのノード

推定精度は急激に悪くなる

- ・ 一部の域内ノードの集中交通量しか観測できないとき、集中交通量が多いノードから順に観測対象ノードとした方が観測誤差が小さくなり、さらに観測ノードを増やす場合でも集中交通量が多いノードから増やした方が推定精度がより向上する傾向がある。

今後の課題として、別のシナリオを検討したり乱数を複数回発生させて計算することにより、得られた知見を一般化する必要がある。さらに、本モデルの入力データであるモバイル移動データを入手し、そのサンプル特性を明らかにした上で実ネットワークへの適用を行う必要

がある。

#### 【参考文献】

1. 上坂克巳, 橋本浩良, 松本俊輔, 前川友宏, 倉内文孝, 飯田恭敬: OD交通量逆推定手法の道路交通センサスへの適用に関するケーススタディ, 第40回土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM
2. 飯田恭敬: 交通計画のための新パラダイム-交通ネットワーク信頼性とOD交通量逆推定-, 技術書院, 2008

(2015. 7. 31 受付)

## ESTIMATION OF TRAFFIC FLOW USING MOBILE DATA

Hiroshi SHIMAMOTO, Yasunori IIDA, Fumitaka KURAUCHI and Tsuneaki KOKUBU