

# プローブカーの速度情報を用いた 動的OD交通量の推定可能性に関する研究

三輪 富生<sup>1</sup>・山本 俊行<sup>2</sup>・竹下 知範<sup>3</sup>・森川 高行<sup>4</sup>

<sup>1</sup>正会員 名古屋大学大学院助教 工学研究科 (〒464-8603 名古屋市千種区不老町)  
E-mail:miwa@civil.nagoya-u.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 名古屋大学大学院准教授 工学研究科 (〒464-8603 名古屋市千種区不老町)  
E-mail:yamamoto@civil.nagoya-u.ac.jp

<sup>3</sup>非会員 静岡県庁 建設部道路局 (〒420-8601 静岡市葵区追手町9番6号)  
E-mail:tomonori1\_takeshita@pref.shizuoka.lg.jp

<sup>4</sup>正会員 名古屋大学大学院教授 環境学研究科 (〒464-8603 名古屋市千種区不老町)  
E-mail:morikawa@nagoya-u.jp

プローブカーデータは、利用上の制約が少ないことや情報収集エリアが広いことなど、多くの利点を有する。しかし、プローブカーは交通量に関する情報を提供しない上、その情報は車両間にばらつきが存在し、またリンクごとに得られるサンプル数が異なる。本研究では、このようなプローブカーデータの情報のばらつきを考慮した上で、観測速度情報を用いてOD交通量の推定を試みる。具体的には、観測された速度と  $k-v$  曲線より、各リンク上のプローブカー通過時刻における交通量をベイズ理論により推定する手法を示す。さらに、推定された交通量および信頼性指標を用いて動的OD交通量の推定を行う。結果として、プローブカー情報の信頼性を考慮して推定されたOD交通量は、それを考慮しない場合より精度が向上することが示された。

**Key Words** : *probe-vehicle data, dynamic O-D estimation, Bayesian inference approach, traffic simulation, vehicular speed*

## 1. はじめに

近年、新たな ITS 技術の開発と、これによる道路交通状況改善のための試みが精力的に進められている。ここで、例えば、リアルタイム交通情報を活用した経路誘導システム<sup>1)</sup>の適用が、交通状況変化に対してどの程度のインパクトを有するかを予測するためには、動的交通シミュレータ等を用いた交通流変化の詳細な分析が不可欠である。この際、特に、時刻変化を考慮したOD交通量データ、すなわち動的OD交通量データは、最も基本的かつ最も重要なインプットデータである。このため近年では、路側観測交通量から日々の交通需要の変化を考慮した詳細なOD交通量の推定を試みる研究<sup>2)</sup>や、路側観測交通量からリアルタイムにOD交通量を推定し現状に即した交通状況を再現することで、事故等の突発的な事象による交通渋滞の空間的な広がりを予測しようと試みる研究<sup>3)</sup>もみられる。しかしながら、OD交通量推定に用いられる詳細な地点観測交通量データは、路側に設置された観測機器を用いて交通管理者や道路管理者により収集、

管理がなされており、少なくとも我が国においてはその利用に対する制約は決して少なくない。

プローブカーシステムは、道路ネットワーク上の交通状況に関する情報をリアルタイムに収集可能であり、近年では世界各地で多くの実験が行われている。特に、このシステムは、路側観測機器等と比較して飛躍的に情報収集エリアを広げる点や、ハード的インフラ整備を伴わないため比較的安価に情報収集が可能な点、加減速などの車両挙動や走行経路等の詳細な情報を収集可能な点、さらには、利用に関する制約が少ない点などが大きな利点として挙げられる。

これまでに、プローブカーデータを用いてOD交通量の推定を試みた研究はみられる。Hellinga<sup>4)</sup>は、プローブカーが道路交通量全体に占める割合とトリップの起終点情報を用いて動的OD交通量を推定する方法を示している。ここでは、プローブカーが一様に混入していることや、全てのプローブカーが現在位置やトリップの起終点情報をリアルタイムに交通管理者に送信可能であることを仮定している。また、小根山・桑原<sup>5)</sup>、堀場ら<sup>6)</sup>は、

同様にプローブカーが一樣に混入していることを仮定した上で、路側観測交通量に加えてプローブカーの走行軌跡から得られる経路利用率をOD交通量の推定に用いている。しかしながら、これまでの多くの実験がそうであるように、現在のところプローブカーはタクシーやトラックなどの業務用車両がほとんどであり、そのデータは道路網上を走行する車両の母集団を代表しない。したがって、既往の研究で仮定されているようなプローブカー情報の母集団代表性は、現在のところ適当な仮定とはいえない。また、AVIデータからは、断片的ではあるもののプローブカーデータのような車両の走行軌跡情報が得られ、これを用いたOD交通量推定例もある<sup>7,8)</sup>。しかし、AVIシステムの車両認識精度を把握するためには路側観測交通量が合わせて必要となる上、適用の対象はAVI機器の設置密度が高い高速道路網などに限られる。さらに、経路利用率に関する情報は、対象車両が目的地に到着（対象エリア外に流出）するか、もしくは複数のリンクで連続して観測されるまでは利用できず、リアルタイムに収集される情報を有効に活用できないと考えられる。

プローブカーのリンク旅行速度はリアルタイムに利用可能な情報であり、業務用車両と一般車両との差異を予め分析しておけば、そのバイアスを除去することは比較的容易である。そこで本研究では、プローブカーのリンク旅行速度情報を用いた動的OD交通量の推定可能性を検討する。ただし、プローブカーによって観測される情報には車両間のばらつきが含まれることや、収集されるサンプル数が時刻やリンクによってばらついていることを考慮する必要がある。つまり、プローブカー情報は、収集されるデータ量によってその信頼性が変化する。本研究では、観測された速度情報からリンクコスト関数等を介してリンク交通量を推定し、これを用いてOD交通量推定を行うが、ここで示されるリンク交通量推定法からは、推定値に加えてその信頼性を表す指標も得ることができる。これにより、リンク交通量推定値とその信頼性を考慮した動的OD交通量の推定を試みる。

本稿の構成は以下の通り。第2章では、プローブカーのリンク旅行速度と空間平均速度分布との関係を示した上で、リンク交通量を推定するいくつかの手法を示す。第3章では、既往のOD交通量推定手法に関するレビューを行い、プローブカーデータから推定されたリンク交通量とその信頼性指標を用いた動的OD交通量の推定法を示す。次いで、第4章では、実際に収集されたプローブカーデータを用いたリンクコスト関数の推定結果と使用する交通シミュレータの概要を示す。第5章では、プローブカーデータからのリンク交通量推定結果、およびOD交通量推定結果を示す。最後に、第6章では、得られた知見をまとめるとともに、今後の課題を述べる。

## 2. 観測速度情報からのリンク交通量の推定方法

### (1) プローブカーリンク旅行速度と空間平均速度の関係

まず、具体的なリンク交通量推定手法を示す前に、プローブカーのリンク旅行速度とリンク上の空間平均速度との関係について、本研究で設定する仮定を述べる。

本研究では、リンク交通量を推定するためのリンクコスト関数として $k-v$ 曲線（ $k-v$ 関係式）を使用する。一般に、リンク上の交通流に関する $k-v$ 関係は、ある瞬間における空間平均速度と交通密度の関係である。ここで、プローブカーシステムでは、データを記録する際の瞬間的な走行速度（車速）を収集することが可能である。しかし、より少量のデータから効率的に交通情報を生成するためには、車両の停止や発進のタイミングで情報を記録するイベント・スキニング方式が採用される<sup>9)</sup>。この場合、データ収集タイミングがランダムとはならないため、観測される車速にはバイアスが含まれてしまう。また、大規模なシステム運用に際しては、収集される情報が限られる場合がある<sup>10)</sup>。例えば、現在名古屋市周辺で収集されているプローブカーデータはタクシー事業者の配車管理用データであるため、タクシー車両の営業状態（貸走や送迎など）に加えて、基本的には位置座標と時刻の情報のみを収集している。以上のような場合には、プローブカーシステムによって空間平均速度を観測することは困難であり、リンク上の交通状況に関する観測可能な情報はリンク旅行速度（もしくはリンク旅行時間）のみとなる。

そこで、本研究では、プローブカーがリンクを通過する間では交通流の定常性が仮定できるとし、観測されたリンク旅行速度がその瞬間における空間平均速度を表すと仮定する。また、OD交通量推定に用いるためのリンク交通量を観測するような一定時間間隔（例えば、5分間や10分間）では、リンク上の交通流の定常性は満たされておらず、空間平均速度はばらつきを持つ。したがって、観測されたリンク旅行速度は、5分間や10分間といった一定時間間隔内における平均空間速度分布からの標本であると考えることができる。なお、以降では、プローブカーにより観測されたリンク旅行速度（空間平均速度サンプル）を、単に“観測速度”と呼ぶこととする。

### (2) 本研究で使用する $k-v$ 曲線

#### a) $k-v$ 曲線式の導出

Gazis et al.<sup>11)</sup>が示した、追従走行を行う車両の運動に関する非線形モデルからは、交通流の定常状態を仮定することで、式(1)に示すような空間平均速度と平均車頭間隔に関する関係が導かれることが知られている<sup>12)</sup>。

$$f_m(v_a) = \alpha_0 f_l(x_a) + C \quad (1a)$$

$$\left. \begin{aligned} f_m(v_a) &= \ln(v_a) & \text{if } m=1 \\ f_m(v_a) &= v_a^{1-m} & \text{otherwise} \end{aligned} \right\} \quad (1b)$$

$$\left. \begin{aligned} f_l(x_a) &= \ln(x_a) & \text{if } l=1 \\ f_l(x_a) &= x_a^{1-l} & \text{otherwise} \end{aligned} \right\} \quad (1c)$$

ここに、リンク  $a$  に対して、 $v_a$  は空間平均速度、 $x_a$  は平均車頭間隔、 $\alpha_0$  は感応係数と呼ばれる定数、 $C$  は積分定数、 $m$  および  $l$  は正の定数である。

ここで、平均車頭間隔  $x_a$  が交通密度  $k_a$  の逆数であることを利用すると、定数  $m$  および  $l$  の値を変化させることで多くの  $k$ - $v$  曲線を導くことができる<sup>12)</sup>。本研究では、 $m$  の値を 1 に固定し、 $l$  および  $\alpha_0$  の値は道路種別や車線数などの道路特性によって異なると考える。このとき、式 (1) から、次のような空間平均速度  $v_a$  と交通密度  $k_a$  の関係式 (2) が導かれる。

$$v_a = \exp(C) \exp(\alpha_{0,a} k_a^{l_a-1}) \quad (2)$$

ここで、交通密度  $k_a$  が 0 のとき自由走行が可能であることから、上式の  $\exp(C)$  は自由走行速度  $v_{f,a}$  として表せる。

さらに、 $k_a = k_{c,a}$  のとき ( $k_{c,a}$  は交通量が可能交通容量と一致するときの交通密度であり飽和密度)、 $dq/dk=0$  であることを利用して  $\alpha_0$  を消去すると、 $l_a \neq 1$  の条件下、以下の式 (3) が得られる。この式からは、定数  $l_a=2$  を仮定すればよく知られた Underwood の式を、 $l_a=3$  を仮定すれば Drake の式を導くことができる。

$$v_a = v_{f,a} \exp \left\{ -\frac{1}{l_a-1} \left( \frac{k_a}{k_{c,a}} \right)^{l_a-1} \right\} \quad (3)$$

ここで、 $k_{c,a}$  に代えて、より観測が容易な可能交通容量 ( $C_a$ ) を用いることを考える。交通流の定常状態を仮定するとき、交通量  $q_a$  がリンクの交通容量  $C_a$  に一致するときの空間平均速度を  $v_{c,a}$  とおくと  $C_a = k_{c,a} v_{c,a}$  の関係が満たされ、式 (3) は以下のように書き換えられる。

$$v_a = v_{f,a} \exp \left\{ -\frac{v_{c,a}^{l_a-1}}{l_a-1} \left( \frac{k_a}{C_a} \right)^{l_a-1} \right\} \quad (4)$$

さらに、 $l_a$ 、 $v_{c,a}$  はリンク固有の定数であるので、これら

をまとめて未知変数  $\alpha_a$  とおけば以下の式が得られる。

$$v_a = v_{f,a} \exp \left\{ -\alpha_a \left( \frac{k_a}{C_a} \right)^{l_a-1} \right\} \quad (5)$$

本研究では、式 (5) で表される  $k$ - $v$  曲線を用いる。

## b) 未知パラメータ推定法

式 (5) 中の未知変数  $\alpha_a$ 、 $l_a$  および自由走行速度  $v_{f,a}$  については、前述の通り、プローブカーによる観測速度（リンク旅行速度）をある時間間隔内に分布する空間平均速度のサンプルであるとし、以下のように推定する。

いま、ある時間間隔  $t$  におけるリンク  $a$  の空間平均速度が平均  $v_{a,t}^*$ 、標準偏差  $s_{a,t}$  の正規確率変数であるとする。 $v_{a,t}^*$  は式 (5) から求められ、 $s_{a,t}$  は未知パラメータとして推定される。すなわち、 $i$  番目プローブカーによる観測速度  $\hat{v}_{a,t}^i$  は以下の式で表される。

$$\hat{v}_{a,t}^i = v_{a,t}^* + \varepsilon_{a,t}^i \quad (6)$$

ここに、 $\varepsilon_{a,t}^i$  は平均 0、標準偏差  $s_{a,t}$  の正規確率変数であり、ある交通状況下での観測データのばらつき（速度に関する車両間のばらつき、もしくは速度の観測誤差）を表す。ここで、確率密度関数がリンク間で独立であると仮定すると、 $\hat{v}_{a,t}^i$  の確率密度関数は式 (7) のように表され、尤度関数  $L(\theta)$  は式 (8) のように定義できる。

$$f(\hat{v}_{a,t}^i | v_{a,t}^*, s_{a,t}^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} s_{a,t}} \exp \left\{ -\frac{(\hat{v}_{a,t}^i - v_{a,t}^*)^2}{2s_{a,t}^2} \right\} \quad (7)$$

$$L(\theta) = \prod_a \prod_t \prod_i f(\hat{v}_{a,t}^i | v_{a,t}^*, s_{a,t}^2) \quad (8)$$

ここに、 $\theta$  は未知パラメータベクトルであり、 $v_{f,a}$ 、 $\alpha_a$ 、 $l_a$ 、 $s_{a,t}$  からなる。また、これらの推定値は  $\max L(\theta)$  を満足する最尤推定量として求められる。現実の道路ネットワークでは隣接するリンク間等には相関があり、多変量正規分布を仮定することでリンク間の相関を考慮した尤度関数の設定も理論的には可能である。しかしながら、現実的なネットワークではリンク数は膨大であり、次元数が実用的な範囲を超えるためここでは考慮しない。

また、本章 (3) で示すリンク交通量推定方法の違いを考慮するため、ある時間間隔での空間平均速度のばらつきが速度の大きさによって変化しない場合（以降、 $k$ - $v$  曲線 I と呼ぶ）と、速度の大きさによって変化する場合

(以降、 $k$ - $v$ 曲線Ⅱと呼ぶ)の2種類の推定を行う。このとき、後者においては、標準偏差  $s_{a,t}$  を  $v_{a,t}^*$  により次式のように構造化する。

$$s_{a,t} = s_a' \cdot v_{a,t}^* \quad (9)$$

ここに、 $s_a'$ は空間平均速度分布における平均と標準偏差の関係を表すパラメータである。なお、以上の推定方法は、均衡配分に用いるリンクコスト関数を推定するために、溝上ら<sup>13)</sup>によって示された方法と同様である。

本研究では、プローブカーデータ、トラフィックカウンタデータ、および道路センサデータより算出された交通容量値を用いて、未知パラメータの推定を行うこととし、その推定結果は第4章で示す。

### (3) リンク交通量推定手法の開発

ここでは、プローブカーによる観測速度情報からリンク交通量を推定する手法を開発する。特に、速度や交通密度に関する事前情報の有無や、プローブカー情報のばらつきを考慮する方法によって異なる3つの手法を開発する。ただし、上記のような事前情報を入手するためには、対象エリアの交通状況を反映した速度や交通量の情報が必要となる。なお、本節では、表記上の煩雑さを避けるため、プローブカー情報が観測された特定のリンクを表す添え字 ( $a$ )、および時間間隔を表す添え字 ( $t$ ) は省略する。

#### a) 手法 1: $k$ - $v$ 関係のみを用いた手法

この手法は、速度や交通密度に関する事前情報が利用できない場合にも適用可能であり、 $k$ - $v$  曲線を介した速度と交通量の関係のみを用いる最も直感的な方法である。ただし、得られた情報のばらつきを考慮していない。

ある時間間隔に  $n$  個の観測速度  $\hat{v}^i$  ( $i=1, \dots, n$ ) が得られたとき、 $k$ - $v$  曲線に基づいて  $n$  個の対応する交通密度  $\hat{k}^i$  を算出する。その上で、 $q = kv$  の関係式より  $n$  個の交通量  $\hat{q}^i (= \hat{k}^i \hat{v}^i)$  を算出し、この平均値を推定リンク交通量とする。ここで、この手法により推定されたリンク交通量は、プローブカー観測数が多いほど精度が高くなると考えられる。

#### b) 手法 2: ベイズ推論 (速度分布一定)

観測された小サンプルの標本データから母集団の情報を推定する場合には、事前に知りうる情報 (事前分布) を用いるベイズ推論の適用が有効である。ここで示す手法は、空間平均速度の事前分布が利用できる場合に適用可能である。また、車両間の速度のばらつき、もしくは速度の観測誤差が、速度の期待値の大きさによらず一定の分散をもつ正規分布に従うと仮定する。この仮定によ

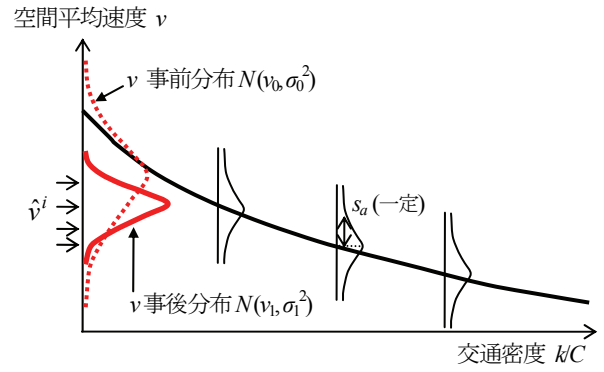


図-1 空間平均速度事後分布のベイズ推定 (手法2)

り、空間平均速度の事前分布のみを利用して、ある時間間隔に対応した空間平均速度の分布 (事後分布) を簡便に推定することができる (図-1)。

まず、対象エリアでの空間平均速度観測値の分布 (本研究では、 $k$ - $v$  曲線推定用データが示す分布を用いる) を  $N(v_0, \sigma^2)$ 、空間平均速度の平均の分布を  $N(v_0, \sigma_0^2)$  とすると、式 (6) より  $\sigma^2 = \sigma_0^2 + s^2$  が成り立つ。これより空間平均速度の平均の事前分布は  $\sigma_0^2 (= \sigma^2 - s^2)$  で与えられる。次に、ある時間間隔に  $n$  個の観測速度  $\hat{v}^i$  が得られたとき、標本分布は  $N(\bar{v}, s^2)$  に従う (ここに、 $\bar{v}$  は  $\hat{v}^i$  の平均値)。このとき、この時間間隔における空間平均速度の事後分布  $N(v_1, \sigma_1^2)$  はベイズの定理により以下の式 (10) で表される<sup>14)</sup>。なお、式 (10) の導出方法は付録に示す。

$$v_1 = \frac{\sigma_0^{-2} \cdot v_0 + n \cdot s^{-2} \cdot \bar{v}}{\sigma_0^{-2} + n \cdot s^{-2}} \quad (10a)$$

$$\sigma_1^{-2} = \sigma_0^{-2} + n \cdot s^{-2} \quad (10b)$$

さらに、得られた事後分布と  $k$ - $v$  曲線Ⅰ、 $q = kv$  の関係を用いると、リンク交通量の事後分布の平均  $\bar{q}$  および分散  $\sigma_q^2$  は以下の式で与えられる。

$$\bar{q} = \int_{v=0}^{\infty} K(v) \cdot v \cdot f(v|v_1, \sigma_1) dv \quad (11a)$$

$$\sigma_q^2 = \int_{v=0}^{\infty} (K(v) \cdot v - \bar{q})^2 \cdot f(v|v_1, \sigma_1) dv \quad (11b)$$

ここに、 $K(v)$  は式 (5) を  $k_a$  について  $v_a$  の関数として解いたものであり、 $f(v|v_1, \sigma_1)$  は  $N(v_1, \sigma_1^2)$  の正規確率密度関数である。このとき、式 (10b) から分かるように、空間平均速度の事後分布の分散 ( $\sigma_1^2$ ) はプローブカー観測数 ( $n$ ) が多いほど小さくなり、さらに式 (11b) から、それに伴い推定されるリンク交通量の分布の分散 ( $\sigma_q^2$ ) も小さくなる。したがって、推定リンク交通量の分布の

ばらつき（例えば、標準偏差）は、リンク交通量の推定精度を表すと考えることができる。ただし、式(11)を解析的に解くのは困難であり、本研究では簡便のため乱数シミュレーションによりその積分値を求める。すなわち、 $f(v|v_1, \sigma_1)$ に従う乱数により $R$ 個の値 $v_r (r=1, 2, \dots, R)$ を抽出すると、平均 $\bar{q}$ および分散 $\sigma_q^2$ は下式で与えられる。

$$\bar{q} = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R K(v_r) \cdot v_r \quad (12a)$$

$$\sigma_q^2 = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R (K(v_r) \cdot v_r - \bar{q})^2 \quad (12b)$$

### c) 手法 3：ベイズ推論（速度分布変化）

この手法もベイズ推論に基づいてリンク交通量分布を推定するが、車両間の速度のばらつき、もしくは速度の観測誤差が、速度の期待値の大きさによって変化すると仮定する。これは、交通密度が高くなるほど走行の自由度が低下し、走行のばらつきが小さくなる状況を考慮することを意味している。また、この手法は、空間平均速度に加えて、交通密度の事前分布が利用できる場合に適用可能である。

手法3では、手法2と異なり車両間の速度のばらつきが速度の期待値の大きさによって変化すると仮定するため、式(10)が適用できない。そこでまず、対象エリアでの交通密度観測値の分布（本研究では、 $k$ - $v$  曲線の推定用データが示す分布）を事前分布とする。さらに、交通密度が $k$ である確率密度 $p(k)$ とそのときに観測速度集合 $\hat{v}$ （ $n$ 個の観測速度からなる集合）が得られる確率密度 $p(\hat{v}|k)$ を用い、ベイズの定理（式(13)）によりある時間間隔における交通密度の事後分布を求める（図-2）。

$$p(k|\hat{v}) = \frac{p(k)p(\hat{v}|k)}{\int_{k=0}^{\infty} p(k)p(\hat{v}|k)dk} \quad (13a)$$

$$p(\hat{v}|k) = \prod_i f(\hat{v}^i | v^*, s^2) = \prod_i f(\hat{v}^i | V(k), s^2) \quad (13b)$$

ここに、 $V(k)$ は $v_a$ についての $k_a$ の関数（すなわち式(5)）である。さらに、得られた交通密度の事後分布と $k$ - $v$  曲線 $\Pi$ 、 $q = kv$ の関係をを用いると、リンク交通量の事後分布の平均 $\bar{q}$ および分散 $\sigma_q^2$ は以下の式で与えられる。

$$\bar{q} = \int_{k=0}^{\infty} k \cdot V(k) \cdot p(k|\hat{v})dk \quad (14a)$$

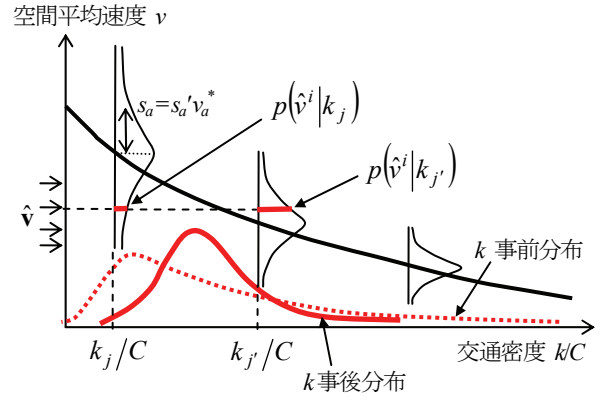


図-2 交通密度事後分布のベイズ推定（手法3）

$$\sigma_q^2 = \int_{k=0}^{\infty} (k \cdot V(k) - \bar{q})^2 \cdot p(k|\hat{v})dk \quad (14b)$$

この手法においても手法2と同様に、推定リンク交通量分布のばらつきはリンク交通量の推定精度を表すと考えられる。また、式(14)の積分値は手法2と同様に乱数シミュレーションにより求める。ただし、本研究では、交通密度 $k$ が従う事前、事後分布に特定の分布形を仮定せず、 $k$ - $v$  曲線の推定に用いた観測データから得られる微小区間ごとの交通密度 $k$ の構成比率を用いる。このとき、交通密度の事後分布 $p(k|\hat{v})$ に従う乱数により $R$ 個の値 $k_r (r=1, 2, \dots, R)$ を抽出すると、平均 $\bar{q}$ および分散 $\sigma_q^2$ は以下の式で与えられる。

$$\bar{q} = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R k_r \cdot V(k_r) \quad (15a)$$

$$\sigma_q^2 = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R (k_r \cdot V(k_r) - \bar{q})^2 \quad (15b)$$

## 3. プローブカー情報の信頼性を考慮した動的OD交通量推定法

### (1) 既存のOD交通量推定手法のレビュー

予め与えられた初期OD交通量と観測リンク交通量から、対象とする交通状況を表すOD交通量を推定するモデルは、これまでに非常に多くが開発されている。以下では、これらのうち基本的なモデルについてレビューを行う。なお本節では、対象とするOD交通量が動的な場合と静的な場合を区別しない。OD交通量推定問題への時間軸の導入は、いずれの既往研究においてもほぼ同様の枠組みで行われており、モデル自体は大きく変化しない。この点については後述する。

エントロピー最大化モデル<sup>15)・18)</sup>は、推定されるOD交

通量と観測リンク交通量との関係を表す制約条件の下、ODトリップの出現確率が多項分布で表現できると仮定して導かれるエントロピー関数の最大化を行う。すなわち、事前に与えられたOD分布確率を用い、観測リンク交通量が得られ、かつ出現確率が最大となるOD交通量を求めるものである。さらに、Willumsen<sup>16)</sup>は、リンク交通量の観測誤差を考慮するため、観測リンク交通量のOD交通量との相対的な信頼度を表す重み付けパラメータを用いて、リンク交通量に関するエントロピー項を導入している。このモデルの実ネットワークへの適用例としては、小根山・桑原<sup>5)</sup>、吉井ら<sup>20)</sup>が挙げられる。また、Cascetta and Nguyen<sup>21),22)</sup>は、同様のモデルをベイズ推論の枠組みにより定式化している。ただし、観測リンク交通量の分布にはポアソン分布もしくは多変量正規分布を仮定している。なお、モデルの定式化に当たっては、起点別交通量に基づく例もある<sup>23)</sup>。これらエントロピー最大化モデルは、日々のばらつきを有する、ある定常的なOD交通量の状態を仮定した上で、観測されたリンク交通量を与えるOD交通量パターンを得ることを前提としている。

また、Cascetta and Nguyen<sup>21)</sup>は、予め与えられた事前OD交通量が、ある定常的なOD交通量状態からの1つの観測値であるとしてモデル化を行っている。これは、最尤推定モデル (Maximum Likelihood estimator) と呼ばれ、OD交通量の分布にはポアソン分布もしくは多項分布が適用されている。

GLS (Generalized Least Squares) モデル<sup>21),24)-27)</sup>は、観測されたリンク交通量と真のリンク交通量、及び予め与えられた初期OD交通量と真のOD交通量に関する連立線形確率方程式群として定式化される。リンク交通量の方程式における誤差項には観測誤差と交通量配分システムによるリンク交通量の予測誤差が含まれ、OD交通量の方程式における誤差項は初期OD交通量の観測誤差であると解釈できる<sup>24)</sup>。一般に、各方程式の誤差項ベクトルには独立な多変量正規分布を仮定し、誤差項の分散を共分散行列によって基準化することにより、一般化最小二乗法として扱える。なお、各方程式における誤差項の期待値が0とみなせる場合は、GLSモデルによる推定量は真のOD交通量の最良線形不偏推定量 (BLUE : best linear unbiased estimate) となることが知られている<sup>21), 24)</sup>。また、一般には、計算負荷の軽減等を目的として、OD交通量間、リンク交通量間の共分散を考慮しない場合が多いようである<sup>2)</sup>。

以上のモデルは式 (16) により一般化できる<sup>23),27)</sup>。ここで右辺第1項はOD交通量、第2項はリンク交通量に関して、それぞれ観測値と推定値間の一般化距離もしくは誤差を表す関数と解釈できる。いずれのモデルも、得ら

れた情報と推定される情報との誤差 (もしくは距離) を最小にしようとする点においては、基本的な考え方は同じである。なお、リンク交通量に観測誤差を考慮しない場合には第2項を考慮しないことになる。

$$\mathbf{q}^* = \arg \min_{\mathbf{q} \geq 0} [z_1(\mathbf{q}, \hat{\mathbf{q}}) + z_2(\mathbf{v}, \hat{\mathbf{v}})] \quad (16a)$$

Subject to

$$\mathbf{v} = \mathbf{M}(\mathbf{q}) \quad (16b)$$

ここに、 $\mathbf{q}^* = [\dots, q_w^*, \dots]^T$  は推定されるOD交通量ベクトル、 $q_w$  はODペア  $w$  のOD交通量、 $\mathbf{q}$  は未知OD交通量ベクトル、 $\hat{\mathbf{q}}$  は初期OD交通量ベクトル、 $\mathbf{v}$  は  $\mathbf{q}$  に対応したリンク交通量ベクトル、 $\hat{\mathbf{v}}$  は観測リンク交通量ベクトル、 $z_1(\cdot, \cdot)$  および  $z_2(\cdot, \cdot)$  はベクトル間の誤差を表す関数、 $\mathbf{M}(\cdot)$  は  $\mathbf{q}$  を  $\mathbf{v}$  に写像する関数であり、適用する配分システムに依存する。

OD交通量推定問題への時間軸の導入、すなわち動的OD交通量の推定は、観測された時刻別リンク交通量において出発時刻別のOD交通量構成比を考慮することで行われる。また、このOD交通量構成比は、多くの場合、動的交通シミュレーションにより算出し、OD交通量推定とシミュレーションを繰り返す、いわゆる2段階推定法として推定計算が行われる。

なお、上述した以外にも、観測リンク交通量と配分システムにより得られたリンク交通量との差分からOD交通量を直接補正するモデル<sup>16),28)</sup>、観測リンク交通量と初期OD交通量によるリンク交通量との差を用いてカルマンフィルタによりリアルタイムに推定するモデル<sup>29)</sup>、ベイズ推論に基づきリンク交通量が観測された条件の下での事後分布としてOD交通量を推定する方法<sup>30)</sup> など、数多くのモデルが開発されている。

## (2) 本研究で適用する推定方法

本研究では、エントロピー最大化モデルを適用する。前述の通り、GLSモデルでは確率方程式の誤差項の期待値が0であることが好ましい。しかし、第5章で詳細に示すが、速度や交通密度の事前分布を対象とするエリアや時間帯に対して適切に設定できず、さらにプローブカー観測数が十分でない場合には、推定されるリンク交通量情報は事前分布平均値へのバイアスを示してしまう。このため、本研究で利用可能なデータからはGLSモデルの適用が困難であると判断した。ただし、適用時間帯や対象エリアに対して適切な  $k-v$  関係を表すデータが収集できる場合には、GLSモデルの適用も可能である。

適用するエントロピー最大化モデルは、Willumsen<sup>16)</sup>に



より示され、小根山・桑原<sup>19)</sup>により動的な枠組みに拡張されたモデルである。このモデルは式(17)により表されるが、ラグランジュ未定乗数法により、求めるべきOD交通量は式(18)のように導かれる。

$$\max Z = - \sum_{w, h_r} \left[ q_w(h_r) \left\{ \ln \left( \frac{q_w(h_r)}{\hat{q}_w(h_r)} \right) - 1 \right\} \right] - \gamma \sum_{a, h} \left[ v_a(h) \left\{ \ln \left( \frac{v_a(h)}{\hat{v}_a(h)} \right) - 1 \right\} \right] \quad (17a)$$

Subject to

$$v_a(h) = \sum_{w, h_r} p_{aw}(h_r, h) q_w(h_r) \quad \forall a, h \quad (17b)$$

$$q_w^*(h_r) = \hat{q}_w(h_r) \prod_{a, h} X_a(h)^{p_{aw}(h_r, h)} \quad (18a)$$

$$X_a(h) = \exp\{-\lambda_a(h)\} \quad (18b)$$

ここに、 $q_w(h_r)$  はODペア  $w$  を時刻  $h_r$  に出発するOD交通量、 $p_{aw}(h_r, h)$  はこのOD交通量が時刻  $h$  にリンク  $a$  を通過する割合、 $v_a(h)$  はリンク  $a$  を時刻  $h$  に通過するリンク交通量であり、“ $\wedge$ ” はそれぞれ観測値を表す。 $X_a(h)$  はラグランジュ乗数  $\lambda_a(h)$  から導かれる未知変数であり、式(19)の非線形連立方程式を解くことで得られる。

$$\hat{v}_a(h) X_a(h)^{-\frac{1}{\gamma}} = \sum_{w, h_r} p_{aw}(h_r, h) \hat{q}_w(h_r) \prod_{a, h} X_a(h)^{p_{aw}(h_r, h)} \quad \forall a, h \quad (19)$$

ここで、時刻別リンク交通量に対する出発時刻別OD交通量の構成比  $p_{aw}(h_r, h)$  は、多くの既往研究と同様、交通シミュレータの実行によって得る。なお、本研究で用いる交通シミュレータについては、第4章(2)で説明する。

また、 $\gamma$  は初期OD交通量の精度（推定されるべき真のOD交通量との誤差）に対する観測リンク交通量の相対的な信頼性を表し、この値を変化させた場合の推定値変化の感度を分析した例もある<sup>31)</sup>。一般に、この値を大きくするほど観測リンク交通量の誤差を小さく評価することになる<sup>16), 31)</sup>が、これまでのほとんどの研究例において  $\gamma=1$  としており<sup>9), 19), 20)</sup>、この値の変化に対するOD交通量推定精度の変化について十分な分析はなされていない。本研究では、第2章(3)に示した、手法1による推定リンク交通量に対してはプローブカー観測数を、手法2および手法3による推定リンク交通量に対してはその標準偏差を、それぞれリンク交通量推定値の信頼性を表す指

標として用い、 $\gamma$  の値をリンク別、観測時刻別に設定する。この設定には様々な方法が考えられるが、ここでは以下のような式を用いることとし、以降ではこの式を“信頼性パラメータ式”と呼ぶこととする。

$$\gamma_{a, h} = \frac{\gamma_0}{1 + \beta_1 / n_{a, h}} \quad (20)$$

$$\gamma_{a, h} = \frac{\gamma_0}{1 + \beta_2 \sigma_{a, h}} \quad (21)$$

ここに、 $\gamma_0$  は  $\gamma$  の上限値を規定するパラメータ、また、リンク  $a$ 、時刻  $h$  に対して、 $n_{a, h}$  はプローブカー観測数、 $\sigma_{a, h}$  は推定リンク交通量の標準偏差、 $\beta_1, \beta_2$  は信頼性指標に対する感度を調節するパラメータである。つまり、リンク交通量情報の信頼性が低い場合ほど  $\gamma$  の値が小さく設定され、 $\beta$  の値が大きいほどその変化が大きくなる。

#### 4. $k$ - $v$ 曲線の推定と交通シミュレータの概要

##### (1) プローブカーデータを用いた $k$ - $v$ 曲線の推定

名古屋市周辺で収集されたプローブカーデータとトラフィックカウンターデータを用いて、第2章(2)に示した方法により  $k$ - $v$  曲線を推定する。使用したプローブカーリンク旅行速度は、トラフィックカウンターが設置された主要交差点区間で観測されたものである。また、一般道リンクの交通容量については、信号交差点での遅れを考慮するため設計交通容量を用いている。参考として、図-3に推定に用いたデータの一部を示す。ここで、本来であれば、 $k$ - $v$  曲線推定用データは以降の分析に合わせた時間間隔で収集されたデータ（車両ごとの観測速度、10分間交通量）とすべきであるが、入手したトラフィックカウンターデータが1時間交通量であり、さらには、実際に名古屋市で収集されたプローブカーデータはここでは取り扱わないばらつき要因（GPSエラーやマップマッチングエラーなど）も含むため、プローブカーデータについても1時間平均値を用いた。

表-1に  $k$ - $v$  曲線の推定結果を示す。ただし、示した結果は、分析対象である一般道路のみのものである。全てのパラメータが有意に推定され、特に  $l$  が2に近い値に推定されたことから、Underwoodの式に類似した曲線が推定されたことが分かる。また、 $k$ - $v$  曲線 II で推定された観測速度のばらつきは、概ね 0.5 km/min (30 km/h) より高い速度において  $k$ - $v$  曲線 I で推定されたばらつきより大きく、また、それより小さい速度では  $k$ - $v$  曲線 I のばらつきより小さくなる。なお、ここでは示さないが、高速道路（都市高速道路を含む）についても、同様に推

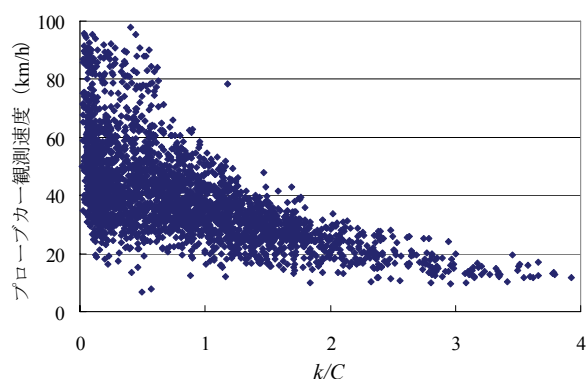


図-3  $k$ - $v$  曲線推定用データ（一般道路，4車線以上）

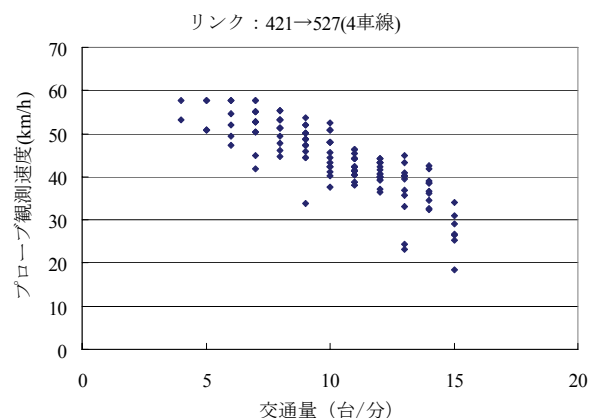


図-4 シミュレーション  $q$ - $v$  図

表-1  $k$ - $v$  曲線の推定結果（一般道路）

$k$ - $v$ 曲線Ⅰ：空間平均速度のばらつきは一定					
車線数	$v_f$ (km/min)	$\alpha$	$l$	$s$ (km/min)	サンプル数
4～	0922	0.443	1941	0.150	2784
2	0801	0.200	1972	0.115	283
$k$ - $v$ 曲線Ⅱ：空間平均速度のばらつきが速度平均値により変化					
車線数	$v_f$ (km/min)	$\alpha$	$l$	$s'$	サンプル数
4～	0917	0.435	1968	0.209	2784
2	0839	0.256	1821	0.215	283

\*全て1%有意水準を満たす

定を行ったところ， $l$ が3に近い値に推定され，Drakeの式に近い曲線で表現できることが分かった。

## (2) 使用する交通シミュレータの概要

### a) 交通シミュレータの概要

本稿の第5章においてプローブカーデータを用いた動的OD交通量の推定可能性を検討するにあたり，本研究で構築した交通シミュレータの概要を以下に示す。ただし，本研究は交通シミュレータの開発が目的ではないため，ここでは既存の交通シミュレータに関するレビューは行わないが，都市圏レベルのような大規模な道路ネットワークに対しても実用的に適用可能であることを前提としている。

構築した交通シミュレータは，同じ起終点を持つ複数の車両を1つのパケットとするメソシミュレータであり，車両の移動はピリオディック・スキャニング方式で管理されている。各パケットは，流出ノード到着時にDial法のリンクウェイト値<sup>32)</sup>を用いたモンテカルロシミュレーションにより流入リンクを決定する。また，各リンク上での車両走行速度（リンク流出予定時刻）は，リンク流

入時刻における当該リンクの交通密度を用いて  $k$ - $v$  曲線より算出される。また，リンクには単位時間内の流入・流出可能容量（設計交通容量）が設定されており，これを超える場合には流出ノードにおいてPoint-Queueによる渋滞長が形成される。さらに，各リンクには存在可能容量も設定されているため，渋滞の上流リンクへの延伸も再現可能となっている。

参考として，図-4にシミュレーションにより再現された  $q$ - $v$  図の例を示す。図に示されるように，同じリンク交通量が実現する状況下でも，観測速度について車両間のばらつきが再現されている。

### b) 現況再現性の確認

ここでは，開発した交通シミュレータの現況再現性を確認する。使用したデータは吉祥寺BMデータセット（138リンク，57ノード）<sup>33), 34)</sup>であり，詳細な観測に基づく7:50～10:00の10分間隔ODデータ（以降，“真OD”と呼ぶ），観測リンク交通量（70リンク），およびネットワーク情報が含まれる。また，パケットサイズは1台/パケット，シミュレーション更新時間間隔は4秒，経路選択における分散パラメータは0.01（1/sec）とし，これらの値は以降の分析を通じて変更しない。なお，ネットワークデータ構築においては，右折レーンなどの詳細な道路構造の表現は行っていない。

$k$ - $v$  曲線Ⅰを用いた場合の現況再現性は，観測リンク交通量とシミュレーション再現交通量（ともに台/10分）に対して， $R=0.824$ ， $RMSE=15.12$ であり， $k$ - $v$  曲線Ⅱを用いた場合には， $R=0.828$ ， $RMSE=15.04$ であった。したがって，開発したシミュレータは概ね良好な現況再現性を示すことが分かる。ただし，使用した  $k$ - $v$  曲線は名古屋市周辺で収集されたデータから推定されており，また，リンク交通容量についても名古屋市周辺のセンサスデータ等を用いて設定しているため，必ずしも適切な条件設定が行われていないことに注意が必要である。



## 5. リンク交通量とOD交通量の推定結果

### (1) 分析フロー

OD交通量の推定精度は、初期OD交通量や観測リンク交通量の精度に加えて、使用する交通シミュレータの交通状況再現精度が影響する。しかし、本研究では、プローブ観測速度から推定されたリンク交通量がOD交通量推定に利用可能であるかを評価することが目的であるため、交通シミュレータの再現精度を無視できることが望ましい。そこで、吉祥寺BMデータセットの真ODとネットワークデータを交通シミュレータに適用し、生成された交通状況が仮想的な真の交通状況であると仮定することで、交通シミュレータの精度を排除する。これにより、観測誤差の無い観測リンク交通量やプローブカーデータをシミュレータ内で生成することが可能となる。その上で、観測リンク交通量およびプローブカーデータから推定されたリンク交通量を用いた場合のOD交通量推定精度を比較する。分析フローを図-5に示す。

### (2) リンク交通量の推定

#### a) プローブカーデータの生成

プローブカーデータは、吉祥寺BMデータセットの真ODとネットワークデータを用いてシミュレータを実行し、各リンクを通過する車両から5台に1台の割合で車両を抽出することで作成する。すなわち、プローブカーは、各リンクを通過する車両から0.2の確率で抽出できるようなベルヌーイ試行により決定される。なお、これまでの議論のとおり、観測速度はプローブカーがリンクを通過した際のリンク旅行速度（リンク長およびリンクへの流入、流出時刻の差より算出）として計測される。

#### b) リンク交通量の推定結果

図-6に、抽出されたプローブカーデータを用いて、第

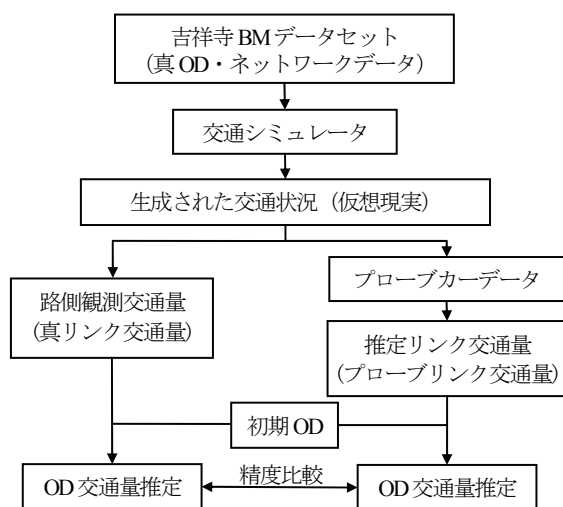
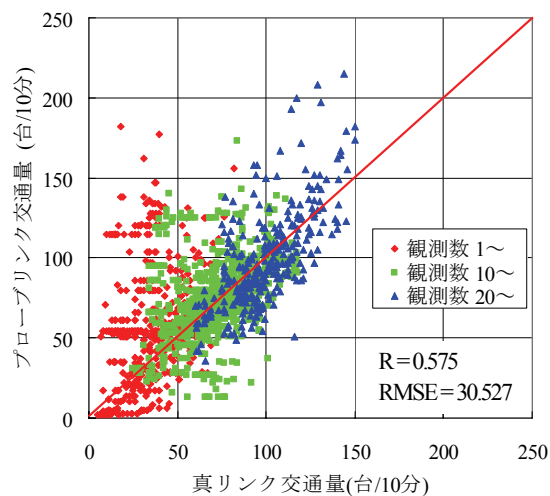
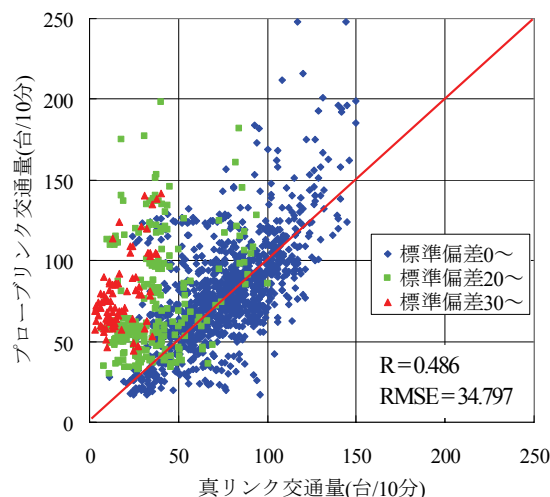


図-5 本章での分析フロー

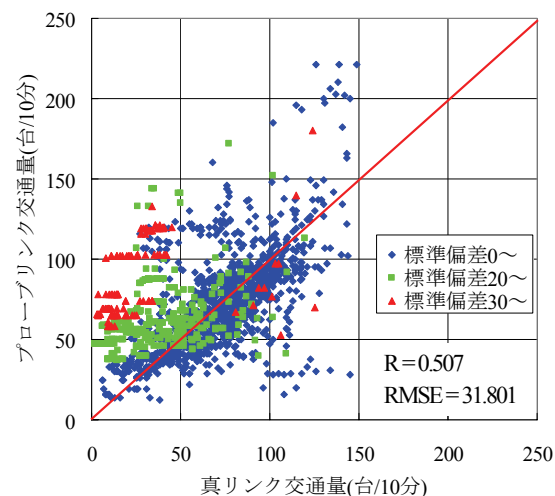
2 章 (3) で示した 3 つの手法により推定されたリンク交通量（以降，“プローブリンク交通量”と呼ぶ）と真 OD による配分リンク交通量（以降、便宜的に“真リンク



(a) 手法 1:  $k-v$  関係のみ



(b) 手法 2: ベイズ推論 (速度分布一定)



(c) 手法 3: ベイズ推論 (速度分布変化)

図-6 プローブリンク旅行速度情報によるリンク交通量の推定結果

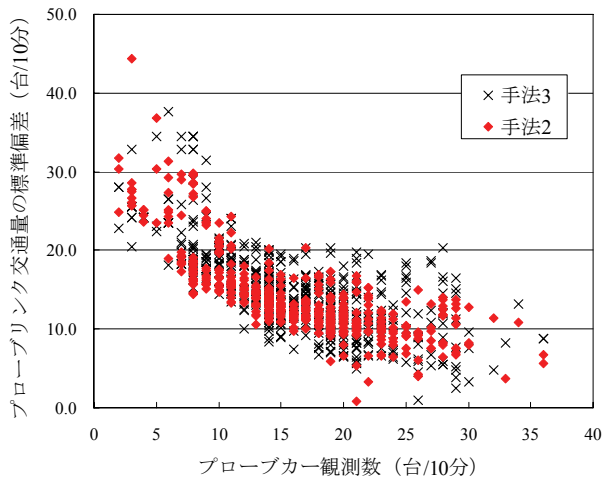
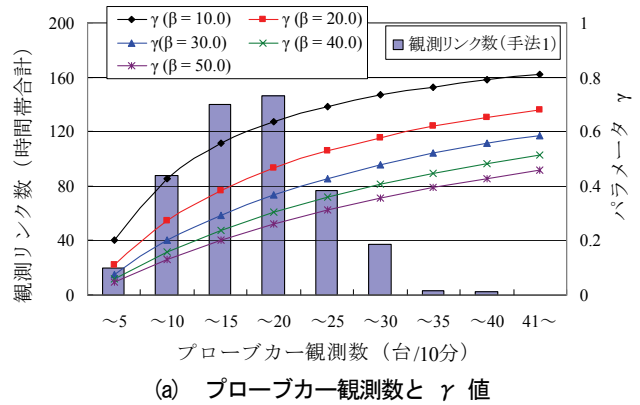


図-7 プローブカー観測数とプローブリンク交通量の標準偏差

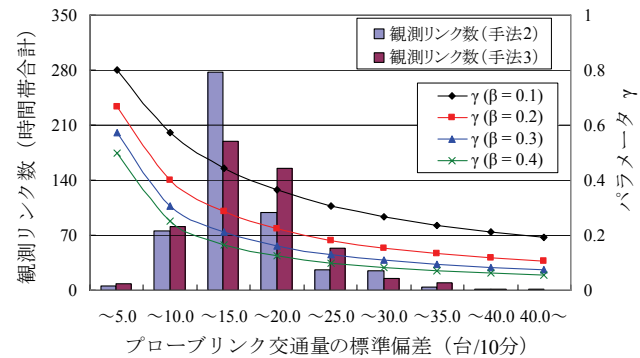
ク交通量”と呼ぶ)との散布図を示す。つまり、誤差なくリンク交通量が推定できれば、両者は一致する。また、当然のことながら、リンク交通量の推定精度はOD交通量推定精度に大きく影響を与えると予想される。なお、本研究では、各リンクの通過車両から5台に1台の割合でプローブカーを設定しているため、いずれの図においても横軸値(真リンク交通量)を5で除した値が、ある時間間隔にあるリンクで観測されたプローブカー観測数と概ね一致する。

この結果より、いずれの手法においてもリンク交通量の推定精度は高くはないが、手法1による推定精度が最も高く、手法2が最も低い。また、いずれの手法においてもばらつきが非常に大きい。手法1においてはプローブカー観測数が多くなるほど、手法2、3においてはプローブリンク交通量の標準偏差が小さいほど45度線に近づく傾向がみられる。すなわち、得られる情報が多いほど観測時点のリンク交通量をより正確に推定可能であり、プローブカー観測数やプローブリンク交通量の標準偏差がその推定精度をある程度表すことが分かる。ただし、ベイズ推論に基づく手法2および手法3において、推定精度が低い場合ほど(標準偏差が大きいほど)、プローブリンク交通量が真リンク交通量より大きく推定されるようなバイアスがみられる。これは、使用した速度や交通密度の事前分布が、適用時間帯や対象エリアの交通状況を適切に表現できていないことが原因と考えられ、特に、名古屋市周辺の交通量が対象エリアより多いことによるものである。このバイアスは、適用時間帯や対象エリアに合わせて事前分布を設定することで、大きく解消できると考えられる。

図-7に、プローブカー観測数とプローブリンク交通量の標準偏差との関係を示す。図より、プローブカー観測数の増加に伴い、標準偏差が減少していることが分かる。



(a) プローブカー観測数と  $\gamma$  値



(b) プローブリンク交通量の標準偏差と  $\gamma$  値

図-8 リンク交通量の推定精度と  $\gamma$  値の関係

また、手法3により推定されたプローブリンク交通量の標準偏差は手法2より若干大きく、また、ばらついてることが分かる。これは、手法2では速度分布のみを考慮しているのに対して、手法3では交通密度分布を合わせて考慮しているためである。

### (3) OD交通量の推定

#### a) 初期OD交通量および信頼性パラメータの設定

プローブカーデータは、路側感知器が設置されていないリンクからも情報を収集できることが大きな利点の1つではあるが、計算負荷軽減のため、プローブカーデータ観測リンクは吉祥寺BMデータセット内で観測リンク交通量が存在するリンクのみとした。また、同様の理由でOD交通量の推定対象時間帯は7:50~9:10(10分×8時間帯)とした。初期OD交通量は、真ODを横軸に、作成する初期OD交通量を縦軸にとった散布図において、初期OD交通量が45度線の下30度の範囲にばらつくように作成した。

比較ケースとして、真リンク交通量を観測リンク交通量として用いる。これは、リンク交通量の観測誤差を完全に排除した状況と一致する。また、この際の信頼性パラメータ  $\gamma$  は1.0とする。さらに、信頼性パラメータ式(式(20)および式(21))中のパラメータ  $\gamma_0$  は1.0に設定し、 $\beta$  は、式(20)では10.0~50.0の範囲で、式(21)では

0.1～0.4の範囲で変化させることとした。

図-8に、式(20)による $\gamma$ の値とプローブカー観測数、および式(21)による $\gamma$ の値と推定リンク交通量標準偏差の分布を示す。図より、いずれの信頼性パラメータ式においても、信頼性の減少に対して $\gamma$ は単調に減少することが分かる。また、式(20)で算出される信頼性パラメータ $\gamma$ はプローブカー観測数が少ない領域（信頼性の低い領域）で、式(21)で算出される信頼性パラメータ $\gamma$ は標準偏差が小さい領域（信頼性の高い領域）で、それぞれ曲率が大きくなることが分かる。

## b) OD交通量の推定結果と考察

OD交通量推定計算の基本的な手順は以下の通り。

Step 1：初期OD交通量を用いてシミュレーションを実行し、リンク利用率 $p_{av}(h_s, h)$ を求める。

Step 2：目的関数（式(19)の両辺の差の自乗和）を最大勾配法<sup>35)</sup>で解き、ラグランジュ乗数 $\lambda_\alpha(h)$ を得る。

Step 3：得られた $\lambda_\alpha(h)$ よりOD交通量を修正し、再度シミュレーションを実行して新たなリンク利用率 $p_{av}(h_s, h)$ を求める。

Step 4：Step 2、Step 3を繰り返し、OD交通量の修正量が小さくなった場合終了する。

ここで、Step 3におけるOD交通量の修正には、式(22)に示す逐次平均法（MSA: Method of Successive Average）<sup>29)</sup>を用いる。また、Step 4における収束判定基準は、OD交通量の平均変化率が1%未満となった場合とした。

$$q_w^t(h_r) = \frac{t-1}{t} q_w^{t-1}(h_r) + \frac{1}{t} q_w^*(h_r) \quad (22)$$

ここに、 $q_w^t(h_r)$ は $t$ 回目のイタレーションで得られるOD交通量、 $q_w^*(h_r)$ は各イタレーションのStep 2で得られたラグランジュ乗数により導かれるOD交通量である。

なお、以上の推定計算手順は、吉井ら<sup>20)</sup>とほぼ同様である。OD交通量の修正に逐次平均法を用いる理由は、ここでの問題では凸性が保障されておらず、収束が保証されていないためである。また、式(22)からも分かる通り、逐次平均法の適用により、真の最適解に十分に近づく前に解が収束してしまう可能性があることにも注意が必要である。ただし、本研究は、プローブカー情報に基づくOD交通量の推定可能性を確認することを目的としている。したがって、必ずしも最適解が得られなくとも、プローブカー情報からOD交通量の修正が可能であることを示すことで、OD交通量推定におけるプローブカー情報の利用可能性を示すことができる。

表-2にOD交通量の推定結果を示す。当然のことながら、真リンク交通量を用いた場合が最も推定精度が高いが、初期OD交通量からの精度上昇はそれほど大きくない。これは、観測誤差が十分に小さい場合には、さらに

表-2 OD交通量の推定結果

観測リンク 交通量	$r_{ah}$		OD交通量* <sup>1</sup>	リンク交通量* <sup>2</sup>
真リンク 交通量* <sup>3</sup>	固定	10	0966/1367	0979/7369
手法1	固定	10 ( $\beta=0.0$ )	0921/2059	0933/12703
	式(14)	$\beta=100$	0946/1702	0957/10232
		$\beta=200$	0951/1617	0966/9172
		$\beta=300$	0953/1597	0967/8928
		$\beta=400$	0953/1590	0967/8909
		$\beta=500$	0953/1599	0971/8479
手法2	固定	10 ( $\beta=0.0$ )	0921/2075	0933/12960
	式(15)	$\beta=0.1$	0951/1646	0964/9345
		$\beta=0.2$	0954/1598	0973/8118
		$\beta=0.3$	0953/1607	0974/7952
		$\beta=0.4$	0953/1615	0971/8406
手法3	固定	10 ( $\beta=0.0$ )	0914/2122	0941/11950
	式(15)	$\beta=0.1$	0945/1716	0966/9088
		$\beta=0.2$	0949/1669	0973/8162
		$\beta=0.3$	0949/1655	0973/8143
		$\beta=0.4$	0949/1664	0971/8418
初期OD			0945/1806	0969/8866

\*1 真ODとの相関係数/RMSE(台/10分)

\*2 推定ODを用いた場合のリンク交通量と真ODによる真リンク交通量との相関係数/RMSE(台/10分)

\*3 真ODによるシミュレーションから得られたリンク交通量

※太字：OD交通量（リンク交通量）の精度が向上したケース

大きな $\gamma$ の値を設定すべきであり、これにより、さらに高い精度でOD交通量が推定できると考えられる。

開発した3つの手法により推定されたプローブリンク交通量を用いたケースでは、その信頼性を考慮しない場合（ $\gamma$ を1.0に固定した場合）には、初期OD交通量からの修正が行えず、推定されたOD交通量の精度が初期ODより低下している。ただし、その場合の推定OD交通量の精度がそれほど大きく低下していないのは、OD修正に際して逐次平均法を適用しているため修正量が次第に小さくなり、大きく精度低下が生じる前に収束判定を満たしたためである。信頼性パラメータ式（式(20)および式(21)）を導入し、リンク交通量情報の信頼性を考慮する場合には、いずれのケースにおいても初期OD交通量からの修正が可能であることが分かる。以上より、リンク交通量の推定精度が高くない場合には、その推定値の

信頼性を考慮せず全ての推定リンク交通量を等しく評価すると適切にOD交通量を修正できないが、信頼性の高いプローブリンク交通量を相対的に重視することで、OD交通量の修正が可能であることが示された。また、手法1によるプローブリンク交通量を用いる場合は $\beta = 40.0$ で、手法2および手法3によるプローブリンク交通量を用いる場合は $\beta = 0.2 \sim 0.3$ 程度で最もOD交通量の推定精度が高くなっていることも分かる。

手法1によるプローブリンク交通量を用いた場合は、多くのケースでリンク交通量の精度は向上していない。ただし、 $\beta$ の値を大きくするに従い、すなわち信頼性パラメータの値を小さくするに従い、リンク交通量の精度が高くなっていることから、適用した信頼性パラメータ式(20)ではプローブカー観測数と信頼性との関係を適切に表現できていない可能性がうかがわれる。また、図6で示したように、手法2によるプローブリンク交通量は手法3より精度が低かったにもかかわらず、OD交通量の推定精度は高い。これは、手法3で用いた交通密度の事前分布が、対象とするエリアや時間帯を適切に表現できていないためと考えられる。適用した3つのリンク交通量推定手法間では、手法1および手法2で同程度のOD交通量推定精度が得られている。これは、手法2は、プローブリンク交通量の精度が手法1より劣っているにもかかわらず、手法1と同程度のOD交通量推定精度が得られることを意味している。手法2や手法3では、名古屋市中で収集された観測速度や交通密度の分布情報を用いていることから、より適切な事前情報を用いることで推定精度はさらに向上できると考えられる。

## 6. おわりに

本研究では、プローブカーによる観測速度情報からリンク交通量を推定する手法を示し、さらに、これを用いた動的OD交通量の推定可能性を示した。特に、リンク交通量推定法として、事前情報の有無やプローブカーデータのばらつきを考慮する方法によって、異なる3つの手法を示した。結果として、プローブカーデータから推定されたリンク交通量は、プローブカー観測数や推定リンク交通量の標準偏差を信頼性指標として用いることで、OD交通量推定に利用可能であることを示した。

ただし、今回の分析においては、 $k-v$  曲線やリンク交通容量について必ずしも適切な条件設定がなされていない。また、開発したシミュレータは信号交差点での車両停止や追い越し走行等を考慮しておらず、観測速度の車両間のばらつきが必ずしも現実を表現できていない。例えば、信号交差点での停止遅れが発生する場合は、速度

分布は多峰性分布となることが知られている<sup>36)・38)</sup>。本研究では、 $k-v$  曲線やリンク交通量の推定において空間速度分布の正規性を仮定しているが、一般街路網への実用的な適用を行うためには、速度分布のより詳細な分析が必要である。

また、示された分析結果からも分かるとおり、推定されたリンク交通量の信頼性パラメータの設定がOD交通量推定精度に影響を与える。したがって、これを規定する信頼性パラメータ式やその値を適切に設定する方法を明らかにする必要がある。さらに、本研究では、5台に1台の割合でプローブカーが混入するケースを想定したが、現実にはさらに低い混入率となると考えられる。したがって、プローブカー混入率がリンク交通量やOD交通量の推定精度に与える影響を分析する必要がある。

最後に、Zhou and Mahmassani<sup>39)</sup>は、AVIシステムにより特定された断片的な車両走行軌跡をOD推定に用いる際に、その観測誤差や母集団からのバイアスを考慮する手法を示している。ここでは、単に配分システムから得られる走行軌跡情報とAVIシステムで得られた情報との差を考慮するにとどまっているが、プローブカーの経路選択特性と母集団における特性との差を詳細に分析することは、プローブカーデータからOD交通量を推定するためには大いに重要であり、今後取り組む必要がある。

**謝辞：**本稿は文部科学省科学研究費（若手研究（B）18760390）、日本学術振興会科学研究費（基盤研究（B）18360244）、および総務省戦略的情報通信研究開発推進費の助成を受けた研究成果の一部である。ここに感謝の意を表す。

## 付録 事前分布が正規分布かつ観測変数が既知の分散を持つ1次元正規分布の場合の事後分布の導出<sup>14)</sup>

ある対象とする時間間隔における真の空間平均速度の平均を $v$ とすると、式(7)および式(13b)より $n$ 個の観測速度 $\hat{v}^i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ )が得られる密度関数は以下の式で与えられる。

$$f(\hat{\mathbf{v}} | v, s^2) = (2\pi \cdot s^2)^{-\frac{n}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2s^2} \sum_{i=1}^n (\hat{v}^i - v)^2 \right\} \quad (\text{al})$$

ここに、 $\hat{\mathbf{v}} = (\hat{v}^1, \hat{v}^2, \dots, \hat{v}^n)$  である。このとき、標本平均 $\bar{v}$ より以下の式が成り立つ。

$$\sum_{i=1}^n (\hat{v}^i - v)^2 = \sum_{i=1}^n (\hat{v}^i - \bar{v})^2 + n(v - \bar{v})^2 \quad (a2)$$

さらに、 $v$  の事前分布に関する確率密度関数を  $f(v|v_0, \sigma_0)$  とすると、 $\hat{v}$  が観測されたという条件の下での  $v$  の確率密度関数は、ベイズの定理により以下のように表される。

$$p(v|\hat{v}) = \frac{f(v|v_0, \sigma_0^2) f(\hat{v}|v, s^2)}{\int_{v=0}^{\infty} f(v|v_0, \sigma_0^2) f(\hat{v}|v, s^2) dv} \quad (a3)$$

ここで、上式の分母は  $\hat{v}$  が観測されたという条件の下では定数であるので、分子のみについて議論すればよい。このとき、 $v$  の事後分布について以下の式が得られる。

$$\begin{aligned} & f(v|v_0, \sigma_0^2) f(\hat{v}|v, s^2) \\ & \propto \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_0^2}(v-v_0)^2\right\} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2s^2}\sum_{i=1}^n(\hat{v}^i-v)^2\right\} \\ & \propto \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_0^2}(v-v_0)^2\right\} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2s^2}n(v-\bar{v})^2\right\} \\ & \propto \exp\left[-\frac{1}{2}\left\{\sigma_0^{-2}(v-v_0)^2 + n \cdot s^{-2}(v-\bar{v})^2\right\}\right] \\ & \propto \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_1^2}(v-v_1)^2\right\} \end{aligned} \quad (a4)$$

ここに、 $v_1$  および  $\sigma_1$  は式 (10) で表される。なお、式 (a4) を導く際の式展開において、2行目から3行目への式変形は式 (a2) を代入することで行っており、式 (a2) の右辺第1項は  $\hat{v}$  が観測されたという条件の下では定数となるので削除している。以上より、 $v$  の事後分布は  $N(v_1, \sigma_1^2)$  となることが分かる。

## 参考文献

- 1) 例えば、森川高行、山本俊行、三輪富生、王立曉：動的経路案内システム「PRONAVI」の開発と性能評価実験，交通工学，Vol.42，No.3，pp.65-75，2007。
- 2) 例えば、Zhou, X., Qin, X. and Mahmassani, H.S. : Dynamic origin-destination demand estimation using multi-day link traffic counts for planning applications. *Transportation Research Record*, No. 1831, pp. 30-38, 2003.
- 3) 例えば、Ben-Akiva, M., Bierlaire, M., Burton, D., Koutsopoulos, H.N. and Mishalani, R. : Network state estimation and prediction for real-time transportation management applications, *Networks and Spatial Economics*, Vol.1, pp.293-318, 2001.
- 4) Hellinga, B.R. : Estimating dynamic origin-destination demands from link and probe counts, Ph.D. Dissertation, Queen's University, Kingston,

Ontario, Canada, 1994.

- 5) 小根山裕之、桑原雅夫：プローブカーの経路情報を用いた時間帯別 OD 交通量の推定精度に関する研究，第 1 回 ITS シンポジウム Proceedings, pp.57-62, 2002.
- 6) 堀場庸介、松本幸正、松井寛、高橋政稔：プローブデータに基づく推定経路交通量への観測誤差の影響分析と推定経路交通量の更新手法，土木計画学研究・論文集，Vol.22，No.3，pp.495-505，2005.
- 7) Van der Zijpp, N.J. : Dynamic Origin-destination matrix estimation from traffic counts and automated vehicle identification data, *Transportation Research Record*, No. 1607, pp. 87-94, 1997.
- 8) Asakura, Y., Hato, E. and Kashiwadani, M. : Origin-destination matrices estimation method using automatic vehicle identification data and its application to the Han-Shin expressway network, *Transportation*, Vol.27, No.4, pp.419-438, 2000.
- 9) 堀口良太：走行イベント単位でのプローブデータ記録方式の効用，土木計画学研究・講演集，Vol.26，CD-ROM，2002.
- 10) 三輪富生、木内大介、山本俊行、森川高行：低コストプローブカーデータのオンラインマップマッチング手法，土木計画学研究・講演集，Vol.34，CD-ROM，2006.
- 11) Gazis, D.C., Hermann, R. and Rothery, R.W. : Nonlinear follow-the-leader models of traffic flow, *Operations Research*, Vol.9, No.4, pp.545-567, 1961.
- 12) 河上省吾、松井寛：交通工学，pp.115-118，森北出版，1987.
- 13) 溝上章志、松井寛、可知隆：日交通量配分に用いるリンクコスト関数の開発，土木学会論文集，No.401/IV-10，pp.99-107，1989.
- 14) 例えば、鈴木雪夫、国友直人 編：ベイズ統計学とその応用，pp.1-19，東京大学出版会，1989.
- 15) Van Zuylen, H.J. and Willumsen, L.G. : The most likely trip matrix estimated from traffic counts, *Transportation Research Part B*, Vol.14, No.3, pp.281-293, 1980.
- 16) Willumsen, L.G.: Estimating time-dependent trip matrices from traffic counts, *Proc. of the 9th ISTTT*, pp.397-411, 1984.
- 17) Wu, J. : A real-time origin-destination matrix updating algorithm for on-line applications, *Transportation Research Part B*, Vol.31, No.5, pp.381-396, 1997.
- 18) Tserkis, T. and Stathopoulos, A. : Real-time dynamic origin-destination matrix adjustment with simulated and actual link flows in urban networks, *Transportation Research Record*, No.1857, pp.117-127, 2003.
- 19) 小根山裕之、桑原雅夫：路側観測交通量からの時間変化する OD 交通量の推定，交通工学，Vol.32，No.2，pp.5-16，1997.
- 20) 吉井稔雄、桑原雅夫、赤羽弘和、堀口良太：トラフィックシミュレーションを用いた路側観測交通量からの動的 OD 交通量の推定，土木計画学研究・論文集，Vol.15，pp.461-468，1998.
- 21) Cascetta, E. and Nguyen, S. : A unified framework for estimating or updating origin/destination matrices from traffic counts, *Transportation Research Part B*, Vol.22, No.6, pp.437-455, 1998.
- 22) Cascetta, E. : *Transportation system engineering: Theory and methods*, pp.485-563, Kluwer Academic Publishers, 2001.
- 23) Janson, B.N. and Southworth, F. : Estimating departure times from traffic counts using dynamic assignment, *Transportation Research Part B*, Vol.26, No.1, pp.3-16, 1992.
- 24) Cascetta, E. : Estimation of trip matrices from traffic counts and survey data: A generalized least squares estimator, *Transportation Research Part B*, Vol.18, No.4/5, pp.289-299, 1984.
- 25) 高山純一、飯田恭敬：周期変動を考慮した実測交通量によ

- る交通需要推計法, 土木計画学研究・論文集, Vol.1, pp.43-50, 1984.
- 26) Bell, M.G. : The estimation of origin-destination matrices by constrained generalised least squares, *Transportation Research Part B*, Vol.25, No.1, pp.13-22, 1991.
  - 27) 楊海, 朝倉康夫, 飯田恭敬, 佐佐木綱 : 交通混雑を考慮した観測リンク交通量からの OD 交通量推計モデル, 土木学会論文集, No.440/IV-16, pp.117-124, 1992.
  - 28) 加藤義昭, 小川祐亮, 藤井聡, 菊池輝, 北村隆一 : 交通シミュレータ DEBNetS を利用した OD 推定アルゴリズムの開発と検証, 第 2 回 ITS シンポジウム Proceedings, pp.315-320, 2003.
  - 29) Ashok, K. and Ben-Akiva, M.E. : Alternative approach for real-time estimation and prediction of time-dependent origin-destination flows, *Transportation Science*, Vol.34, No.1, pp.21-36, 2000.
  - 30) Maher, M.J. : Inferences on trip matrices from observations on link volumes: A bayesian statistical approach, *Transportation Research Part B*, Vol.17, No.6, pp.435-447, 1983.
  - 31) Brenninger-Göthe, M., Jörnsten, K.O. and Lundgren, J.T. : Estimation of origin-destination matrices from traffic counts using multiobjective programming formulations, *Transportation Research Part B*, Vol.23, No.4, pp. 257-269, 1989.
  - 32) Dial, R.B. : A probabilistic multipath traffic assignment model which obviates path enumeration. *Transportation Research*, Vol.5, pp.83-111, 1971.
  - 33) 花房比佐友, 吉井稔雄, 堀口良太, 赤羽弘和, 片倉正彦, 桑原雅夫, 尾崎晴男, 大口敬, 西川功 : 交通シミュレーション再現性検証用データセットの構築, 土木学会論文集, Vol.668/IV-53, pp.115-123, 2001.
  - 34) 交通シミュレーションクリアリングハウス, H8 吉祥寺・三鷹ベンチマークデータセット, <http://www.jste.or.jp/sim/>
  - 35) 長尾智晴 : 最適化アルゴリズム, pp.56-59, 昭晃堂, 2000.
  - 36) 大山尚武, 重田清子, 松本俊哲, 池之上慶一郎 : 確率変数としての旅行時間の特性について, 第 3 回交通工学研究発表会論文集, pp. 79-82, 1976.
  - 37) 浅野美帆, 中島章, 堀口良太, 小根山裕之, 桑原雅夫, 越正毅, 赤羽弘和 : 遅れ時間自己評価によるリアルタイム交通信号制御, 土木計画学研究・論文集, Vol.20, No.4, pp.879-886, 2003.
  - 38) Li, Q., Miwa, T., Yamamoto, T. and Morikawa, T.: Some Statistical Properties of Arterial Street Travel Time Derived from Historical Probe-Vehicle Data, *Proc. of 11th World Conference on Transport Research*, CD-ROM, 2007.
  - 39) Zhou, X. and Mahmassani, H.S. : Dynamic origin-destination demand estimation using automatic vehicle identification data, *IEEE Transactions on intelligent transportation systems*, Vol.7, No.1, 2006.

(2007. 7. 27 受付)

## PRELIMINARY ANALYSIS ON UPDATING DYNAMIC ORIGIN-DESTINATION MATRICES USING OBSERVED SPEED INFORMATION BY PROBE-VEHICLES

Tomio MIWA, Toshiyuki YAMAMOTO, Tomonori TAKESHITA  
and Takayuki MORIKAWA

This research aims at developing the technique for updating dynamic O-D matrices based on the information from probe-vehicles. However, probe-vehicle does not provide the information on the traffic counts and the observed speed varies among probe-vehicles even when the traffic condition is similar. We propose several techniques for estimating traffic counts from observed link travel speeds and the O-D matrices are updated based on the estimated traffic counts information. The results show that the O-D matrices updated by using the variance of estimated traffic counts or the number probe-samples as representing reliability of probe-information are more accurate than those by not using such indicators.