

## プローブカーと車両感知器のデータを用いた経路交通量推定手法に関する一考察

名城大学	堀場 康介
名城大学	正会員 松本 幸正
名城大学	フェロー 松井 寛
名城大学	学生員 黒川 卓司

### 1. はじめに

所要時間提供や交通運用施策において、経路交通量を捉えることは必要不可欠である。しかし、車両感知器などで簡易に観測できるリンク交通量とは異なり、経路交通量は直接観測することが困難である。

一方、ITS の普及により VICS やプローブカーを用いることで、今まで入手困難であった車両の経路情報などのデータが得られるようになった。

そこで本研究では、プローブカーから得られる経路情報と車両感知器のデータを用いた経路交通量推定手法について考察する。

### 2. 経路交通量の推定手法

本研究では、プローブカーから得られた経路情報のデータと車両感知器から得られた観測リンク交通量を用いて経路交通量を推定する手法として、同時生起確率最大化による手法を用いる。

同時生起確率最大化による手法とは、OD 交通量、経路交通量、リンク交通量に関する同時生起確率を最大化にする問題として定式化されるもので、以下のようないくつかの数理最適化問題として示すことができる。

$$\max \left[ \frac{\hat{T}!}{\prod_i \prod_j q_{ij}!} \prod_i \prod_j (\hat{b}_{ij})^{q_{ij}} \right]^\alpha \left[ \prod_i \prod_j \frac{q_{ij}!}{\prod_k h_{ijk}!} \prod_k (\hat{p}_{ijk})^{h_{ijk}} \right]^\beta \left[ \frac{\hat{V}!}{\prod_l v_l!} \prod_l (\hat{g}_l)^{v_l} \right]^\gamma \quad (1)$$

subject to

$$\hat{T} = \sum_i \sum_j q_{ij} \quad q_{ij} = \sum_k h_{ijk} \quad (2)$$

$$v_l = \sum_i \sum_j \sum_k \delta_{ijk}^l h_{ijk} \quad \hat{V} = \sum_l v_l$$

また、 $\hat{b}_{ij} = \frac{\hat{q}_{ij}}{\sum_i \sum_j \hat{q}_{ij}}$   $\hat{g}_l = \frac{\hat{v}_l}{\sum_l \hat{v}_l}$  とする。

ここで、

$v_l$  : リンク  $l$  のリンク交通量

$\hat{g}_l$  : リンク  $l$  の観測リンク比率

$q_{ij}$  : ゾーン  $i-j$  間の OD 交通量

$\hat{b}_{ij}$  : ゾーン  $i-j$  間の観測 OD 比率

$h_{ijk}$  : ゾーン  $i-j$  間の第  $k$  経路交通量

$\hat{p}_{ijk}$  : ゾーン  $i-j$  間第  $k$  経路の観測経路利用率

$\delta_{ijk}^l$  : ダミー変数

$\alpha, \beta, \gamma$  : パラメータ

上式から、一次の必要条件より以下の式を導くことができる。なおパラメータ  $\alpha, \beta, \gamma$  の値は 1 とした。

$$h_{ijk} = \hat{p}_{ijk} \hat{b}_{ij} e^{\sum_l \lambda_l \delta_{ijk}^l} e^w \quad (3)$$

$$v_l = \hat{g}_l e^{s - \lambda_l} \quad (4)$$

$$\lambda_l = \frac{1}{2} \log \frac{\hat{g}_l e^s}{\sum_i \sum_j \sum_k \delta_{ijk}^l \hat{p}_{ijk} \hat{b}_{ij} e^{\sum_l \lambda_l \delta_{ijk}^l} e^w} \quad (5)$$

$$w = \log \frac{\hat{T}}{\sum_i \sum_j \sum_k \hat{p}_{ijk} \hat{b}_{ij} e^{\sum_l \lambda_l \delta_{ijk}^l}} \quad (6)$$

$$s = \log \frac{\hat{V}}{\sum_l \hat{g}_l e^{-\lambda_l}} \quad (7)$$

### 3. 適用事例

ノード数 4、リンク数 5 からなる図 1 の簡単なテストネットワークに経路交通量推定モデルの適用を行なう。全 OD 交通量を 6000(台)、全観測リンク交通量を 7900(台)とした。また、OD 比率、リンク比率は観測値から算出し、経路利用率はプローブカーから得られると仮定した。

プローブカーのサンプリング率が異なる複数のケー

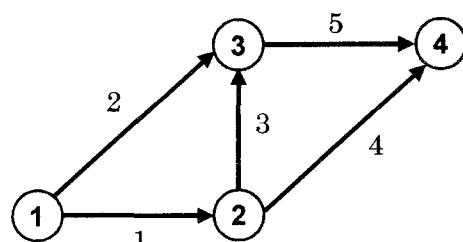


図 1 テストネットワーク

スを設定し、それぞれで経路交通量を推定した。なお、サンプリングは OD ペアごとに行なった。

図 2 は、経路が 3 本ある OD ペア 1→4 に着目したもので、サンプリング率の値と推定経路交通量の関係を示している。図からサンプリング率が変わると、経路交通量も変化し、サンプリング率が低いほど推定経路交通量の値が真値から離れる傾向があることがわかる。サンプリング率が低い場合には、推定経路交通量が 0となってしまう OD ペアもあった。

図 3 はサンプリング率の変化による推定リンク交通量と推定経路交通量の真値との RMS 誤差の変動を示したものである。図から、サンプリング率が増加するとリンク交通量と経路交通量の両者の RMS 誤差が減少していくことがわかる。サンプリング率を 5%未満にした場合において、RMS 誤差の値が大きくなっている。このことから、ある程度の精度を有した経路交通量を推定するためには、本適用事例で用いた簡単なネットワークの場合、5%以上のサンプリング率が必要であるといえる。

提案モデルでは、全 OD 交通量を既知として計算したが、実際の全 OD 交通量を事前に把握することはできない。そこで、全 OD 交通量を未知として考え、全 OD 交通量を変化させた時の、観測リンク交通量と推定リンク交通量との RMS 誤差の変動を示したもののが図 4 である。図より、全 OD 交通量を変化させたときの RMS 誤差の値は、極小点を持つグラフになることがわかる。また、サンプリング率が異なる場合においても同様の結果となっている。

リンク交通量の推定誤差が極小点をとった時の全 OD 交通量が、全 OD 交通量の真値とほぼ等しくなっており、この極小点を与える全 OD 交通量を推定全 OD 交通量とすればよいことがわかる。

#### 4. おわりに

本研究では、経路交通量推定モデルを簡単なネットワークに適用し、観測リンク交通量に一致する経路交通量を求めた。その結果、プローブカーのサンプリング率が増加するとともに、推定誤差が減少していくことが明らかとなった。また、全 OD 交通量を変化させることでリンク交通量の推定誤差が最小となる最適な全 OD 交通量を求めることが可能であることも明らかとなった。

今後は、提案した経路交通量推定モデルを他のネット

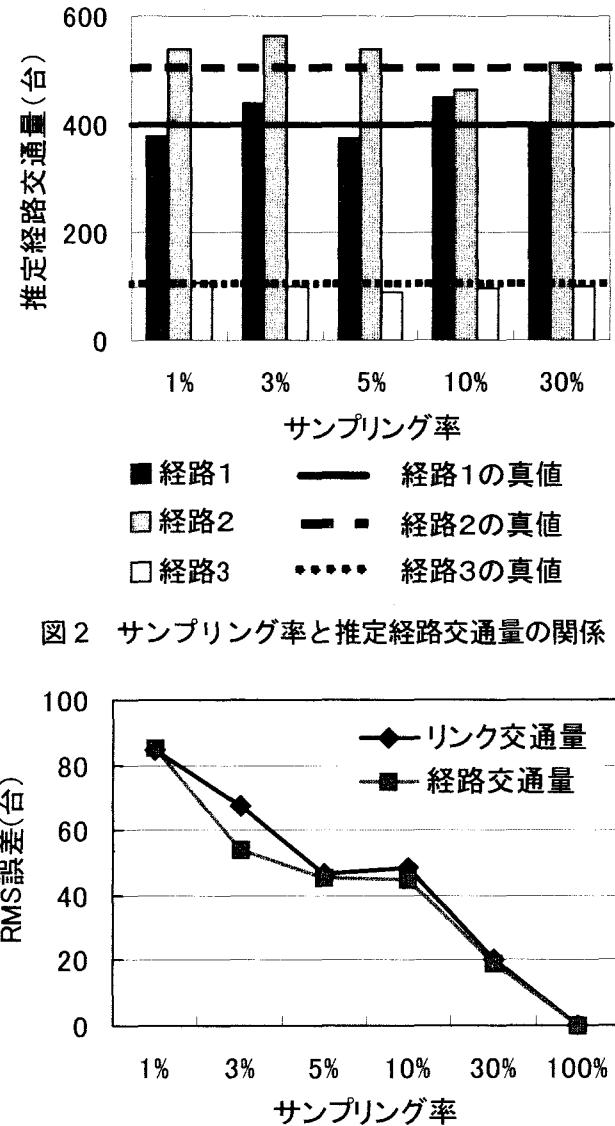


図 2 サンプリング率と推定経路交通量の関係

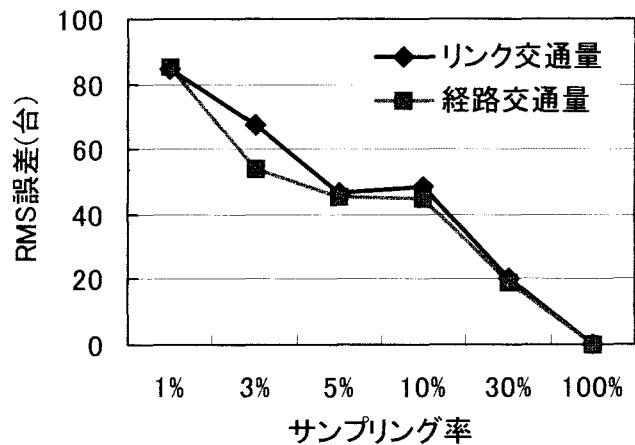


図 3 サンプリング率の変化による RMS 誤差の変動

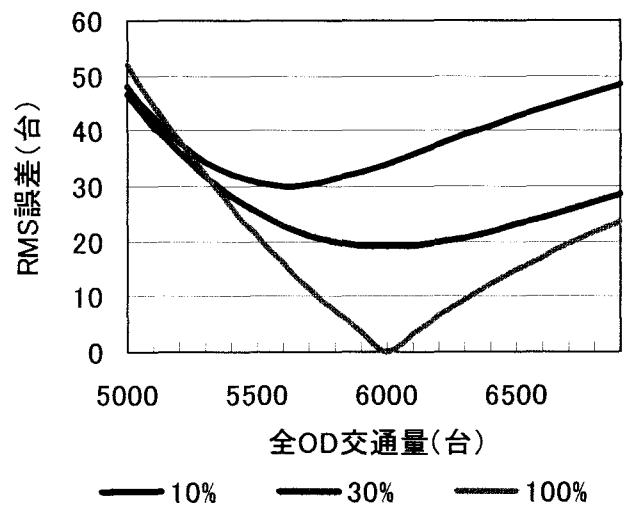


図 4 全 OD 交通量の変化による推定リンク交通量の RMS 誤差の変動

トワークや実際のネットワークに適用し、モデルの妥当性を検証する必要がある。