

サンプリングと観測誤差がプローブデータに基づく経路交通量推定値に与える影響*

Difference of Estimated Path Flows from Probe-Vehicle Data by Sampling Ratio and Error of Observed Data*

堀場庸介**・松本幸正***・松井寛****・黒川卓司**

By Yosuke HORIBA**・Yukimasa MATSUMOTO***・Hiroshi MATSUI****・Takashi KUROKAWA**

1. はじめに

道路交通渋滞が日常化し、交通事故や交通公害などの様々な社会問題を引き起こしている。このため、渋滞情報や所要時間情報などの道路交通情報の提供や動的経路誘導などの交通運用が重要となっている。このような交通運用施策を行なう上で、経路交通量を捉えることは必要不可欠であるが、直接観測することは困難である。

しかしながら最近では、ITSの普及により、詳細な交通データの収集が可能となってきた。なかでも、VICSやプローブカーを用いることで、車両の経路情報などのデータが得られるようになった。一方、車両感知器では、道路ネットワーク上における量的なデータを捉えることができる。

そこで本研究では、プローブカーの経路情報のデータと車両感知器から得られる観測リンク交通量を用いて、総交通量と経路交通量を同時に推定する手法を提案し、簡単なネットワークを用いて適用計算を行なった。まず、プローブカーをODペアごとに捉える方法¹⁾と、ネットワーク全体からサンプリングする方法と別々にモデルを構築し比較分析を行なう。次に、提案モデルにおいてデータに誤差が生じる場合の、推定値に与える影響について検証する。さらに、OD比率を更新する方法を提案する。

2. モデルの定式化

本研究では、プローブカー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、総交通量と経路交通量を同時に推定する手法を、2段階最適化問題として定式化する。上位問題はリンク交通量の推定値と観測値との残差自乗和最小化で、下位問題は同時生起確率最大化であり、プローブデータの形態により2種類に定式化できる。

2.1 OD ペアごとのサンプリングにおけるモデルの定式化

プローブカーをODペアごとに一定の抽出率でサンプリングできる場合、モデルは以下ようになる。

$$\min \sum_l \left(\sum_i \sum_j \sum_k \delta_{ijk}^l h_{ijk}(T) - \hat{v}_l \right)^2 \quad (1.1)$$

$$\max \left[\frac{T!}{\prod_i \prod_j q_{ij}! \prod_i \prod_j (\hat{b}_{ij})^{q_{ij}}} \right]^\alpha \left[\frac{\prod_i \prod_j \frac{q_{ij}!}{\prod_k h_{ijk}!} \prod_k (\hat{\rho}_{ijk})^{h_{ijk}}}{\prod_l \hat{v}_l! \prod_l (\hat{g}_l)^{v_l}} \right]^\beta \quad (1.2)$$

$$\text{subject to } T = \sum_i \sum_j q_{ij} \quad q_{ij} = \sum_k h_{ijk} \quad (1.3)$$
$$v_l = \sum_i \sum_j \sum_k \delta_{ijk}^l h_{ijk} \quad \hat{v}_l = \sum_i v_l$$

$$\text{また, } \hat{b}_{ij} = \frac{\hat{q}_{ij}}{\sum_i \sum_j \hat{q}_{ij}} \quad \hat{g}_l = \frac{\hat{v}_l}{\sum_l \hat{v}_l} \text{ とする.}$$

なお、パラメータ α, β は 1 とする。上式から以下が導かれる。

$$h_{ijk} = \hat{\rho}_{ijk} \hat{b}_{ij} e^{\sum_l \lambda_l \delta_{ijk}^l} e^w \quad (1.4)$$

$$v_l = \hat{g}_l e^{s - \lambda_l} \quad (1.5)$$

$$\lambda_l = \frac{1}{2} \log \frac{\hat{g}_l e^s}{\sum_i \sum_j \sum_k \delta_{ijk}^l \hat{\rho}_{ijk} \hat{b}_{ij} e^{\sum_{n \neq l} \lambda_n \delta_{ijk}^n} e^w} \quad (1.6)$$

*キーワード: プローブ, 経路交通量, 同時生起確率

**学生員, 名城大学大学院理工学研究科

***正員, 工博, 名城大学理工学部建設システム工学科

(名古屋市天白区塩釜口1-501, TEL:052-838-2348,

E-mail: matumoto@civil.meijo-u.ac.jp)

****フェロー, 工博,

名城大学理工学部建設システム工学科

$$w = \log \frac{T}{\sum_i \sum_j \sum_k \hat{p}_{ijk} \hat{b}_{ij} e^{\sum_l \lambda_l \delta_{ijk}^l}} \quad (1.7)$$

$$s = \log \frac{\hat{V}}{\sum_l \hat{g}_l e^{-\lambda_l}} \quad (1.8)$$

ここで、

- V : リンク交通量の総和
- 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
- T : 総交通量
- 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
- δ_{ijk}^l : ゾーン $i-j$ 間第 k 経路がリンク l を通る時 1, その他を 0 とするダミー変数
- λ, s, w : 制約条件(1.3), (2.3)に対するラグランジュ未定乗数

2.2 全体からのサンプリングにおけるモデルの定式化

プローブカーをネットワーク全体から一定の抽出率でサンプリングする場合、モデルは以下のようになる。

$$\min \sum_l \left(\sum_i \sum_j \sum_k \delta_{ijk}^l h_{ijk}(T) - \hat{v}_l \right)^2 \quad (2.1)$$

$$\max \left[\frac{T!}{\prod_i \prod_j \prod_k h_{ijk}!} \prod_i \prod_j \prod_k (\hat{p}_{ijk})^{h_{ijk}} \right]^\alpha \left[\frac{\hat{V}!}{\prod_l v_l!} \prod_l (\hat{g}_l)^{v_l} \right]^\beta \quad (2.2)$$

$$\text{subject to } T = \sum_i \sum_j \sum_k h_{ijk} \quad \hat{V} = \sum_l v_l \quad (2.3)$$

$$v_l = \sum_i \sum_j \sum_k \delta_{ijk}^l h_{ijk}$$

$$\text{また, } \hat{b}_{ij} = \frac{\hat{q}_{ij}}{\sum_i \sum_j \hat{q}_{ij}} \quad \hat{g}_l = \frac{\hat{v}_l}{\sum_l \hat{v}_l} \text{ とする.}$$

$$\text{上式から } h_{ijk} = \hat{p}_{ijk} e^{\sum_l \lambda_l \delta_{ijk}^l} e^w \quad (2.4)$$

$$v_l = \hat{g}_l e^{s - \lambda_l} \quad (2.5)$$

$$\lambda_l = \frac{1}{2} \log \frac{\hat{g}_l e^s}{\sum_i \sum_j \sum_k \delta_{ijk}^l \hat{p}_{ijk} e^{\sum_{n \neq l} \lambda_n \delta_{ijk}^n} e^w} \quad (2.6)$$

$$w = \log \frac{T}{\sum_i \sum_j \sum_k \hat{p}_{ijk} e^{\sum_l \lambda_l \delta_{ijk}^l}} \quad (2.7)$$

$$s = \log \frac{\hat{V}}{\sum_l \hat{g}_l e^{-\lambda_l}} \quad (2.8)$$

計算方法は、初期値として総交通量を与え、下位

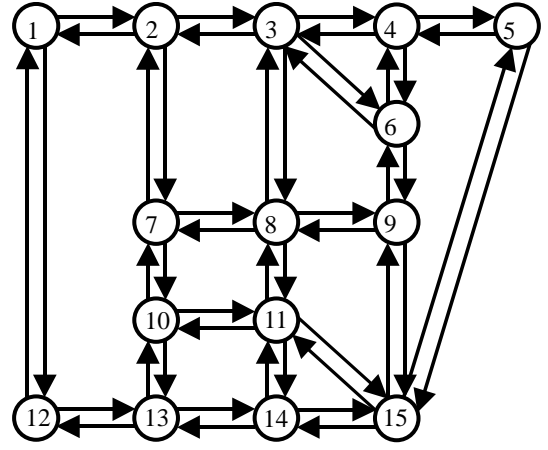


図 1 テストネットワーク

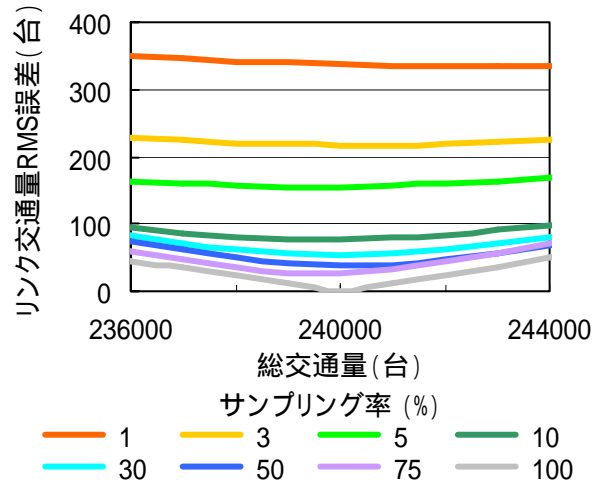


図 2 総交通量の変化

問題で経路交通量, リンク交通量を算出する次に、総交通量を上位問題で求めるというように繰返し計算を行なう形をとった。

3. 適用事例

上記に示した総交通量、経路交通量の推定モデルを用いて、総交通量と経路交通量の推定値がどのように変化するかを簡単なテストネットワークを用いて検証する。図 1 に示すノード数 15、リンク数 46 で構成されるテストネットワークに、推定モデルの適用を行なう。OD ペアは 210OD ペアとした。なお、OD 比率、リンク比率は観測値から算出した。また、経路利用率はプローブカーから得られると仮定し、全体を基準としたものと、OD を基準としたものの 2 種類のサンプリング方法で、それぞれ 10 回ずつサンプリングを行なった。

図 2 は上位問題で計算される総交通量と残差自乗和の関係を示している。なお、OD ペアごとにサンプリングを行なったものを示している。図よりこの

グラフは極値を持つものの、必ずしも凸関数になっていないことがわかるが、この極値を上位問題の推定総交通量とすればよいことがわかる。

図 3は推定総交通量の平均値と標準偏差の関係を示している。図より、サンプリング率が1%の場合において、推定総交通量の標準偏差は大きくなることがわかる。また、推定総交通量はサンプリング率に依存するが、サンプリング率が低くても総交通量の推定誤差は小さな値であることがわかる。

次に、サンプリング率に依存する経路利用率が、経路交通量の推定精度に及ぼす影響を検証する。ただし、サンプリング方法が2種類あるので、経路利用率は相対値に換算した。図 4 は経路利用率の相対RMS 誤差と経路交通量の RMS 誤差の平均値関係を示している。図より、同じサンプリング率の場合全体からのサンプリングのほうが、OD ペアごとのサンプリングよりも経路交通量の RMS 誤差が大きくなることがわかる。経路交通量の RMS 誤差の平均 200 台より小さく推定するには、経路利用率相対 RMS 誤差は 0.0007 より小さくすればよいことが明らかである。これをサンプリング率に換算すると、全体からのサンプリングでは 30%必要なのに対し、ODペアごとのサンプリングでは1%必要であることがわかる。また、経路交通量と経路利用率の RMS 誤差の全体の相関係数は 0.98 と高い値となった。このことから、経路利用率の推定精度は経路交通量の推定精度に、大きな影響を与えることがわかる。

4. データに誤差がある場合におけるモデルの検証

ここまでは、入力データである観測リンク交通量とOD比率には誤差がないと仮定して分析を行ってきたが、実際のネットワークに適用する上では以下のような誤差が推定精度に大きく影響してくると考えられる。ここでは誤差の影響について検討する。

4.1 リンク欠測や誤差がある場合

すべてのリンクで観測値を得ることは困難であり、また観測されたリンクには観測誤差があると考えられる。そこで、観測リンク交通量に欠測や誤差がある場合において提案モデルによる推定値がどのような影響を受けるかを分析する。なお、観測リンク交

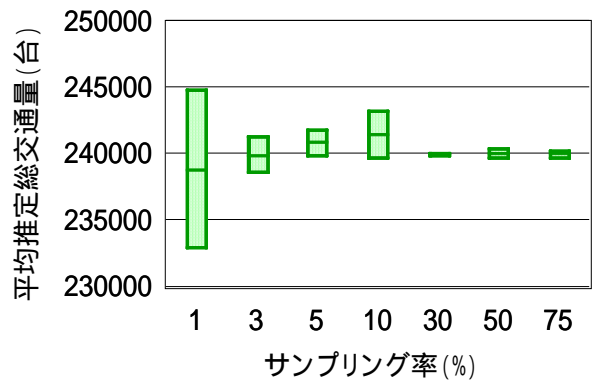


図 3 総交通量の平均値と標準偏差の関係

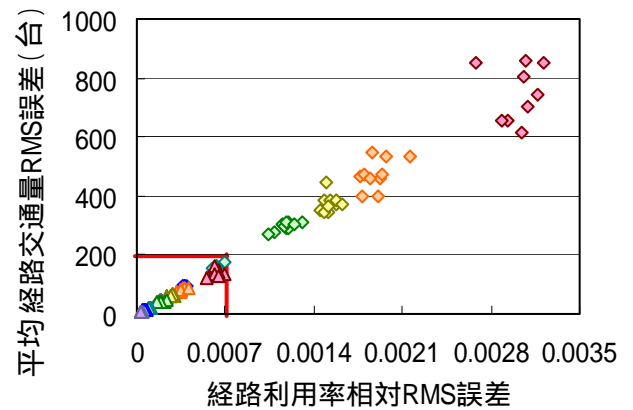


図 4 経路交通量と経路利用率の RMS 誤差の関係

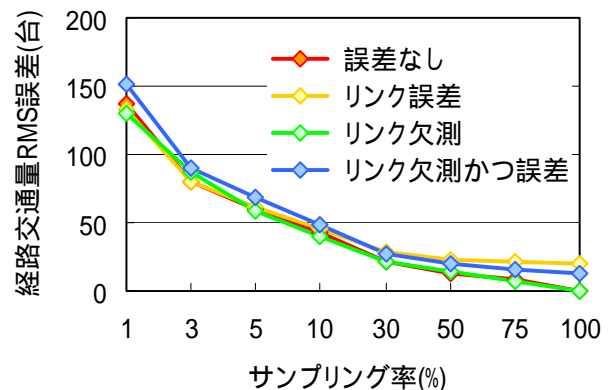


図 5 観測リンク誤差と RMS 誤差の関係
 通量に±5%の誤差を与え、観測されるリンク数を26リンクとした。ただし、ある経路上で一点もリンクの観測値がない場合は省いた。図 5は観測リンクに誤差を与えた場合とリンク欠測がある場合の経路交通量のRMS誤差を示している。図より、リンク欠測がある場合において、経路交通量のRMS誤差はリンクに誤差がない場合とほとんど変わらないことがわかる。しかしながら、観測リンク誤差がある場合においては、経路交通量のRMS誤差はサンプリング率が高くても大きくなるという傾向がある。サン

リング率100%の場合にも推定誤差が生じる要因としては、データの不整合による誤差であると考えられる。このことから、経路交通量の推定精度を向上させるにはリンク欠測よりも観測リンク誤差を減らせばよいことがわかった。

4.2 ODデータに誤差がある場合

入力データとして過去のODデータや道路センサスのデータを用いるが、入力時でのODパターンと推定時におけるODパターンが変化している場合に、推定値がどのような影響があるか検討する必要がある。

図 6はODパターンが変化したときと総交通量に変化したときの経路交通量のRMS誤差との関係を示している。図より、総交通量の増加や減少は経路交通量の推定誤差にあまり影響を与えていないことがわかる。しかしながら、ODパターンが変化した場合は経路交通量の推定誤差が非常に大きくなるという結果になった。この要因としては、ODパターンを変えているため、過去のデータと現在のデータとの整合性が取れていないため経路交通量の推定誤差が大きくなったと考えられる。

以上のことから、観測リンク交通量やODデータにおいて不整合が生じることにより経路交通量の推定誤差は増加するが、本研究提案モデルにおいて経路交通量は推定可能であるといえる。

5. OD比率の更新

入力時のODパターンと推定時におけるODパターンが変化するとき、データの不整合による誤差が生じることがわかった。そこで、OD比率を更新することを考える。OD比率の更新方法として、プローブカーにより経路利用率が与えられるので、経路利用率からリンク利用率を算出する。次に、各リンク交通量の誤差をODペアごとにリンク利用率を用いて比例配分し、OD交通量と総交通量を更新し、更新されたOD比率を計算する。収束判定は前の算出OD比率と今回の算出OD比率の残差が条件を満たしていれば終了。そうでなければ、再度計算を行なうこととした。

図 7はODデータを更新する前と更新した後により経路交通量のRMS誤差を比較したものである。図より、サンプリング率が高い場合において、推定誤

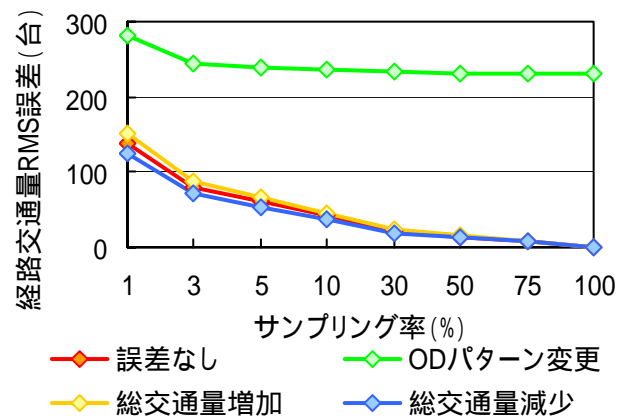


図 6 OD パターンの変化と RMS 誤差の関係

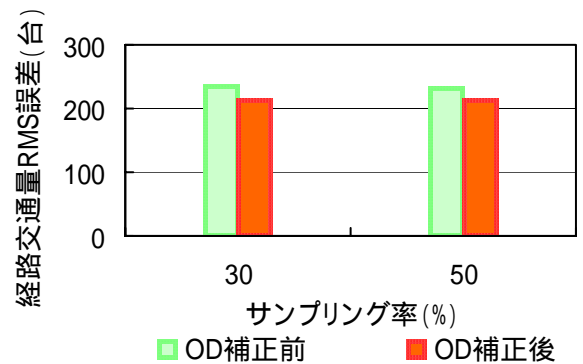


図 7 OD 補正前と補正後の RMS 誤差の変化

差は減少していることがわかる。

6. おわりに

本研究では、総交通量と経路交通量を同時に推定するモデルを2種類のサンプリング方法によって各々構築した。そのモデルを簡単なネットワークに適用した結果、総交通量を変化させることでリンク交通量の残差自乗和が最小となる最適な総交通量を求めることが可能であることが明らかとなった。次に、観測リンクに誤差や欠測がある場合、また入力時におけるODパターンと推定時におけるODパターンが異なる場合において検証したところ、経路交通量の推定誤差は大きくなるものの提案モデルは適用可能であることが明らかとなった。さらに、ODデータを更新することにより経路交通量の推定誤差を減少させることが可能であることが明らかとなった。

今後は、提案した推定モデルを実際のネットワークに適用し、妥当性を検証する必要がある。

参考文献

- 1) 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，第 57 回年次学術講演概要集，pp813 - 814，2002