

交通量観測値を用いた時間 OD 交通量のオンライン推定手法に関する研究*

Real Time Estimation of OD Flows from Traffic Counts*

松本 幸正**・藤田 素弘***・松井 寛****

By Yukimasa MATSUMOTO**, Motohiro FUJITA*** and Hiroshi MATSUI****

1. はじめに

渋滞情報や所要時間情報など道路交通においてもドライバーの多様なニーズに応えるべく、最近多くの情報提供システムが開発されつつある。これらのシステムの多くは、車両感知器などを用いて時々刻々と変化する道路交通現況を観測し、その結果を分析することにより各種の情報を提供するものである。このようなきめの細かな交通運用を行っていくためには道路交通需要を分析する際にも時間軸の導入は欠かせないものとなっており、時間変動する交通状況に敏感に反応できるようなより短い時間間隔での交通需要分析の必要性が高まってきている。

しかしながら車両感知器データのように交通需要の時間変動を含有しているデータがあるにも関わらず、それらデータの有効な活用がなされているとは言いがたい。そこで本研究では、交通運用の基礎データとして不可欠である短い時間間隔での OD 交通量を、車両感知器などから得られる交通量の時間変動データをもとに推計可能な、オンラインでの適用を考慮した手法を提案する。

2. OD 交通量の時間推定手法の定式化

本研究では、交通量観測値を用いて短い時間間隔での OD 交通量を推定するための手法を3種類提案する。これらの推定手法においては、推定時間単位の対象エリア内への流入出交通量を観測データとし

て定式化を行う。また本研究では交差点や高速道路のジャンクション等を対象エリアとして考え、各 OD 間の所要時間は同程度で、推定単位時間と比較し小さいものとして考える。いま以下の変数を定義する。

$$q_i(t) : (t-1) \cdot u \text{ から } t \cdot u \text{ の時間内の}$$

対象エリア流入交通量, $i = 1, 2, \dots, I$

$$y_j(t) : (t-1) \cdot u + \tau \text{ から } t \cdot u + \tau \text{ の時間内の}$$

対象エリア流出交通量, $j = 1, 2, \dots, J$

$$b_{ij}(t) : \text{遷移確率}$$

ここで u は推定単位時間、 τ は平均 OD 間所要時間であり、 $b_{ij}(t)$ は以下の条件を満たさなければならない。

$$0 \leq b_{ij}(t) \leq 1 \quad \forall i, j, t \quad (2.1)$$

$$\sum_{j=1}^J b_{ij}(t) = 1 \quad \forall i, t \quad (2.2)$$

また流入出交通量、遷移確率の間には次の線形関係が成立する。

$$y_j(t) = \sum_{i=1}^I q_i(t) b_{ij}(t) \quad (2.3)$$

式 (2.1)、(2.2) の制約条件下において、式 (2.3) を満足する遷移確率 $b_{ij}(t)$ を求めれば、次式により OD 交通量の推定値 $x_{ij}(t)$ を求めることができる。

$$x_{ij}(t) = q_i(t) b_{ij}(t) \quad \forall i, j, t \quad (2.4)$$

しかしながら式 (2.1)、(2.2) のもとで式 (2.3) を解くことは劣決定問題となるため、そのままでは解を得ることができない。そこで遷移確率は急激な変化をしないという仮定の下で、以下のように考える。

$$y_j(t) = \sum_{i=1}^I q_i(t) b_{ij} + \epsilon_j(t) \quad (2.5)$$

このような交通量観測値を用いて、短い時間間隔での OD 交通量を推定する手法^{1),2)}はいくつか提案されているが、これら手法においては遷移確率に関

* キーワード: 分布交通

** 正員、工修、名城大学理工学部土木工学科
(名古屋市天白区塩釜口 1-501, TEL 052-832-1151, FAX 052-832-1178)*** 正員、工博、名古屋工業大学社会開発工学科
(名古屋市昭和区御器所町, TEL 052-732-2111, FAX 052-741-8192)**** 正員、工博、名古屋工業大学社会開発工学科
(名古屋市昭和区御器所町, TEL 052-732-2111, FAX 052-741-8192)

する制約条件式 (2.1)、式 (2.2) を同時に満足する手法は Nihan N. L. ら³⁾のモデル以外は見あたらない。

(1) 拡大ラグランジェ乗数法: M1

等式・不等式制約条件下における非線形最適化手法の一つである拡大ラグランジェ乗数法を用い、OD 交通量の推定手法を定式化すると以下ようになる。この手法を M1 とする。

$$M1 = \sum_{j=1}^J \left[\sum_{t=1}^T d^{T-t} \left\{ \sum_{i=1}^I q_i(t) b_{ij} - y_j(t) \right\}^2 \right] + \frac{1}{4\gamma} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \left[\{\max(0, -2\gamma b_{ij} + \lambda_{ij})\}^2 - \lambda_{ij}^2 \right] + \sum_{i=1}^I \left[\varphi_i \left(1 - \sum_{j=1}^J b_{ij} \right) + \gamma \left(1 - \sum_{j=1}^J b_{ij} \right)^2 \right] \quad (2.6)$$

ここで γ はペナルティーパラメータ、 λ_{ij} 及び φ_i はそれぞれ不等式、等式制約条件に対するラグランジェ乗数であり、また d は重み係数である。

(2) 制約条件付き最小自乗法: M2

本推定手法は、最小自乗法に等式及び不等式制約条件のラグランジェ乗数法を適用したもので、以下のように定式化される。これを M2 とする。

$$M2 = \sum_{j=1}^J \left[\sum_{t=1}^T d^{T-t} \left\{ \sum_{i=1}^I q_i(t) b_{ij} - y_j(t) \right\}^2 \right] + \sum_{i=1}^I \varphi_i \left(1 - \sum_{j=1}^J b_{ij} \right) - \lambda_{ij} b_{ij} \quad (2.7)$$

この場合の最適性の条件は

$$\begin{cases} \frac{\partial M2}{\partial b_{ij}} = 2 \sum_{t=1}^T d^{T-t} q_i(t) \left\{ \sum_{i=1}^I q_i(t) b_{ij} - y_j(t) \right\} \\ \quad - \varphi_i - \lambda_{ij} = 0 \\ \frac{\partial M2}{\partial \varphi_i} = 1 - \sum_{j=1}^J b_{ij} = 0 \\ \frac{\partial M2}{\partial \lambda_{ij}} \leq 0, \lambda_{ij} \frac{\partial M2}{\partial \lambda_{ij}} = 0, \lambda_{ij} \geq 0 \end{cases} \quad (2.8)$$

であり、これらより以下の式が導かれる。

$$B = \left(\sum_{t=1}^T d^{T-t} q_t q_t' \right)^{-1} \left(\sum_{t=1}^T d^{T-t} q_t y_t' + \frac{1}{2} \varphi \delta_j' + \frac{1}{2} \lambda \right) \quad (2.9)$$

$$\varphi = \frac{2}{J} \left\{ \left(\sum_{t=1}^T d^{T-t} q_t q_t' \right) \delta_i - \left(\sum_{t=1}^T d^{T-t} q_t y_t' \right) \delta_j \right.$$

$$\left. - \frac{1}{2} \lambda \delta_j \right\} \quad (2.10)$$

ここで B は $I \times J$ の遷移確率行列、 q_t 、 y_t 、 φ はそれぞれ流入交通量 $q_i(t)$ 、流出交通量 $y_j(t)$ 、等式制約条件に対するラグランジェ乗数 $\varphi_i(t)$ を各要素に持つ縦ベクトルであり、また λ は $I \times J$ の不等式制約条件に対するラグランジェ乗数 λ_{ij} を各要素に持つ行列である。さらに δ_i 及び δ_j はそれぞれ $I \times 1$ 、 $J \times 1$ で要素がすべて 1 のダミーベクトルである。

なお推定アルゴリズムは式 (2.9)、式 (2.10) により B 、 φ を計算したのち、以下に示した更新式⁴⁾により λ_{ij} を更新し、収束するまでこれを繰り返す。なお f_{ii} は式 (2.9) 右辺第一項の対角要素である。

$$\begin{cases} \text{if } b_{ij} < 0 \text{ then } \lambda_{ij} = \lambda_{ij} - \frac{b_{ij}}{f_{ii}} \\ \text{if } b_{ij} \geq 0 \text{ then } \lambda_{ij} = \max(0, \lambda_{ij} - \frac{b_{ij}}{f_{ii}}) \end{cases} \quad (2.11)$$

(3) オンライン推定法: M3

本推定手法は、上記 M2 を変形し、オンライン型にしたものであり、M3 とする。ここで観測値から計算される値を次のように定義し、変形すると

$$h_t \equiv \sum_{t=1}^T d^{T-t} q_t q_t' = h_{t-1} d + q_t q_t' \quad (2.12)$$

$$c_t \equiv \sum_{t=1}^T d^{T-t} q_t y_t' = c_{t-1} d + q_t y_t' \quad (2.13)$$

と表せられる。なおベクトルはすべて縦ベクトルとする。次に

$$f_t \equiv h_t^{-1} \quad (2.14)$$

とし、式 (2.12) の両辺に f_t 、 f_{t-1} を乗じると

$$K_t \equiv f_t q_t = f_{t-1} q_t (d + q_t' f_{t-1} q_t)^{-1} \quad (2.15)$$

が得られる。さらに逆行列の定理を用いると

$$f_t = \frac{1}{d} (I - K_t q_t') f_{t-1} \quad (2.16)$$

が得られ、これらを式 (2.9)、式 (2.10) に代入すると

$$\varphi_t = \frac{2}{J} (h_t \delta_i - c_t \delta_j - \frac{1}{2} \lambda \delta_j) \quad (2.17)$$

$$B = f_t (c_t + \frac{1}{2} \varphi_t \delta_j' + \frac{1}{2} \lambda_{ij}) \quad (2.18)$$

となる。また λ_{ij} は M2 と同様に式 (2.11) により更新するが、 φ_t 、 B 、 λ については、収束するまで繰り返し計算を行う。なお f_{ii} は f_t の対角要素である。

本推定手法は上記 2 つの推定手法と比較し、ヘッシアンや逆行列の計算等が不要であることから、必要とする計算機の記憶容量が小さくすみ、また計算

時間が短いなどの点で優れており、オンラインでの推定に適した手法であると考えられる。

3. 適用例

本研究で提案した3つの推定手法を、シミュレーションデータを用いて検証する。シミュレーションは100単位時間発生させ、またODは3×3とした。

sim1 OD交通量の平均 $\bar{X}$ 及びその標準偏差 S を以下のように与え整数化し、そのOD交通量をもとに流入・流出交通量を計算した。

$$\bar{X} = \begin{bmatrix} 7 & 4 & 22 \\ 48 & 3 & 9 \\ 12 & 8 & 20 \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

$$S = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.5 & 3.6 \\ 6.1 & 0.4 & 1.1 \\ 1.8 & 1.2 & 3.0 \end{bmatrix} \quad (3.20)$$

sim2 標準偏差 S を以下のようにした。

$$S = \begin{bmatrix} 2.0 & 1.0 & 8.0 \\ 10.0 & 1.0 & 2.0 \\ 3.0 & 2.0 & 4.0 \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

sim3 標準偏差 S を以下のようにした。

$$S = \begin{bmatrix} 2.7 & 1.7 & 10.3 \\ 12.1 & 1.0 & 4.2 \\ 5.2 & 3.2 & 6.2 \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

sim4 発生交通量は平均値 $\bar{q}$ が以下のようなポワソン乱数として与え、また遷移確率の平均値 $\bar{B}$ を以下のように与え、その偏差 ΔB の分布を平均0、標準偏差0.03の正規分布として与え整数化した。

$$\bar{q} = \begin{bmatrix} 30 & 60 & 40 \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

$$\bar{B} = \begin{bmatrix} 0.2 & 0.1 & 0.7 \\ 0.8 & 0.05 & 0.15 \\ 0.3 & 0.2 & 0.5 \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

sim5 発生交通量はsim4と同じで、遷移確率の偏差 ΔB の分布を平均0、標準偏差0.1の正規分布として与えた。

sim6 発生交通量はsim4と同じで、遷移確率の偏差 ΔB の分布を平均0、標準偏差0.3の正規分布として与えた。

表-1 全時間における相関係数

d	1.00	0.98	0.96	0.94
sim1	0.9692	0.9666	0.9645	0.9626
sim2	0.9701	0.9660	0.9633	0.9612
sim3	0.9576	0.9533	0.9481	0.9441
sim4	0.9969	0.9965	0.9960	0.9954
sim5	0.9723	0.9712	0.9697	0.9676
sim6	0.8026	0.8175	0.8265	0.8304

表-2 全時間における RMS 誤差

d	1.00	0.98	0.96	0.94
sim1	4.5071	4.9257	5.2223	5.4174
sim2	4.3722	4.8770	5.1960	5.4069
sim3	4.3011	4.6712	5.1082	5.4257
sim4	1.0786	1.1447	1.2205	1.3025
sim5	3.2462	3.2990	3.3750	3.4785
sim6	8.3951	8.1055	7.9214	7.8427

以上の6種類のシミュレーションデータを用いて、本研究で提案したOD交通量の推定手法の適用計算を行った。推定結果の適合度検定には相関係数及びRMS誤差の値を用いたが、本研究で提案した3手法ともそれらの値はほとんど同値となったため、相関係数及びRMS誤差に関してはM3における結果のみについて考察していく。

表-1は観測値と推定値の100単位時間全時間における相関係数を示している。この表より全般に高い相関性を有していることがわかり、特にsim6における結果以外は0.94以上の非常に高い相関性があることがわかる。またsim6以外の結果においては、dの値が小さくなるほど少しずつ相関性が劣っていくことがわかる。このことは遷移確率の変動の大きさに関係があると思われ、遷移確率の変動が大きいときは、過去のすべてのデータを同じ重みで評価して推定を行った方が良い推定結果が得られるのに対し、遷移確率の変動が大きな場合には、推定時点に近いデータほど大きな重みで、つまり過去のデータは切り捨てていくように評価した方が良い結果が得られるということであると考えられる。

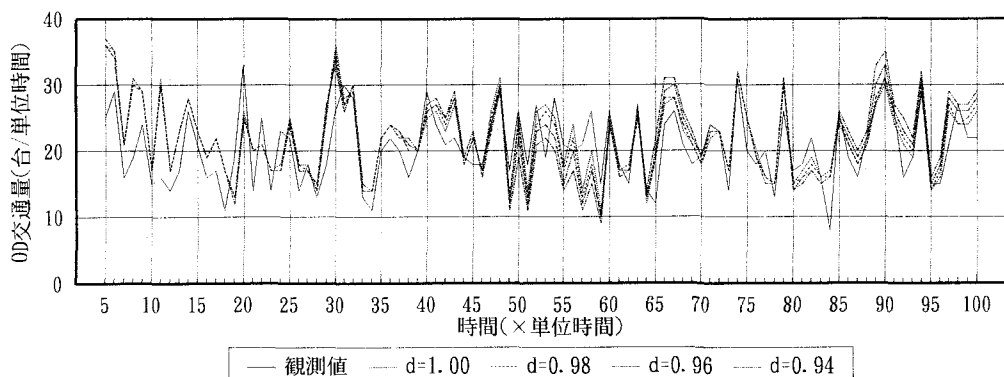


図-1 M3における推定 OD(3-3) 交通量の時間変動 (sim6)

表-3 各手法における計算時間

	M1	M2	M3
sim1	232.0s	3.7s	2.2s
sim2	205.0s	3.7s	2.3s
sim3	101.7s	3.4s	2.1s
sim4	29.4s	3.1s	1.9s
sim5	40.1s	3.2s	2.1s
sim6	94.5s	3.4s	2.1s

表-2は観測値と推定値の全時間の RMS 誤差の値を示してある。この表より、OD 交通量を直接シミュレーションによって発生させた sim1 から sim3 までの RMS 誤差の値は、標準偏差の違いによる差異が小さいことがわかり、逆に発生交通量をポワソン分布で発生させ、遷移確率を正規乱数で与えた sim4 から sim6 までは、その発生の違いによる差異が大きく現れていることがわかる。このことは本推定手法における推定結果は、発生交通の変動よりも遷移確率の変動の影響を大きく受けるということである。

表-3は、SONY NWS-5000 を用いて各手法において全 100 単位時間及び d の値を 1.00, 0.98, 0.96, 0.94 としたとき全て計算した場合の計算時間を示してある。この表から、M3、M2、M1 の順に計算時間が短いことがわかり、特に M3 の計算時間は非常に短いことがわかり、オンラインでの推定にも十分対応できるものであると考えられる。

なお M3 を用いた sim6 におけるシミュレーション値と推定値の時間変動の一例として、ゾーン 3-3 に

おける推定結果を図-1に示したが、この図から本推定手法により OD 交通量の時間変動を捉えることが可能であることがわかる。

4. おわりに

本研究では、対象エリアの流入出交通量の観測値を用いて、時間変動する OD 交通量を推定する手法を 3 種類提案した。1 つは拡大ラグランジェ乗数法を用いた手法で、1 つは制約条件付き最小自乗法、もう 1 つはその制約条件付き最小自乗法をオンライン型に変換した手法である。それらの推定手法では遷移確率に関する自然な制約条件を満足することができ、また各推定手法の推定結果はほとんど同値であり、遷移確率の変化が緩やかでありあまり大きくない場合には十分な精度を有した推定結果が得られた。また計算時間に関しては特に M3 における結果が優れ、オンラインでの推定にも十分耐え得ることがわかった。

参考文献

- 1) Cremer M. and Keller H. : Dynamic identification of flows from traffic counts at complex intersections, Proc. 8th Int. Symp. on Transp. and Traffic Theory, University of Toronto Press, pp.121-142, 1981
- 2) Cremer M. and Keller H. : A new class of dynamic method for the identification of origin-destination flows, Transpn. Res.-B, Vol.21B, No.2, pp.117-132, 1987
- 3) Nihan N. L. and Davis G. A. : Recursive estimation of origin - destination matrices from input / output counts., Transpn. Res.-B, Vol.21B, No.2, pp.149-163, 1987
- 4) Bell M. : The real time estimation of origin - destination flows in the presence of platoon dispersion, Transpn. Res.-B, Vol.25B, No.2, pp.115-125, 1991