

ミクロ交通流モデルを組み込んだOD交通量の動的推定に関する研究*

Dynamic Estimation of Origin-Destination Matrices Combining Microscopic Traffic Flow Model*

近藤竜平**・中辻 隆***・Rattaphol PUEBOOBPAPHAN****・鈴木宏典*****

By Ryuhei KONDO**・Takashi NAKATSUJI***・Rattaphol PUEBOOBPAPHAN****・Hironori SUZUKI*****

1. はじめに

今日、交通渋滞は大きな経済損失をもたらす無視できない問題となっている。効果的な交通混雑の解消法としては、時々刻々と変化する OD 交通量の推定によるリアルタイムな交通情報提供・交差点における信号右左折制御が挙げられる。より精度の高い交通情報を提供するためには、交通混雑状態時における OD 交通量の変動を正確に推定することが最も重要であるとされている。

しかしながら OD 交通量を直接計測する事は困難である。そこで直接計測することが困難である交通変量を比較的計測が容易な車両感知器データ等を用いて間接的に推定しようとする手法にフィードバック推定がある。フィードバック推定法として用いられているカルマンフィルター、拡張カルマンフィルターにマクロ交通流モデルを組み込んだ推定モデルにおいては、様々な研究が行われてきており、Unscented カルマンフィルターにおいても推定精度の改善が確認されている。

近年は感知器のデータに加えてプローブ車、ETC などの新たな媒体による計測データも利用可能となっており、新たな推定手法の確立が求められている。そこで本研究においては、ミクロ交通流モデルを組み込むことにより、新たなデータが利用可能な推定モデルを提案することを目的としている。

*キーワード：交通流、交通制御、Unscentedカルマンフィルター

**学生員、工修、京都大学大学院工学研究科

(京都府京都市西京区京都大学桂、TEL075-383-3237)

***正員、工博、北海道大学大学院工学研究科

(北海道札幌市北区北13条西8丁目、TEL011-706-6215)

***非会員、工博、College of Transport and Logistics, Bura
pha University

(169 Bangsaen Road, Saensook, Muang, Conburi Thailand 20
131, TEL +66 (38) 745900)

****正員、工博、日本工業大学システム工学科

(埼玉県南埼玉郡宮代町学園台 4-1、TEL 0480-33-7734)

2. フィードバック推定手法

フィードバック推定手法とは理論的に予測された計測値と実測された計測値との誤差に比例して状態変量の補正を行う手法であり、状態変量の動的推定手法として広く用いられている。

(1) カルマンフィルター

カルマンフィルターはフィードバック手法として数十年来広く適応されており交通流の分野でも交通状態や OD 交通量の動的推定に用いられてきた。しかし、線形式であれ非線形式であれ未知の状態変量(OD 交通量)と計測データとの間に明示的な関数関係(観測方程式)の定義が必要不可欠である。そこで、必要に応じて非線形問題に対し線形化を行う拡張カルマンフィルターが考えられた。拡張カルマンフィルターにおいては、状態方程式と観測方程式の両式に Taylor 展開による一次近似を行っている。しかし計算過程において微分演算が困難な場合があり、補正を行うカルマンゲインや共分散行列演算において制度の低下を招いている。

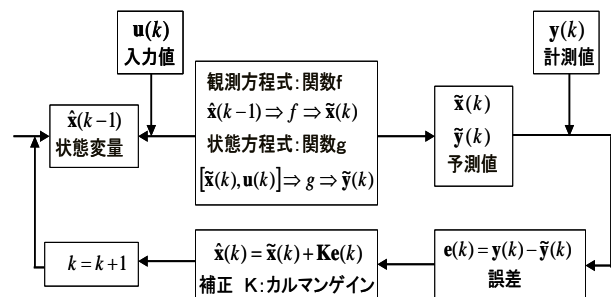


図1 カルマンフィルターによる演算フローの概念

(2) Unscented 変換

確率変数が非線形変換を受けたとき、確率変数の統計量を近似するための一つの方法として Unscented 変換がある。確率ベクトル \mathbf{x} の平均値と分散行列をそれぞれ $\bar{\mathbf{x}}$ 、 \mathbf{P}_x として、 \mathbf{x} が非線形関数 $\mathbf{y} = \mathbf{f}(\mathbf{x})$ によって変換されたとき、 \mathbf{y} の平均値と共分散行列をそれぞれ $\bar{\mathbf{y}}$ 、 \mathbf{P}_y とする。

Unscented 変換の計算手順は、最初に $(2L+1)$ 点のシグマ

ポイント： χ を計算する。

$$\chi_0 = \bar{x} \quad (1)$$

$$\chi_i = \bar{x} + (\sqrt{(L+\lambda)\mathbf{P}_x})_i \quad i = 1, \dots, L \quad (2)$$

$$\chi_i = \bar{x} - (\sqrt{(L+\lambda)\mathbf{P}_x})_i \quad i = L+1, \dots, 2L \quad (3)$$

ただし、 $\lambda = \alpha^2(L+b) - L$ は \bar{x} のまわりのシグマポイントの広がり決定するスケールパラメーターである。このとき $(2L+1)$ 点のシグマポイントは非線形関数

$$\Phi_i = \mathbf{f}(\chi_i) \quad i = 0, \dots, 2L \quad (4)$$

によって $\Phi_i (i = 0, 1, \dots, 2L)$ へと変換される。式(4)を用いれば Unscented 変換による $\bar{\mathbf{y}}$ 、 \mathbf{P}_x は次のように表される。

$$\bar{\mathbf{y}} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \Phi_i \quad \mathbf{P}_y = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} (\Phi_i - \bar{\Phi})(\Phi_i - \bar{\Phi})^T \quad (5)$$

$W_i (i = 0, 1, \dots, 2L)$ は予め決められた重みである。すなわち、 \mathbf{y} の分散、および \mathbf{x} と \mathbf{y} との共分散は Unscented 変換によって、総和演算に帰着することを意味している。

(3) Unscented カルマンフィルター (UKF)

Unscented 変換をカルマンフィルターの演算フローに導入したのが UKF である。UKF においては状態変量の時間変動と計測変量との関係を表現することができればいかなるシミュレーションモデルも利用可能であるということが最大の特徴である。流入部における交通量 $\mathbf{u}(k)$ と前の時刻における OD 交通量推定値 $\hat{\mathbf{x}}(k-1)$ をシミュレーションモデル(UKF においてはマイクロモデルも可能)に与えて、計測値を得る前の OD 交通量の予測値 $\tilde{\mathbf{x}}(k)$ と計測値の予測値 $\tilde{\mathbf{y}}(k)$ を以下の式によって計算する。

$$\tilde{\mathbf{x}}(k) = \mathbf{f}[\hat{\mathbf{x}}(k-1), \mathbf{u}(k)] \quad (6)$$

$$\tilde{\mathbf{y}}(k) = \mathbf{g}[\tilde{\mathbf{x}}(k)] \quad (7)$$

3. 交通流モデル

交通流モデルには大きく分けてマイクロ交通流モデルとマクロ交通流モデルがある。マイクロ交通流モデルは、車両一台一台を個々に表現するモデルであり、マクロモデルは車の交通流を流体として表現し、流体力学の理論を適用するものである。

マイクロ交通流モデル全般の長所は、車一台ごとの加速度、減速度などの違いや出発地点と目的地点を持つ OD 交通量、ドライバーの特性などを詳細に表現することである。また、プローブ車のデータなど新たなデータを直接取り込む事ができることも特徴である本研究で扱うマイクロ交通流モデルは以下の3つである。

(1) GM モデル

代表的な追従モデルであり、追従車の加速度はそのと

きの追従車の速度、及び反応時間 T だけ前の先行車との車間距離と速度差に依存しているとされ、式(1)にて表現される。 α 、 m 、 l はパラメータであり、交通状態に依存し連動している。

$$\ddot{x}_n(t+T) = \left(\frac{\alpha [\dot{x}_n(t+T)]^m}{[x_{n-1}(t) - x_n(t)]^l} \right) * [\dot{x}_{n-1}(t) - \dot{x}_n(t)] \quad (8)$$

(2) ECS モデル

追従車の速度がある車間に対して突発的な事故が起こった場合、安全に回避・停止することができる速度を基礎とするモデルである。物理法則を基礎としており、式(9)における f は加速度を表している。

$$\dot{x}_n(t) = \sqrt{2 * f [x_{n-1}(t) - x_n(t)]} \quad (9)$$

(2) Bando モデル

追従走行に最適だと考えられる速度と現在の速度に差が生じることで、最適な速度に調節しようと加速または減速を行う最適速度モデルである。ある一定値(最高速度)に漸近する関数を選び式(3)により表現される。

$$\dot{x}_n(t) = \tanh \{ [x_{n-1}(t) - x_n(t)] - 2 \} + \tanh 2 \quad (10)$$

4. 数値解析

実際のデータに基づいて数値解析を行い、マイクロ交通流モデルの選択による OD 交通量の推定結果を比較した。また、既往情報の有無、交通感知器数が OD 交通量の推定結果に対して与える影響、交通状態混雑時における交通状態の分析を行った。

(1) 研究対象

数値解析にあたっては、既知の OD 交通データより推定結果の検証可能な阪神高速自動車道路を対象区間とした。経路選択問題による複雑さを避けるため、単路路線を扱うものとし、14号松原線下り方向約11km区間を対象とし、ランプ位置も考慮し300~500m長の28のセグメントに分割した(図2)。

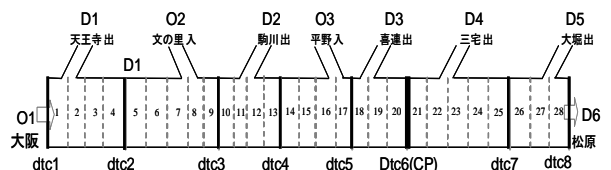


図2 数値解析対象区間

図2において dtc1~8は交通感知器、CPは地点交通量・地点速度の推定精度を検証するためのチェックポイント

を示している。実際の解析には、平成6年11月1日午前7時からの24時間に計測された5分単位に集計された車両感知器データと同じ時間帯に調査された起終点データを用いた。対象区間は単路であるので通過交通となるODが全OD交通量の40~60%を占めている。

(2) OD交通量の動的推定

交通シミュレーションにおいて、交通流モデルは交通状態を再現する際に大きな影響を与えるためその選択は重要である。そこで、Unscentedカルマンフィルタに先にあげた3つのマイクロ交通流モデルを組み込み、OD交通量の動的推定を行った。例として区間始端部(O1)から区間終端部(D6)のOD交通量、およびD5へのOD交通量とチェックポイントにおける地点交通量を比較した。なお事前情報はないものとして初期値は全OD一律とし、交通感知器の数は8つとした。

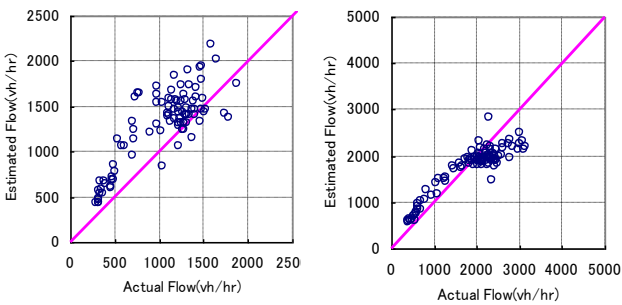


図3 GMモデル

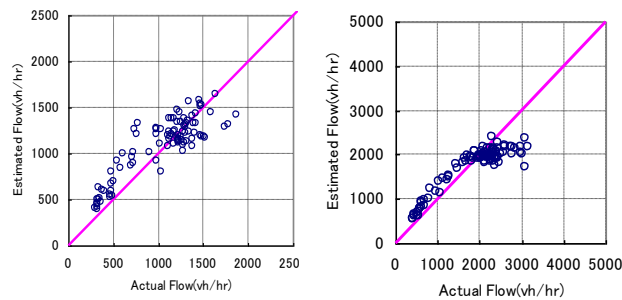


図4 ECSモデル

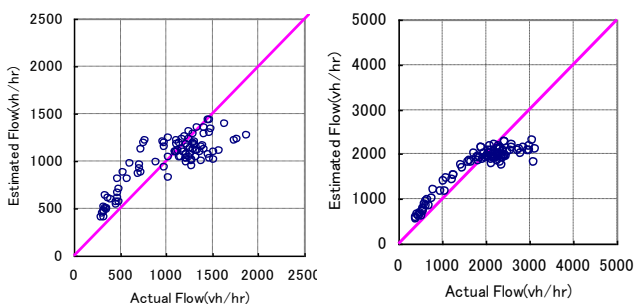


図5 Bandoモデル

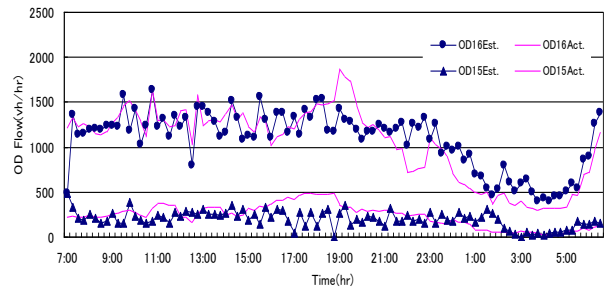


図6 OD交通量推定の時間的变化

図3~5(左:OD交通量、右:地点交通量)、及び図6より交通状態混雑時(19時前後)においては推定結果と実測値の誤差が見られるが、概ね推定結果は良好であることがわかる。また、推定値と実測値からRMSE(二乗平均平方根誤差)を求めたところ、3つの交通流モデルの中ではECSモデルが比較的推定精度がよい結果になった(図7、図8)。

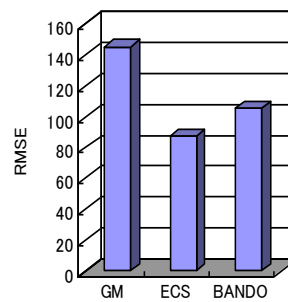


図7 OD16

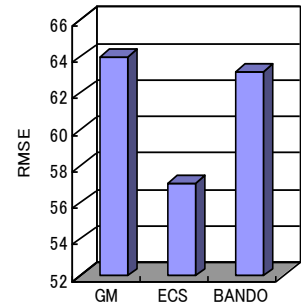


図8 OD15

(3) OD交通量の動的推定

実際にOD交通量を推定する際、推定前のOD交通量を把握することは困難であり、使用できる交通感知器の数も限られてくる。また、交通状態の再現における速度データも推定の精度に大きく関わってくる。そこでマイクロ交通流モデルとしてECSモデルを組み込み、以下のa)、b)、c)について分析を行った。

a) 事前情報の有効性

既存の推定手法においては、過去の情報が重要な役割を果たしているものが多い。本研究にて提案する推定手法において事前情報の有効性を検討するため、条件としてOD交通量の事前情報がある場合、一定とした場合、そしてランダムとした場合を比較した。

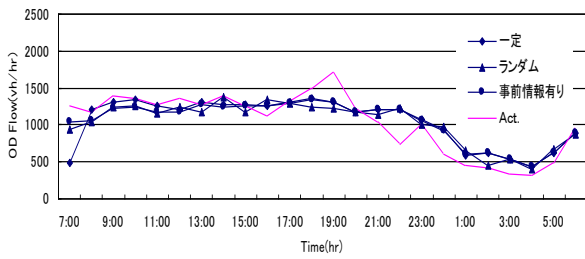


図9 事前情報の有効性

図9より事前情報が一定、またはランダムであっても事前情報が有る場合に比べて推定結果に大きな差がないことがわかる。よって推定モデルにおけるOD交通量の初期値は任意でも推定への影響はないと考えられる。

b) 交通感知器数の変化が与える影響

カルマンフィルタによる予測結果と実際の交通感知器のデータをもとに、推定値を補正している本研究においては交通感知器の数は推定結果に大きく影響を与えるものと考えられる。

表1 条件設定

感知器	S1	S2	S3	S4
Dtc.1		○	○	○
Dtc.2	○	○	○	○
Dtc.3			○	○
Dtc.4	○	○	○	○
Dtc.5				○
Dtc.6	○	○	○	○
Dtc.7		○	○	○
Dtc.8	○	○	○	○

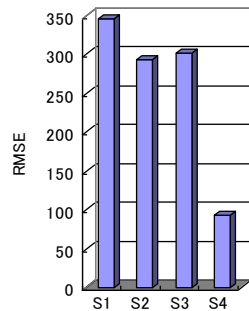


図10 RMSE

交通感知器の数、配置は表1の通りとし、各条件により推定したOD交通量のRMSEを求めた(図10)。この解析事例からは交通感知器数の数が多いほど、推定精度がよくなる傾向が見られる。しかし、実際には交通感知器の設置場所による混雑状況、設置間隔などの影響も考慮する必要がある。

c) 交通状態の再現性

交通状態混雑時におけるOD交通量の変動を正確に推定するためには交通状態の再現が重要である。そこで、シミュレーションにおける交通状態混雑時(17時~20時)とその前後(14時~17時、20時~23時)に得られた地点交通量、地点速度の比較を行った。

図11、12は対象区間のチェックポイントから得ら

れた時間帯別地点交通量と地点速度である。交通状態混雑時においてはその前後と比較して、地点交通量、地点速度ともに再現性が乏しいことがわかる。

以上より、シミュレーションによる交通状態の再現は、交通状態混雑時におけるOD交通量の推定精度に影響を与えることが実証できた。

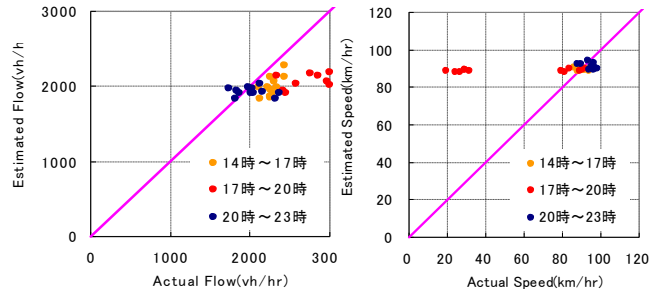


図11 地点交通量

図12 地点速度

5. おわりに

本研究においては、まず Unscented カルマンフィルタの導入によってマイクロ交通流モデルが直接カルマンフィルタのフィードバック推定手法に取り込むことを実証した。今後はプローブ車などの新たなデータを直接取り込むことにより、交通状態の再現性が高まり、OD交通量の推定精度もさらによくなるであろう。また、モデルの選択も推定結果に大きな影響を与えることから、異なる交通流モデルについても比較、検討する必要がある。

本研究ではOD交通量のみを推定対象としていたが、本来は交通需要(OD交通量)、交通状態、およびモデルのパラメータは相互に依存しているので、これらを推定する場合は同時に推定することが望ましいと考えられる。

参考文献

- 1) R. Pueboobpaphan, T. Nakatsuji, and H. Suzuki 「A New Approach for On-Line Estimation of Origin-Destination Matrices」 土木計画学研究講演集, No.33, 2006 (CD-ROM)
- 2) Gurusinge, G.S. 「Development of Microscopic Car-Following Model with a New Concept」 *Doctoral Dissertation*, Asian Institute of Technology, Bangkok, 2002
- 3) 交通工学研究会 HP、交通シミュレーションベンチマークセット: <http://www.jste.or.jp/sim/index.html>