

## IV-61 高速道路におけるマクロ交通流モデルとカルマンフィルタを組み合わせた動的OD交通量の推定に関する研究

北海道大学工学部 学生員 谷口綾子  
 北海道大学工学部 正員 藤原隆  
 北海道大学工学部 正員 中辻隆

### 1. 研究の目的

交通渋滞問題は近年の大きな社会問題として取り上げられている。特にピーク時における渋滞は深刻であり、この問題を解決するためには動的交通量配分モデルが必要である。また、交通制御の高度化、複雑化に伴い、車両感知器から得られるリアルタイムの情報や、過去の統計的データをもとに将来の交通流状況を的確に予測できる交通流モデルの構築が望まれている。本研究においては、カルマンフィルタを用いて動的なOD交通量を推定するために1)オフラインで過去のデータを用いた手法、2)オンラインで推定していく手法、3)マクロ交通流シミュレーションを組み込んでオンラインで推定する手法の3つのモデルの構築を試みた。さらに、その結果の有効性を検証するために道央自動車道に適用し、実測データとの比較を行った。

### 2. 推定手法

#### (1)カルマンフィルタ

カルマンフィルタは、時系列  $\{x(0), x(1), \dots, x(k)\}$  が直接正確に測定することができないときに、 $x(k)$  の何らかの関数である測定値  $\{y(0), y(1), \dots, y(k)\}$  を用いて  $x(k)$  を推定する手法である。

信号  $X$  が時系列であるとする。いま、時点は  $k = 0, 1, 2, \dots$  と進み、時点  $k$  における  $n$  次元ベクトル値をとる信号を  $x_k$  で表す。ここでは信号  $x_k$  が線形の差分式

$$x_k = A_{k-1}x_{k-1} + v_{k-1} \quad (1)$$

で支配されている場合を考える。式(1)は、カルマンフィルタの状態方程式と呼ばれる。  $A_k$  は  $n \times n$  の確定行列である。ここに  $v_k$  は時刻  $k$  の誤差ベクトルである。

信号  $x_k$  は直接測ることができないが、次のような測定機構を通してえられる出力  $y_k$  が式

$$y_k = C_k x_k + w_k \quad (2)$$

のように測れるものとする。式(2)は、カルマンフィルタの観測方程式と呼ばれる。ここに  $C_k$  は  $m \times n$  の確定行列であり、 $w_k$  は時刻  $k$  の誤差ベクトルである。

カルマンフィルタ理論より、信号  $x_k$  の最小二乗推定量は

$$\left. \begin{aligned} \hat{x}_k &= \tilde{x}_k + P_k C_k' W_k^{-1} \{y_k - (C_k \tilde{x}_k + \bar{w}_k)\} \\ \tilde{x}_k &= A_{k-1} \hat{x}_{k-1} + \bar{v}_{k-1} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

と求めることができる。ここで、 $\tilde{x}$  はフィルタリング前の推定値、 $\hat{x}_k$  は最も良い推定値である。ここで、初期条件を与えると、順々に測定値  $y_k$  を得るごとに共分散行列  $P_k$  を求めながら  $\hat{x}_k$  を求めることができる。こうして、式(3)は信号  $x_k$  の最適フィルタを形成している。

行列  $A_k$  と行列  $C_k$  は以下のような手法を用いて推定している。

#### (2)自己回帰モデル ( $A_k$ の推定)

自己回帰モデルは、時系列ベクトル  $\{x(0), \dots, x(i), \dots, x(k)\}$  を定義するとき、 $x(i)$  から過去の値とどのような関係をもっているのかを推定する手法である。基本式

$$x_k = A_1 x_{k-1} + A_2 x_{k-2} + \dots + A_m x_{k-m} \quad (4)$$

(4)式は、「時刻  $k$  の時のベクトルが時刻  $(k-m)$  間で関係している」ということを表している。本研究においては、 $m = 5$  まで試みて検討した結果、 $m = 1$  とすることにした。

#### (3)重回帰モデル ( $C_k$ の推定)

重回帰モデルは、説明変数  $x$  の数 (本研究ではODの数) が複数のとき用いられる手法である。式

$$y_k = C_k x_k + w_k \quad (2)$$

は重回帰の基本式であるから、このまま  $C_k$  を推定した。

Estimation of Dynamic OD Matrix Using Kalman Filter Combined with Macroscopic Traffic Flow Model

by Ayako Taniguchi, Takashi Huijiwara, Takashi Nakathuji

#### (4) マクロ交通流モデル

ここでは、高速道路のマクロ交通流シミュレーションのモデルとして一般的に用いられている Payne 型モデルを考える。このモデルの特徴はパラメータが比較的少なく、交通状態に対して一価関数を構成する密度、空間平均速度に基づいているので、自由流だけではなく渋滞状態における表現能力に優れている。

このモデルにおいては、図1のように高速道路区間を、交通状態の等質、定常が仮定できる最小単位である  $n$  個のセグメントに分割する。図では、1リンクからなる仮定の道路網としている。

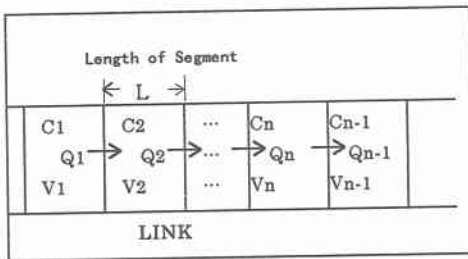


図1 マクロモデルの道路網

各セグメント長を  $\Delta L_i$ 、時間刻みを  $\Delta t_i$  とした交通密度と空間平均速度を状態変量とする状態方程式は、以下ようになる。

$$c_i(k+1) = c_i(k) + \frac{\Delta t}{\Delta L_i} [q_{i-1}(k) - q_i(k)] \quad (5)$$

$$v_i(k+1) = v_i(k) + \frac{\Delta t}{\tau} [V(c_i) - v_i]_{(k)} + \frac{\Delta t}{\Delta L_i} [v_i(v_{i-1} - v_i)]_{(k)} + \frac{v}{\tau \Delta L_i} \left[ \frac{c_i - c_{i+1}}{c_i + \kappa} \right]_{(k)} \quad (6)$$

$$q_i(k) = \alpha c_i(k) v_i(k) + (1 - \alpha) c_{i+1} v_{i+1}(k) \quad (7)$$

ここで、

$c_i(k)$  : 時刻  $k \Delta t$  におけるセグメント  $i$  の交通

密度(veh/km)

$v_i(k)$  : " の空間平均速度(km/h)

$q_i(k)$  : 時刻  $k \Delta t < t < (k+1) \Delta t$  の間にセグメ

ント  $i$  から流出する交通量(veh/h)

式(5)は、交通状態の連続条件に基づいている。式(6)は、速度に関する経験的・実験的考察によってその補正を行っている。補正の項の第1項は、調整項と呼ばれ、次式によって規定された密度-速度特性に基づいて補正を行う。

$$V(c) = V_f \left[ 1 - \left( \frac{c}{c_{\max}} \right)^l \right]^m \quad (8)$$

ここで、 $V_f$  は、自由速度、 $c_{\max}$  は渋滞密度を表している。1と $m$ は追従理論における感度パラメータである。式(6)の第2項は、変位項と言い、直前のセグメントにおける速度の影響を表している。最終項は、密度勾配項と呼ばれ、前方のセグメントにおける交通状態による補正を行っている。式(7)に示されているように、セグメント境界地点の交通量  $q$  は、両セグメントにおける交通量  $c \times v$  の重み付き平均によって定義されている。

#### 2.2 OD交通量の推定アルゴリズム

本研究においては信号  $X_k$  をOD交通量(台)、測定値  $Y_k$  をリンク交通量とした。以下にカルマンフィルタを用いたOD交通量の推定モデルを3通り示す。

Case 1 : オフラインで  $A_k, C_k$  を推定する手法

$A_k, C_k$  を決定する際、過去のOD交通量のデータを用いる。 $A_k, C_k$  は確定マトリクスとして取り扱う。

Case 2 : オンラインで  $A_k, C_k$  を推定する手法

時刻  $k = N - 1$  までの測定値を得たときの推定量  $A_{N-1}$  が定まっているとき、時刻  $k = N$  における測定値  $x_N$  を得たときの  $A_N$  を次の式でオンライン的に求めることができる。

$$A_N = A_{N-1} - \frac{[A_{N-1} z_N' - x(N)] z_N'}{1 + z_N' P_{N-1} z_N} P_{N-1} \quad (9)$$

ここで、  $P_N = (Q_N Q_N')^{-1}$

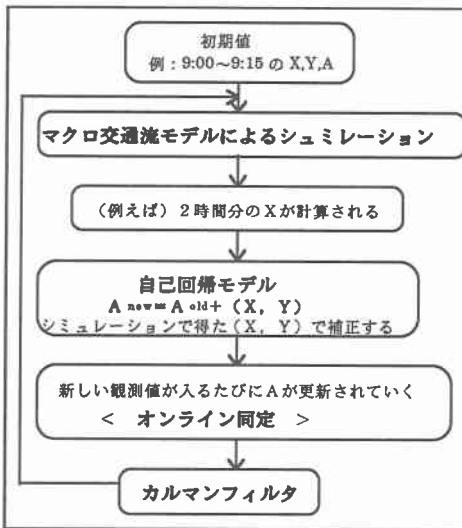
$$Q_N = \begin{pmatrix} x(n-1) & x(n) & \cdots & x(N-1) \\ x(n-2) & x(n-1) & \cdots & x(N-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(n-m) & x(n-m+1) & \cdots & x(N-m) \end{pmatrix} \quad (10)$$

$z_N = [x(N-1), x(N-2), \dots, x(N-m)]$  とおく。

このような手順で  $A_k, C_k$  をオンラインで更新してカルマンフィルタによるフィルタリングを行う。

### Case 3: マクロ交通流モデルを用いる手法

過去のOD交通量のデータは得ることが難しい。そこで、マクロ交通流モデルによるシミュレーションをおこない、得られた交通量や密度の値を用いて  $A_k, C_k$  を推定することを考えた。新しい観測値が入るたびに  $A_k, C_k$  を更新していくと、より精度のよいオンライン同定ができるように



なる。以下にその推定手順を示す。

## 3. 推定結果

### 3.1 観測データ

本研究のシミュレーション対象区間は、道央自動車道の札幌南 I.C から、苫小牧東 I.C とした。(図 2 参照)。また、時間帯は朝の通勤ラッシュの 7:00 ~ 11:00am とした。

リンク交通量  $Y_k$  はビデオ解析によりカウントし、OD交通量は独自にカウントした。出口リンクを入れるとリンクは全部で5個あり、ODは全部で15個ある。それぞれ 10 分毎のOD交通量を  $X$  のデータ、リンク交通量を  $Y$  のデータとして用いた。

$A_k, C_k$  の推定に過去のデータが必要なため、10/8 (火) と 10/15 (火) の二日間にわたって観測を行った。

### 3.2 カルマンフィルタの係数 $A_k, C_k$

(1) 自己回帰モデルによって決定される  $A_k$  を確認するため、観測値  $Y_k$  と計算値の値との比較を行った。以下にそのグラフを示す。

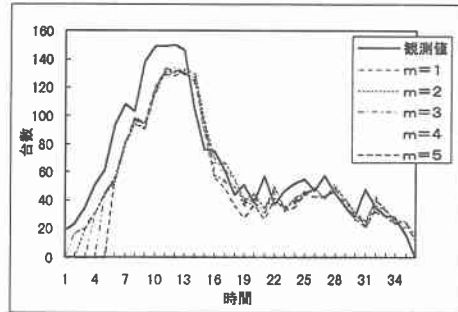


図3 自己回帰モデルの回帰個数

$m=1 \sim m=5$  まで試みたが、大きな差はないので本研究では  $m=1$  の時の値を用いた。

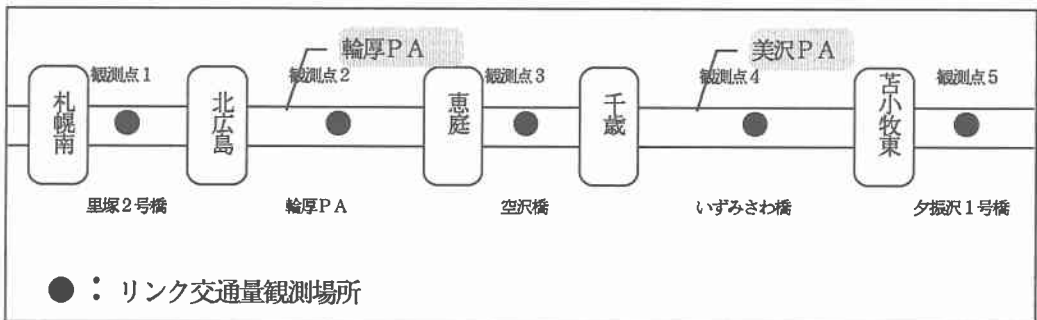


図2 シミュレーション 対象区間

(2) 重回帰モデルによって決定される  $C_k$  の精度を示す指標として、本研究ではRMS値を用いる。RMSとは、観測値と計算値の誤差の二乗の平方根をデータ数で割ったものである。以下にその値を示す。

リンク	RMS(%)
y1(札幌南-北広島)	4.403
y2(北広島-恵庭)	0.228
y3(恵庭-千歳)	0.274
y4(千歳-苫小牧東)	0.463
y5(苫小牧東-出口リンク)	3.607

表1  $A_k$  の精度 (RMS値)

RMS 値が全て5%未満と精度がよいことがわかる。

### 3.3 観測データとシミュレーションとの比較

Case1 の手法で行ったシミュレーションの結果と実際の観測値の値を図4、図5に示す。

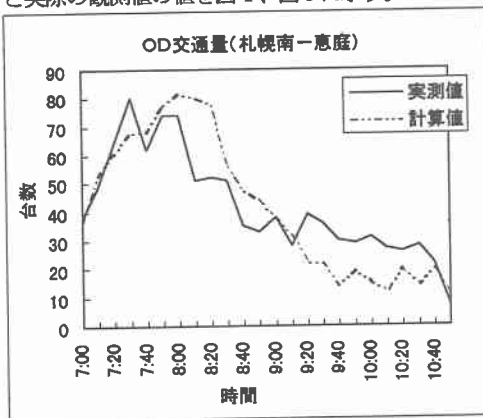


図4 観測値と計算値の比較(札幌南-恵庭)

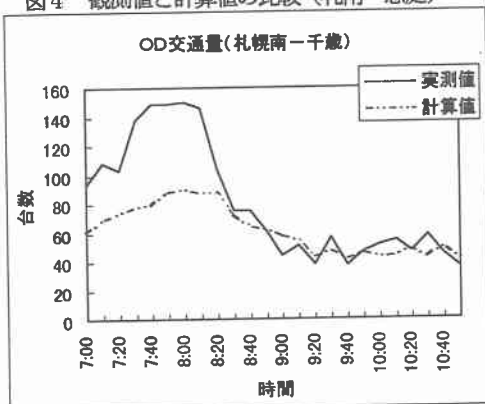


図5 観測値と計算値の比較(札幌南-恵庭)

RMS値は図4の札幌南-恵庭が39%、図5の札幌南-千歳が21%と大きい。実測値の振れ幅が比較

的大きいため、シミュレーションの値がついてこないことも要因の一つであろう。

### 4. まとめ

本研究においての成果を以下に示す。

- (1) カルマンフィルタを用いた高速道路の動的OD交通量の推定手法を開発した。
- (2) 推定手法として、①オフライン推定、②オンライン推定、③マクロ交通流モデルを用いた推定の3通りの手法の提案を行った。
- (3) 自己回帰モデルによってカルマンフィルタの係数  $A_k$  の推定を行った。
- (4) 重回帰モデルによりカルマンフィルタの係数  $C_k$  の推定を行った。
- (5) オフラインの推定手法を道央自動車道に適用し、観測値と計算値の比較を行った。

オフラインのモデルではあまりよい結果が得られなかった。また、オフラインの手法に必要な過去のOD交通量データを得るのは困難である。そこで、今後の課題は、オンライン同定のモデル(Case2)とマクロ交通流モデルを組み込んだオンライン同定のモデル(Case3)を実際のネットワークに適用し、再現性の評価を試みることである。

また、本研究のシミュレーション対象区間は道央道で、ほぼ渋滞区間ではないといつてよい。例えば首都高速道路などの渋滞頻発区間にモデルを適用することも必要である。

### 参考文献

- 1) K.Ashok and M.E.Ben-Akiva, "Dynamic Origin-Destination Matrix Estimation and Prediction for Real-Time Traffic Management Systems", MIT Summer Professional Program 1.10s, 1996
- 2) Iwao Okutani, "The Kalman Filtering Approaches in Some Transportation and Traffic Problems", Transportation and Traffic Theory, pp.397~416, 1987
- 3) 有本卓, "信号・画像のデジタル処理", 産業図書