

Square-Root フィルター法と重回帰分析法による交通特性推定と精度比較

信州大学工学部 正員 奥谷 嶽
信州大学工学部 学生員 ○下里 嶽

1. はじめに

道路網において的確に交通制御を行なうには、対象ネットワークの各リンクの交通状態量を完全に把握しなければならない。現在わが国では、中規模以上の都市の主要幹線道路は何らかの形で車両感知器が設置されている。しかし財政上あるいはその他の理由から、感知器設置箇所数が限定されることが少なくない。そのため対象ネットワークの各リンクを感知器により完全に網羅することは困難である。そこで、感知器のないリンクの交通状態量をまわりの感知器のあるリンクの交通状態量を用いて推定することが、交通制御上必要となってくる。本研究では、その方法として Information Square-Root フィルター法 (ISRF 法) と重回帰分析法を取り上げ、実際のデータを用いて両者の精度や実用性の比較検討を試みた。

2. 重回帰分析による推定方法

次のモデル式を考える。

$$X_n(t) = B_1 X_1(t) + B_2 X_2(t) + \dots + B_{n-1} X_{n-1}(t) + C + \varepsilon \quad (1)$$

ここで、 $X_i(t)$ ：リンク i の時刻 t の交通状態変数、 C ：定数、 ε ：誤差である。この方法は n 個のリンクのうち、 $(n-1)$ 個の計測値より 1 個の計測されていないリンクの交通状態量を推定する方法で、第 1 日目は X_n も計測し、最小自乗法により偏回帰係数 B_1, B_2, \dots, B_{n-1} 、定数項 C を求め、第 2 日目以降は、(1) 式を用いて推定するものである。

3. Information Square-Root フィルターによる推定方法

まず、システムは次のような差分方程式で表わされるものとする。

$$\text{状態方程式 } X(t+1) = \Phi(t)X(t) + W(t) \quad (2)$$

$$\text{観測方程式 } Y(t) = \Theta(t)X(t) + V(t) \quad (3)$$

ここで、 $X(t)$ ：各リンクの交通状態量よりなる n 次元ベクトル、 $Y(t)$ ：感知器によって計測されている交通状態量よりなる m 次元ベクトル、 $\Phi(t)$ ： $n \times n$ の遷移行列、 $W(t)$ ：システム雑音、 $\Theta(t)$ ： n 個の交通状態量のうち m 個は観測されているという意味において、1 と 0 で表わされる行列である。また、 $R(t)$ ： $W(t)$ の分散・共分散行列、 $Q(t)$ ： $V(t)$ の分散・共分散行列、 $S_t(t)$ ：時刻 t までの計測値を用いて $X(t)$ を推定したときの推定誤差の分散・共分散行列、 $S_{t-1}(t)$ ：時刻 $(t-1)$ までの計測値を用いて、 $X(t)$ を推定したときの推定誤差の分散・共分散行列、 $U(t)$ 、 $V(t)$ 、 $W(t)$ 、 $Y(t)$ ：それぞれ $R(t)$ 、 $Q(t)$ 、 $S(t)$ 、 $S_{t-1}(t)$ のコレスキー分解行列、つまり $R(t) = U(t)U^T(t)$ 、 $Q(t) = V(t)V^T(t)$ 、 $S(t) = W(t)W^T(t)$ 、 $S_{t-1}(t) = Y(t)Y^T(t)$ とする。

さて、時刻 $(t-1)$ までの計測値による $X(t)$ の最適推定値を $\hat{X}_{*}(t)$ とし次式を定義する。

$$b(t) = \hat{W}(t)\hat{X}_{*}(t) \quad (4)$$

次に、 $(m+n) \times n$ の行列 $A(t)$ として

$$A_1(t) = \begin{bmatrix} W'(t) \\ V'(t) \theta(t) \end{bmatrix} \quad (5)$$

を考える。ここで、被作用マトリックスの行数と等しい大きさを持つ正方形が直交マトリックスであり、被作用マトリックスを三角化する性質を持つ、Householder Operatorを T_1 とし、(5) 式に用いると

$$T_1 A_1(t) = T_1 \begin{bmatrix} W'(t) \\ V'(t) \theta(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y'(t) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

となる。またその T_1 を用いて次の式を定義する。

$$T_1 \begin{bmatrix} b(t) \\ V'(t) y(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{b}(t) \\ e(t) \end{bmatrix} \quad (7)$$

さらに時刻 t までの計測値による $X(t)$ の最適推定値 $\hat{X}(t)$ は次式で与えられる

$$Y'(t) \hat{X}(t) = \hat{b}(t) \quad (8)$$

次の段階としては、 $A_2(t)$ 行列を

$$A_2(t) = \begin{bmatrix} U'(t) & | & 0 \\ -\hat{Y}'(t) \Phi(t) & | & Y'(t) \Phi(t) \end{bmatrix} \quad (9)$$

とし、ここで $A_2(t)$ に対して上と同様に Householder Operator T_2 を用いる。

$$T_2 A_2(t) = \begin{bmatrix} F(t+1) & | & G(t+1) \\ 0 & | & W(t+1) \end{bmatrix} \quad (10)$$

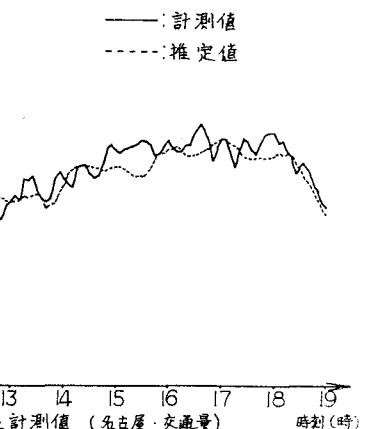


図-1 ISRF法による推定値と計測値（名古屋・交通量）時刻(時)

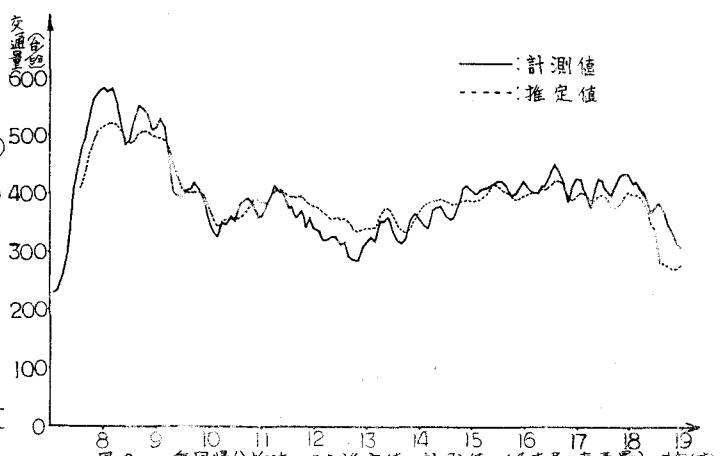


図-2 重回帰分析法による推定値と計測値（名古屋・交通量）時刻(時)

$$T_2 \begin{bmatrix} 0 \\ \hat{b}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a(t+1) \\ b(t+1) \end{bmatrix} \quad (11)$$

(10)式より $W(t+1)$ を求め、さらに(11)式より $b(t+1)$ を求め最初の段階に戻るのである。本研究では、第 d 日の期待値を \bar{x}^d 、交通状態量を x^d とおき、第1ステップとして $\hat{x}^d = \bar{x}^d - x^{d-1}$ なる \hat{x}^d の推定値 \hat{x}^d を求め、それと前日の期待値より当日の期待値の推定値 \hat{x}^d を求める。第2ステップとしては、 $\hat{x}^d = \bar{x}^d - \hat{x}^{d-1}$ なる \hat{x}^d の推定値 \hat{x}^d を求め、さらにそれと \hat{x}^d より当日の交通状態量の推定値 \hat{x}^d を求めるのである。実際には1日目と2日目は人が実際に計るなどしてすべてのリンクの交通状態量を集収し、パラメータ同定理論より遷移行列重 (t) を求め、3日目以降決定された重 (t) を用いて、上記方法により推定するのである。尚、 \bar{x}^d 、 \hat{x}^d は、それぞれデータの2次平滑値を用いた。

4. 適用例

図-1, 2 は、名古屋のデータを用い各方法で計算を行なった結果をグラフに表わしたものである。両方法とも、ほぼ交通量の変化を表わしていると言えるだろう。ISRF法では、最大誤差率 0.059、加重平均誤差率 0.075、最大誤差率 0.195、重回帰分析法ではそれぞれ 0.065, 0.080, 0.269、である。
(参考文献) 奥谷・木田川 感知器によて計測されていない交通状態量の推定 第23回自動学会講演会前刷