

街路における車両感知器データを取り込んだ交通状態の推定法について*

Feedback Estimates of Traffic States on an Urban Street Based on Traffic Detector Data*

若尾将徳** 花岡真也** 中辻 隆***

By Masanori WAKAO**, Sinya HNAOKA** Takashi NAKATSUJI***

1. 研究の目的

近年の交通流理論の発展やマイクロコンピュータ技術の発達とともにモデル構造、表現能力は進歩し、再現性の高いモデルが開発されてきた。しかし、街路においては、信号機のある交差点・交差点での左右折率・側道の流出入があり再現性を悪くしている。そのような中でさらに高い精度で表現するには、計測データのもつ情報を最大限に活用する事が重要である。これまでのシミュレーションモデルでは、実際に計測された車両感知器データがそのモデルに反映されているものは少ない。従って、本研究においては街路におけるマクロ交通流モデルを定義し、さらに、交通状態を精度良く再現するために、カルマンフィルタの手法を応用して計測情報をシミュレーションに組み込むことを試みる。その結果の有効性を検証するために、実道路網に適用し実測データとの比較を行う。

2. 街路における Cremer モデル

(1) Payne 型モデル

ここでは、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¹⁾²⁾街路道路網に適用することを考える。Payne 型モデルの特徴はパラメータが比較的少なく、状態方程式が単純で上流、または下流セグメントの交通状態と関連づけられて定義されている。また、1つの交通量に対して2つの交通状態が存在し得る交通量をベースとしたモデルとは異なり、交通状態に対して1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。その反面状態変量はモデルパラメータの変動に敏感であると言われておりしかも、以下に示すように重み係数はすべて定数とした場合では、交通状態が軽交通、重交通での密度や速度の影響の違い（軽交通では上流地点、重交通では下流地点の影響大）という交通特性を反映できないという欠点もある。

モデルにおいては、図1のように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（20～50m） n 個のセグメントに分割する。図では、2交差点からなる仮定の道路網としている。

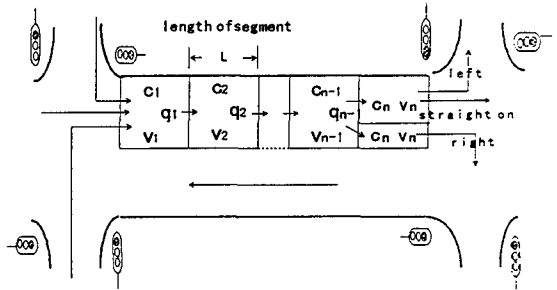


図1 マクロモデルの道路網

各セグメント長を ΔL_i 、時刻刻みを Δt_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、以下のようなになる。

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

$$v_i(k+1) = v_i(k) + \frac{\Delta t}{\tau} [v(c_i) - v_i]_{k_i} + \frac{\Delta t}{\Delta L_i} [v(v_{i-1} - v_i)]_{k_i} + \frac{v}{\tau} \frac{\Delta t}{\Delta L_i} \left[\frac{c_i - c_{i-1}}{c_i + \kappa} \right]_{k_i} \quad (2)$$

$$q_i(k) = \alpha c_i(k) v_i(k) + (1 - \alpha) c_{i+1}(k) v_{i+1}(k) \quad (3)$$

*キーワード：街路交通、カルマンフィルタ、車両感知器

**学生員、工学、北海道大学大学院工学研究科土木工学専攻
(北海道札幌市北区北13条西8丁目、Tel 011-706-6217,
Fax 011-726-2296)

***正会員、工博、北海道大学工学部土木工学科
(北海道札幌市北区北13条西8丁目、Tel 011-706-6217,
Fax 011-726-2296)

ここで、

$c_i(k)$: 時刻 $k \Delta t$ のセグメント i の密度 (veh/km)

$v_i(k)$: 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(1)は、交通状態の連続条件に基づいている。式(2)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。

$$V(c) = V_f \left[1 - \left(\frac{c}{c_{\max}} \right)^l \right]^m \quad (4)$$

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(2)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(3)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) カルマンフィルタ

信号 x が時間の推移とともに刻々と変わっていく場合を想定しよう。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

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k \quad (5)$$

で支配されているとする。

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

$$y_k = C_k x_k + w_k \quad (6)$$

のように測れるものとしよう。

$x(k)$ の最もよい推定値 $\hat{x}(k)$ が計算できたものとすれば式

$$\hat{x}_{k+1} = A_k \hat{x}_k + B_k \bar{u} \quad (7)$$

が時系列 x_k の予測値として最も良いと思われる。

式(5)の形から測定値 $\{y_0, y_1, \dots, y_k\}$ が得られたと

きの x_{k+1} の最適二乗推定法は、 x_k と u_k を用いて、式

(7)と表わせることが簡単に証明できる。したがって問題は測定値 $\{y_0, y_1, \dots, y_k\}$ を得たときの x_k の最適な推定量 $\hat{x}_k$ を求めることに帰着する。時点 k を現在と考えるならば x_k の最適フィルタリング $\hat{x}_k$ は、一般には過去の測定データのすべて $\{\dots, y_{k-2}, y_{k-1}, y_k\}$ に関係する。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

$$\begin{aligned} \hat{x}_k &= \bar{x}_k + K_k \{y_k - (C_k \bar{x}_k + \bar{w}_k)\} \\ \bar{x}_k &= A_{k-1} \hat{x}_{k-1} + B_{k-1} \bar{u}_{k-1} \end{aligned} \quad (8)$$

と求めることができるここで、初期条件

$$\begin{aligned} \bar{x}_0 &= \bar{x}_0 \\ M_0 &= X_0 \end{aligned} \quad (9)$$

を与えると、順々に測定値 y_k を得るごとに共分散行列 K_k を求めながら $\hat{x}_k$ を求めることができる。明らかに、 $\hat{x}_k$ は過去 $k=0$ から現時点 k までの測定値 $y_{[0,k]}$ のみから構成されている。こうして、式(8)は信号 x_k の最適フィルタを形成しておりこれをカルマンフィルタ③という。

(3) Cremer モデル

(a) カルマンフィルタの導入

交通流モデルにおいて、図2に示すように、式(1)(2)(3)は、カルマンフィルタを導入しなくても、始端部における流入交通量 $q_0(k)$ と初期値交通密度 $c_i(0)$ と空間平均速度 $v_i(0)$ を与えることによって、逐次密度 $c_i(k)$ と空間平均速度 $v_i(k)$ の変動を求めることができる。ここで、カルマンフィルタを導入することにより、図3に示すように、始端部における交通量 $q_0(k)$ に加え、同部の地点平均速度 $w_0(k)$ 、終端部における $q_n(k)$ 、 $w_n(k)$ の計測データが得られている時(図3)に、交通状態がどの程度改善されているかを比較、検討する。すなわち、カルマンフィルタを導入することによって、状態変量 ($c_i(k)$ と $v_i(k)$, $i=1, \dots, n$) と計測変量 ($q_i(k)$ と $w_i(k)$, $i=0, n$) とを関係づける。

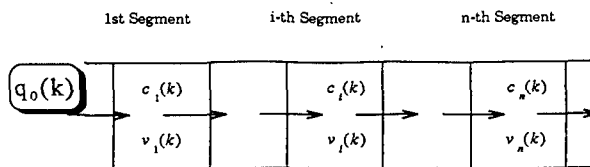


図2 non-Kalman の時のモデル

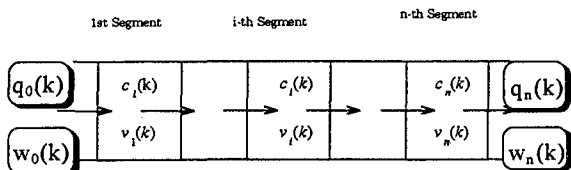


図3 Kalman の時のモデル

(b) マクロ交通流モデルの状態方程式

状態変数である密度 $c(k)$ 、空間平均速度 $v(k)$ を $x(k)=(c_1, v_1, \dots, c_n, v_n)'$ とベクトル表示し、状態方程式である式(1) (2) もベクトル表示する。この状態方程式は非線形関数であるので、拡張カルマンフィルタの手法を導入する。

(c) マクロ交通流モデルの計測方程式

計測方程式として Cremer⁴⁾は次式の提案を行っている。

$$\begin{aligned} q_i(k) &= \alpha c_i(k)v_i(k) + (1-\alpha)c_{i-1}(k)v_{i+1}(k) \\ w_i(k) &= \alpha v_i(k) + (1-\alpha)v_{i+1}(k) \end{aligned} \quad (11)$$

ここで、下添 i が計測地点を表している。すべての計測変量を $y(k)=[q_0, w_0, q_i, w_i, q_n, w_n]'$ とベクトル表示し計測方程式も状態方程式と同様、拡張カルマンフィルタの手法を導入する。

(d) 推定アルゴリズム

ここで説明した状態方程式、計測方程式の定式化に基づいて、次のアルゴリズムに従い新たな計測値 $y(k)$ が得られる度ごとにオンラインで状態変数 $x(k)$ の推定値を求めることができる。

- (1) まず初期値を設定する。
- (2) 式(1)(2)(3)から推定値 $\hat{x}(k)$ を算定する。
- (3) カルマンゲイン K を算定する。
- (4) 式(3)(11)から $y(k)$ 、 $\hat{y}(k)$ を算定し式(8)の第1式から $\hat{x}(k)$ を算定する。

これらの計算を $k=1 \sim n$ まで逐次行い $\hat{x}(k)$ を算定する。

3. シミュレーション結果

(1) 感知器データ地点

本研究のシミュレーション対象区間は国道230号線(石山通)の南9条～南17条で、時間帯は午前7時30分～午前8時00分の30分間と午後6時00分～午後6時30分の30分間の2種類の時間帯の、感知器から得られる交通量と地点平均速度を実測データとして使用した。感知器の数は図4のように流出、流入部に2つずつと、中間地点A、B、Cの3つと計7つである。シミュレーションにおいては流入部、流出部の2箇所ずつと、中間地点のB、C地点をカルマンフィルタに取り込み、比較の対象としてA地点を用いた。

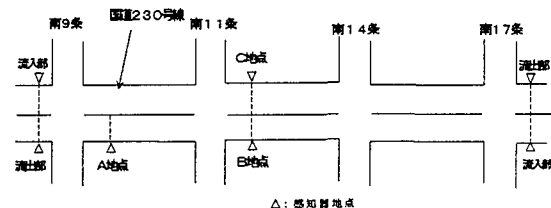


図4 国道230号線の感知器地点

(2) 感知器データとシミュレーションとの比較

(a) ケース1 (7時30分～午前8時00分)

カルマンフィルタを用いていない場合の交通流率と地点平均速度をカルマンフィルタを用いた場合のそれを比較した結果を実測値と併せて図5と図6に示した。実測値は5分ごと、シミュレーション値は2秒ごとに累積された値をそれぞれ2分ごとに集計したものである。カルマンフィルタを用いていない場合、用いている場合ともに実測値とのずれは大きい。図6においても、交通流率よりは地点平均速度のほうがカルマンフィルタを用いた方が用いていないものより精度が良くなっているがその差は未だ大きい。

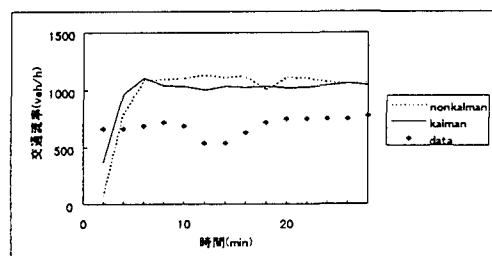


図5 non-kalman と kalman による交通量の比較
(午前 7:30～8:00)

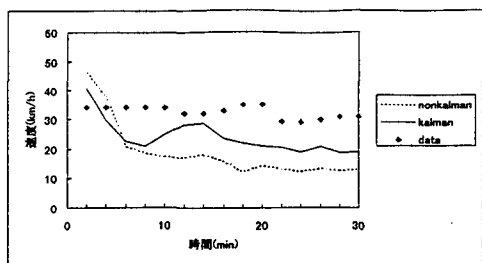


図6 non-kalman と kalman による地点平均速度の比較
(午前 7:30~8:00)

(b) ケース 2 (午後 6 時 0 0 分~午後 6 時 3 0 分)

ケース 1 と同様に交通流率のグラフを図 7、地点平均速度のグラフを図 8 示した。午前と同様交通流率のグラフは実測値とのずれが、カルマンフィルタを用いていない場合、用いている場合ともに大きく、地点平均速度のグラフの方はカルマンフィルタを用いた方がより精度がよくなっている。

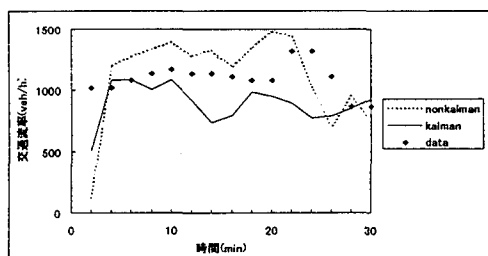


図 7 non-kalman と kalman による交通量の比較
(午後 6:00~6:30)

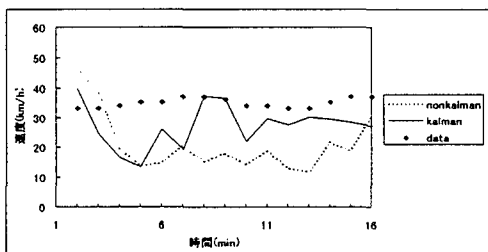


図 8 non-kalman と kalman による地点平均速度の比較
(午後 6:00~6:30)

4 まとめ

本研究においては、カルマンフィルタを用いてより精度の高いマクロシミュレーションを作るのが目的であったが、結果からわかるように再現性のあるシミュレーションとは言い難い結果に終わってしまった。

このような原因となった理由はいくつか挙げられる。

- 街路におけるシミュレーションは信号の右左折率、駐車場からの流出入など、さまざまな要因があり再現性が悪い。
- 今回用いたデータは測道からの流出入に実測値が得られなかったため推定値を用いた。
- マクロモデルは本来は大規模なネットワークにおいて、有効性を発揮するのだが今回は時間の関係上、小規模なネットワークのシミュレーションしかおこなえなかった。
- Cremer モデルを街路に適応させカルマンフィルタの手法を用いるのに若干の問題があった。

今回のカルマンフィルタを用いたマクロシミュレーションは、比較的簡単な計算のため即座に現在の交通状態を把握でき、交通統制するのに非常に参考になるはずである。しかし、考察にあるように様々な問題点があり、とても現実の交通状態を再現するまでは至っていない。これらの問題点を解決しさらに精度の高いシミュレーションをつくることによって交通渋滞を解消するだけでなく、道路の拡張や延長、アンダーパスの建設、都市高速道路の建設などにおける交通状態の推移なども、容易に予測できることになり、都市部における交通状態の管理に大いに役立つことになるであろう。

参考文献

- 1) J. Payne: Model of Freeway Traffic and Control, Simulation Councils Proceeding Series, Vol.1, No.1 Mathematical Model of Public System, pp51-61, 1971
- 2) N. Pourmoallem・中辻隆: A Multiple Section Method for Estimating Real-Time Traffic States on Freeways, 土木計画学会研究.18(2), pp379-380, 1995
- 3) 有本卓: カルマンフィルタ, 産業図書, 1978
- 4) K. Putensen・M. Cremer: A Macroscopic Simulation Model of Urban Traffic Flow and its Application for Traffic Control Systems, 2nd Intern., 1992