

IV-11 都市内街路における 交通状態推定に関する研究 ＜カルマンフィルター理論を用いて＞

北海道大学大学院	学生員	田仲 博幸
北海道大学工学部	正 員	中辻 隆
北海道大学工学部	正 員	加来 照俊

1. はじめに

近年、都市の交通問題は一見鎮静化のきざしを見せている。以前に比べて交通をとりまく環境が整備され、改善されつつあるものの、道路交通が社会的、経済的活動を支えている現代の社会構造からいっても、これが依然として大きな問題であることに変わりはない。

街路における効率的な交通運用をはかるための方策の一つとして、[交通制御の最適化問題]が挙げられる。その際、都市内においては特に、一つの路線ばかりでなく広範囲の面的な管制システムの整備が必要とされる。刻々と変化しつつある交通状態を把握し、即座に管制システムに役立てられる態勢を整えることが肝要である。現在、車両感知器が多地点に設置され、まさにこれから交通管制が重要な使命を帯びようかという段階であり、それに伴って交通予測もその重要性を増していくものと思われる。

本研究においては、カルマンフィルター理論を用いた交通量、密度、速度等の予測手法の考察を行う。そのため、M.W.Szeto とD.C.Gazisの行った定式化を基に、その交通流理論の関係式から導かれる状態方程式、観測方程式を用い、適当な変形を施して線形化することで実用的な形に置き換えた。これによって、高速道路のような出入制限のある路線ばかりでなく、一般道での予測手法の適用を目指すものである。

2. カルマンフィルター理論を用いた予測手法の定式化

1). 観測方程式

図1のような路線を考え、これを交通流が一樣と仮定できる程度の範囲の区間に分割する。ふつうはデータの関係から一つの車両感知器から隣接する感知器までを一区間として扱う。

ある時点Kで区間i (区間長 L^i) にxの車両が存在し、その区間の流出交通量が u^{i+1} 、流入交通量が u^i である。このとき、速度と密度の関係から、次式が得られる。

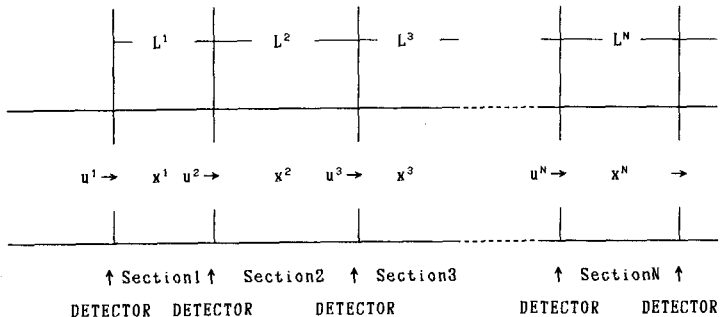


図1 路線の分割

$$v^i(k) = b^i(k) \exp\{-1/2[x^i(k)/L^i/a^i(k)]^2\} + \theta_1^i(k) \quad (1)$$

また、下流側の区間の密度を用いて、流出交通量 u^{i+1} は、

$$u^{i+1}(k) = [-\{c_1^i(k) + c_2^i(k)\} + c_1^i(k) \exp\{-\lambda_1^i(k)x^i(k)/L^i\} + c_2^i(k) \exp\{-\lambda_2^i(k)x^i(k)/L^i\}] \\ * [1 - x^{i+1}(k) / \{L^{i+1} * K_i^{i+1}(k)\}] * T + \theta_2^i(k) \quad (2)$$

for $i=1, 2, \dots, n-1$

のように表される。ここで、 a^i , b^i , c_1^i , c_2^i , λ_1^i , λ_2^i は定数であり、 K_i^i は渋滞時の密度、 θ_1^i , θ_2^i は誤差を示す。

この2式を観測方程式として用い、次のように行列に割り付ける。

$$y^i(k) = g^i[x^i(k), x^{i+1}(k)] + \theta^i(k) \quad (3)a$$

$$g^i[x^i(k), x^{i+1}(k)] = \begin{bmatrix} v^i(k) \\ u^{i+1}(k) \end{bmatrix} \quad (3)b \quad \theta^i(k) = \begin{bmatrix} \theta_1^i(k) \\ \theta_2^i(k) \end{bmatrix} \quad (3)c$$

$$Y(k) = \begin{bmatrix} y^1(k) \\ y^2(k) \\ \vdots \\ y^n(k) \end{bmatrix} \quad (4)a \quad G[x(k)] = \begin{bmatrix} g^1[x^1(k), x^2(k)] \\ g^2[x^2(k), x^3(k)] \\ \vdots \\ g^n[x^n(k), x^{n+1}(k)] \end{bmatrix} \quad (4)b$$

2). 状態方程式

次に、一区間の車両の出入関係を記述すると次のようになる。

$$x^i(k+1) = x^i(k) + u^i(k) - u^{i+1}(k) + \varepsilon_x^i(k) \quad (5)a$$

さらに、状態量として観測方程式中の係数を用いて次式を得る。

$$\begin{aligned} c_1^i(k+1) &= c_1^i(k) + \varepsilon_{c_1^i}(k) \\ c_2^i(k+1) &= c_2^i(k) + \varepsilon_{c_2^i}(k) \\ \lambda_1^i(k+1) &= \lambda_1^i(k) + \varepsilon_{\lambda_1^i}(k) \\ \lambda_2^i(k+1) &= \lambda_2^i(k) + \varepsilon_{\lambda_2^i}(k) \\ k_i^i(k+1) &= k_i^i(k) + \varepsilon_{k_i^i}(k) \\ a^i(k+1) &= a^i(k) + \varepsilon_a^i(k) \\ b^i(k+1) &= b^i(k) + \varepsilon_b^i(k) \end{aligned} \quad (5)b$$

以上8式を状態方程式として、次のような行列表示をする。

$$x^i(k+1) = f^i[x^i(k)] + m^i[y^i(k)] + \varepsilon^i(k) \quad (6)$$

$$f^i[X^i(k)] = [x^i(k), c_1^i(k), c_2^i(k), \lambda_1^i(k), \lambda_2^i(k), k_i^i(k), a^i(k), b^i(k)]^T \quad (7)a$$

$$h^i[y^i(k)] = [u^i(k) - u^{i+1}(k), 0, \dots, 0]^T \quad (7)b$$

$$\varepsilon^i(k) = [\varepsilon_x^i(k), \varepsilon_{c_1^i}(k), \varepsilon_{c_2^i}(k), \varepsilon_{\lambda_1^i}(k), \varepsilon_{\lambda_2^i}(k), \varepsilon_{k_i^i}(k), \varepsilon_a^i(k), \varepsilon_b^i(k)]^T \quad (7)c$$

$$X(k) = \begin{pmatrix} x^1(k) \\ x^2(k) \\ \vdots \\ x^n(k) \end{pmatrix} \quad f[x(k)] = \begin{pmatrix} f^1[x^1(k)] \\ f^2[x^2(k)] \\ \vdots \\ f^n[x^n(k)] \end{pmatrix} \quad h(k) = \begin{pmatrix} p^1(k) \\ p^2(k) \\ \vdots \\ p^n(k) \end{pmatrix} \quad (8)a \quad (8)b \quad (9)c$$

3. カルマンフィルターの構成

このようにして得られた行列式は本来非線形であるが、Taylor展開によって適当な変換を行うと線形表示に帰着させることができ、状態方程式、観測方程式はそれぞれ次の形で表される。

$$\begin{aligned} X(k+1) &= A(k)X(k) + f[\hat{x}(k)] - A(k)\hat{x}(k) + P(k) + \varepsilon(k) \\ &= A(k)X(k) + B(k) + \varepsilon(k) \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} Y(k) &= C(k)X(k) + g[\hat{x}(k)] - C(k)\hat{x}(k) + \theta(k) \\ &= C(k)X(k) + D(k) + \theta(k) \end{aligned} \quad (11)$$

このように、上式は通常用いられる信号過程、測定過程における定式に、強制項 $B(k)$ 、 $D(k)$ を導入した形となっている。しかしながら、この強制項はフィルタリングの過程で直接影響を及ぼさない。

(10)、(11) 式から次式が導かれ、誤差ベクトルの分散に関する任意の2次形式を最小にする不偏な二乗推定量を求めることができる。

$$\begin{aligned} P(k) &= (M^{-1}(k) + C^t(k)W^{-1}(k)C(k))^{-1} \\ K(k) &= P(k)C^t(k)W^{-1}(k) \\ \hat{x}(k) &= \tilde{x}(k) + K(k)(Y(k) - Y(k)) \\ \tilde{x}(k+1) &= A(k)\hat{x}(k) + B(k) + \varepsilon(k) \\ \tilde{y}(k) &= C(k)\tilde{x}(k) + D(k) + \theta(k) \\ M(k) &= A(k)P(k)A^t(k) + U(k) \end{aligned} \quad (12)$$

ここで、 $M(k)$ 、 $W(k)$ 、 $U(k)$ はそれぞれ $x(k)$ 、 $\theta(k)$ 、 $\varepsilon(k)$ の分散行列である。

$\hat{x}(k)$ は観測値 $Y(k)$ を得ることによって求まる最適な推定量、 $\tilde{x}(k+1)$ は $\hat{x}(k)$ を用いて求められる1ステップ先の予測値であり、カルマンゲイン $K(k)$ で補正された推定量 $\hat{x}(k)$ から漸化的に予測値 $\tilde{x}(k+1)$ を定めることができる構成となっている。それ故、初期条件として $x(0)$ 、 $M(0)$ を決めると観測値 $Y(k)$ が得られるごとに予測値が決まる。

4. 本予測手法の特徴と問題点

行列式の構成上、多区間に適用できて、同時に演算処理を行うので、隣接する区間の情報として(11)式の係数行列 $C(k)$ 、強制項 $D(k)$ の要素に割り付けが可能である。即ち、係数行列の決め方について、簡便な手法においては、あらかじめなんらかの方法で求めた値を予測時間中は一定と仮定して使用する場合もあるが、本手法においては、1ステップ進むごとに係数値が補正され、よりきめの細かい予測値を得ることができる。

反面、行列式内の要素の確定のために比較的大きな演算時間を要すこと、また区間数を増すと特に状態方程式の行列の次元が増すことなどから、小型の計算機ではリアルタイムでのオンライン予測に用いるためには改良の余地が残されているといえよう。

5. 手法の適用

以上の手順により、実際の路線に適用させるべく札幌市北区の創成川通りに4区間を設け、予測結果の解析を行っている。この路線は近年新設された幹線街路であり交通量が多いが、側方からの出入りのパターン決まっているので比較的模式化しやすい。

路線の概要を図2に示す。

6. おわりに

交通流の円滑化は、交通制御問題に帰着する。交通流の挙動を迅速に的確に把握するためにカルマンフィルター等の数学的手法を用いる交通情報の予測は益々盛んになって行くものと思われる。比較的手軽で簡便な手法の開発が望まれているが、より精緻な予測に対するニーズも大きいものがある。精密な予測と演算時間の短縮(オンライン予測)の相反する要請をいかに突き合わせるかが問題となろう。

今回は主に予測手法の紹介に務めたが、そういった意味で今後は実際の交通流への適用例を増やし実用的なものとする事と、面的な制御に应用できるように更に拡張すること、及び構造の簡単化のための定常性を仮定できる場合の特定を行うべきであると思われる。



図2 路線の概略

参考文献

1. M.W.Szeto,D.C.Gazis:"Surveillance and Control of Traffic Systems by Application of KALMAN FILTERING Techniques",IBM Research
2. 有本 卓:"カルマン・フィルター",産業図書
3. 片山 徹:"応用カルマンフィルタ",朝倉書店
4. 奥谷 巖:"カルマン・フィルター理論を用いた道路交通状態の推定と予測",土木学会論文報告集289
5. 中堀一郎,植木源治:"高速道路における交通状態推定へのカルマン・フィルターの適用"

,システムと制御 Vol.23 No.1