土木学会北海道支部　論文報告集　昭和60年度

Ⅳ－4　都市部交通状態推定における動的予測手法の適用について

北海道大学大学院　学生員　和泉　晶裕
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．まえがき

都市部における交通渋滞、交通公害などが問題となって久しいが、その間、その解消のための多くの研究がなされてきた。その一つに交通管制に関する研究があげられる。自動車交通を対象とする交通管制の基本的な目的は、交通及び道路状態に対応する適切な方策を講ずることによって円滑な交通を維持することである。交通管制の特徴としては、交通状態に対応した制御をオンラインリアルタイムで実行していくことと考えられる。そのためには、交通状態を正確かつ迅速に知る必要がある。しかし、路線上、連続的に交通状態を把握することは、実際問題として、非常に困難なことである。そこで、最近、道路上の数地点に車両感知器を設置し、その区間内の交通状態を推定することにより、道路を連続的に監視しようとする考えが提案され始めた。本研究では、現在、現時点及び過去のデータをもとに行なっている交通管制システムに、新たに、数時点先の予測値を考慮したシステムを加え、交通渋滞等の緩和に役立てようとするものである。

2．これまでの交通状態推定法

交通状態の推定において、最初に行なったのが、Gazis,Foote らのニューヨーク　リンカーントンネルの両端における交通量、速度からの区間密度推定であろう。その後、Gazis,Knapp は、この方式の拡張とも言える旅行時間推定からの密度推定を行ない、カルマンフィルタによる密度推定法を提案している。しかし、この手法は、正確ではあるが計算量が多くなるという欠点をもっていた。Nahi,Trivediらは、区間両端の交通量と速度の計測より、区間密度と空間平均速度を同時に推定する手法を提案した。日本では、中堀、植木らが交通密度に加え、さらに新しい変数、交通運動量、交通エネルギーを用い、システム方程式と観測方程式を表現し、カルマンフィルタの適用を容易にした。この手法は、従来の手法と比較して計算量、精度等の面で有効であった。

3．ＧＭＤＨの概要

ＧＭＤＨ（Group Method of Data Handling ；変数組み合わせ計算法）は、１９６０年代後半　A.G.Ivakhnenkoらにより開発されたサイバネティクス的方法論であり、発見的自己組織化の原理に基づいて本質的に複雑なシステム、つまり

（１）　非常に、多くの変数とパラメータの存在（高次元）

（２）　相互の関係が非線形

（３）　原因と結果、入力と出力の関係を見いだすことが、原理的、実際的に不可能

な系を取り扱う一般的方法である。

交通状態において、人間が介在することからの複雑さに対し、このような、サイバネティクス的方法の適用が可能であると思われる。

以下に、ＧＭＤＨの概略表現及び交通状態への適用結果を示す。（Fig １，Fig ２）

ＧＭＤＨの詳しい説明は、紙面の都合上省略するが、簡潔に述べると、次のようになる。入力変数より二個の組み合わせをつくり、基礎関数に代入し、２乗平均誤差が最小となるように係数を決定して、中間変数を求める。（ここでは、基礎関数を以下のようにとった。

$$Y=A+B*X(i)+C*X(j)+D*X(i)*X(J)+E*X(i)**2+F*X(j)**2$$

この中間変数を入力変数として、再び基礎関数にあてはめる。以後、この繰り返しを行ない、２乗平均誤差が前回の２乗平均誤差を越えた場合に計算を停止する。そして、前回までに計算された基礎関数を次々と代入することにより、完全記述がさだまる。

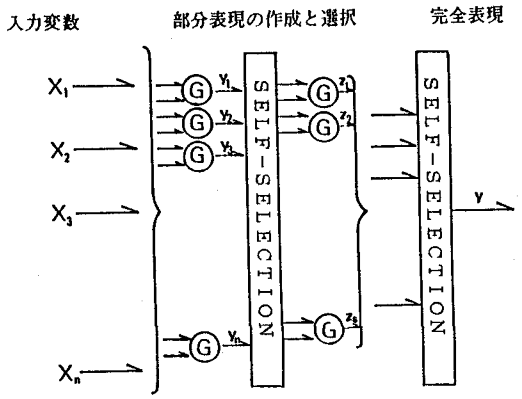
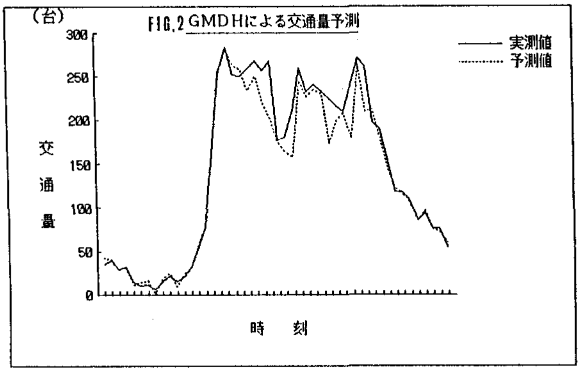


Fig 1　GMDHの概略表現

4．GMDHの交通量予測への適用

Fig 2 に車両感知器データを用いたGMDHによる交通量予測の結果を示す。（この予測は、旭川、昭和５８年8月１日午前0：00－8月２日午前0：00のデータで行なった。）

ここでの結果は、基礎関数をいくつか用い最適なものを選出するアルゴリズムによったものをしめしてある。



5．逐次型GMDHアルゴリズム

GMDHの特徴である少ないデータで可能な予測演算でも、組み合わせ変数の数により非常に大きくな演算量となるる場合がある。ここでは、観測値を得る度にパラメーターを更新するアルゴリズムを述べる。

まずはじめは、GMDHアルゴリズムによりシステムの決定を行なう。

次に　$A(t)\ X=Y(t)$　$\alpha^{T}X=z(t+1)$　を考える。ここで　$z(t+1)$ は、新しい出力値である。

$$A(t+1)=[A(t),\ \alpha^{T}]^{T} \qquad Y(t+1)=[Y(t),\ z(t+1)]^{T}$$

$$P(t)=(A^{T}(t)\bullet A(t))^{-1} \qquad P(t+1)^{-1}=P(t)-1+\alpha^{T}\cdot\alpha$$

$$P(t+1)=P(t)-P(t)\ \alpha\ (\alpha^{T}\cdot P(t)\ \alpha+1)^{-1}\alpha^{T}P(t)$$

$$X(t+1)^{*}=X(t)^{*}+P(t)\alpha\ (\alpha^{T}P(t)\alpha+1)^{-1}\ (z(t+1)-\alpha^{T}X(t)^{*})$$

以上のアルゴリズムにより、過去のデータを蓄積せず、観測値が得られる度にシステムを更新する事が可能となる。

6．カルマン•フィルターの概要

カルマン•フィルターは、１９６０年、R．E．Ｋａｌｍａｎが動的システムの予測に関する手法として発表したものである。それまでは、ウィナーの予測理論が、主に自動制御や機械工学者によって研究、展開されていたが、カルマン•フィルターは離散確立過程を含めて、それを使いやすい形に改良したものである。このフィルターの特徴は、時々刻々の予測値と観測値を比較してフィルターを改良していくので、データの蓄積が不要になったとともに予測法が改良され、誤差を次第に減少させることが可能になったことである。

カルマン•フィルターのシステムを以下に示す。

状態方程式　$x(t) = \Phi(t-1)\,x(t-1) + \Gamma(t-1)\,u(t-1) + w(t-1)$

観測方程式　$y(t) = M(t)\,x(t) + v(t)$

$$[x(t)] = \Phi(t-1)\,[x(t-1)] + \Gamma(t-1)\,u(t-1) + K(t)\,[y(t) - M(t)\,\{\Phi(t-1)\,[x(t-1)] + \Gamma(t-1)\,u(t-1)\}]$$

カルマンゲイン　$K(t) = S(t)\,M'(t)\,[R(t) + M(t)\,S(t)\,M'(t)]^{-1}$

$$S(t) = \Phi(t-1)\,P(t-1)\,\Phi'(t-1) + Q(t-1)$$

$$P(t) = S(t) - K(t)\,M(t)\,S(t)$$

$$S(0) = D$$

$x(t)$；システムの状態を表わすベクトル

$y(t)$；観測量を表わすベクトル

$\Phi(t)$，$\Gamma(t)$，$M(t)$；確定した行列

$w(t)$，$u(t)$；平均値０のガウス性雑音を表わすベクトル

D，$Q(t)$，$R(t)$；$x(0)$，$w(t)$，$u(t)$ の分散、共分散行列

以上の式よりカルマン•フィルターのシステムを得るが、カルマンゲインは観測量がえられる前に計算が可能という特徴をもっている。

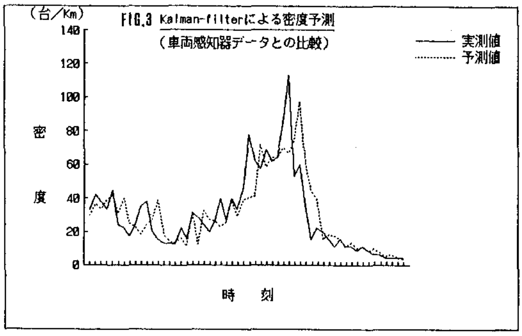
7．カルマン•フィルターによるパラメーター同定

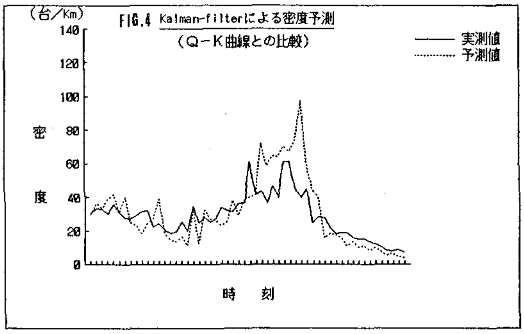
状態方程式や観測方程式のパラメーターをカルマン•フィルターにより同定することができる。つまり、状態量 $x(t)$ にパラメーター Φ、Γ、Mの読み換えたベクトルを代入して、同定における観測方程式のMには, $x(t)$, $u(t)$ からなる行列を用いる。また、同定における状態方程式の Φ は、パラメーターに定常性が仮定できれば単位行列とすることができる。詳しくは参考文献を参照されたい。

本論文では、パラメーターに定常性を仮定した上で、各ステップにおいて観測、状態方程式のパラメーター同定を行ない、その値を用いてカルマン•フィルターによる予測を行なった。（１日をいくつかの時間帯にわけてパラメーターを設定してみたが、あまり良い結果は、得られなかった。）

8．カルマン•フィルターによる予測結果

Fig 3 に示した図は、1984年10月17日の札幌新道北34条西 7丁目における車両感知器データより予測を行なった結果である。パラメーター同定後の予測であるため、およそ１、２ステップの遅れがみられる。尚、ここでの密度は、感知器データの時間占有率をもとに求めた値をもちいている。一方、Fig 4 は、ヘリコプター観測より





求められたQ－K曲線からの密度と比較したものである。ひとつの交通量で２つの密度が考えられるが、ここでは低密度状態として計算を行なったため，Fig 3 の車両感知器データでの高密度領域に対するFig 4 での予測値との結果がよくない。

また、誤差の分散の値が予測値にあたえる影響は、大きいが、ここではパラメーター同定時に得られた値をもちいている。　尚、カルマン・フィルターの演算時間は、過去のデータを蓄積しなくてもよいためほとんど問題にならない値である。

９．今後の課題

ＧＭＤＨにおいては、いかに少ないデータの蓄積でシステム同定を行なうことが可能でも、リアルタイムの制御において演算時間の短縮は、重要である。そのために１回の同定の後、逐次的にシステムを更新できる逐次型ＧＭＤＨが効果的であろう。

カルマン・フィルターでは、ステップの遅れをなくすための工夫が必要であろう。（例えば、前日や一週間前のデータ等の周期性を考慮して同定されたパラメーターと現時点で同定されたパラメーターとの併用等）

また、予測に用いるデータも多地点からの情報をとりいれるべきであろう。

参考文献

池田、井原：ＧＭＤＨの基礎と応用１－８：システムと制御（１９８０）

Stanley J.Farlow:SELF-ORGANIZING METHODS IN MODELING: （１９８４）

有本　卓：カルマン・フィルター：産業図書

片山　徹：応用カルマン・フィルター：朝倉書店

相原　節夫：同定問題：計測と制御　８－４（１９６９）

奥谷　巌：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１９７９，９，２６９号

近藤　次郎：カルマン・フィルター理論：オペレーションズ・リサーチ１９７７、１１