

時系列モデルによる交通流の短期予測*

SHORT TERM PREDICTION OF TRAFFIC FLOW BY TIME DOMAIN MODEL

岩崎 征人**, 千葉 利晃**
東 伸吉***, 向井 英己***

by M. IWASAKI, T. CHIBA, S. AZUMA
and H. MUKAI

Short term prediction of traffic flow needs to motorway traffic surveillance and control systems. In this paper, auto-regressive (AR) model is used to predict traffic flow oscillations. One-step ahead and n-step ahead prediction methods are discussed. It is also discussed that linear regression formulas, which are calculated by original data to remove their trends, and a pseudo statistical pattern of traffic oscillation collected at the same detector point are employed to reduce prediction errors caused by non-linearity and randomness of traffic flow oscillations. Data used here are 1 min. volume, mean speed, and time occupancy collected at a detector point on Tokyo Expressways. The model employed here can be expected to have well accurate prediction of traffic flow at a detector point using a statistical pattern of traffic flow oscillations.

1. はじめに

本論文は、自己回帰(AR)モデルを用いて、与えられた交通流変動の短時間先までの予測を試みたものである。本論文では、主として使用したモデルの実現象への適用性についての基本的な事柄を検討している。

現在我が国で実施されている交通管制システムの多くは、交通状況監視、情報提供および入路管制などのいくつかのサブシステムによって構成されている。道路上の交通状況の正確な把握は、システム全体の精度および信頼性にとって不可欠である。情報提供サブシステムは、交通状況監視サブシステ

ムによって収集された交通状態をシステム内にすめ記録されているいくつかの基準値と参照値と比較することによって得られる判定結果と、渋滞からの渋滞の長さ(渋滞長さ表示)やある特定地点までの旅行時間(旅行時間表示)などの情報として可変表示板を通して利用者に提供している。

現在のシステムの多くは、収集された「現時点」の交通状態を基準として情報の提供や入路の規制を実施している。このため、情報板に表示された地点から遠く離れた地点の本線上やオンランプの情報板でこの情報に接した利用者にとっては、表示された地点へ到着するまでの時間遅れのために、表示内容とは異なった交通状態となるなどの、利用者にとっては必ずしも満足すべき情報が与えられなかったという場合も、時として、生ずることがある。このような、時間遅れに伴って生ずる情報の信頼性に伴う問題点を解決するためには、交通状態の短期予測が必要となる。

* キーワーズ：交通流、短期予測

** 正倉 工博 武蔵工業大学講師 土木工学科

*** 武蔵工業大学 土木工学科

(〒158 世田谷区玉堤 1-28-1)

交通状態の予測の方法論については、すでにいくつかの報文^{1), 2), 3)}が述べられてきている。

首都高速道路の交通管制システムでは、全ネットワークを対象として、交通状態の30分先までを予測するためのシミュレーションモデル(インプット・アウトプット法)が登録されている⁴⁾。また、日本道路公団のシステムでは、京葉地域にある対象道路上の旅行時間を予測するために、時系列モデルを主体とした予測モデルが用いられている⁵⁾。これらの実用化されているモデルでは、いずれもいくつかのパラメータ(例えば、地域毎のQ-R(あるいはK-V)相関パターン、入路からの交通量変動パターンの統計値、合流比率など)を用いて、予測精度の向上を計っている。

交通状態予測モデルは、基本的には、1地域あるいは1区間における状態量(交通量、平均速度、時間占有率あるいは区間存在台数)を予測することとを発生としている。

本報文は、ARモデルを用いてある1地域での交通状態量の時間変動を予測するための基礎的な情報を得ることと目的としたものである。

2. モデルの概要

交通状態の予測方法としては、自己回帰(AR)モデル、積分混合(ARIMA)モデルあるいはカルマンフィルタを用いる方法などが報告されているが、実用化に向けてはまだ十分な検討が加えられているとはいえない。ここでは、時系列解析モデルの一つである自己回帰過程に重点を置いて考察することにする。

1) 自己回帰(AR)モデルによる予測法

p 次の定常ARモデルは式で与えられる。

$$x(j) = \sum_{k=1}^p \phi_k x(j-k) + \varepsilon(j) \quad (1)$$

ここで、 $\varepsilon(j)$ は分散 $\sigma^2(j)$ を持つホワイトノイズであり、誤差を表すものである。

現在の時刻を j とし、 l 時点先の時刻 $(j+l)$ における値 $x(j+l)$ の予測値 $\tilde{x}(j+l)$ は観測された現在の値および過去 p 時点以前までの値 $x(j)$, $x(j-1)$, $\dots$, $x(j-p)$ の線形結合として式(1)のように表わせるものと仮定する。

$$\tilde{x}(j+l) = \sum_{k=0}^l g_k x(j-k) \quad (2)$$

係数 g_k は予測誤差 $\varepsilon(j+l) = x(j+l) - \tilde{x}(j+l)$ の二乗平均値、

$$\sigma_\varepsilon^2(l) = E[\{x(j+l) - \tilde{x}(j+l)\}^2] \quad (3)$$

を最小にする意味で最適な係数として求められる。そこで、式(3)を g_s で偏微分して0とおけば、

$$\frac{\partial \sigma_\varepsilon^2(l)}{\partial g_s} = -2E[\{x(j+l) - \sum_{k=0}^l g_k x(j-k)\} \cdot x(j-s)] = 0$$

となる。 $x(j)$ の相関関数を $r(s) = E[x(j)x(j-s)]$ と定義すれば、上式から最適係数 g_k は、

$$r(s+l) = \sum_{k=0}^p g_k r(s-k) \quad (4)$$

$$(s=0, 1, \dots, p)$$

の解として与えられる。これをマトリクス表示すれば、

$$\begin{bmatrix} r(0) & r(1) & \dots & r(p) \\ r(1) & r(0) & \dots & r(p-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r(p) & r(p-1) & \dots & r(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g_0 \\ g_1 \\ \vdots \\ g_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r(l) \\ r(l+1) \\ \vdots \\ r(l+p) \end{bmatrix} \quad (5)$$

特に、一段予測($l=1$)を考えれば、式(5)は式(1)で与えられるAR(p)過程に対するユール・ウォーカー方程式となる。すなわち、

$$\begin{bmatrix} r(0) & r(1) & \dots & r(p-1) \\ r(1) & r(0) & \dots & r(p-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r(p-1) & r(p-2) & \dots & r(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \vdots \\ \phi_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r(1) \\ r(2) \\ \vdots \\ r(p) \end{bmatrix} \quad (6)$$

したがって、最良の一段予測式は簡単に、

$$\tilde{x}(j+1) = \sum_{k=1}^p \phi_k x(j+1-k) \quad (7)$$

で与えられる。式(1)あるいは(7)の係数は式(6)のユール・ウォーカー方程式を解くかわりに、レビンソン・ダービンのアルゴリズムにより、係数 ϕ_k を逐次的に求めればより簡単に求められる。このアルゴリズムは、 n 次のARモデルの j 番目の係数を $\phi_j(n)$ と表わせば、

$$\left. \begin{aligned} \hat{b}_j(n+1) &= \hat{b}_j(n) + \hat{b}_{n+1}(n+1) \hat{b}_{n-j+1}(n) \\ (j &= 1, 2, \dots, n) \\ \hat{b}_{n+1}(n+1) &= \frac{r_{n+1} + \sum_{k=1}^n \hat{b}_k(n) r_{n-k+1}}{1 + \sum_{k=1}^n \hat{b}_k(n) \cdot r_k} \end{aligned} \right\} \text{----- (8)}$$

より、係数 $\hat{b}_k$ を逐次求めてゆく方法である。また、モデルの最適次数は赤池の提案した Final Prediction Error (FPE) を最小にすることができると決定することができる。

2) 交通状態量の予測

上述した AR モデルは、平均値ゼロの定常時系列に対する理論である。しかしながら、交通状態量は、平均値はゼロではなく、かつ非定常な時系列である。そこでまず、図-1 に示すように、与えられた交通流変動の平均値 m を原変動から差し引いた変動を求め、この変動を使用するものとする。残された交通流変動の非定常性については、収斂区間長として交通流変動の定常性が成り立つ範囲⁶⁾を採用するならば、その区間長内では定常性を仮定できるので、1) で述べた定常理論が利用できることになる。

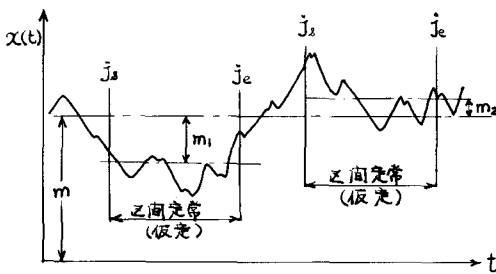


図-1

したがって、図-1 に示すように時刻 j_s から j_e までの区間の時系列 (平均値 m を除去したもの) を定常時系列とみなして解析を行う。これまでに報告されているものの中には、過去の観測値全体を用いて予測しているものもあるが、このような場合には、予測結果に過去の影響が入り込んでくる場合がある。しかし、区間定常を仮定するならば、現時点近隣の過去のデータだけから予測することができるので、より妥当性のある結果が期待できる。

<< 1 段予測 >>

常時 1 時先きの状態量を予測する場合は、図-1 の j_s から j_e (= 現在の時刻 j) 迄の観測値を用いて、式 (7), (8) より予測することができる。新しい観測値が得られれば、 j_s, j_e を 1 段だけずらし、演算を行えば良い。なお、定常とみなせる区間長は、試行計算により決定されるが、予測結果に大きな影響を与えないので困難は少ない。

<< 多段予測 >>

交通制御をオンラインで行う場合には、1 時先きだけの予測では不十分であり、より長い何時先き迄の交通状態の予測を行う必要がある。多段予測は式 (2), (5) から求めることが可能であるが、ここでは 1 段予測で用いた式 (7) を用いることとする。これには次に述べる方法が考えられる。

< Type 1 >

図-2 に示すように、 j_s から j_e (= 現在の時刻) 迄の観測値を用いて AR 係数 $\hat{b}_k$ を推定し、この係数を用いて順次予測値を算出する。すなわち、時刻 (j_e+1) の予測値と観測値とをみなして時刻 (j_e+2) の予測値を算出するのである。これを繰返して行けば数時先きの予測値を求めることができる。

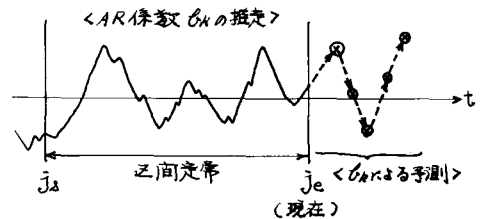


図-2

他の方法として、予測された値と次の時刻の予測のための観測値とをみなす場合は上述の方法と同じであるが、時先が進む毎にその都度新しく $\hat{b}_k$ を推定し、予測を進めてゆく方法も考えられる (図-3)。

< Type 2 >

Type 1 の方式によって、数時先きまでの予測が可能ではあるが、交通流の変動は時として大きな傾向変動が出現してくるため、予測時先が現時点より先になる程予測誤差が大きくなることが考えられ

る。

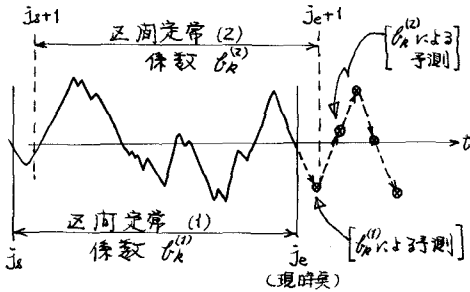


図-3

そのため、ここでは現在得られつつある観測値を用いて、図-4に示すような線形成分を除去して、予測のためのデータとする方法についても検討を加えた。

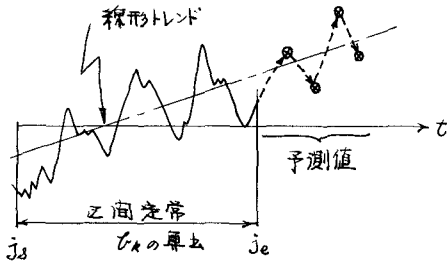


図-4 線形トレンドの除去

< Type 3 >

傾向変動(非定常性)の影響を除去し、より精度の高い予測を行うには、過去の観測値をパターン化した統計量を用いる方法も考えられる。

以上述べた方法の他にも、多次元 AR モデルや ARIMA モデルを用いて解析する方法などが考えられるが、これらについては今後報告する予定である。

3. モデルの適用性と評価

モデルの適用性を検証するために用いたデータは、首都圏道路1号羽田線(上り) 車線に埋設されている車両感知器から得られた1分毎の交通量、平均速度および時間オキュペンシの520分間(AM6:10 ~ PM2:50)である。

生データ中に含まれているランダム成分を除去するために、Window Weighting Function (Hamming) を用いて平滑化し、この平滑化された変動と原変動としている。

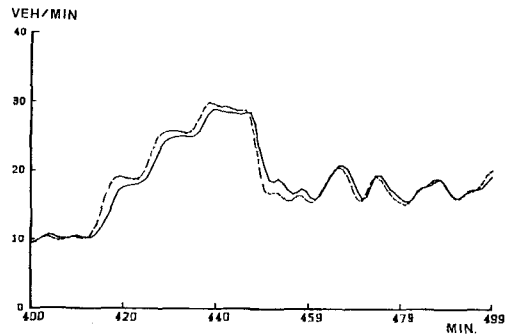
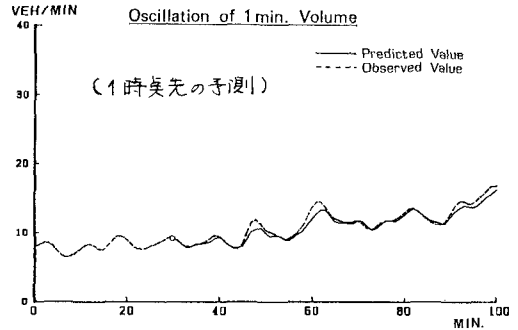


図-5 1段予測による結果

図-5は1段予測方式によって算出された予測値(実際)と観測値(破線)との1分間交通量の変動の一部を示したものである。常時過去の観測値を用いて1時突だけ先と予測していることもあり、観測値と予測値との乖離はほとんどみられない。図-5に示したような1段予測による結果は、過去においてもいくつか報告(例えば2.)されており、原変動への追従の良さは知られているところである。

この方式による予測時間の長さは、データ収計単位時間に依存しており、本論文のように1分間データを用いる場合には、1分間先の交通状態しか予測できない。そのため、利用者の情報確認と表示された地点への到着時間との遅れ時間が1分以上になるような道路網での交通管制システムへの適用には問題がある。

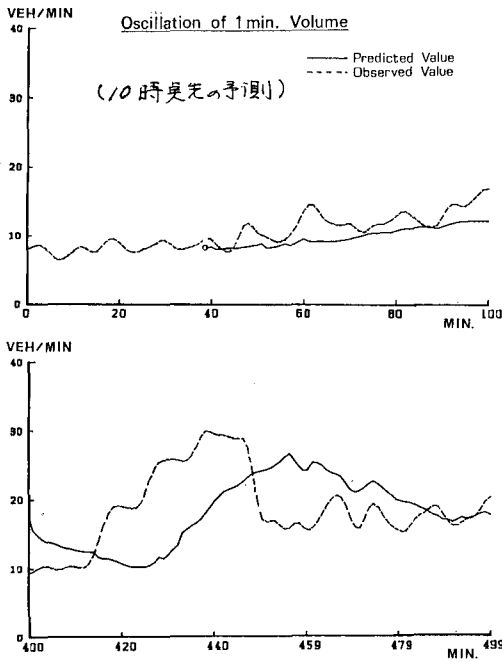


図-6 Type 1 (平均値利用)の結果

図-6は、区間定常と考えられるデータ個数を用いて平均値を求め、原変動から平均値を除去した残差変動を用いてAR係数 b_k を算出し、10時突発以降の予測を行った結果を示したものである。この方式では予測される時刻よりも以前のデータの平均値の影響を強く受け、図-6でも明らかなように、傾向変動の小さな区間ではそれ程でもないが、傾向変動の大きな区間では予測結果にかなり大きな時間遅れが生じている。また、平均値を用いるとから、予測結果全体の振幅が原変動に比べて小さくなる傾向が認められる。

図-7は、原変動の有する傾向成分と予測にも考慮することに視点を置いて算出した結果を示している。前章の「Type 2」で述べた予測時刻以前の時刻から現在までの観測値の傾向を回歸分析によって求め、この傾向成分と原変動との残差変動から求めたAR係数 b_k を用いて予測値を算出している。定常的な変動が見られる初期の時間区間では、図-6の結果に比べて改善されているといえる。

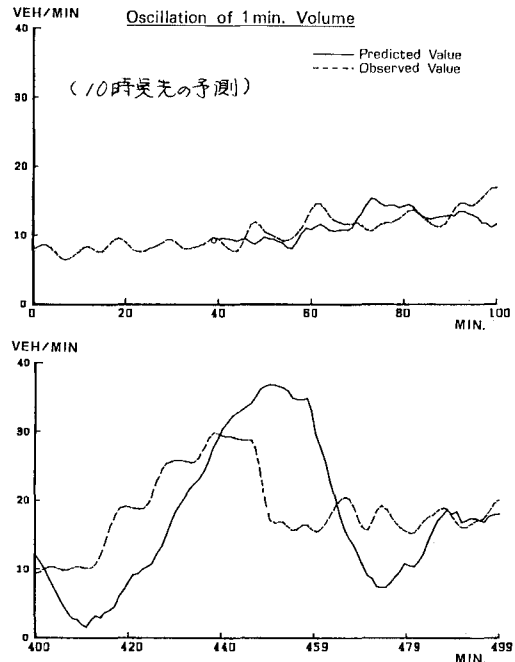


図-7 Type 2 (傾向傾向利用)の結果

しかし、大きな傾向変動の出現している区間での時間遅れは、図-6と同様、かなり大きなものとなっている。また、このような区間では線形トレンドの影響を強く受けることもあり、予測される変動の振幅が、図-6とは逆に、原変動よりも大きくなる傾向が認められる。

才2章でも述べたように、過去における同一地点の同一時間帯での多量の観測データから作成された統計量を利用できるならば、上述の2つの方法による予測結果よりもより精度の高い結果が得られるであろうことは期待できる。この点を検証する意味で、1つの試行として得られた原変動に多数回の平滑化操作を施して疑似変動パターンを作成した。次いで、原変動からこの疑似変動パターンの成分を除去して得られた残差変動からAR係数 b_k を求め、1時突発に3時突発の予測値を求めた。その結果を図-8に示した。ここに示した結果は、図-6および図-7にくらべて著しい改善がみられる。すなわち、定常的な変動の区間についても、また大

な傾向変動のみられる区間についても、原変動への適合性は良好である。これは、変動パターンとして用いたものが同日同時間帯の変動であることが大きな理由の一つであることは論を要しないのであるが交通流変動の同一地点における変動パターンの相似性は良く知られていることであり、曜日、5・10日などのグルーピングが適切になされるならば、過去に得られた同一グループの変動パターンを統計量として用いることによって、図-8で示された結果に近い良好な予測を行えることが期待できようである。

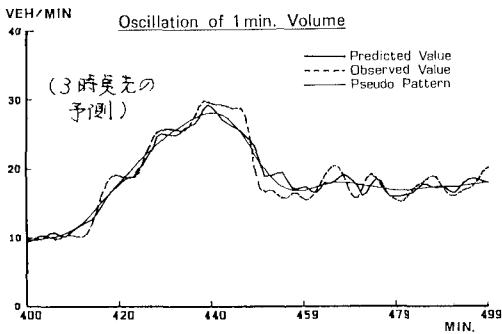


図-8 Type 3 (疑似変動パターン利用)の結果

4. まとめと今後の課題

本報文中で試みたくつかの予測方式と比較すると次のようにまとめられる。

- i) 1段予測の結果は、原変動への適合性だけから見ると、良好なものといえる。しかしながら、この方式による予測は常に1時失先だけであり、提供される情報とその表示される地点への到着時間との遅れ時間を考えれば場合には、実用上問題があるといえる。
- ii) 多段予測のうち平均値を用いる方式<Type1>と線形トレンドを考慮する方式<Type2>とは、ともに傾向変動の顕著な区間での予測値の原変動への適合性が大きくなるという欠点を持っている。また、予測値の変動の振幅については、平均値を用いる方式では原変動より相対的に小さく、線形トレンドを考慮する方式では逆に振幅

が大きくなる傾向が認められた。

- iii) 疑似変動パターンを用いる方式<Type3>は、他の方式に見られぬ欠点をほぼ補完しうるものである。この方式によるならば3時失程度までの予測値は、原変動への適合性はかなり良好であるといえる。

今後の課題としては、過去の実績値から作成した変動パターンを用いた予測を試みる必要がある。さらに、1地点だけでなく、多地点の変動と同時に予測するとともに、区間交通状態の予測とも試みる必要がある。

参考文献

- 1) 奥谷 義：交通状態予測の諸手法の比較，昭和54年オ4回土木学会年会講義，オ4部，pp.116～117，1979
- 2) 中辻 隆 地：自己回帰モデルを用いた交通制御のための交通需要予測について，オ39回土木学会年会講義，オ4部，pp.439～440，1984
- 3) Gazis, D. C. and Knapp, C. H. : On-Line Estimation of Traffic Density from Time-Series of Flow and Speed Data, Transp. Sci., Vol. 5, No. 3, pp.283～301, 1971
- 4) 例之ば，交通工学研究会：制御手法実用化のための研究，1976.3
- 5) 例之ば，高速道路調査会：広域交通情報システムの運用手法と機器構成のあり方に関する研究，1979.3
- 6) 片倉 正彦：道路交通流に関する基礎的研究，東大学位论文，1967.2