

信州大学工学部 正 員 奥谷 巖

信州大学工学部 学生員 ○木本政雄

1. はじめに 最近の自動車社会における管理手段の技術開発の趨勢は、その質的転換としての自動車総合管理システムの導入へと歩みはじめている。本研究はその一環である経路誘導に着目し、交通情報の主題である目的地までの各経路の走行時間の掌握と予測の可能性の追究を、現在設置されている各道路網の車両感知器データおよび各リンクの走行時間の実測データをもとに、カルマンフィルター理論を応用して試みたものである。

2. 予測理論 (その1) ここでの理論は、将来において時々刻々の各リンクの走行時間が、実際に走行中の一般車両の全部または何割かの特定車に搭載された情報の受発信装置、あるいは別の何らかの方法によって自動的に感知収集されることを前提にして、現時点よりも後時点先の走行時間予測を試みる。

予測方法—I 予測のために使う $1 \sim m$ のリンクの現時点走行時間を $X(t) \sim X_m(t)$ 、これを表すためのベクトルを $X(t)$ とし、また $X(t-k)$ にかかるパラメータを $H^k(t) = (h_1^k(t), h_2^k(t), \dots, h_m^k(t))$ とし、また、予測しようとする経路の走行時間のベクトル $^*Z(t)$ に対して次のような予測モデルを考える。

$$^*Z(t+k) = H^1(t)X(t) + H^2(t)X(t-1) + \dots + H^r(t)X(t-r) + w(t) \quad \text{----- (1)}$$

ここに $w(t)$ は予測誤差である。また、 $h^k(t) = [H^1(t), H^2(t), \dots, H^r(t)]^T$ なるベクトルを定義する。

$$\text{さうに } \Lambda(t) = [X^T(t), X^T(t-1), \dots, X^T(t-r)] \text{ とすると } ^*Z(t+k) = \Lambda(t)h^k(t) + w(t) \quad \text{----- (2)}$$

$$\text{ここで、} h^k(t) \text{ の定常性を仮定すると次のような式を得ることが出来る。} h^k(t) = h^k(t-1) + e(t-1) \quad \text{---- (3)}$$

$$e \text{ は誤差項である。また (2) 式において } ^*Z(t+k) \text{ を } y(t) \text{ と書くことにし } y(t) = \Lambda(t)h^k(t) + w(t) \quad \text{---- (4)}$$

とすると、以前よりわかれはカルマンフィルター理論を応用した交通量予測を行なつてきたが、ここでもそれと全く同じ考えに基づいて $h^k(t)$ の最適推定値 $\hat{h}^k(t)$ が次のように表わされることを知っている。すなわち (3)(4) 式より

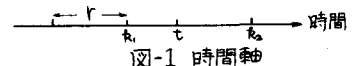
$$\hat{h}^k(t) = \hat{h}^k(t-1) + K(t)[y(t) - \Lambda(t)\hat{h}^k(t-1)] \quad \text{----- (5)}$$

$K(t)$ はカルマンゲイン行列と呼ばれるもので、あらゆる $t \geq 0$ に対してその値を求めらる。計算式は割愛するが、 $y(t)$ なる観測データの時系列データを得るまえにあらかじめ計算しておけるという都合の良い性質がある。ところで (5) 式はさらに次のように表わせる。

$$\hat{h}^k(t) = \hat{h}^k(t-1) + K(t)[^*Z(t+k) - ^*Z(t+k)]$$

ここで $^*Z(t+k) = \Lambda(t)\hat{h}^k(t-1)$ とところが実際の計算にあたっては [] 中で明らかなように、 $\hat{h}^k(t)$ を推定するのに $(t+k)$ 時点先のデータを用いるという不合理が生じてしまう。そこで定常性の仮定から $\hat{h}^k(t)$ の代わりに $\hat{h}^k(t-k)$ を用いることとし、 $^*\hat{Z}(t+k) = \Lambda(t)\hat{h}^k(t-k)$ として計算する。手順としては、

図-1 のような時間軸を考えた場合、 $k_1, k_1-1, k_1-2, \dots, k_1-r$ のデータを用いて現時点 t での予測をし、そのときの予測誤差を



もって最適な $\hat{h}^k(t)$ を決め、さらにこれをもとにして、 $t, t-1, t-2, \dots$ の最新のデータより k_2 時点を予測するのである。

予測方法—II I の方法では $\hat{h}^k(t)$ に $\hat{h}^k(t-k)$ を代用したために、予測値は時間的ずれを伴う傾向に

あることが明らかとなつてきた。そこでここでは日々の走行時間パターンの類似性に着目し、連続した日々の同時刻データをもとにした予測方法を述べることにする。なお記号説明は方法-Iと同様な理論展開であるために特別な場合を除いて省略する。まず次の予測モデルを考える。

$$*Z^{t+k}(d) = H^{0t}(d)X^t(d) + H^{1t}(d)X^{t+1}(d) + \dots + H^{rt}(d)X^{t+r}(d) + \omega^t(d) \quad (1)$$

ここで(1)の中の d は日を表わし、 $t+k, t, t-1, \dots, t-r$ は時刻を表わすものである。

$$H^t(d) = [H^{0t}(d), H^{1t}(d), \dots, H^{rt}(d)]^T \quad A^t(d) = [X^t(d), X^{t-1}(d), \dots, X^{t-r}(d)] \quad \text{とすると}$$

$$*Z^{t+k}(d) = A^t(d)H^t(d) + \omega^t(d) \quad \text{まうに } *Z^{t+k}(d) \text{ を } y^t(d) \text{ と書くと } y^t(d) = A^t(d)H^t(d) + \omega^t(d)$$

また $H^t(d)$ の定常性を仮定すると次のような式を得ることが出来る。 $H^t(d) = H^t(d-1) + e^t(d-1) \dots (2)$

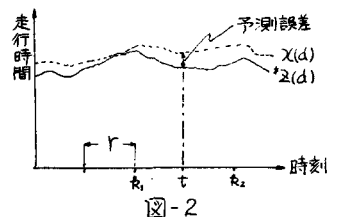
(2)より カルマンフィルター理論を適用すると $H^t(d)$ の最適推定値 $\hat{H}^t(d)$ は次のように表わされる。

$$\hat{H}^t(d) = \hat{H}^t(d-1) + K^t(d) [y^t(d) - A^t(d)\hat{H}^t(d-1)]$$

ここでは、 $\hat{H}^t(d)$ が日々刻々新しく変わり、常に最新のものとして計算される。

3. 予測理論 (その2) ここでは将来的にも走行時間データが自動的に感知されない場合の予測方法を示す。前提としてあるリンクの走行時間が、当該リンクにおけるオキュパンシー、オフセット、信号サイクル、青信号時間、によって決定されるものとする。おなわら $f_{ij}(O_i^t(t), \theta_i^t(t), C_i^t(t), G_i^t(t))$: d 日の第 j リンクの時刻 t におけるオキュパンシーが $O_i^t(t)$ 、オフセットが $\theta_i^t(t)$ 、第 j リンクの下流側交差点のサイクルが $C_i^t(t)$ 、同交差点の青信号時間が $G_i^t(t)$ のときとの走行時間なる関数が与えられるものとする。そうすると時刻 t における経路 i の仮想的な走行時間 $X_i^t(d)$ は、次のように表わすことができる。 $X_i^t(d) = \sum_{j=1}^n \gamma_{ij} f_{ij}(O_i^t(t), \theta_i^t(t), C_i^t(t), G_i^t(t))$ ここに γ_{ij} は、第 i 経路が j 番目のリンクを含むとき 1、そうでないとき 0 を示す係数である。上式によって表わされる $X_i^t(d)$ は時刻 t における交通状態および信号表示パターンを固定して考えた場合における走行時間を意味しており、その意味においてそれをここでは仮想的な走行時間と名付けているのである。

この仮想的な走行時間を、ある1つの経路について計算した結果図-2の点線で示されたようなグラフが得られたものとしよう。一方、われわれは当該経路について走行時間の実測を行なうものとし、それが同図の実線のように与えられるとしよう。このとき点線で与えられる値



$X_i^t(d)$ を 2.2 II に示した予測モデルにおける $X_i^t(d)$ に、また実線で与えられる値を $*Z_i^t(d)$ にそれぞれ対応させることによって、われわれは走行時間が自動的に感知されない場合の1つの走行時間予測モデルを構成することが出来るであらう。よって、この場合もまた $H^t(d)$ の最適推定値 $\hat{H}^t(d)$ は次のように表わされる。

$$\hat{H}^t(d) = \hat{H}^t(d-1) + K^t(d) [*Z_i^t(d) - A^t(d)\hat{H}^t(d-1)]$$

ただし、ここでの $\hat{H}^t(d)$ は実測の最終日が最新のものとして以後の予測には固定化されることになる。

4. おまけ 現在のところ走行時間を取り扱った例はそれほど多くなく、自己回帰的分析がその主要な手法となっていたように思われるが、本研究では予測対象以外の経路における情報をも取り入れるという観点からカルマンフィルター理論を応用した新たな予測手法の開発を試みたものである。なお、実際の計測データを用いた具体的な適用例については当日発表する予定である。