

IV-5

車両感知器データの予測手法に関する比較研究

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 か き

効率的な交通制御を実施する上に於いて、的確な交通状態の予測は不可欠である。精度のよい予測をするためには、車両感知器データに含まれている観測誤差を補正すること、あるいは交通状態の変動を時系列化してモデル化するにあたり、適当な数学的モデルを見いだすことなどが重要である。ここでは、

(1) 感知器記録と目視観測との比較を行ない、観測誤差に関して若干の考察を加える。

(2) 多地点間の影響を考慮した多変数自己回帰モデルを用いることによって、各地点間の伝達特性、および誤差寄与率から地点相互間の特性を分析する。また、新に交通の流れを考慮した下三角行列型の多変数自己回帰モデルを作成し、交通量の予測において従来のモデルとの比較を行なう。

(3) 交通変動の非定常性、および観測誤差の影響を考慮するために、カルマンフィルタによるモデル化を行なうに当たり、その同定法に新たな提案をするとともに、幾つかの事例解析を行なう。

2 観測誤差

感知器の観測誤差の大きさを把握するために、函館と札幌の各4地点、計8感知器点において目視による交通量の観測を実施した。表-1は、各感知器点における、平均値、較差の二乗平均値の平方根を表わしている。観測は午前7:00-10:00と15:00-18:00に行ない、午前と午後の値を一緒にして計算を行なっている。目視観測のデータ数が限られているので断定的な事はいえないが、一般的に、感知記録の方が高めの値となり、しかも都市内街路においてその較差が大きくなっている傾向がみられる。これは、幹線においては、各車線を守って走行する車が多いのに対し、都市内街路においては、駐車車両等の影響によって車線を跨いで走行する車が増加するためと推察される。

3 解析手法

(1) 多変数自己回帰モデル

j 地点の時刻kにおける交通量を $x_j(k)$ とすると、他地点との線形回帰を仮定することにより

$$\begin{pmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \vdots \\ x_p(k) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1p} \\ a_{21}, a_{22}, \dots, a_{2p} \\ \vdots \\ a_{p1}, a_{p2}, \dots, a_{pp} \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} x_1(k-m) \\ x_2(k-m) \\ \vdots \\ x_p(k-m) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1(k) \\ \varepsilon_2(k) \\ \vdots \\ \varepsilon_p(k) \end{pmatrix} \quad (1)$$

ここで、 x_1 が最上流点、 x_p が最下流点をあらわす。

定常的な交通の流れは、上流から下流であることを考

慮し $1 > j$ のとき $a_{jl}(m) = 0$ とする。すなわち、

$$\begin{pmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \vdots \\ x_p(k) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11}, 0, \dots, 0 \\ a_{21}, a_{22}, \dots, 0 \\ \vdots \\ a_{p1}, a_{p2}, \dots, a_{pp} \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} x_1(k-m) \\ x_2(k-m) \\ \vdots \\ x_p(k-m) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1(k) \\ \varepsilon_2(k) \\ \vdots \\ \varepsilon_p(k) \end{pmatrix} \quad (2)$$

(片2 : 片側2車線)
表-1 目視観測および感知記録における15分間交通量の比較
(観測 函館 上段85.3.5 下段85.8.8、札幌 84.10.17)

ここでは、前者を正方行列モデル、後者を三角行列モデルと仮称する。正方モデルにおいて係数行列を最小二乗推定によって求めると、周波数応答関数 $A(f)$ 、および地点 j に対する地点 l の誤差寄与率 $R_{jl}(f)$ を次のように表わすことができる。

$$A(f) = \sum_{m=1}^M A(m) \cdot \text{Exp}[-i2\pi f m] \quad (3)$$

$$R_{jl}(f) = A(f)_{jl} \sigma_l / \sum_{r=1}^p A(f)_{jr} \sigma_r \quad (4)$$

ここで、 σ_l は、誤差ベクトルの相異なる要素同士の無相関性を仮定した時の要素 l の分散である。なお、最適次数の決定は、AIC (Akaike's Information Criteria) 最小によった。

(2) カルマンフィルター

自己回帰モデルを用いた予測においては、感知記録を変数としているので観測誤差の影響は考慮されていない。また、過去の値との回帰式であるので、当然のことながら過去の値に引きずられて変動が必要以上に大きくなる性質がある。観測誤差を補正するためには、状態量の時間変動を表わす状態方程式の他に、感知器記録と真の値とを関係付けるか、あるいは、比較的観測誤差が小さいとされる地点との関係から観測方程式を設定する必要がある。これらの問題に対処する数学的方法としてカルマンフィルターがある。しかしながら、現下の問題に対して、そのパラメータを変動の非定常性を考慮して推定する時には、データ上の制約があり、また多大な計算時間を要することから、カルマンフィルターの理論をそのまま機械的にあてはめることは得策ではない。ここでは、状態方程式と観測方程式両方に、強制項を導入したカルマンフィルターを定式化するとともに、交通状態の変動がある時間区間において定常であると仮定して、フィルターの同定を最小二乗法的に行なう方法を提案する。いま、 $x(k)$ 、 $y(k)$ を時刻 k における真の交通量、および感知器で測定される交通量とする時、 $x(k)$ が以下の状態方程式

$$x(k+1) = A_k x(k) + B_k + v(k) \quad (5)$$

に従って変動するとともに、 $x(k)$ と $y(k)$ の間には、観測方程式

$$y(k) = C_k x(k) + D_k + w(k) \quad (6)$$

が成立すると仮定する。ここで、 B_k, D_k が新に導入した強制項であり、 $v(k), w(k)$ は白色雑音である。(5), (6) 式がカルマンフィルターを構成する。実際の適用においては、まずシステムの同定をしなければならない。すなわち、 A_k, B_k, C_k , および D_k の値の決定である。一般的に、現下の問題のように状態方程式を支配する法則が不明であるようなシステムの同定においては、未知パラメータを状態変数に読み換える方法、あるいはシステムの状態変動を定差方程式によって記述する方法がとられることが多い。ここではともに (5), (6) 式と全く同様な方程式が未知パラメータに対して作成され、1つのカルマンフィルターの解として未知パラメータが同定される。しかしながら、前者においては、後に述べるように、パラメータは定常であり、その時間変動は白色雑音によってのみもたらされるとの仮定は、現在の問題に対しては大きな疑問である。また、後者においては、要は自己回帰モデルの回帰係数の推定をカルマンフィルター化しているに過ぎず自己回帰モデルのオンライン同定と等価である。

ここでは、 $x(k)$ と $y(k)$ は同じ物理量であり本来等しくなる量であることを考慮して状態方程式のパ

ラメータ A_k, B_k は感知記録 $y(k)$ から求めることを考える。すなわち、 (y_k, y_{k+1}) の値から最小二乗法を用いて A_k, B_k を決定する。ただし、変動の非定常性に対処するために A_k, B_k の値は1日の中で適時変更させる。一方、観測方程式のパラメータ C_k, D_k も、目視観測の値と感知器記録の線形回帰式として求めるものとする。

次に、システムのパラメータ A_k, B_k, C_k, D_k が既知であるとして、時刻 k において観測値 $y(k)$ が測定された時に、時刻 $k+1$ における真の交通量 $x(k+1)$ を予測することを考える。通常カルマンフィルタは、強制項 B_k, D_k がない形で定式化されているが、強制項がある場合においても、推定値と推定誤差の直交斜方定理により式の展開を行なうことができる。 $\tilde{x}(k)$, および $\hat{x}(k)$ をそれぞれ観測値 $y(k)$ が得られる以前の最適推定値、および $y(k)$ が得られたことによって補正された最適推定値とすると、

$$\hat{x}(k) = \tilde{x}(k) + F_k [y_k - C_k \tilde{x}(k) - D_k] \quad (7)$$

と表わすことが出来る。ここで、

$$F_k = M_k C_k' (C_k M_k C_k' + W_k)^{-1} \quad (8)$$

$\tilde{x}(k)$ と $\hat{x}(k)$ の推定誤差をそれぞれ M_k, P_k と表わす時、

$$P_k = M_k - F_k C_k M_k \quad (9)$$

と関係付けられるので、 $\tilde{x}(0)$, M_0 を適当に初期設定することによって、各時刻における予測値 $x(k)$ を次のように逐次計算することができる。

$$\tilde{x}(k+1) = A_k \hat{x}(k) + B_k \quad (10)$$

$$M(k+1) = A_k P_k A_k' + V_k \quad (11)$$

ここで、 V_k, W_k はそれぞれ状態方程式、および観測方程式に含まれている誤差 v_k, w_k の分散値である。また、 F_k をカルマンゲインという。

4 解析結果

多変数自己回帰モデルによる地点相互間の影響分析にあたっては、昭和58年8月に旭川の管制センターにて収録された、国道39号から12号に向かう4地点の感知器データを用いた。一方、カルマンフィルタによる予測の解析にあたっては、昭和60年の3月と8月における函館の感知器記録を用いた。図-1に旭川における感知器の設置位置を示した。ここでは、感知器記録のうち交通量のデータのみを解析の対象とした。交通量は15分間交通量である。

多変数自己回帰モデルによる解析結果を図-2と図-3に示す。ここでは、1日 ($N=96$)、あるいは1週間 ($N=672$) のデータを用いて係数行列の同定を行なった。正方形と三角型の比較をすると、最適次数 M については、正方形および三角型とも $N=96$ では $M=1-2$ 、 $N=672$ では $M=4-6$ と大差なく、またAICの値も地点数や N が大きくなると、正方形が若干小さな値を示したが、その差は、1-2%程度である。計算時間に関しては、当然三角型が有利である。なお、サンプリング間隔が15分であるので周波数領域における分解能は、周期30分が下限である。

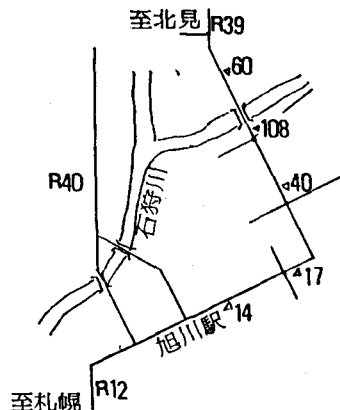


図-1 車両感知器の設置位置 (旭川)

図-2と図-3は、それぞれj行の地点に対するk列の地点の周波数応答関数と誤差の寄与率を表わしているが、対角の位置より左側が上流地点の影響を、右側が下流地点の影響を表わしている。各地点ともその下流部の影響をあまり受けていないことがわかる。周波数応答関数の対角要素は、厳密に白色雑音に基づくフィードバックが成立している場合には0となるはずであるが、実際のデータでは誤差の白色性が必ずしも成立していないために、高周波成分においてやや大きい傾向を示している。図-3は、ある点の記録に含まれている誤差のうち低周波成分は、その上流部に因があり、高周波成分はその地点自身によってもたらされていることを示している。

自己回帰モデルによる交通量の予測例を図-4に示した。予測手法としては、

- (1) 変動の周期性を考慮した1変数自己回帰式
- (2) 三角型の多変数自己回帰式
- (3) 指数平滑法

を解析の対象としたが、指数平滑法は信号制御のパラメータを決定する際の予測法として用いられている。7-19時の間の予測であるが、感知器記録と比較すると周期性を考慮したモデルが最も追従性がよく、他のモデルでは1ステップ遅れた予測を与えていることがわかる。

図-4の予測には、感知器記録に含まれている観測誤差については何等の配慮もしていないので、得られているのは飽くまでも感知記録の予測である。次に、観測誤差の影響を考慮したカルマンフィルターを用いた解析例について述べる。

図-5は、函館感知器 104地点において、'85.3 の月曜日の1日24時間の交通量の時間変動を描いたものである。7-9時頃において交通量が直線的に増加するが、日中においてはほぼ定常的に変動し、その動きはランダムである。さらに、17時以後翌朝まではゆるやかに減少している。道路の環境条件によって変動は異なるが、都市内街路ではこのような変動パターンが最も一般的であると思われる。

カルマンフィルターの同定に当たっては、上に述べた変動パターンを考慮して、1日を3つの区間に分けてパラメータの同定を行なった。ただし、各区間内に

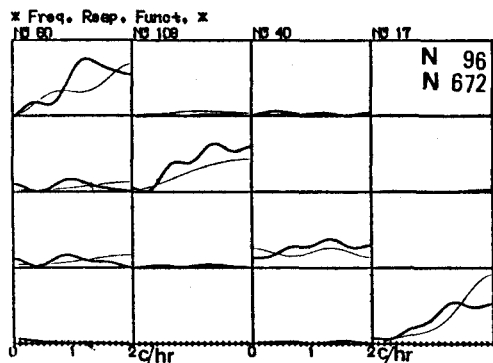


図-3 4地点間の周波数応答関数(旭川)

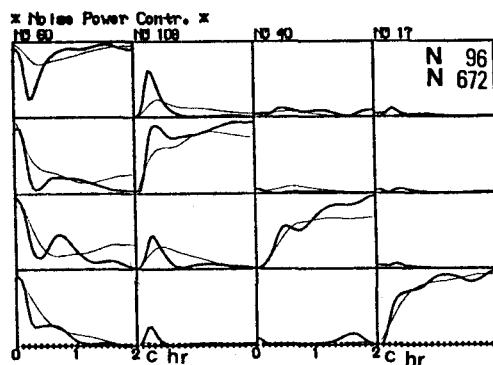


図-4 4地点間の雑音寄与率(旭川)

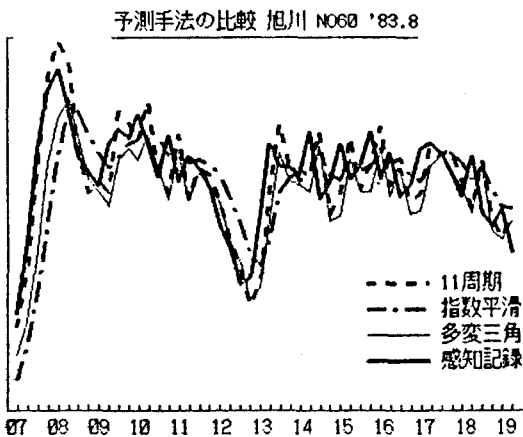


図-5 各予測手法の比較(旭川 83.8)

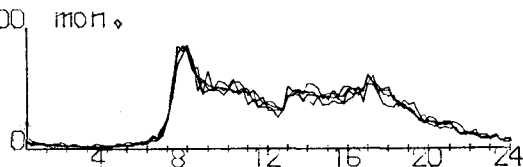


図-6 交通量の時間的変動状態(函館 85.3)

おいては、定常が確保されると仮定する。まず、始めに状態方程式の同定例を示したのが図-6である。すなわち、表-1の函館において、感知器42と105の地点に対して3つの時間区分ごとに (y_k, y_{k+1}) の値をプロットしたものである。本来、状態方程式の同定は状態変数 $x(k)$ によってなされるべきであるが、先に述べたように、ここでは $x(k)$ の値がほぼ $y(k)$ によって近似しうるので、 $y(k)$ の値を用いて同定を行なっている。なお、用いたデータは、8月1日午前7時から2日9時までのものである。図-6は、日中の区間を除き、 $y(k+1)$ の値が $y(k)$ の値によってほぼ線形的に表わされ得ることを示している。各区分毎の相関係数と誤差 v_k の標準偏差は表-2の通りである。日中の区間は表の相関係数に見るように、1ステップ前の値との直線回帰としては良くない結果を与えているが、回帰式に対するバラツキは他の区間と同程度である。すなわち、強制項 B_k の導入が効果をもたらしていることを意味している。また、このことは、システムのパラメータが本来定常でありその変動はランダムな誤差に起因すると仮定することには問題があることを表わしている。

観測方程式の同定結果が図-7である。先に述べたように、表-1にあげた目視観測値を $x(k)$ 、感知器記録を $y(k)$ として最小二乗法により係数の決定を行なう。ここで用いたデータは、状態方程式と同様に函館の感知器42と105において観測されたものを用いている。観測は、午前と午後の各3時間ずつ行なっているが、 C_k 、および D_k の値には非定常性は大きくないと判断されるので、それらのデータを合わせて同定を行なっている。すなわち、 C_k, D_k が定常であることを仮定する。ここでは、参考のために、8月の結果のみならず3月のデータに対しても結果を示している。図-7において、係数 C の値は、全て1.02-1.08の間に分布して差が見られないが、 D の値は、1.85-32.5までとやや大きい違いが見られている。すなわち、観測誤差の発生が一方向的に偏っていることを表わしている。

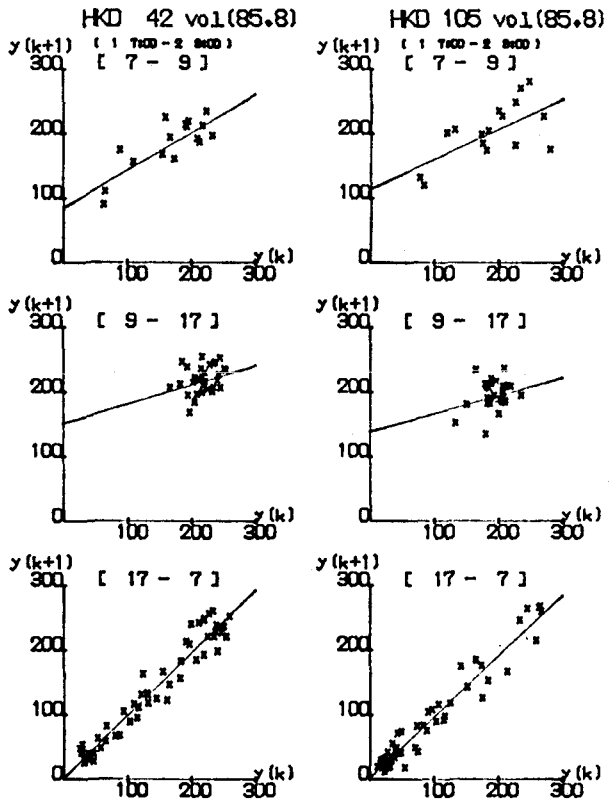


図-7 状態方程式の同定 (函館 85.8)

	感知器 42		感知器 105	
	相関係数	標準偏差	相関係数	標準偏差
7 - 9	0.81	22.5	0.64	32.6
9 - 17	0.31	19.2	0.26	20.0
17 - 7	0.97	18.9	0.97	17.1

表-2 各時間帯毎の回帰の状態 (函館 85.8)

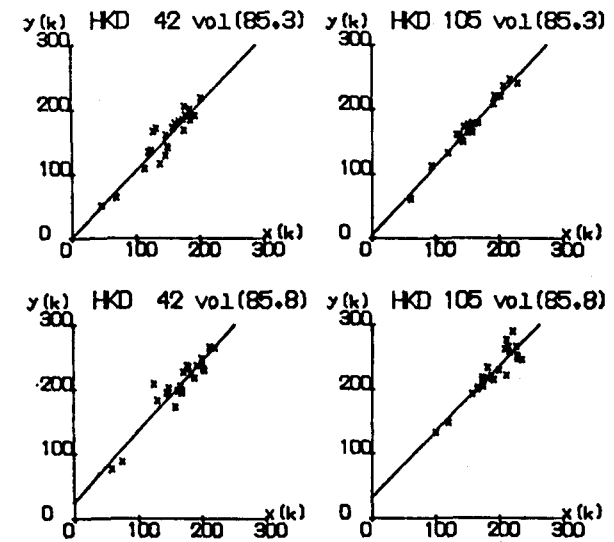


図-8 観測方程式の同定 (函館 85.3, 85.8)

函館の4地点(41,42,104,105)に対する予測結果、感知器記録、および目視観測値の比較を図-8に示す。予測の期間は、目視観測日の60.8.8の24時間である。システムのパラメータには、図-6、図-7の値を用いている。予測交通量が負値となる不合理な部分もみられているが、目視観測値に対し比較的良好な予測を与えている。図-8の結果は、観測方程式の同定と予測の区間がオーバーラップしているため、良好な予測が結果を与えるのは当然であるとの指摘が可能である。図-10は、3月の目視観測の結果から観測方程式の同定を行った場合の8月8日の予測結果である。現下の問題では、C、Dの影響が大きくないことがわかる。

5 あとがき

単純に感知記録の値を予測するのであれば、周期性を考慮することによって精度の向上が計れること、他変数の自己回帰モデルは労力の割には予測の精度は高くないことまた、観測誤差の影響を補正するにはカルマンフィルタが有力なモデルであることなどの結論が得られた。さらに、カルマンフィルタの同定において、期間ごとの定常性を仮定することによって最小二乗法から簡潔に求める方法を提案した。今後は、多変数の自己回帰モデルをリアルタイムに用いて渋滞の検知を行なうこと、あるいはカルマンフィルタの観測方程式を目視観測によらず他地点との相関から構成することなどに関して解析を進めて行きたい。最後に、感知器記録を提供して下さいました札幌、旭川、および函館の道警官制センターの方々、ならびに目視観測の実施に尽力下さった函館高専 川村 彰先生に感謝いたします。

参考文献

- (1) 赤池他；"ダイナミックシステムの統計的解析と制御"、サイエンス社
- (2) 有本；"カルマンフィルタ"、産業図書
- (3) H.W. Sorenson；"Kalman Filtering Technique" (Advances in Control Systems 3), ACADEMIC PRESS
- (4) 奥谷；"カルマンフィルタ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) 日野他；"カルマンフィルタによる大気汚染の予測"、土木学会論文報告集、224

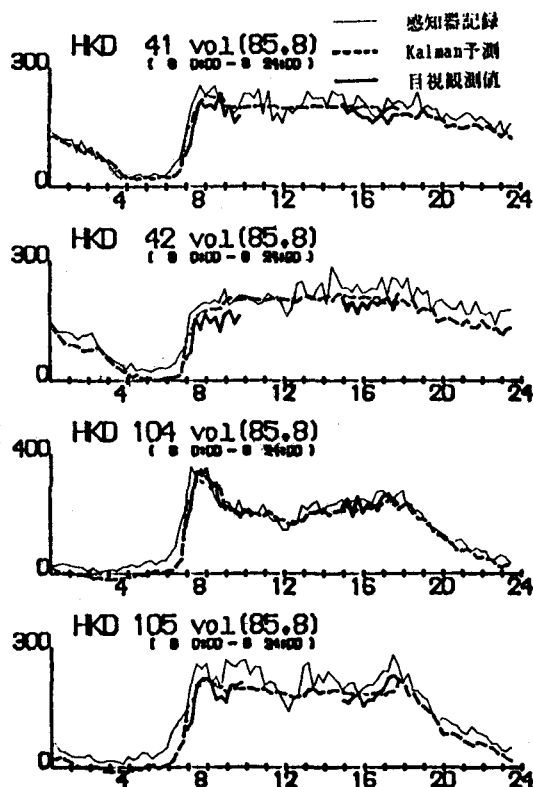


図-9 カルマンフィルタによる予測(1)

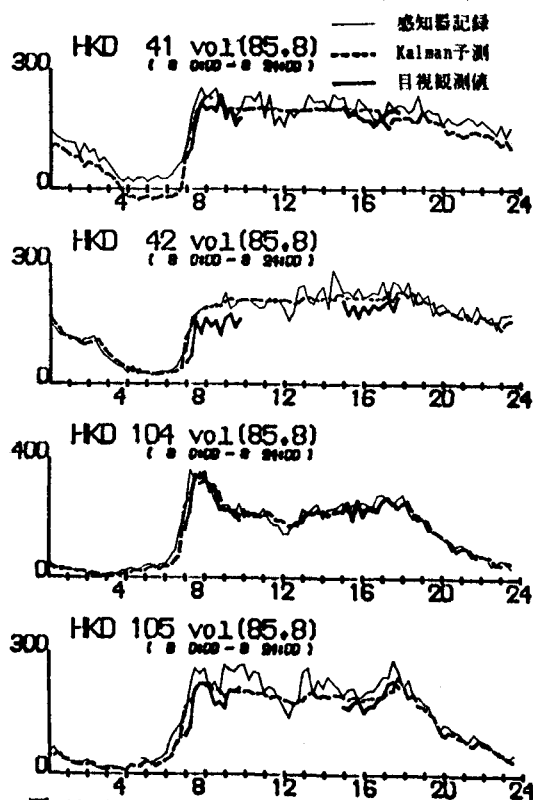


図-10 カルマンフィルタによる予測(2)