

街路における旅行時間予測 PREDICTION OF JOURNEY TIME ON STREETS

安井 一彦* 池之上 慶一郎** 深井 靖史***

By Kazuhiko YASUI, Keiichiro IKENOUE and Yasushi FUKAI

This paper, after reviewing the technologies currently in use, describes a proposed model of predicting journey times concentrating on simplifying the structure of predictor as well as enhancing the predictability. Employing was considered of the relation between vehicle detector occupancy and journey time. As the preliminary study the hypothetical vehicle detectors by the use of video camera were placed at two blocks on an 1km stretch of signalized artery. The results provided the basis for an estimate of journey time from the detector output.

The remaining important problem considered was that of calibrations. Since the relations between detector output and journey time is not only site-specific but also time-varying, the emphasis in calibration exercise should be predominantly based on on-line methods. To meet this requirement the modeling was directed towards the introduction of Kalman filtering theory to update the prediction parameters.

A final study was made of the validity of the model on an 7.6km stretch of an artery which contains 18 traffic signals and 20 vehicle detectors. The journey time predictions were carried out every five minutes during two different time period of about 200 minutes each. The results highlighted the desirability of using the proposed model.

1. はじめに

最近ではAVIの実用化によって旅行時間情報の収集と提供が容易になっている。しかし、AVIによる旅行時間は到着時に得られるものであり、道路利用者が必要とするのは出発時において、これから走行する経路で実現するであろう旅行時間であるから、これをいかに正確に予測するかが鍵である。

これを予測するのに時系列の自己回帰モデルも考えられるが、これは時系列データに定常性のあることが前提であり²⁾⁴⁾⁹⁾、この条件を満たさない状態では、正確を期し難い。このために、現在主として提案されているものにいくつかあるが、それらに共通な原理は、すでに得られているAVI等によるデータを

基準として、それに、その旅行時間の出発時点の時間断面における路線区間の状態量から何らかの方法で推定した旅行時間と、現在問題にしている出発時点の時間断面において同様に推定した旅行時間との差分（正または負）を加えることによって、補正するというものである。この場合の状態量としては、推定存在台数と流量、あるいは車両感知器による推定密度と流量等がある。

これらの方法は、状態量推定のための計測、処理の量や、それら状態から旅行時間の差分を求める場合の演算パラメータが交通状態の変化に追従するような保証機能が欠けている等の問題が考えられる。

そこで本研究では、現在の出発時点において、区間に設置されている複数の車両感知器による時間占有率と、予測旅行時間との関係を直接的にモデル化するとともに、交通流特性の変動によるモデルパラメータの更新が時系列でリアルタイムに行えるよう

キーワード：旅行時間予測、カルマンフィルター、占有率

* 正会員 日本大学助手 理工学部交通土木工学科
(274 船橋市習志野台7-24-1)

** 正会員 工博 日本大学教授 理工学部交通土木工学科

*** 正会員 工修 (株) 福山コンサルタント

にカルマンフィルタを導入することを考えた。

2. モデルの概念

既に提案されているモデルでは、対象路線をいくつかの小区間に分割し、出発時刻という一つの時間断面において、各小区間の存在台数と流出率から旅行時間を推定し、これらを全区間について合計したもの（これを同時累積旅行時間という）について、過去の同時刻の統計値と比較し、これによって過去の同時刻を出発時としてAVIで得られている旅行時間（出発時集計旅行時間という）の統計値を修正することが行われている⁵⁷⁾。これは、出発時から到着時までの時間経過にともなって交通状態が変わることから、同時累積旅行時間はそのまま予測旅行時間としては使えないことと、実績旅行時間が計測された過去と当日の交通状態の違いを、同時累積旅行時間の差によって反映させるという考えによるものである。

本研究では、モデルを簡単にするという狙いから、出発時の時間断面における下流のいくつかの車両感知器による時間占有率と出発時集計旅行時間との間に次の関係があるものとしている。

$$y = \sum_i c_i x_i \text{ ----- (1)}$$

- y：出発時集計旅行時間
- c_i ：感知器*i*による時間占有率（出発時）
- x_i ： c_i がかかわる状態変数

つまり、出発時集計旅行時間は、その時点の下流にある各車両感知器占有率と、それに関わる交通流を反映する何らかの集約的な状態変数によって実現するものとする。しかしながら、その状態変数は変動し、またこれを直接計測することはできない。

そこで時点 $k=0$ から $k=k$ までの測定値 $y[0,k]$ を得て、現時点 k における状態変数 $x_i(k)$ の最適な推定値（最小二乗推定量） $\hat{x}_i(k)$ をカルマンフィルタリングによって求めることで、現時点の出発時集計旅行時間を逐次予測しようとするものである。この概念は図-1に示される。上記に基づく離散時間カルマンフィルタは以下のとおり表わされる。

状態方程式
$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{X}_k + \mathbf{u}_k \text{ ----- (2)}$$

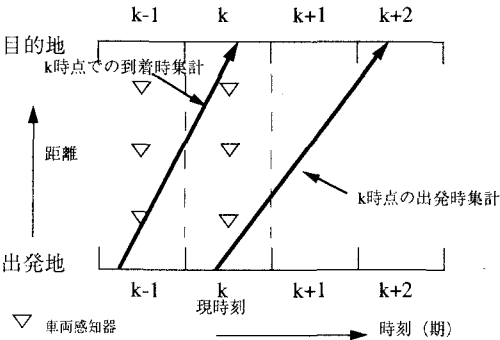


図-1 旅行時間の概念

測定方程式
$$y_k = \mathbf{C}_k \mathbf{X}_k + w_k \text{ ----- (3)}$$

k ：時点

$$\mathbf{X}_k = \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \vdots \\ x_n(k) \end{bmatrix} \quad \mathbf{A} = n \text{ 次単位行列}$$

- x_i ：感知器*i*に関わる状態変数
- y_k ：計測旅行時間
- $\mathbf{C}_k = [c_1(k), c_2(k), \dots, c_n(k)]$
- c_i ：感知器*i*による時間占有率
- $\mathbf{u}_k$ ：数式モデルの近似誤差、パラメータの不確かさ等を集約した白色雑音ベクトル
- w_k ： $y_k, c_i(k)$ の計測誤差、状態変数の算定誤差による白色雑音

この場合、カルマンフィルタの性格上、常に最新の計測データのみを使って実時間で計算する方式となる。したがってここでは、区間両端にナンバープレート読取(AVI)装置、さらに同区間内にいくつかの感知器が設置されていることを前提としている。

3. 短区間での予備検討
3-1 データ収集

本モデルの適用性をあらかじめ調べるためのデータ収集を、図-2に示す東京都中野区の東京都道新青梅街道上り方向鷺宮交差点（鷺宮4丁目交差点）から下流側約1 Km、6交差点を含む5リンクにおいて実施した。収集に当たっては、ナンバープ

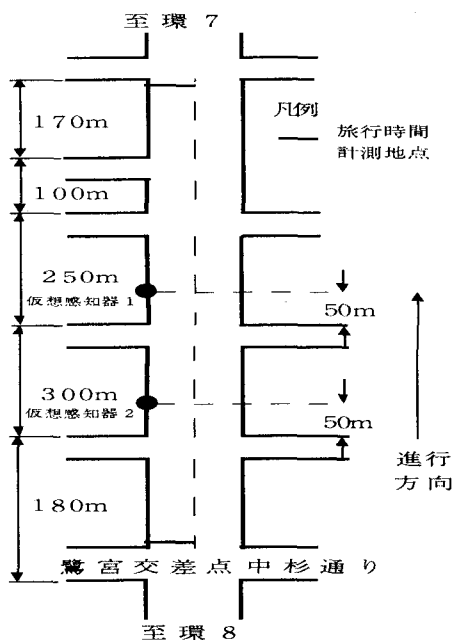
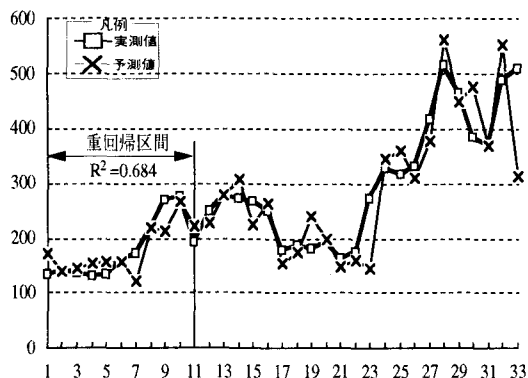


図-2 予備検討のためのデータ収集路線の概要

ト照合法による計測を行い、各区間毎の旅行時間を算出した。また、同図に示す2地点にVTRカメラを設置し、路面上に80cm幅の感知域を設けることにより仮想感知器とし、時間占有率を得た。ここでの感知器位置は、渋滞長の変動をカバーできることを要件として選定した。

3-2 旅行時間と占有率の重回帰による検討

まず始めに、感知器占有率の旅行時間説明要因としての有意性を確かめる目的で、2個の感知器から得られた占有率を説明変数、旅行時間を目的変数とし重回帰分析を行なった。その結果を図-3に示す。なお、出発時集計の旅行時間と感知器占有率は、いずれも5分毎である。また、この扱いは本研究のすべてにおいて同じである。また、ここでは全てのデータを使用して重回帰分析をかけると意味がなくなるので、時系列前半3分の1のデータについて重回帰分析を行い、残り3分の2のデータについて予測したものが合わせて同図に示されている。予想では、重回帰式の変数を変化させないために、実測値への追従は無理なものと考えたが、実際にはよい値を示している。したがって、ひとたび決定した



縦軸：旅行時間（秒）、横軸：時刻（期）

図-3 旅行時間の重回帰予測結果

式を使い続けて予測を行っても、予測可能ということになる。

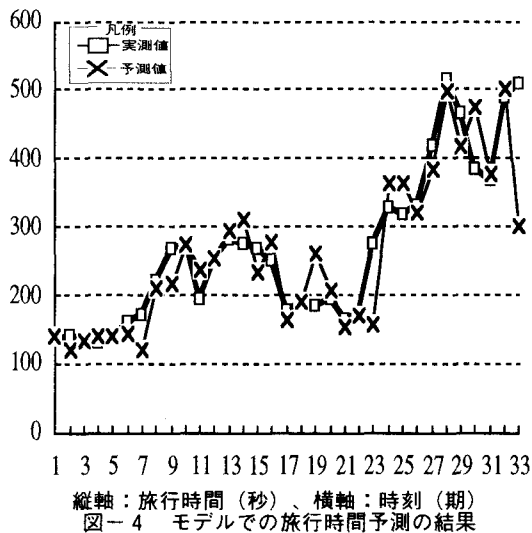
しかし、回帰モデルでは、路線上で何か旅行時間に影響を及ぼす事象が発生した際や、占有率と旅行時間の関係が一定でない場所では、対応できないと予想される。

そこで、次に最新のデータを取り込みながら、変数を逐次最適値へと変換することができるカルマンフィルターを用いた旅行時間予測モデルについての検証を行った。

3-3 カルマンフィルターによる旅行時間予測

2.で述べた概念のモデルによって旅行時間を求めた。先に示した図-1の概念図を参照して、カルマンフィルターの性質上、最新のデータを取り込んで占有率と旅行時間の間の変数を逐次変換するので、現時刻の占有率から現時刻に出発する車両の旅行時間を求める式の変数の確定を、現在取り込める限り最新のデータから行う。つまり、現時刻 k での到着時集計の旅行時間分だけ前の時点における占有率と、その旅行時間との関係を用いる。

予測結果は図-4のとおりである。この図より、概ねよく予測ができていることが判る。しかし、これは、区間が短いために、その状態変数の最適推定値を求めるのに有利に働いたとも考えられるが、これについては、次の長区間路線での適用結果のところで言及される。以上によって、比較的短い区間での、カルマンフィルターを使用したモデルの基本的な有効性が確認された。



4. モデルの長区間路線への適用

ここでは、旅行時間提供の実際の状況を踏まえて、比較的長区間における適用性の検討を行った。

4-1 データの収集

データの収集に当たっては、以下に示す路線において、実際に設置されている車両感知器から得られた占有率データを使用した。旅行時間計測は5分毎の走行試験によっている。

東京近郊のバイパス約7.6 Km区間

車両感知器数 20

信号交差点数 18

占有率のデータは5分ベースとし、71データ（355分間）を得たが、途中データの欠落があるところで、時系列を2つに分けている。その2つとは、各々40（時間帯1）、31（時間帯2）データである。対象区間の交差点及び車両感知器配置について図-5に示す。

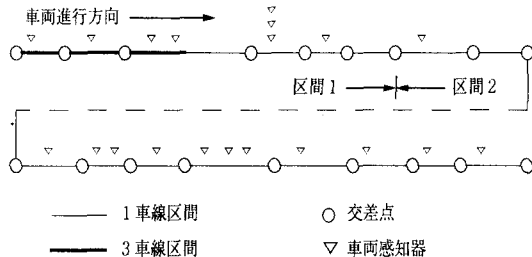


図-5 交差点及び車両感知器配置図

4-2 使用する感知器の抽出

ここでは、区間内に20個の車両感知器が存在するため、あまり多くの感知器を使用すると計算も複雑になり、かつ、あまり旅行時間に寄与していない感知器データをも取り込むこととなりかねないので、本研究では、このうち5個の車両感知器を使用することにした。抽出の方法は、旅行時間と20個の車両感知器の占有率について重回帰分析を行い、その寄与度の高い順に5個を抽出し、予測に使用することとした。

4-3 検証結果

(1) 全区間時間帯1

1) 生データを用いたカルマンフィルタによる予測

図-6にカルマンフィルタモデルによる予測結果を示した。この図より、前半10期までと後半20期以降は概ねよい予測値を示しているが、11、14、15期目では、予測値が大きく実測値から離れている。これの主な理由として占有率の急激な変動が考えられるので、次の2)で占有率の変動について考察する。

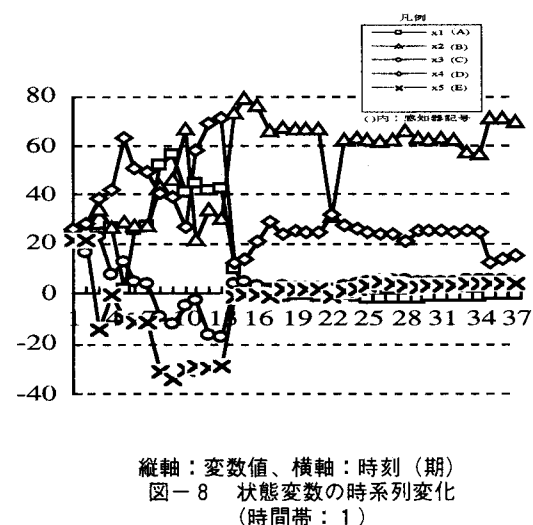
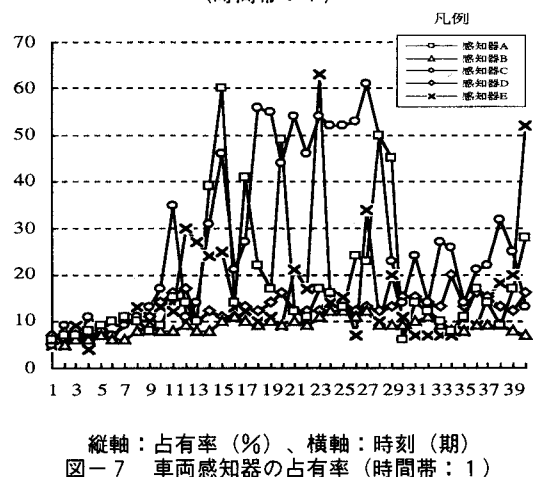
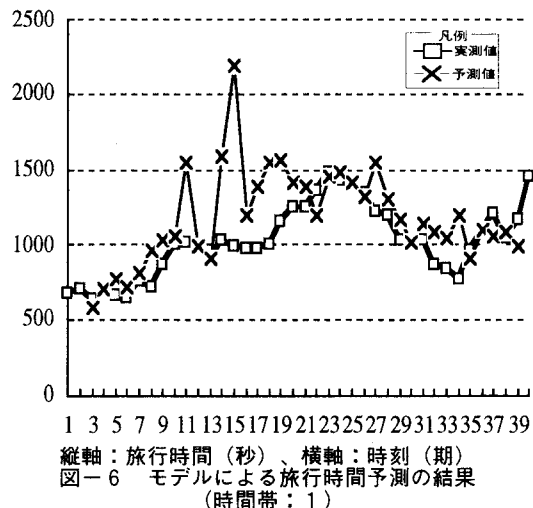
2) 占有率及び状態変数の変動

図-7に使用した5感知器の占有率の生データの変動を示す。これと前出の図-6を比較するとわかるとおり、さきほどの11期目での予測値の過大値は、感知器Cの占有率の急激な立ち上がり、14、15期目については、感知器Aの占有率の急激な変動に起因しているものと考えられる。

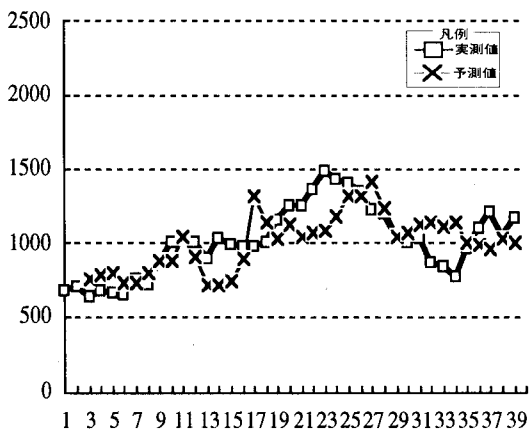
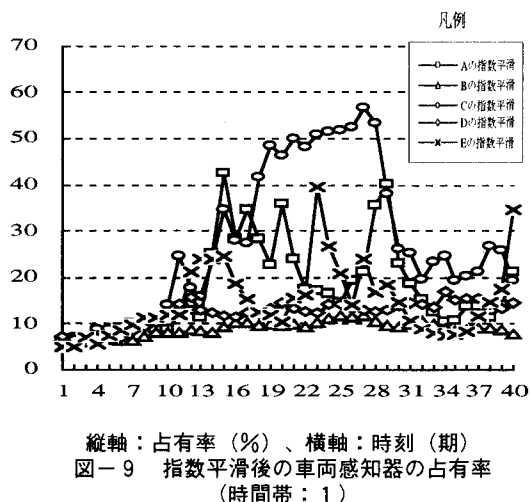
ここで、式(1)に示した状態変数が、カルマンフィルタによってどのように変化しているか図-8に示す。前述の占有率の急激な変動と合わせてみると、急激な立ち上がりを見せた感知器の状態変数はその時点で急激に降下し、それ以後その感知器の占有率が急激に変動しても予測値にはあまり影響が出ないような値になり、ある時点以降一定の値に収束することが判る。

3) 占有率の平滑化

図-7に示した占有率の生データをみる限り、5分間という短い集計時間のため、占有率の変動にあまりに急激な変動が見受けられたので、データに対し指数平滑を施し、平滑化定数としては0.5を採用し

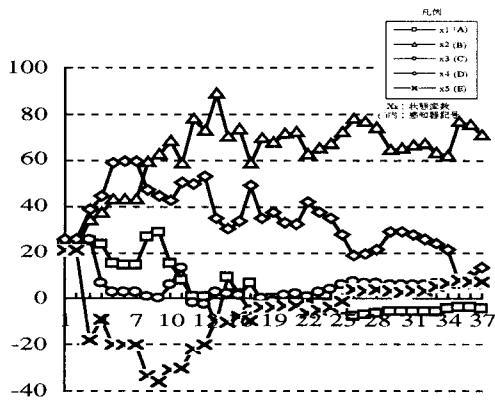


た。その平滑化された占有率の変動を示したのが、図-9である。当然、生データよりもその変動は滑らかなものとなっている。



4) 平滑化データを使用した予測

そこで、3) によって平滑化された占有率を用いて予測を行った結果を図-10に示す。前出の図-6と比較してわかるとおり、さきほど存在していたかけ離れた予測値は陰を潜め、かなりよい予測が行われている。そこで、またさきほどのように状態変数の変動図を図-11に示す。平滑化される前と比較すると、平滑化したデータを用いた方が状態変数の変動が少なく、落ち着いた値となっている。また



縦軸：変数値、横軸：時刻（期）
図-1.1 状態変数の時系列変化
（指数平滑後時間帯：1）

カルマンフィルタには、最初にどんな値を入力しても、数個のデータを取り込むことによってより早く最適値に収束するという性質がある。そのことは、平滑前、後どちらの図でもわかるが、平滑後の方がよりスムーズにその過程をとっていることがわかる。

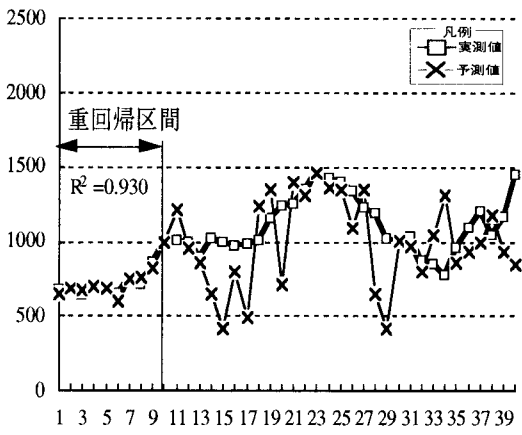
ここで、もし式（1）における状態変数がある程度一定であるならば、常に精度の高い予測が可能であるということになる。そこで、カルマンフィルタによる予測と重回帰による予測を比較する意味で、占有率と旅行時間の重回帰式を用いた予測を行った。

5）重回帰式による予測

ここではデータ40のうちの前半10のデータの占有率と旅行時間に重回帰を行い、その式を用いて残り30のデータの予測を行い、その結果を図-1.2に示す。図を見ると、かなりの所で予測値が過小な値を示し、平滑後のカルマンフィルタによる予測に比べると、かなり精度が落ちていることがわかる。つまり、占有率と旅行時間の間に介在する状態変数は、常に一定な値を示すものではないので、逐次その時点での最新のデータを取り込んで状態変数を変化させる、カルマンフィルタの有効性がこのことから示される。

6）まとめ

以上、カルマンフィルタによる予測をある程度長い区間に適用したときの振舞いについて、占有率と状態変数の動きを中心に考察してきたが、重回帰式による予測よりも優れていること、及びモデルを



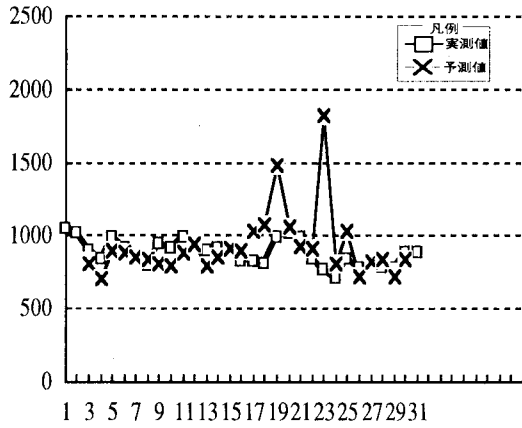
縦軸：旅行時間（秒）、横軸：時刻（期）
図-1.2 重回帰による旅行時間予測の結果
（時間帯：1）

適用するには、短時間集計における急激な変動を抑え込むために、生データに平滑化などの処理を施すことも有効であることが示された。

（2）全区間時間帯2

1）生データを用いたカルマンフィルタによる予測

図-1.3にカルマンフィルタモデルによる予測結果を示す。ここでは、19期目と23期目を除いては全体的により予測が行われている。これは、（1）の1）でも述べたように、生データの占有率の変動



縦軸：旅行時間（秒）、横軸：時刻（期）
図-1.3 モデルによる旅行時間予測の結果
（時間帯：2）

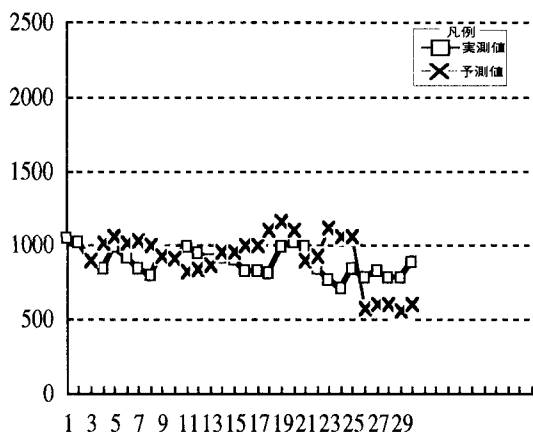
が非常に激しく起きていることに起因したものである。

2) 指数平滑データを用いたカルマンフィルターモデルによる予測

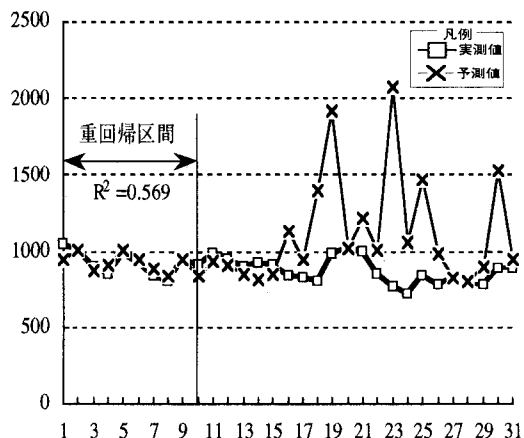
そこで、次に時間帯1と同じように、占有率データに平滑定数0.5の指数平滑を施し、そのデータによって予測したときの図が図-14である。これによって、図-13の急激な変動は平滑化されて、旅行時間予測のさいにも非常に有効なデータ処理であるといえる。

3) 重回帰予測

これも時間帯1と同様、10データに重回帰を行い、残りの21データについてその重回帰式による予測をしたものであり、その結果を図-15に示す。



縦軸：旅行時間（秒）、横軸：時刻（期）
図-14 モデルによる旅行時間予測の結果
（指数平滑後の占有率使用、時間帯：2）



縦軸：旅行時間（秒）、横軸：時刻（期）
図-15 重回帰による旅行時間予測の結果
（時間帯：2）

これから、18期目より後、状態変数の変動をとり入れていないために、予測値が実測値の2倍の値を示している時刻がいくつかある。

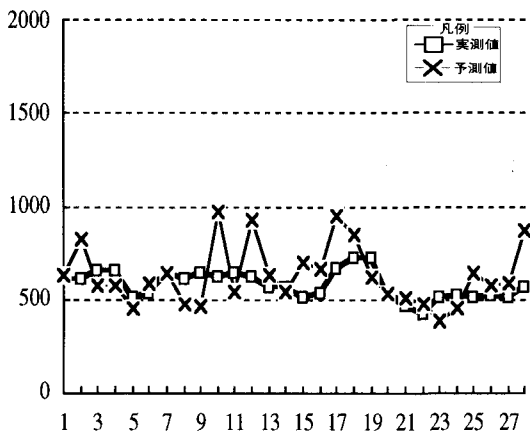
よって、(1)と同様、カルマンフィルターモデルの方が、重回帰予測よりも精度の点において優れているという結果を得た。

4) まとめ

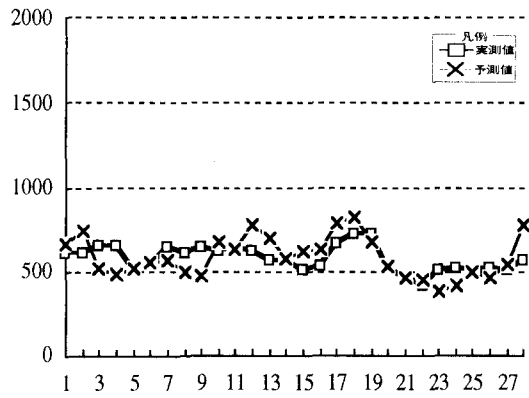
以上、(1)とはまた違う時間帯について、カルマンフィルターモデルの重回帰に対する優位性が認められた。またここでも、占有率データを指数平滑することにより、さらに精度の高い予測が可能であることが確かめられた。

(3) 分割区間へのカルマンフィルターモデルの適用

以上の結果により、長い区間にモデルを適用し、高い精度を得ることができたので、さらにこの区間を2つに分けて3~3.5Km程の区間を設定し、さらに高い精度が得られるものとして予測を行い、その結果を図-16に示す。これは占有率に指数平滑を施していないものであるので、10、12、17期目などで予測値が実測値を大きく上回っているが、これに対し、指数平滑したデータを使用した場合は図-17のとおりであり、明らかに精度が上がっていることがわかる。次の(4)でみるように、区間長による精度の差はない。



縦軸：旅行時間（秒）、横軸：時刻（期）
図-16 モデルによる旅行時間予測の結果
（区間2、時間帯：2）



縦軸：旅行時間（秒）、横軸：時刻（期）
図-17 モデルによる旅行時間予測の結果
（指数平滑後の占有率使用、区間2、時間帯2）

（4）誤差率

以上の結果を平均誤差率でまとめると表-1のようになる。全ての場合において、カルマンモデルで指数平滑データを使用した場合の方が誤差率は小さく、急激な変動を抑えるという意味では、占有率データに対し指数平滑を行うことが有効であることが示された。また、全区間に比べ、区間を分割した方が旅行時間が短縮されるので、より最新のデータで状態変数の推定がなされることによって、精度が上がるかと思われたが、その差は見られなかった。

表-1 モデルの誤差率表

区間	時間帯	重回帰モデル	カルマンモデル	
			指数平滑なし	指数平滑あり
全区間	時間帯1	21.1	19.8	14.7
	時間帯2	32.6	15.6	18.0
区間2	時間帯2	18.2	20.0	14.3

5. 結論

旅行時間の予測モデルとして、既存の感知器システムで得られる時間占有率を用いるできるだけシンプルな、そして交通状態の時間的、空間的な変動に対する追従性の優れたものという要件で、カルマンフィルタリングを導入したモデルを考えた。スポットの感知器占有率の他に、旅行時間を支配する状態変数（確率変数）があって、それは計測不可能という条件下で、これの最適値を推定することと、その時系列をリアルタイムで処理できるという点にこの

モデルのねらいがある。

実際に検証を行った結果では、この計測不能の状態変数はかなり変動し、これを考慮することによって旅行時間予測はかなり精度よく行われることが示された。

なお、本研究の長区間での検証では、予測旅行時間間隔の5分に1回の旅行時間計測しか行われていないが、AVIによってより精度の高い旅行時間計測が行われれば、本モデルの実証精度はさらに上がるものとする。

このモデルでは、過去最新の实测旅行時間を使うために、予測対象区間が長くなるとその最新性が損なわれると懸念されたが、本研究の検証ではそのような事実は見られなかった。

これからは、時間帯の違いによって選択される感知器が違う点をどのように解決するかということ、さらには既存の感知器位置に制約されることなく理想的な設置位置のあり方、またより適切な測定方程式を見いだすことにより、さらに精度の高いモデルに発展させることを考えている。

参考文献

- 1) 藤井光昭：時系列解析、現代応用数学講座3、コロナ社、1974
- 2) 深井靖史、池之上慶一郎、安井一彦：街路における旅行時間予測モデルについて、第20回土木学会関東支部技術研究発表会、1993.3
- 3) Koshi M., H Akahane: Short-Term Prediction of Inflow Volumes of Urban Freeways, Road Traffic Control, IEE, pp35-42,(1986)
- 4) (財)交通管理技術協会：交通管制システムの高度化に関する調査研究報告書、1991.3
- 5) (財)交通管理技術協会：交通管制システムの高度化に関する調査研究報告書、1992.3
- 6) 織田利彦、森田武、新倉聡：速度型車両感知器の活用による旅行時間予測、第11回交通工学研究発表会論文集、1991.3
- 7) 山口盛兄、宇佐美勤他：旅行時間予測方式と実験、電気学会研究会資料、1992.9
- 8) 有本卓：カルマンフィルタ、システムサイエンスシリーズ、産業図書、1977