

区分的な定常性を考慮した都市内街路の交通状態の予測について

IMPROVEMENT OF PREDICTION SCHEME OF TRAFFIC FLOW
ON URBAN STREETS BASED ON PIECEWISE STATIONARITY

中辻 隆^{*}， 加来 照俊^{*}

By Takashi NAKATSUJI and Terutoshi KAKU

Traffic volume and time occupancy, measured by vehicle detectors on streets, plays a very important role in a traffic control system. This paper is directed to the improvement of prediction scheme using the Kalman filter with a constant term instead of the exponentially smoothing method, which is the commonly-used technique in traffic control system. Contents are as follows.

- 1) Characteristics of measurement noises.
- 2) System identification procedures for the proposed method, assuming that the traffic variation in a day would be partitioned into three stationary periods.
- 3) Relationship between Kalman's gains and smoothing constants.

1. まえがき

全国において既に70を超える都市に交通管制センターが設置され、大都市を中心とした慢性的な交通渋滞に対処し、円滑な交通流を形成するための大きな力となってきている。交通管制の運用効果がそのままのソフトウェアに依存している事は論を待たない。本論文は、制御システムの一部である交通需要の推定に関し若干の寄与することを意図している。

信号制御のパラメータをオンラインで決めるときには、車両感知器によって観測される交通量、および時間占有率をもとにして交通需要の推定を行うが、現在多くの管制センターの制御システムにおいて行われている推定手法は指数平滑法である。的確な信号制御パラメータを選択するうえにおいて適切な交

*正会員 工修 北海道大学講師 工学部土木工学科
** 博士 “ 教授 ” “ ”

(〒060 札幌市北区北13条西 8丁目)

通状態の予測推定が不可欠であるが、車両感知器による計測には誤差が含まれていること、指数平滑法で用いられる平滑指数の値が経験的、試行錯誤的にその値がきめられていることなど推定手法に改善の余地が残されている。ここでは、都市内街路の交通状態の推定、予測に関して

- a) 車両感知器記録に含まれている誤差の特性
- b) 定数項をもったカルマン・フィルタの導入と、区分的な定常性を考慮した同定手法の確立
- c) カルマン・フィルタと指数平滑法との関係および日交通量等の地点指標、あるいは観測誤差がカルマンゲインに与える影響などについて分析する。

車両感知器に含まれている観測誤差に関しては、池之上²らによってその成因が分析され、また井上³や松永⁴らによっても調査例が報告されている。近年の計測技術の進歩に伴い感知器の能力も向上しているが、都市内街路における駐停車車両や、北海道のような積雪寒冷地における冬期間の路側の堆雪によっ

て時として大きな誤差がもたらされると予想される。ここでは、目視観測調査の結果をもとに交通量の観測誤差に関して、設置地点の沿道条件、駐停車両、あるいは路側の堆雪による影響などについて検討を行った。

交通状態の推定、あるいは予測を時系列解析モデルを用いて行なうことは、沿道からの流入、流出のモデル化に困難を伴う都市内街路においては有力な手法である。交通状態の推定に用いられている時系列モデルには、指數平滑法、自己回帰法、カルマン・フィルタ、あるいはGMDH法などがあげられる。指數平滑法や自己回帰法においては、観測誤差の影響は特別考慮しておらず、過去の観測値との回帰表現となっている。それ故に過去の観測値に引きずられて変動が必要以上に大きくなったり、あるいは1ステップ遅れた予測を与えるなどの問題がある。GMDH法においては説明変数の決定が多分に試行錯誤的であり、また演算時間も比較的かかる場合が多い。カルマン・フィルタを用いた解析については、これまでにも既に Nahi,⁹⁾ GaziS,⁸⁾ あるいは中掘ら⁹⁾によって区間密度や空間平均速度等の推定が行われ、また奥谷⁶⁾によってもリンク交通量の推定および予測の事例が報告されている。また、Willsky¹⁰⁾ らは事故等による異常状態の検出モデルとしてカルマン・フィルタの利用を提案している。

ここでは、あくまでも周期的な変動状態にある都市内街路の交通量および時間占有率の推定手法を問題としている。上に述べた a) から c) に関する解析を通していくつかの改善を試みるものとする。

2. 車両感知器の観測誤差

感知器値に含まれる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、8箇所の車両感知器設置地点において夏期と冬期の各1回づつ、目視による交通量観測を実施し、感知器による観測値との比較を行った。各4地点のうち2地点が都市内商業地域の街路沿いにあり、他の2地点が郊外部における幹線道路沿いにある。観測地点の道路は、函館の104、105地点が片側1車線であるのを除いて他はすべて片側2車線であり、各車線毎に超音波センサーが設置されている。観測は午前中のピークをはさむ3時間と日中あるいは夕方の3時間の合計

Table 1 Ratio of miscount by supersonic detectors on urban streets.

DETECTOR	NO	DATE	TIME	MANUAL	DETECT	ERROR*
HAKODATE (HKDT) street (2Lane/1way)	41	85.03.05	07-10	134	164	23.3%
			15-18	146	175	20.5
	42	85.08.08	07-10	178	199	12.7
			15-18	186	205	13.6
	42	85.03.05	07-10	119	123	13.0
			15-18	176	185	6.9
	42	85.08.08	07-10	138	176	27.7
			15-18	195	237	21.5
HAKODATE arterial (2Lane/1way)	104	85.03.05	07-10	213	214	2.9
			15-18	166	165	5.4
	105	85.08.08	07-10	257	271	6.4
			15-18	238	252	7.3
	105	85.03.05	07-10	140	155	10.5
			15-18	173	191	11.1
	105	85.08.08	07-10	186	224	21.5
			15-18	188	221	17.8
SAPPORO (SPPR) street (2Lane/1way)	327	84.10.17	07-10	246	258	5.3
			15-18	215	224	4.3
	328	86.01.16	07-10	191	216	12.4
			10-13	162	177	9.1
	328	84.10.17	07-10	118	89	24.0
			15-18	183	134	27.0
	328	86.01.16	07-10	98	235	181.0
			10-13	149	218	52.6
SAPPORO arterial (2Lane/1way)	239	84.10.17	07-10	377	374	1.4
			15-18	357	365	2.6
	240	86.01.16	07-10	297	293	3.3
			10-13	295	289	3.0
	240	84.10.17	07-10	353	364	3.9
			15-18	381	390	2.8
	240	86.01.16	07-10	267	277	5.9
			10-13	274	277	3.1

* ERROR RATIO=Average | DETECTED-MANUAL | /MANUAL

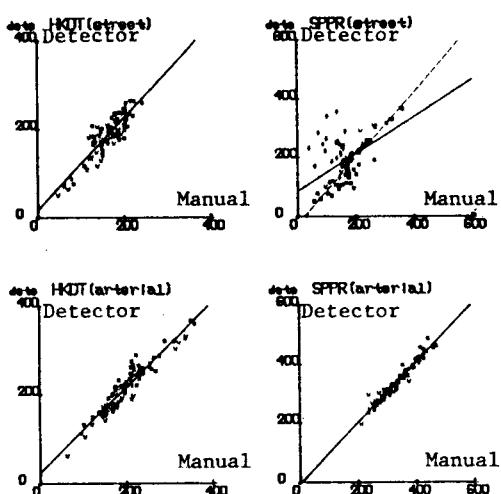


Fig. 1 Plots of manual count vs. detected count.(Hakodate and Sapporo)

6時間実施した。交通量は5分間単位に計数したが提供された感知器値が15分単位であるので15分毎に集計し直している。目視観測の値を実交通量とした時の感知器値の誤差率を3時間毎に平均したのが表1である。また図1は、両都市において、街路および幹線道路別に15分間交通量を（目視値、感知器値）平面にプロットしたものである。目視観測のデータ数が限られているので断定的な評価はできないが、いくつかの特徴をあげることができる。

a) 幹線道路においては、誤差率が10%を超えている地点もあるが札幌の239、240地点のように車線走行が比較的よく守られている場合にはわずか2~3%程度の誤差となっている。

b) 街路においては、誤差率が10~20%と幹線に比較して大きな誤差を含んでいる。この傾向は、データとしての信頼に欠ける札幌の328地点の1月の観測を除き、商業地域としての性格が強い函館のデータにおいてより顕著に現れている。

c) 冬期の路側における堆雪の影響としては、厳冬期の1月に観測した札幌においては、4地点とも冬期の誤差率が夏期より大きくなっている。また感知器値が目視値より大きな値となる傾向が見られている。これは、路側の堆雪によって車両の走行位置が中央寄りになり2つのセンサーにダブルカウントされたためと推察される。特に328地点においては、堆雪によって1車線走行を余儀なくされたために非常に大きな誤差を与えている。函館においては、冬期と言っても3月であるため路側の堆雪も少なくその影響は小さい。

d) 札幌の327地点において観測の15分間に感知器近傍に駐停車した車両のために外側車線を走行する車両の走行位置が中央寄りに移動することがあったか否かに分けて平均の誤差率を比較すると駐停車ありの場合が6.2%，なしの場合が3.7%と2倍近い誤差となっていた。別な調査においてもそれぞれ12.2%と6.1%の誤差率という結果が得られている。c) 同様に、39サンプル中1例を除き感知器値のほうが大きな値となっており、駐停車両が過大な計測値を与える要因となっている。

e) 図1の回帰直線は、目視値と感知器値の最小二乗近似を表している（右上の札幌の街路の図において、破線直線は誤差が極端に大きい328地点

の1月のデータを除外したものである）が、総じて $y = x$ の直線より左上に位置し、そしてそのかい離も幹線よりも街路においてやや大きくなっている。これは、計測過程が過大側の誤差をもたらす傾向にあることを表している。

3. 解析手法

定数項を持つカルマン・フィルタとその同定を区分的な定常性を仮定した上で直接最小二乗法的に行う方法について簡単に説明する。 $x(k)$, $y(k)$ を時刻kにおける真の交通状態量、および感知器で観測された状態量とするとき $x(k)$ が次の状態方程式

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

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

$$y(k) = C_k \cdot x(k) + D_k + w(k) \quad (2)$$

が成立すると仮定する。ここで、 B_k , D_k が新たに導入した定数項であり、各時間帯において定数をとるものとする。 $v(k)$, $w(k)$ は白色雑音である。

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 A_k , B_k を状態変数に読み替える方法、また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。そこではともに式(1), (2)と全く同様な方程式が未知パラメータ A_k , B_k に対しても構成され、他の形のカルマン・フィルタの解として未知パラメータが同定される。前者においては、システムは定常であって、そのランダムな変動は白色雑音によってのみもたらされると仮定するが、現在の問題のように1日単位の変動を取り扱う場合にはこの仮定に問題があると思われる。また、後者においては、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、算法を単純化して演算の効率化を計るために、式(1)が $x(k)$ と $x(k+1)$ との線形回帰であること、 $x(k)$, $y(k)$ は同じ物理量であり本来等しくなる量であること、そしてある限られた時間帯ではシステムの定常性が仮定できることを考慮して、状態方程式のパラメータ A_k , B_k は、その時間帯の感知器値 $y(k)$ から直接最小二乗法を用いて決定す

るものとする。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値との線形回帰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 $k+1$ での真の状態量 $x(k+1)$ の予測に関しては、定数項を含まない場合と同様に式の展開を行なうことができる。 $\tilde{x}(k)$, $\hat{x}(k)$ 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き、

$$\hat{x}(k) = \tilde{x}(k) + F_k \cdot [y(k) - C_k \cdot \tilde{x}(k) - D_k] \quad (3)$$

$$F_k = M_k \cdot C_k \cdot (C_k \cdot M_k \cdot C_k + W_k)^{-1} \quad (4)$$

表わすことが出来る。ここで、 $\tilde{x}(k)$ と $\hat{x}(k)$ の推定誤差を M_k , P_k と表わす時、

$$P_k = M_k - F_k \cdot C_k \cdot M_k \quad (5)$$

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り、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。

$$\tilde{x}(k+1) = A_k \cdot \hat{x}(k) + B_k \quad (6)$$

$$M(k+1) = A_k \cdot P_k \cdot A_k + V_k \quad (7)$$

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 がカルマンゲインである。

次に、指指数平滑法はよく知られているように

$$\tilde{x}(k+1) = \alpha \cdot y(k) + (1 - \alpha) \cdot \tilde{x}(k) \quad (8)$$

と表現される。一方、式(3)を式(6)に代入すると

$$\tilde{x}(k+1) = A_k \cdot [\tilde{x}(k) + F_k \cdot \{y(k) - C_k \cdot \tilde{x}(k) - D_k\}] + B_k \quad (9)$$

と変形されるので、 $A_k = C_k = 1$, $B_k = D_k = 0$ と置くことによって次式が得られる。

$$\tilde{x}(k+1) = F_k \cdot y(k) + (1 - F_k) \cdot \tilde{x}(k) \quad (10)$$

すなわち、状態量と観測量が同一であり系統的な誤差の影響が十分小さい時にはカルマンゲインが平滑指數に対応していることがわかる。

4. 解析結果

(1) システム同定

区分的な定常性を仮定した上でシステムの同定を直接最小二乗法により行う方法を昭和60年3月の函館における感知器データを用いて概説する。

図2は、典型的な都市内街路（函館105地点）の1日における15分間交通量の時間変動を示したものである。朝の通勤時には交通量がほぼ直線的に増加し、日中にはランダムに変動し、そして夕方以降翌朝まではゆるやかに減少しているのが見られる。すなわち、これらの3つの時間帯における交通量の変動は明らかに異なるトレンド上にあり、1日全体を1つの定常過程とするよりもこの非定常を考慮し、図2に示すように、1日を3つの時間帯に分けて各時間帯内における定常性を仮定したほうが、より適切に現象の変動を説明できるものと思われる。なお、夕方時のピーク特性が顕著である場合には、日中の時間帯を分けて4つに時間帯とすることが望ましい場合もあるものと思われる。また、区分時刻の決定に関しては、GLR法などによってシステムの急変を検知したり、AICやFPEなどの情報量の変化を調べることによって推定することもできるが、ここでは単純化のために、各地点の変動状態に応じて視察によって決めるものとする。

状態方程式の同定は、前節で述べたように状態量 $x(k)$ を観測量 $y(k)$ に読み替えることによって行う。各時間帯においては、その変動は定常であると仮定しているので、時間帯ごとに (y_k, y_{k+1}) の値をプロットして、その回帰直線の傾き A_k と切片 B_k を最小二乗法によって求める。こうして、状態方程式のパラメータ同定を簡単に行なう事が出来る。感知器105に対する同定例を図3に示す。図3は、朝と夜の時間帯においては、 $y(k+1)$ と $y(k)$ の間にはほぼ線形に近い関係が成立しているが、日中ににおいては、比較的狭い範囲にランダムに分布していることを示している。各時間帯の相関係数 R と回帰式からの分散を表2に示す。日中においては、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、回帰式に対する分散は、105地点の占有率を除き他の時間帯と同程度である。すなわち、定数項 B_k の導入が効果をもたらしていること

区別的な定常性を考慮した都市内街路の交通状態の予測について

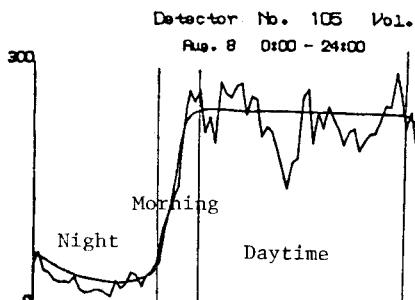


Fig. 2 Typical daily variation pattern of traffic volume on a street. (HKDT 105)

Table 2 Correlation coefficient and residual on a system identification. (hkdt)

	Time	Detector 42		Detector 105	
		R	Se	R	Se
V	morning	0.902	329	0.931	860
O	daytime	0.503	318	0.776	315
L	night	0.958	194	0.969	149
O	morning	0.882	0.95	0.781	0.96
C	daytime	0.263	22.68	0.596	0.31
C	night	0.764	1.57	0.909	0.25

VOL: Volume (veh/15min) R : Correlation coeffi.

OCC: Time occupancy (%) Se: Residual sum of squares

HKD 105 Vol(85.3)

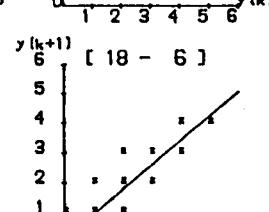
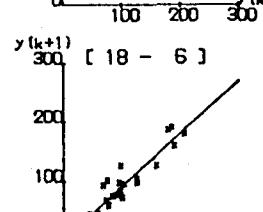
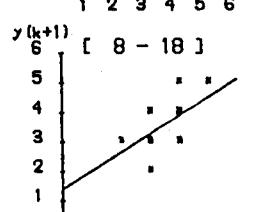
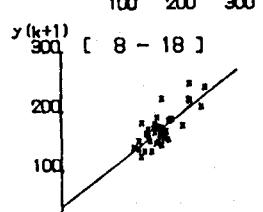
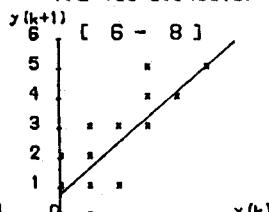
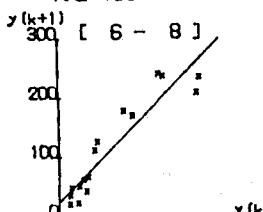


Fig. 3 Identification of a system equation.
Left;volume Right;occupancy (HKDT 105)

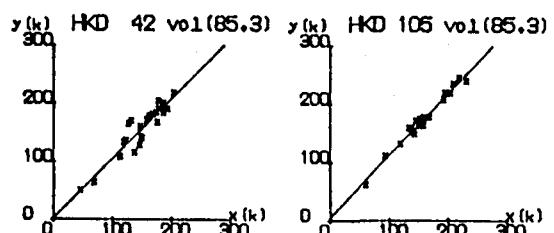
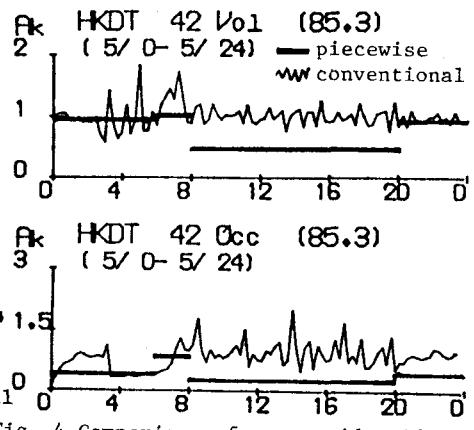


Fig. 5 Identification of measurement equation. (HKDT 42,]05)

Table 3 Ratio of residual sum of squares to variance of traffic volume.

Detector	No	MONTH	C	D	Wk/Xk
Hakodate	41	85.03	0.82	54.3	0.51
		85.08	1.06	9.5	0.28
	42	85.03	1.03	1.9	0.13
		85.08	1.09	25.2	0.12
	104	85.03	0.96	8.0	0.03
		85.08	0.91	35.4	0.07
Sapporo	105	85.03	1.07	5.1	0.03
		85.08	1.02	32.5	0.15
	327	84.10	0.99	12.8	0.01
		86.01	1.25	-24.7	0.07
	328	84.10	0.64	14.5	0.26
	239	84.10	0.98	10.1	0.04
		86.01	0.97	5.6	0.09
	240	84.10	1.21	-68.0	0.10
		86.01	0.83	51.4	0.36

Wk: Variance of white noise $w(k)$

Xk: system variable $x(k)$

を表している。カルマン・フィルタの同定において、一般に行われている状態変数を読み替える方法（従来法）とここで提案した方法（区分法）とを比較したのが図4である。区分法が、日中の時間帯を除き従来法の平均的な変動に対応していることがわかる。日中の時間帯においては、先に述べたように B_k が相対的に大きな値となっているので、定数項 B_k を含まない従来法と差異を生じている。

交通量に関する観測方程式の同定結果を函館の2地点を例にして図5に示す。目視観測値を $x(k)$ 、感知器値を $y(k)$ として最小二乗法によりパラメータ C_k, D_k の決定を行っている。目視による観測は、午前と午後それぞれ行っているが、 C_k および D_k の値にはこの非定常性の影響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っている。また表3は、誤差が極端に大きな札幌328地点の1月のデータを除いて、求められた C_k, D_k の値と分散比 W_k/X_k の値をまとめたものである。観測誤差のところで述べたように、図5にプロットされた (x_k, y_k) の値、および回帰直線は1、2の例外を除いて $y = x$ より上側にある。すなわち、観測誤差の発生が過大側に偏る場合が多いことを表わしている。また、誤差の分散においては、観測をした15例中10例が10%以下の分散比であり、20%を超えるものは4例だけであった。とりわけ、幹線道路においては8例中6例が10%以下であった。すなわち、雑駁に表現するなら、幹線道路では10%以下、街路では20%以下の誤差の分散比が予想されると見える。

(2) 交通状態の予測

函館の42地点において、15分間交通量および時間占有率の予測値と感知器値の比較結果を図6に示す。交通量については、目視観測の結果もあわせて示した。予測の期間は、目視観測の時間を含む3月5日の24時間である。システムの同定は前日のデータを用いて行っている。変動に対する追従性の点からいうと、従来法によって同定を行った場合のほうが良い結果を得ると予想されるが、本方法においても目視観測値に対し比較的良い予測を与えていことがある。また、区分的な定常性を考慮したことによって、占有率においてはランダムな変動が

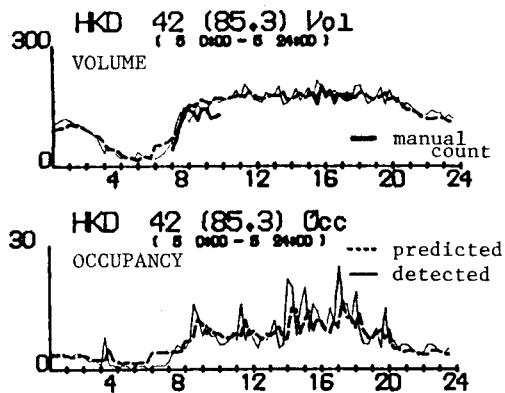


Fig. 6 Prediction of volume and occupancy by piecewise kalman filter.

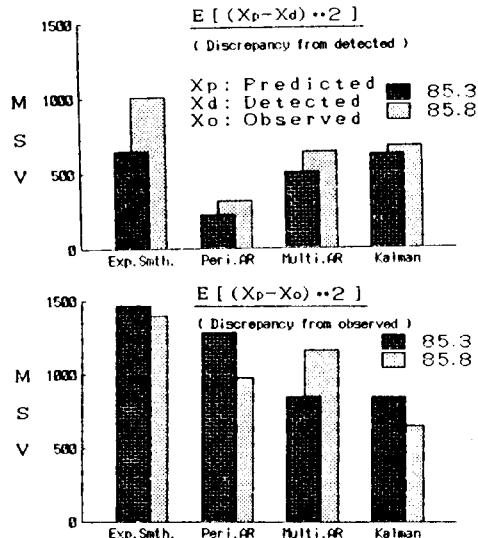


Fig. 7 Comparison of mean square values for some typical prediction methods.

- (1) Exponentially smoothing
- (2) Periodical 1-dimensional AR
- (3) Multi-variable AR
- (4) Piecewise Kalman filter

Table 4 Average Kalman gain and its deviation for each time period.

	city	year. month	morning	daytime	night
V	Sapporo	'80.9	0.78 ± 0.08	0.86 ± 0.03	0.52 ± 0.08
	Asahikawa	'83.8	0.67 ± 0.05	0.84 ± 0.03	0.48 ± 0.06
	Hakodate	'85.3 '85.8	0.71 ± 0.05 0.69 ± 0.05	0.84 ± 0.06 0.84 ± 0.04	0.58 ± 0.10 0.54 ± 0.08
O	Sapporo	'80.9	0.85 ± 0.04	0.87 ± 0.04	0.72 ± 0.08
	Asahikawa	'83.8	0.81 ± 0.07	0.86 ± 0.03	0.68 ± 0.08
	Hakodate	'85.3 '85.8	0.84 ± 0.07 0.81 ± 0.07	0.84 ± 0.06 0.87 ± 0.05	0.77 ± 0.10 0.74 ± 0.10

(Average ± standard deviation)

かなり平滑化された予測となる。これは、都市内街路の信号制御パラメータの選択においては、好都合であると思われる。

いくつの代表的な予測手法による感知値（上段）および実観測値（下段）に対する予測値（交通量）の較差の二乗平均値を図7に示した。ここで予測手法としては、(1) 指数平滑法(Exp. Smth)、(2) 周期性を考慮した1次元自己回帰法(Peri. AR)、(3) 上流地点の影響を組み込んだ三角行列型の多次元自己回帰法(Multi. AR)¹¹、および(4) 区分型のカルマン・フィルタ法(Kalman)である。

計測誤差を含んだままの感知器記録値を予測するのであれば、前日あるいは前週の同時刻における変動との回帰成分を含む周期性の自己回帰法が予測精度的に優れているといえるが、実際に計数された観測値との比較を行うと、ここで提案したカルマン・フィルタが最も良い結果を与えていていることが分かる。

(3) カルマンゲインと指数平滑指數

前節に述べたように式(10)の仮定が成立する場合にはカルマンゲインは指数平滑指數に対応する。また同時に、各時間帯において定常性が仮定される場合には、式(4)で求められるカルマンゲインの値は一定値に収束する。この値をその時間帯におけるカルマンゲインとして2、3の分析を行った。ただしここでの結果は15分間の状態量に対する値であるのでその利用には注意を要する。

図8は、函館市内の感知器の中から主要な42器の感知器を選び出し、85年3月の交通量データを用いて各時間帯におけるゲインの値と設置地点の日交通量(V24)、あるいは昼夜率(V24/V12)との関係を描いたものである。なお、観測方程式のパラメータについては、対象地点すべてにおいて目視観測を行うことは出来ないので、表3の結果を参考にして、 $C_k = 1$, $D_k = 0$, $W_k \times X_k = 0.1$ とした。

ゲインの値は、夜の時間帯にやや相関性がみられるが、日交通量や昼夜率との相関は小さく、各時間帯ごとに一定値の回りに分布している。時間占有率についてもほぼ同様な結果が得られる。同じ解析を函館（同年8月）、札幌（80年9月）、および旭川（83年8月）における感知器データを用いて行い、全地点のゲインの平均値とその標準偏差を表4

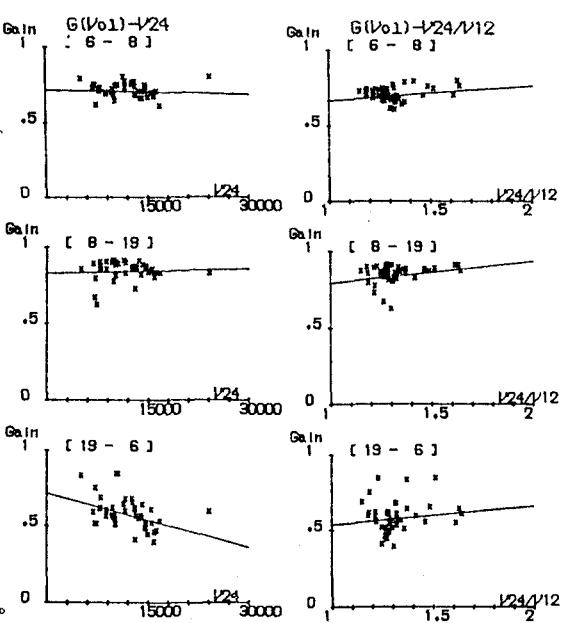


Fig. 8 Variation of Kalman gain with daily traffic and the ratio of daily traffic to daytime traffic. (HKDT 85.3)

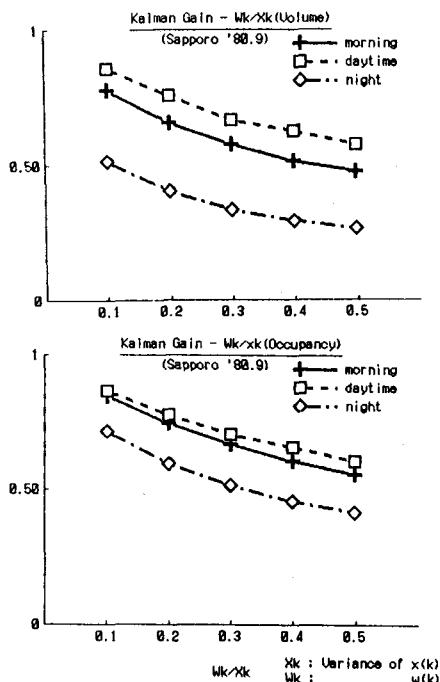


Fig. 9 Effects of measurement noise on Kalman gain. (SPPR 80.9)

にまとめた。ここでもゲインの値が各時間帯ごとにによってことなるが、都市によってあまり影響を受けていない。ゲインの値としては、日中、朝、夜の順になっており日中においてはそのバラツキは小さい。

ゲインの計算において、観測誤差 w_k の分散 W_k が大きな影響をもつ。現在の問題においては、状態量 $x(k)$ と観測量 $y(k)$ が同じであるので表3に見るよう X_k に占める W_k の割合は、計測が正常に行われていれば 10% 以下と予想されるが、駐停車車両や路側の堆雪などの影響によって観測誤差が大きくなることもある。図9は W_k/X_k の値を変化させた時のゲインの変化の様子を示している。交通量、および占有率ともに観測誤差が大きくなるにつれゲインが小さくなっている。すなわち、観測誤差が大きい時には、予測においては新しい観測値に対する重み係数を小さくすればよいことを表している。

5. あとがき

都市内街路においては、周期的な時間変動、週変動を繰り返すいわば定常的な状態にあるのが多くの場合であり、この状態における管制システムを安定したものとし、しかも効率的にすることが第一義的に重要である。ここではあくまでも定常的な変動状態にある都市内街路の交通需要の推定手法の改善に寄与することを意図していくつかの分析を行った。成果は以下のように要約することができる。

a) 都市内街路において設置されることの多い超音波式の感知器には、時として少なからぬ計測誤差が含まれ、それは過大側の値となる傾向が強い。駐停車車両や堆雪の影響が大きい街路においては 20% 以上の誤差となることがある。

b) 推定手法を従来の指數平滑法に替わってカルマン・フィルタを用いる場合には、定数項を導入するとともに、1 日をいくつかの時間帯に分けた区分的な同定を行うことによって、非常に簡潔で迅速な算法となるとともに、同定のための期間を 1 日、あるいは 1 週間と変更することによりフィルタの効果を調節したシステムとすることができる。

c) これまで根拠が不明確であった平滑指數に関して、カルマンゲインとの関係からその裏付けを明らかにするとともに、観測誤差の分散比をパラメータとした平滑指數の値を各時間帯ごとに示した。

ここ数年のマイクロコンピュータの技術革新は著しいものがある。交通制御システムもその渦中にあり大きな技術の刷新が期待されている。今後は異常事態の検出とそれにともなう制御法の対応などについて検討して行きたい。最後に、感知器データの利用に関しご便宜をお計り下さいました札幌、旭川、および函館の管制センターの関係各位、ならびに目視観測の実施にご尽力下さった函館高専 川村彰先生に記して感謝いたします。

参考文献

- 1) 池之上慶一郎・松永典昭・渡辺正己：車両感知器による交通流計測量の評価について、科警研報告交通編、Vol.12, No.1, pp.1-12, 1971.
- 2) 松永典昭・岩本小三朗・笛島喜雄：交通管制システムのパイロット実験報告、科警研報告交通編 Vol.13, No.1, pp.61-70, 1972.
- 3) 井上広胤：車両感知器とその評価、交通工学 Vol.2, No.3, pp.1-7, 1967.
- 4) 中掘一郎・植木源治：高速道路における交通状態推定へのカルマン・フィルタの適用、システムと制御、Vol.23, No.11, pp.639-646, 1979.
- 5) 奥谷巖：指數平滑法による交通状態量の予測、交通科学、Vol.12, No.1, pp.9-18, 1983.
- 6) 奥谷巖：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、第289号、pp.131-144, 1979.
- 7) 中辻隆・加来照俊：車両感知器データの予測手法に関する比較研究、土木学会北海道支部論文報告集、第42号、pp.327-332, 1986.
- 8) Szeto, M.W. and Gazis, D.C.:Surveillance and control of traffic systems by application of Kalman filtering techniques, IBM Research Report RC 3690, pp.1-31, 1972,
- 9) Nahi, N.E., and Trivedi, A.N.:Recursive Estimation of traffic variables -section density and averaged speed-, USCEE Report 420, pp.1-34, 1972
- 10) Willsky, A.S. et al.:Dynamic Mosel-Based Techniques for the Detection of Incidents on Freeways, IEEE Trans. Automatic Control, Vol. AC-25, NO.3, PP.347-360, JUNE 1980