

感知器データによるリンク交通量の短期予測

山口大学大学院 学生員 ○山崎徹也
山口大学工学部 正 員 久井 守

1. はじめに

近年、交通情報の提供や経路誘導システムの開発が盛んに進められているが、それらにおいて正確な交通状況の予測は不可欠である。本研究は、車両感知器から得られた情報を用いて、予測対象リンクの交通量の短期予測を行ったものである。予測手法として、自己回帰モデル(Autoregressive Model, 以下ARモデル)を用い、その適用性について検討を行った。

2. 予測対象

交通量の予測対象として、福岡市の国道202号上り方向の1リンクにおける車両感知器による観測交通量を用いた。観測日は、平成7年1月24日(火)～1月26日(木)および1月31日(火)、2月1日(水)、2日(木)の2週それぞれ3日分である。ただし、観測交通量は1時間レートの5分間交通量である。これらのデータは、指数平滑化されたものである。また、第1週の1月24日～26日の3日間の平均をとり、さらにそれを11個のデータごとに移動平均したものを統計交通量 $\bar{x}(t)$ として予測に用いる。

3. 予測手法

本研究では、ARモデルを交通量予測に適用する。ARモデルは、式(1)のように p 次までのラグ変数($y_{t-1}, \dots, y_{t-p}$)を含むように一般化できる。ただし、 μ と ϕ は母数、 ε_t は互いに独立な誤差項である。

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad \dots (1)$$

このようなAR(p)モデルでは、現時点 t における観測値 y_t は、1期前の y_{t-1} から p 期前の y_{t-p} までの影響を受けるものとする。過去の多くの観測値を用いることによって、時系列の複雑な時間依存関係を表現しようとするものである。

交通量予測に用いるのは、統計交通量 $\bar{x}(t)$ と予測対象日の交通量 $x(t)$ の2系列のデータであるが、ARモデルの入力としては、図1および図2に示すように統計交通量と予測対象日の交通量の差あるいは比をとることにより、1系列にしたデータ $y(t)$ を用いる。ただし、予測対象日の交通量は現時点までの既知のものを用いる。また、観測交通量は1時間レートの5分間交通量であるが、これをそのまま用いた場合と、平均をとって10分間交通量あるいは15分間交通量を求め、それを用いた場合の予測も行なった。ARモデルの次数は、3から6まで変えてそれぞれ予測を行った。すなわち、データが5分間交通量であれば、式(1)は過去15分間から30分間の交通量で現時点の交通量を表すことを意味する。ARモデルの母数はユール・ウォーカー方程式で推定する。自己相関係数は、 $(t-M+1)$ から現時点 t までのデータを用いて求める。ここに、 M は用いるデータ数である。母数が推定されれば次のようにして交通量を予測する。すなわち、

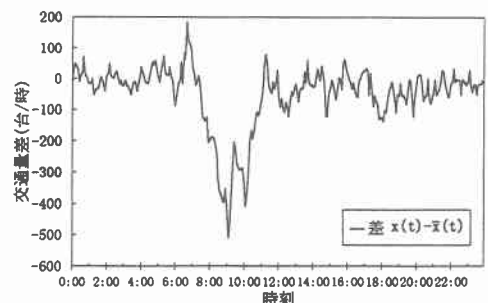


図1 統計交通量と予測対象日の交通量の差

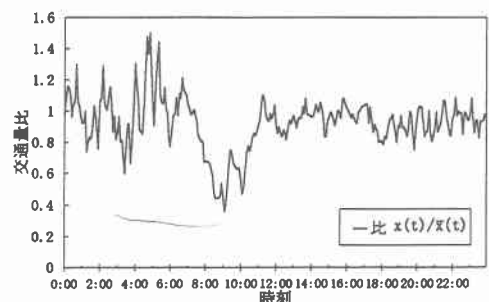


図2 統計交通量と予測対象日の交通量の比

入力データが統計交通量と予測対象日の交通量の差の場合、予測はまず現時点より過去のデータを用いて5分先の統計交通量と予測対象日の交通量の差 $\hat{y}(t+1)$ を予測する。次にその $\hat{y}(t+1)$ と過去のデータを用いて10分先の統計交通量と予測対象日の交通量の差 $\hat{y}(t+2)$ を予測する。以下同様にして、予測時点まで順次繰り返していく。そして、予測値が求められたら、予測時点と同時刻の統計交通量を予測値に加えて予測交通量を求める。入力データが比の場合についても同様である。

$$\text{現時点 } y(t) = \mu + a_1 y(t-1) + a_2 y(t-2) + \dots + a_p y(t-p) \quad \dots (2)$$

$$5\text{分先 } \hat{y}(t+1) = \mu + a_1 y(t) + a_2 y(t-1) + \dots + a_p y(t-p+1) \quad \dots (3)$$

$$10\text{分先 } \hat{y}(t+2) = \mu + a_1 \hat{y}(t+1) + a_2 y(t) + \dots + a_p y(t-p+2) \quad \dots (4)$$

$$15\text{分先 } \hat{y}(t+3) = \mu + a_1 \hat{y}(t+2) + a_2 \hat{y}(t+1) + \dots + a_p y(t-p+3) \quad \dots (5)$$

4. 予測結果

ARモデルを用いて30分先の交通量予測を行った。その予測誤差を表1に示す。この表で、自己相関係数を求めるために用いたデータは、現時点から4時間前までのデータである。このデータ数をいろいろと変えて予測を行ったが、データ数はある程度多くとる方が予測誤差が小さくなる傾向があった。また、データ数が12や24個などのように少なすぎると、異常値が現れることがあった。表1の一の欄は異常値が出たことを示している。次に、ARモデルの次数は3から6まで用いたが、全体で見ると、次数3のときが比較的予測精度がよかった。また、表1より、次数は小さい方が予測誤差が小さくなる傾向がある。入力データの用い方については、差を用いるより比を用いた方が全体的に予測精度がよくなっている。交通量データは、もとの5分間交通量のままでよいと思われる。

図4にARモデルによる30分先交通量予測の結果について示す。入力データは、比による5分間交通量を用いた。ARモデルの次数は4である。

5. おわりに

本研究ではARモデルをリンク交通量の予測に適用したが、精度よく予測を行うためには、ARモデルの次数を少なめにし、自己相関係数を求めるために用いるデータを多くすればよいことがわかった。

今後の課題としては、さらにいろいろな予測条件を検討して予測精度を改善し、さまざまな交通状況に適用し、汎用性のある予測モデルにすることである。

本研究で用いた感知器データは 福岡県警からご提供いただいた。ここに記して謝意を表する次第である。

参考文献

1) 飯田恭敬・岡田憲夫：土木計画システム分析，森北出版，pp.152～159，1992年12月

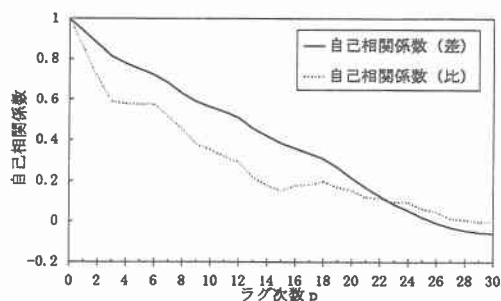


図3 自己相関係数

表1 予測誤差

交通量		次数	単純平均誤差率	RMS 誤差
5分間	差	3	0.152	98
		4	0.148	95
		5	0.147	95
		6	0.153	100
	比	3	0.161	110
		4	0.143	93
		5	0.146	97
		6	0.148	96
10分間	差	3	0.143	96
		4	0.152	98
		5	—	—
		6	0.206	212
	比	3	0.137	93
		4	0.148	96
		5	0.167	123
		6	—	—
15分間	差	3	0.145	94
		4	0.189	207
		5	0.218	198
		6	—	—
	比	3	0.147	94
		4	0.314	1089
		5	0.252	455
		6	0.204	224

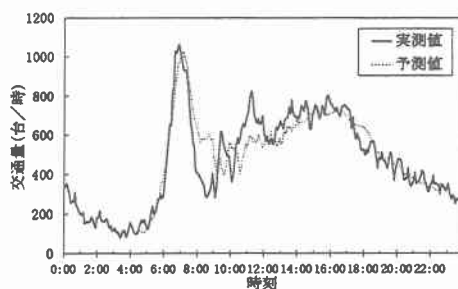


図4 ARモデルによる交通量予測