

信州大学工学部 学生員 ○土屋 匡寛
信州大学工学部 正員 奥谷 徹

1. まえがき

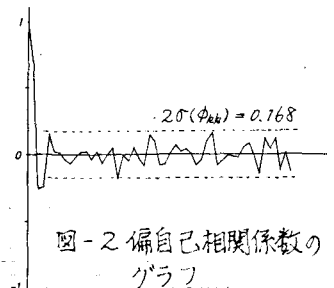
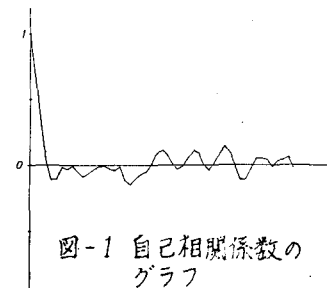
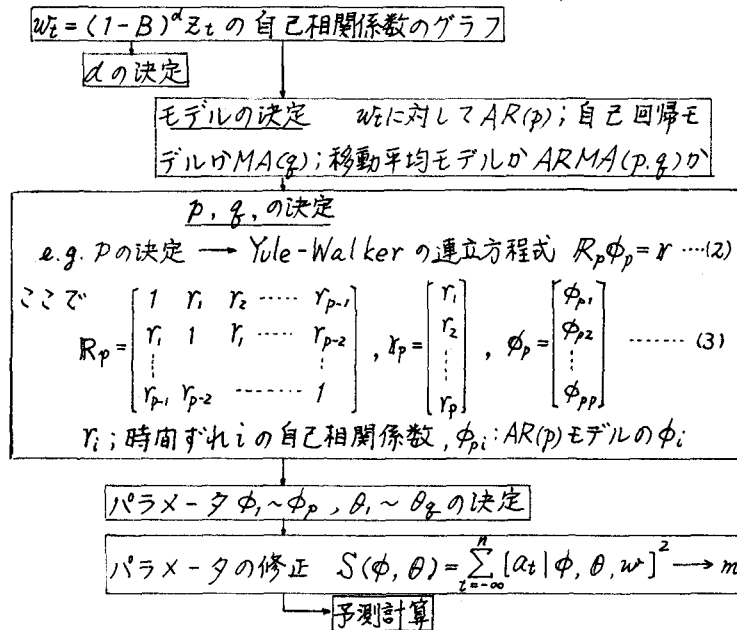
交通状態量の予測手法のひとつとして Box-Jenkins 法による予測理論に関してはずに発表されているが、この方法の特徴は、該当するリンクの時系列データのみを情報量として、これから数分先の交通状態量を予測しようとするものであった。ここでは、この方法をいくつかの都市に実際に適用して交通量、時間オキュパンシーについて比較検討してみる。又これとは別に、当該リンクに関連のあるリンクの時系列データも用いて予測計算を行なう重相関分析についても比較の対象としてみた。

2. Box-Jenkins 法

まえがきにも述べたようにこの方法の理論の詳細については参考文献を参照されたい。以下ではこの方法の概略を述べるに止める。

モデル式 (ARIMA(p, d, q)) ; $\phi(B)(1-B)^d z_t = \theta_0 + \theta(B)a_t$ (1)

ここで、 B ; 後退作用素, $\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$, $\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$, θ_0 ; 定数, a_t ; ホワイトノイズ, z_t ; 時刻 t における交通状態量



今回は試行的に $p \leq 2, q \leq 2$ の範囲内で上記モデルに適用してみた。例えば $d=1$ として、 w_t に対し AR(2) モデルを考えるならば $w_t = z_t - z_{t-1}$ (4) となり、(1) により $w_t = \phi_1 w_{t-1} + a_t$ (5) が得られる。現時点より先の時点のノイズ a_T を $a_T = 0 (T > t)$ と考えてやると、 l 時点先の w_t の予測値 $\hat{w}_{t+l}$ は、 $\hat{w}_{t+l} = \phi_1^l w_t$ (6) したがって $\hat{z}_{t+1} = z_t + \hat{w}_{t+1}$ (7), $\hat{z}_{t+l} = \hat{z}_{t+l-1} + \hat{w}_{t+l}$ ($l \geq 2$)(8) となって l 時点先の予測式が得られる。

このようにしてAR(p)モデルにより、これまで得られた結果を次に掲げる。予測リンクは3に示す方法との比較のため図-3のリンク1である。

一表-1 名古屋・交通量

	単純誤差率		最大誤差率	
	5分先	15分先	5分先	15分先
$d=1, p=1$	0.015 (0.044)	0.044 (0.069)	0.055 (0.149)	0.158 (0.233)
$d=1, p=2$	0.015 (0.043)	0.046 (0.070)	0.060 (0.141)	0.170 (0.246)

一表-2 名古屋・時間オキュパンシー

	単純誤差率		最大誤差率	
	5分先	15分先	5分先	15分先
$d=1, p=1$	0.072 (0.209)	0.249 (0.396)	0.294 (1.055)	0.871 (2.107)
$d=1, p=2$	0.069 (0.206)	0.230 (0.382)	0.294 (1.020)	0.839 (2.053)

・上段はBROWNの1次平滑値と予測値、下段は生データと予測値の誤差

3. 重相関分析による方法

いま右の図に示すような道路網を考えたとしても、1リンクの現時点より l 時点先の交通状態量を予測するのに、1～ d までの各リンクの l 時点以前の交通状態量データを用いて次のような構造式を考える。(ただし、リンクを1～ i として一般化して示す。)

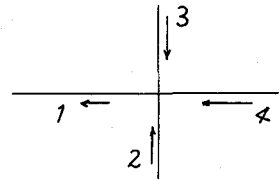


図-3

$$\begin{aligned}
 x_i(t+l) = & a_{10}x_i(t) + a_{11}x_i(t-1) + \dots + a_{1j}x_i(t-j) \\
 & + a_{20}x_2(t) + a_{21}x_2(t-1) + \dots + a_{2j}x_2(t-j) \\
 & + \dots \\
 & + a_{i0}x_i(t) + a_{i1}x_i(t-1) + \dots + a_{ij}x_i(t-j) + \varepsilon \quad \text{----- (9)}
 \end{aligned}$$

ここで、 a_{ij} ； i リンクの j 時点前の交通状態量に対する係数、 ε ；定数項である。又、 $x_i(t)$ のデータとしては交通量(或時間オキュパンシー)そのものではなく、次のような量を用いる。つまり、 $x_i(t) = X_i^d(t) - X_i^{d-1}(t) \dots \dots (10)$ 、 $X_i^d(t)$ ； d 日の i リンクの t 時点の交通量とあるのである。この値を定常(定常不規則)とみなして、(9)式に対して従来からの最小自乗法を適用すると、各項の係数・定数項が l 時点先の予測($l=1, 2, \dots$)に対応して確定する。これを用いると $d+1$ 日目(予測する日)と d 日目の $x_i(t)$ の差の予測値 $\hat{x}_i(t+l)$ が求まるから、 $d+1$ 日目の交通状態量 $\hat{x}_i^{d+1}(t+l)$ (は、 $\hat{x}_i^{d+1}(t+l) = X_i^d(t+l) + \hat{x}_i(t+l) \dots (11)$ として求まる。

次にこの方法による結果を示す。ただしBox-Jenkins法との比較のため同一日時、同一リンクである。

一表-3 名古屋・交通量

	単純誤差率		最大誤差率	
	5分先	15分先	5分先	15分先
2時点前まで用いたとき	0.051 (0.046)	0.084 (0.085)	0.204 (0.161)	0.326 (0.271)
3時点前まで用いたとき	0.048 (0.043)	0.097 (0.096)	0.224 (0.174)	0.345 (0.304)

一表-4 名古屋・時間オキュパンシー

	単純誤差率		最大誤差率	
	5分先	15分先	5分先	15分先
2時点前まで用いたとき	0.235 (0.226)	0.471 (0.533)	0.941 (0.932)	2.277 (2.270)
3時点前まで用いたとき	0.252 (0.251)	0.491 (0.559)	0.944 (1.199)	2.145 (2.138)

・上段はBROWNの1次平滑値と予測値、下段は生データと予測値の誤差

4. おまけ

ここに掲げた4つの表を見比べた限りでは、Box-Jenkins法はかなり精度が良いと判断できる。ただし時間オキュパンシーは、もとの値が小さいせいかわりに適用性がないと言える。

*参考文献 奥谷; Box-Jenkins法による交通量の予測, Box-Jenkins; Time Series Analysis