

時系列ゼミ

第 6 回

伊藤真道

June 22nd 2020

<今回のお言葉>

このゼミの準備だいぶ負担に感じます。ですがここでやめたら今までの労力もったいない... いつかなんとかなるかなあ... という不安もある。 sunk cost バイアス。(おそらく一人で読んでたら即やめてます。あはは)

2 Chap2 つづき

2.5 Recursive Calculation of the h -Step Prediction

(2.5.10) の

$$E[(\text{誤差}) \times (\text{予測変数})] = 0$$

$$E[(X_{n+k} - P_{n+k-1}X_{n+k})X_{n+j-1}] = 0, \quad j = 1, \dots, n$$

という関係式から,

$$P_n(X_{n+k} - P_{n+k-1}X_{n+k}) = 0, \quad k \geq 1 \quad (2.5.29)$$

が導かれ, これを変形すると

$$\begin{aligned} P_n X_{n+h} &= P_n P_{n+h-1} X_{n+h} \\ &= P_n \hat{X}_{n+h} \\ &= P_n \left(\sum_{j=1}^{n+h-1} \theta_{n+h-1,j} (X_{n+h-j} - \hat{X}_{n+h-j}) \right) \end{aligned}$$

となる. ここで, 予測子の線形性を用いたのちに, 再度 (2.5.29) 式を適用すると, $h-j \geq 1$ なる h について, $P_n(X_{n+h-j} - \hat{X}_{n+h-j}) = 0$ となるから, h 時点先の予測結果は,

$$P_n X_{n+h} = \sum_{j=h}^{n+h-1} \theta_{n+h-1,j} (X_{n+h-j} - \hat{X}_{n+h-j}) \quad (2.5.30)$$

となる。ここで、 $\theta_{n,j}$ はそれまでの Innovations algorithm で推定されているよ。さらに、実際の X_{n+h} と予測値 $P_n X_{n+h}$ の平均二乗誤差は、

$$\begin{aligned} E[(X_{n+h} - P_n X_{n+h})^2] &= E[X_{n+h}^2] - E[P_n X_{n+h}]^2 \\ &= \kappa(n+h, n+h) - \sum_{j=h}^{n+h-1} \theta_{n+h-1,j}^2 v_{n+h-j-1} \end{aligned} \quad (2.5.31)$$

($\kappa(n+h, n+h)$ は X_{n+h} の分散を表す。) のように表される。

note

2.6 Prediction of a Stationary Process in Terms of Infinitely Many Past Values

$X_m, X_{m+1}, \dots, X_0, X_1, \dots, X_n$, ($m < 0$) のように大量の過去の観測が利用可能な際に、 X_{n+h} の最良線形予測子を $X_m, \dots, X_0, \dots, X_n$ の観点で評価することはしばしば有用である。 $P_{m,n}$ で表されるこの予測子は以前紹介した方法で容易に評価できる。もし、 $|m|$ が大きいならば、この予測子はより簡便に (な時もあるけどいつもではない) 計算可能な二乗平均の極限

$$\tilde{P}_n X_{n+h} = \lim_{m \rightarrow -\infty} P_{m,n} X_{n+h}$$

によって近似される。特に、 \tilde{P}_n を無限の過去の観測値 $\{X_t, -\infty < t \leq n\}$ に基づく予測子と呼び、 P_n を有限の過去の観測値 $\{X_1, \dots, X_n\}$ に基づく予測子と呼ぶ。二乗平均収束については Appendix C. を参照。

note

2.7 Determination of $\tilde{P}_n X_{n+h}$

もし、 $\{X_n\}$ が平均 0, 共分散関数 $\gamma(\cdot)$ の定常過程であるとする、 $P_n X_{n+h}$ が

$$E[(\text{誤差}) \times (\text{予測変数})] = 0$$

によって特徴づけられるのと同様に、 $\tilde{P}_n X_{n+h}$ も

$$E \left[\left(X_{n+h} - \tilde{P}_n X_{n+h} \right) X_{n+1-i} \right] = 0, \quad i = 1, 2, \dots$$

によって特徴付けられる。もし、これらの方程式の解を求められたら、それによって $\tilde{P}_n X_{n+h}$ は一意に決定される。この問題に対する多くの場合に効果的なアプローチは、 $\tilde{P}_n X_{n+h}$ が

$$\tilde{P}_n X_{n+h} = \sum_{j=1}^{\infty} \alpha_j X_{n+1-j}$$

という形で表されると仮定することである。これを上の式に代入すると、

$$\begin{aligned} E \left[\left(X_{n+h} - \sum_{j=1}^{\infty} \alpha_j X_{n+1-j} \right) X_{n+1-i} \right] &= 0, \quad i = 1, 2, \dots \\ E \left[\sum_{j=1}^{\infty} \alpha_j X_{n+1-j} X_{n+1-i} \right] &= E[X_{n+h} X_{n+1-i}] \\ \sum_{j=1}^{\infty} \alpha_j \gamma(i-j) &= \gamma(h+i-1), \quad i = 1, 2, \dots \end{aligned}$$

のようになる。これは (系列 $\alpha_j X_{n+1-j}$ が収束するときに存在する) $\tilde{P}_n X_{n+h}$ を決定する未知係数 α_i の無限個の線形方程式である。

\tilde{P}_n の性質

$E[U^2] < \infty, E[V^2] < \infty$ とし、 a, b, c を定数とし、 $\Gamma = \text{Cov}(\mathbf{W}, \mathbf{W})$ とする。

1. $E[(U - \tilde{P}_n(U))X_j] = 0, \quad j \leq n$
2. $\tilde{P}_n(aU + bV + c) = a\tilde{P}_n(U) + b\tilde{P}_n(V) + c$ (線形性)
3. もし、 U が $X_j, \quad j \leq n$ の線型結合の極限ならば、 $\tilde{P}_n(U) = U$
4. もし、 $\forall j \leq n, \text{Cov}(U, X_j) = 0$ ならば、 $\tilde{P}_n(U) = E[U]$

これらの性質は、時系列 $\{X_t\}$ が ARMA 過程の時、 $\tilde{P}_n X_{n+h}$ の計算をものすごく単純化するために利用される。

note

例 2.1. *causal* かつ *invertible* な $ARMA(1,1)$ 過程 $\{X_t\}$ は

$$X_t - \phi X_{t-1} = Z_t + \theta Z_{t-1}, \quad \{Z_t\} \sim WN(0, \sigma^2)$$

で定義される。 *causal* であることから,

$$X_{n+1} = Z_{n+1} + (\phi + \theta) \sum_{j=1}^{\infty} \phi^{j-1} Z_{n+1-j}$$

であり, *invertible* であることから,

$$Z_{n+1} = X_{n+1} - (\phi + \theta) \sum_{j=1}^{\infty} (-\theta)^{j-1} X_{n+1-j}$$

と表される。 Z_{n+1} の方に \tilde{P}_n を作用させると, $Z_t \sim WN(0, \sigma^2)$ から, $\forall j \leq n$, $Cov(Z_{n+1}, X_j) = 0$ であり, $\tilde{P}_n Z_{n+1} = E[Z_{n+1}] = 0$ であり, これを整理すると,

$$\tilde{P}_n X_{n+1} = (\phi + \theta) \sum_{j=1}^{\infty} (-\theta)^{j-1} X_{n+1-j}$$

を得る。 X_{n+1} の方に \tilde{P}_n を作用させると, \tilde{P}_n の線形性と, さっきの $\tilde{P}_n(Z_{n+1}) = E[Z_{n+1}] = 0$ を用いて,

$$\tilde{P}_n Z_{n+1} = (\phi + \theta) \sum_{j=1}^{\infty} \phi^{j-1} X_{n+1-j}$$

を得る。 よって, これらの結果を元の定常解に再び代入することで

$$X_{n+1} - \tilde{P}_n X_{n+1} = Z_{n+1}$$

となる。 これを用いて, $\tilde{P}_n X_{n+1}$ の平均二乗誤差は,

$$E[(X_{n+1} - \tilde{P}_n X_{n+1})^2] = E[Z_{n+1}^2] = \sigma^2$$

と計算できる。

□