

誤差項이 回歸係數에 미치는 영향

崔昌浩(江南大學校)

1. 序論

선형회귀모형

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i \quad \dots (1.1)$$

에서 오차항 ε_i , ($i=1, 2, \dots, n$) 가 선형회귀모형의 기본가정

$$\varepsilon_i \sim i. i. d. N(0, \sigma^2), (i. i. d. : \text{independently identical distribution})$$

을 만족하였을 때 최소자승법(O.L.S. : ordinary least square)으로 추정된 회귀계수의 추정량 $\hat{\beta}_i$, ($i=0, 1, 2, \dots, k$)는 최소분산 일치추정량이 되었다.

그러나 실제로는 이와같은 가정을 만족하지 않는 경우가 가끔 나타나며 이 경우

$$\begin{aligned} \underline{\hat{\beta}} &= (\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k)' \\ \text{단 : } &= (X'X)^{-1} X'y \\ \underline{y} &= (y_1, y_2, \dots, y_n)' \\ X &= \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \dots & x_{k1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \dots & x_{k2} \\ \dots & & & & \\ 1 & x_{1n} & x_{2n} & \dots & x_{kn} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

는 최소분산 일치추정량이 되지 못한다. 예를들면 오차항이

$$\varepsilon_i = \rho\varepsilon_{i-1} + \delta_i, \quad \text{단: } \delta_i \sim i. i. d. N(0, \sigma_\delta^2)$$

와 같은 일계의 자기상관이 있을 가능성이 있을 때 이의 검정을 위해서는 Durbin - Watson통계량이 이용되며 검정의 결과 일계의 자기상관이 있음이 확인되면 회귀계수의 추정을 위하여는 적당한 변환이 필요하게 된다.

본 논문에서는 기본가정

$$\varepsilon_i \sim i. i. d. N(0, \sigma^2)$$

이 만족되지 않는 경우 회귀계수의 일치추정량을 구하는 방법에 대해 알아보하고자 한다. 아울러 어느 설명변수가 반응변수에 더많은 영향을 미치는가를 알아 볼 수 있는 방법을 제시하고자 한다.

2. 時系列 模形

시계열 Z_t 가 정상(stationary)이거나 비정상(nonstationary) ARIMA(auto-regressive integrated moving average model)(p. d. q.)모형을 따르면

$$\Phi(B)Z_t = \theta(B)a_t \quad \dots (2.1)$$

로 표시되며 여기서

$$\Phi(B) = (1 - B)^d \phi(B)$$

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

$$B^m Z_t = Z_{t-m}, \quad (m = 0, 1, 2, \dots)$$

이고 $\{a_t\}$ 는 백색잡음과정(white noise process)로 $E(a_t) = 0$, $\text{var}(a_t) = \sigma_a^2$ 이다.

그리고 (2. 1)은 다음 조건을 만족한다.

$\phi(B)=0$ 의 근은 단위원 밖에 존재하고 $\theta(B)=0$ 의 근은 단위원 위이거나 밖에 존재하며 $\phi(B)=0$ 과 $\theta(B)=0$ 은 공통근을 갖지 않는다.

ARIMA(p, d, q.)모형에서

$d=0$ 이면 정상시계열모형(stationary time series model),

$d \geq 1$ 인 정수이면 비정상시계열모형(nonstationary time series model),

$d=0, q=0$ 이면 차수가 p 인 자기회귀모형(p th autoregressive model),

$d=0, p=0$ 이면 차수가 q 인 이동평균모형(q th moving average model)

이라고 한다.

다음 몇가지 정의를 밝히고자 한다.

[정의 2. 1]

시차 k 인 표본자기상관함수(SACF : sample autocorrelation funtion)는

$$r(k) = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

$$\text{단: } \bar{Z} = \sum_{t=1}^n Z_t / n$$

로 정의 한다.

[정의 2.2]

차수가 k 인 자기회귀모형

$$Z_t = \phi_{k1}Z_{t-1} + \dots + \phi_{kk}Z_{t-k} + a_t$$

로부터 얻은 Yule - Walker 방정식

$$\begin{aligned}\rho_1 &= \phi_{k1} + \phi_{k2}\rho_1 + \cdots + \phi_{kk}\rho_{k-1} \\ \rho_2 &= \phi_{k1}\rho_1 + \phi_{k2} + \cdots + \phi_{kk}\rho_{k-2} \\ &\dots \qquad \dots \\ \rho_k &= \phi_{k1}\rho_{k-1} + \phi_{k2}\rho_{k-2} + \cdots + \phi_{kk}\end{aligned}$$

의 ρ_k 대신 표본자기상관함수값 r_k 를 대입한 연립방정식으로 부터 구한 $\phi_{kk}, (k=0,1,2,\dots)$ 를 표본편자기상관함수(SPACF : sample partial autocorrelation function)이라고 한다.

[정의 2.3]

$$\hat{\phi}_i^{(j)}, i=1, 2, \dots, m, m=1, 2, \dots$$

를 차수가 m 인 자기회귀모형

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \cdots + \phi_m Z_{t-m} + a_t$$

단 : a_t 는 오차항

의 j 번째 반복회귀(iterated regression)

$$\begin{aligned}Z_t &= \sum_{i=1}^m \phi_i^{(j)} Z_{t-i} + \sum_{i=1}^j \beta_i^{(j)} \hat{a}_{t-i}^{(j-i)} + a_t^{(j)} \\ t &= m+j+1, m+j+2, \dots, n\end{aligned}$$

에 최소자승법을 이용하여 얻은 최소자승추정값이라고 할 때 Z_t 의 m 번째 확장된 표본자기상관함수(ESACF : Extended sample autocorrelation function) $\hat{\rho}_j^{(m)}$ 는 변환된 시계열

$$\hat{Y}_t^{(j)} = (1 - \hat{\phi}_1^{(j)}B - \hat{\phi}_2^{(j)}B^2 - \cdots - \hat{\phi}_m^{(j)}B^m)Z_t$$

그리고 차수 p, d, q 의 결정은 먼저

$$(1-B)^d Z_t = w_t$$

가 정상시계열이 되도록 차분의 차수 d 를 정한다음 표본자기상관함수와 표본편자기 함수 및 확장된 표본자기상관함수를 이용하여 자기회귀부분의 차수 p 와 이동평균부분의 차수 q 를 결정한다.

[정의 2.4]

주어진 $i(1 \leq i \leq k)$ 에 대하여

$$\delta_{ii} = \min_{0 \leq \delta < \infty} \left\{ \delta \left|_{n \rightarrow \infty}^{\min} n^{-\delta} \sum_{i=1}^n X_{it}^2 \langle \infty \right. \right\} \quad \dots (2.2)$$

인 음이 아닌 실수 δ_{ii} 가 존재하며 이를 변수 X_{it} 의 차수(order)라고 한다.

(2.1)식, 즉 ARIMA(p, d, q)모형

$$(1 - B)^d \Phi(B)Z_t = \theta(B)a_t$$

에서는

$$\left. \begin{aligned} \sum_{i=1}^n Z_t^2 &= O_p(n^{2d}) \\ \left[\sum_{i=1}^n Z_t^2 \right]^{-1} &= O_p(n^{-2d}) \\ \sum_{i=1}^n Z_t W_{i+h} &= O_p(n^{d+d'}) \end{aligned} \right\} \quad \dots (2.3)$$

임이 Tiao와 Tsay(1983)에 의하여 밝혀졌다. 여기서 h 는 주어진 상수이고

$$W_t = (1 - B)^{d'} Z_t$$

이며

$$d' = d - d^*$$

이다.

그리고 Z_t 의 표본자기상관함수 $r_z(l)$ 는 동차차분방정식(homogeneous difference equation)

$$(1-B)r_z(l)=0, (l: \text{고정된 정수})$$

를 만족한다.

또 (2.3)식으로 부터 $d \geq 1$ 이면

$$\left. \begin{array}{l} i) \sum_{i=1}^n (Z_i - \bar{Z})^2 = O_p(n^{2d}) \\ ii) \left[\sum_{i=1}^n (Z_i - \bar{Z})^2 \right]^{-1} = O_p(n^{-2d}) \\ iii) \sum_{i=1}^n (Z_i - \bar{Z})(W_{i+h} - \bar{W}) = O_p(n^{d+d'}) \end{array} \right\} \dots (2.4)$$

단 : $\bar{Z} = \sum_{i=1}^n Z_i / n$, $\bar{W} = \sum_{i=1}^n W_i / n$

가 성립함을 쉽게 알 수 있다.

3. 定理

선형회귀모형의 오차항이 ARIMA(p, d, q)모형

$$\Phi(B)\varepsilon_t = \theta(B)a_t$$

를 따른다면 (1.1)식은

$$Y_t = \sum_{i=1}^k \beta_i X_{it} + [\Phi(B)]^{-1} \theta(B) a_t \dots (3.1)$$

와 같이 표시된다.

그리고 (2.2)에서 정의된 $\delta_{ii}(i=1, 2, \dots, k)$ 가운데 서로 다른 값들이 r 개가 있다면 다음과 같이 크기의 순서로 배열하도록 한다.

$$\delta_1 > \delta_2 > \dots > \delta_r$$

그러면 다음과 같은 정리들이 성립한다.

[정리 3.1]

Y_i 가 (3.1)식과 같은 선형회귀모형을 따르고 δ_1 을 $X_{ii}(i=1, 2, \dots, k)$ 들의 차수가운데 최고위차수라고 할 때 $2d > \delta_1$ 이면 표본자기상관함수(SACF) $r_y(l)$ 는 근사적으로 동차차분방정식

$$(1-B)r_y^{(l)} = 0, \quad (l: \text{임의의 고정된 정수})$$

을 만족한다.

[증명]

(3.1)식으로 부터

$$\bar{Y} = \sum_{i=1}^k \beta_i \bar{X}_i + \bar{\varepsilon}$$

$$\text{단 : } \bar{Y} = \sum_{i=1}^n Y_i / n, \quad \bar{X}_i = \sum_{i=1}^n X_{ii} / n, \quad \bar{\varepsilon} = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i / n$$

이므로

$$Y_i - \bar{Y} = \sum_{i=1}^k \beta_i (X_{ii} - \bar{X}_i) + (\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})$$

이다. 따라서 (2.4)식에 의하여

$$\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2 = O_p(n^{2d})$$

$$\left[\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2 \right]^{-1} = O_p(n^{-2d})$$

가 성립된다. 또

$$V_t = (1-B)Y_t, \quad W_t = (1-B)\varepsilon_t$$

로 놓으면

$$V_t = \sum_{i=1}^k \beta_i [(1-B)X_{it}] + W_t$$

이므로

$$(1-B)r_y(l) \equiv \left[\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y}) \right]^{-1} \left[\sum_{t=l+2}^n (Y_t - \bar{Y})(V_t - \bar{V}) \right]$$

이다. 그리고 $2d > \delta_1$ 이므로

$$\sum_{t=l+2}^n (V_t - \bar{V})^2 = O_p(n^\delta)$$

단 : $\delta = \max\{\delta_1, 2(d-1), 1\} < 2d$

이다. 이상으로 부터

$$(1-B)r_y(l) = O_p(n^{-d+\frac{\delta}{2}})$$

이므로 본 정리는 성립된다.

[정리 3.2]

시계열 Y_t 가 (3.1)식과 같은 선형회귀모형을 따르고 적당한 j 에 대하여 $2d < \delta_j$ ($1 \leq j \leq k$)이라 하자.

그리고 δ_{ii} 를 설명변수 X_{it} 의 차수라고 할 때

- i) $\delta_{ii} > 2d$ 이면 설명변수 X_{it} 의 회귀계수 β_i 최소자승추정값 $\hat{\beta}_i$ 는 β_i 의 일치추정값이 되고
- ii) $\delta_{ii} < 2d$ 이면 최소자승추정값 $\hat{\beta}_i$ 는 β_i 의 일치추정값이 아니며
- iii) $\delta_{ii} = 2d$ 이면 최소자승추정값 $\hat{\beta}_i$ 가 β_i 의 일치추정값인지의 여부를 판정할 수 없다.

[증명]

증명을 간단히 하기 위하여 k 개의 설명변수가운데 b 개의 차수는 δ_1 이고 나머지 $c = k - b$ 개의 차수는 δ_2 라고 하면

$$\delta_1 > 2d \geq \delta_2$$

이다. 그러면 최소자승추정값의 추정오차는

$$\hat{\underline{\beta}} - \underline{\beta} = \left(\sum_{t=1}^n X_t X_t' \right)^{-1} \left(\sum_{t=1}^n X_t \varepsilon_t \right)$$

이며 II_j 를 $j \times j$ 인 단위행렬, $G_1 = n^{\delta_1} II_b$, $G_2 = n^{\delta_2} II_c$ 이라고 하고 $G = \text{diag}\{G_1, G_2\}$ 이라면

$$\begin{aligned} \hat{\underline{\beta}} - \underline{\beta} &= (G_1^{-1} \sum_{t=1}^n X_t X_t')^{-1} (G^{-1} \sum_{t=1}^n X_t \varepsilon_t) \\ &= \begin{bmatrix} O(1) & O(n^{-\omega}) \\ O(n^{\omega}) & O(1) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} O_p(n^{-\lambda}) \\ O_p(n^{-\gamma}) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

단 : $\omega = (\delta_1 - \delta_2)/2$, $\lambda = (\delta_1 - 2d)/2$, $\gamma = (\delta_2 - 2d)/2$

이며 행렬의 분할은 차수 b 와 c 에 의하여 이루어졌다.
이다. 그리고

$$-\omega - \gamma = -(\delta_1 - 2d)/2 < 0 \quad \text{이고} \quad -\lambda < 0$$

이므로 정리의 내용가운데 i)이 설명변수의 차수가 δ_1 과 δ_2 두개뿐인 경우에 대해서 성립되며 이를 일반화함으로서 i)이 성립하게 된다.

다음으로 ii)와 iii)은

$$\lambda = -\gamma = 2d - \delta_2 \geq 0$$

로부터 성립됨을 쉽게 알 수 있다.

참고문헌

- Anderson, O. D., Anaysing time series, North Holland publishing company, 1980.
- Box, G. E. P., and Jenkins, G. M., Time Series Analysis-Forecasting and Control, Holden-Day, 1976.
- Fuller W. A., Introduction to statistical time series, John Wiley and Sons, Inc., 1976.
- Montgomery D. C. and Johnson L. A., Forecasting and time series analysis, McGraw-Hill, 1976.
- Nelson C. R., Applied time series analysis, Holsen-Day, 1973.
- Ruey S. T., "Regression Models With Time Series Errors, Journal of the American Statistical Association, Volume 79, No. 385, 1984.
- Tsay, R. S., and Tiao, G. C., "Consistent Estimates of Autoregressive Parameters and Extended Sample Autocorrelation Function for Stationary and Nonstationary ARMA Models, Journal of the American Statistical Association, 79, 84-96, 1984.