

10주차 3차시 : 일반화최소자승법(GLS)

1. 일반화최소자승법

- (1) 고전적 회귀모형과 보통최소자승법
- (2) 교란항에 대한 가정의 위배
- (3) 일반화최소자승법

- 여러 가지 기본적인 가정들 중 다음과 같은 교란항의 동분산 (homoscedasticity)과 비자기상관(no autocorrelation)이 대표적인 가정임

$$\begin{aligned} E(UU') &= \begin{bmatrix} E(u_1^2) & E(u_1u_2) & E(u_1u_3) & \cdots & E(u_1u_n) \\ E(u_2u_1) & E(u_2^2) & E(u_2u_3) & \cdots & E(u_2u_n) \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ E(u_nu_1) & E(u_nu_2) & E(u_nu_3) & \cdots & E(u_n^2) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \text{Var}(u_1) & \text{Cov}(u_1u_2) & \text{Cov}(u_1u_3) & \cdots & \text{Cov}(u_1u_n) \\ \text{Cov}(u_2u_1) & \text{Var}(u_2) & \text{Cov}(u_2u_3) & \cdots & \text{Cov}(u_2u_k) \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ \text{Cov}(u_nu_1) & \text{Cov}(u_nu_2) & \text{Cov}(u_nu_3) & \cdots & \text{Var}(u_n) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sigma_u^2 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_u^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_n^2 \end{bmatrix} \\ &= \sigma_u^2 I_n \end{aligned}$$

(2) 교란항에 대한 가정의 위배

- 그러나 현실적으로 위의 가정이 성립하지 않는 경우가 발생

- 즉, 자기상관(1차 자기상관)과 이분산(heteroscedasticity)인 경우가 발생

$$E(UU') = \sigma_u^2 \Omega = \frac{\sigma_\epsilon^2}{1-\rho^2} \begin{bmatrix} 1 & \rho & \rho^2 & \dots & \rho^{n-1} \\ \rho & 1 & \rho & \dots & \rho^{n-2} \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ \rho^{n-1} & \rho^{n-2} & \dots & & 1 \end{bmatrix} \neq \sigma_u^2 I_n \quad (\text{자기상관(1차 자기상관)})$$

$$E(UU') = \sigma_u^2 \Omega = \sigma_u^2 \begin{bmatrix} k_1^2 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & k_2^2 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & & k_n^2 \end{bmatrix} \neq \sigma_u^2 I_n \quad (\text{이분산})$$

- 자기상관이나 이분산이 있음에도 불구하고 보통최소자승법으로 추정하면 추정량은 편의는 없으나 효율적인 추정량이 되지 못함
- 행렬표현 다중회귀모형의 OLS 추정량은 다음과 같음

$$\begin{aligned}\hat{B} &= (X'X)^{-1}X'Y \\ &= (X'X)^{-1}X'(XB + U) \\ &= (X'X)^{-1}X'XB + (X'X)^{-1}X'U \\ &= B + (X'X)^{-1}X'U\end{aligned}$$

- 위 식의 기댓값을 계산하면 다음과 같게 되어 \hat{B} 은 B 의 불편추정량 (unbiased estimator)이 됨

$$\begin{aligned}E(\hat{B}) &= B + (X'X)^{-1}X'E(U) \\ &= B\end{aligned}$$

-다음으로 $E(UU') \neq \sigma_u^2 I_n$ 인 경우 OLS 추정량의 분산을 구해 보면 다음과 같음

$$\begin{aligned} \text{Var}(\hat{B}) &= E[(\hat{B} - E(\hat{B}))(\hat{B} - E(\hat{B}))'] \\ &= E[(\hat{B} - B)(\hat{B} - B)'] \\ &= (X'X)^{-1}X'E(UU')X(X'X)^{-1} \\ &= (X'X)^{-1}X'\sigma_u^2\Omega X(X'X)^{-1} \\ &= \sigma_u^2(X'X)^{-1}(X'\Omega X)(X'X)^{-1} \end{aligned}$$

- $E(UU') = \sigma_u^2 I_n$ 인 경우 분산은 $\text{Var}(\hat{B}) = \sigma_u^2(X'X)^{-1}$ 으로 이 분산이 Gauss-Markov정리에 의해 최소분산임이 증명되므로 위의 분산은 최소분산이 되지 못함

-결론적으로, 자기상관이나 이분산이 있음에도 불구하고 보통최소자승법으로 회귀계수를 추정하면 편의는 없으나 효율적인 추정량을 얻지 못하고 통계적 추론에서도 문제가 발생

(3) 일반화최소자승법

- 고전적 회귀모형에서 교란항에 대한 기본가정이 충족되지 않을 경우 모형을 기존가정이 충족될 수 있도록 변환하여 최소자승법으로 추정하면 최량불편 추정량을 얻을 수 있음
- 이를 일반화최소자승법(Generalized Least Squares: GLS) 또는 Aitken의 최소자승법이라고 하며 그 절차는 다음과 같음

첫째, $PP' = \Omega$ 라고 하면 $(P^{-1})'P^{-1} = \Omega^{-1}$ 이 되는데 여기서 P^{-1} 를 L로 두면 아래의 명제에 의하여 $L'L = \Omega^{-1}$ 를 만족하는 비특이행렬(nonsingular matrix) P가 존재함

(명제) 어떠한 대칭양정부호행렬(symmetric positive definite matrix) Ω 에 대해서 $PP' = \Omega$ 를 충족시키는 비특이행렬(nonsingular matrix) P가 존재함

둘째, 다음의 회귀모형에 L 을 곱하여 변환함

$$Y = XB + U$$

$$E(UU') = \sigma^2\Omega$$

변환된 회귀모형은 다음과 같음

$$LY = LXB + LU$$

$$\text{또는 } Y^* = X^*B + U^*$$

셋째, 변환된 모형의 교란항의 평균과 분산을 구함

$$\text{(평균)} \quad E(U^*) = E(LU) = LE(U) = 0$$

$$\text{(분산)} \quad E(U^*U^{*'}) = \text{Var}(LU) = E(LUU'L) = \sigma^2L\Omega L' = \sigma^2LL^{-1}L^{-1'}L' = \sigma^2I_n$$

$$\therefore L^{-1}L^{-1'} = \Omega \leftarrow L'L = \Omega^{-1}$$

-변환된 모형의 교란항 평균은 0이고 분산은 자기상관이 되어 있지 않으며 동분산의 조건을 만족하므로 변환된 모형을 최소자승법으로 추정하면 BLUE를 얻을 수 있는데 이러한 방법을 일반화최소자승법(GLS)이라고 함

넷째, GLS 추정량은 변환된 모형을 OLS로 추정하면 구할 수 있음

$$\begin{aligned}\hat{B}_G &= (X^{*'}X^*)^{-1}X^{*'}Y^* \\ &= (X'L'LY)^{-1}X'L'LY \\ &= (X^{-1}L^{-1}L^{-1'}X^{-1'})X'L'LY \\ &= (X'\Omega^{-1}X)^{-1}X'\Omega^{-1}Y\end{aligned}$$

교란항의 분산 및 회귀계수의 분산에 대한 추정량은 다음과 같음

$$\hat{\sigma}_u^2 = \frac{e'\Omega^{-1}e}{n-k}$$

$$\text{Var}(\hat{B}_G) = \hat{\sigma}_u^2 (X'\Omega^{-1}X)^{-1}$$