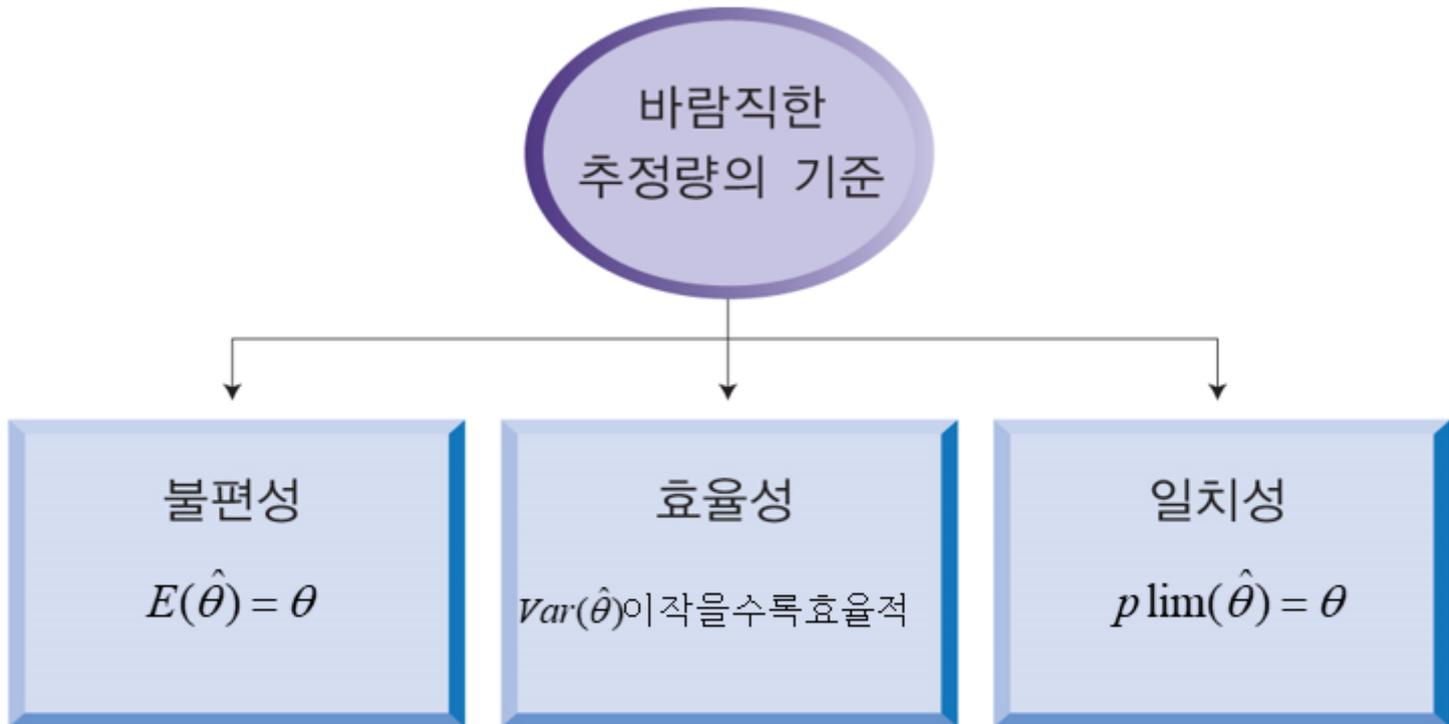


3주차 1차시 : 단순회귀분석(OLS추정량의 특성)

1. 바람직한 추정량이란?
2. OLS 추정량의 특성
 - (1) 선형추정량
 - (2) 불편추정량
 - (3) 최소분산추정량

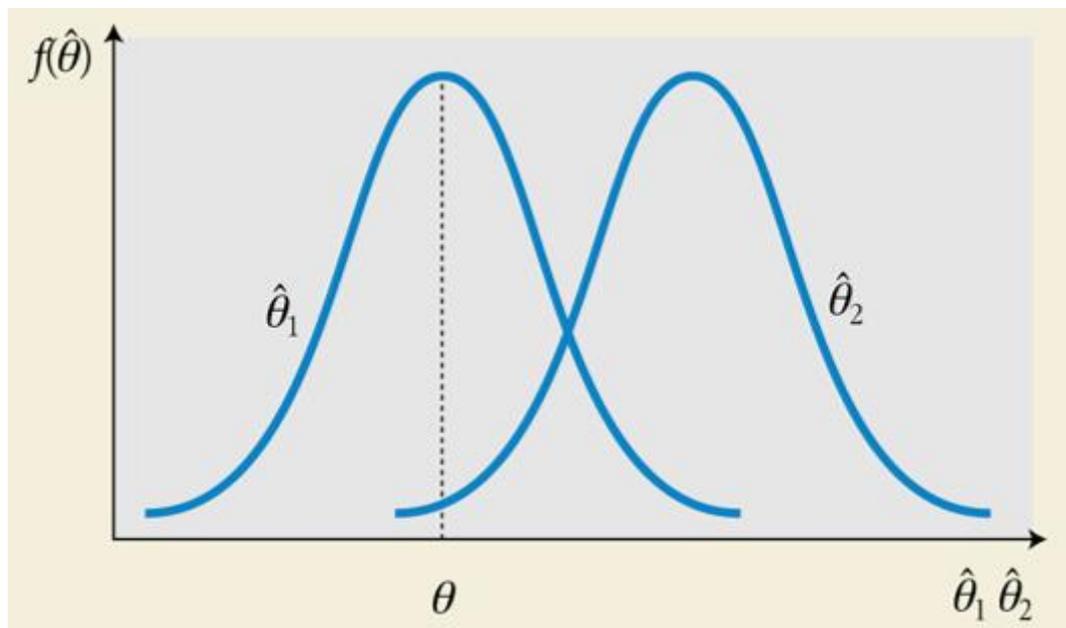
1. 바람직한 추정량이란?

- 바람직한 추정량이 갖추어야 할 조건이 많이 있지만 불편성, 효율성, 일치성을 들고 있음



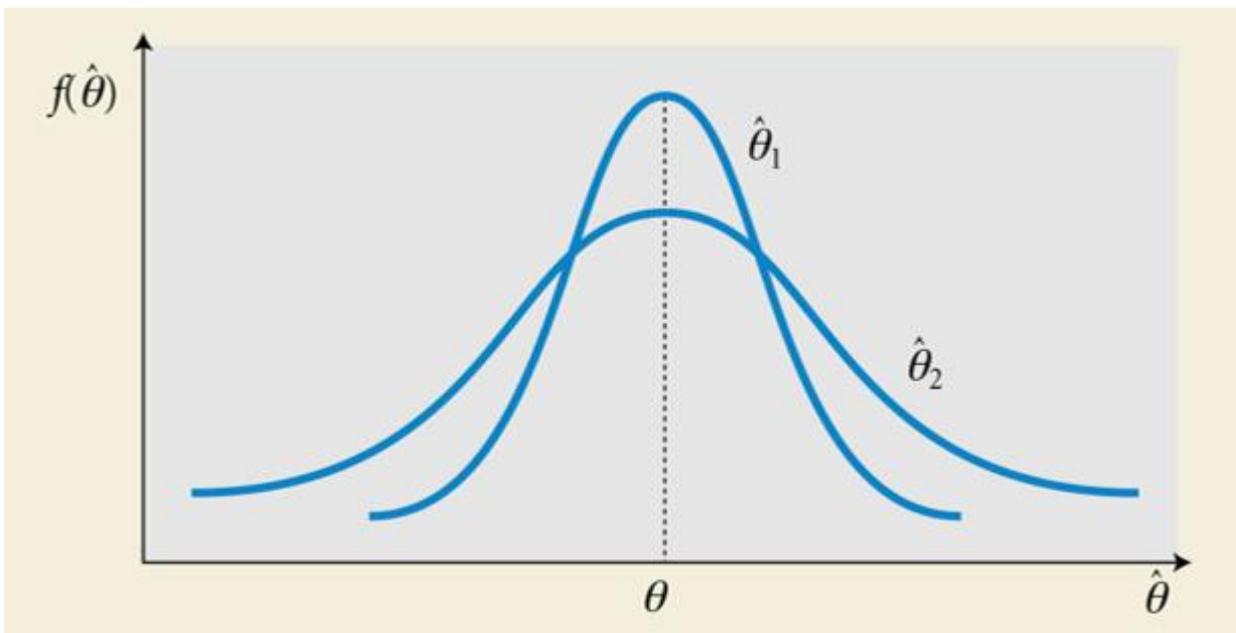
(1) 불편성

- 추정량 $\hat{\theta}$ 의 기댓값이 모수 θ 와 일치하면, 즉 $E(\hat{\theta}) = \theta$ 이면 $\hat{\theta}$ 은 모수 θ 의 불편 추정량이라고 함
- θ 와 $E(\hat{\theta})$ 의 차이를 편의(bias)라고 하므로 $E(\hat{\theta}) = \theta$ 이면 불편추정량이 됨
- 그림에서 $\hat{\theta}_1$ 이 θ 의 불편추정량임



(2) 효율성

- $\hat{\theta}_1$ 과 $\hat{\theta}_2$ 가 모두 불편추정량일 경우, $\text{Var}(\hat{\theta}_1) < \text{Var}(\hat{\theta}_2)$ 이면 $\hat{\theta}_1$ 이 $\hat{\theta}_2$ 보다 더 효율적(efficient)이라고 함
- $\hat{\theta}_1$ 이 다른 모든 불편추정량보다 작은 분산을 가지면 $\hat{\theta}_1$ 은 가장 효율적인(most efficient) 또는 최소분산(minimum variance) 불편추정량이라고 함
- 그림에서 $\hat{\theta}_1$ 이 $\hat{\theta}_2$ 보다 효율적인 불편추정량임



2.OLS 추정량의 특징

(참고)기대연산자(Expectation Operator) 및 분산연산자(Variance Operator)

A.기댓값(평균)을 계산하는 기대연산자는 다음과 같은 특징을 가지고 있다.

- ① $E(c) = c$
- ② $E(X \pm c) = E(X) \pm c$
- ③ $E(cX) = cE(X)$
- ④ $E(aX \pm b) = aE(X) \pm b$
- ⑤ $E(aX \pm bY) = aE(X) \pm bE(Y)$

B.분산을 계산하는 분산연산자는 다음과 같은 특징을 가지고 있다.

- ① $\text{var}(c) = 0$
- ② $\text{var}(X) = E(X^2) - [E(X)]^2$
- ③ $\text{var}(cX) = c^2 \text{var}(X)$
- ④ $\text{var}(X \pm c) = \text{var}(X)$
- ⑤ $\text{var}(aX \pm bY) = a^2 \text{var}(X) + b^2 \text{var}(Y) \pm 2ab \text{cov}(X, Y)$
- ⑥ $\text{var}(aX \pm bY) = a^2 \text{var}(X) + b^2 \text{var}(Y)$ (만약 X, Y 가 독립이면)

(1) 선형 추정량

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i (Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n x_i^2} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i Y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} - \frac{\bar{Y} \sum_{i=1}^n x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} = \sum_{i=1}^n w_i Y_i$$

$$\text{단, } w_i = \frac{x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2}$$

(2) 불편 추정량

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_1 &= \sum_{i=1}^n w_i Y_i \\ &= \sum_{i=1}^n w_i (\beta_0 + \beta_1 X_i + u_i) \\ &= \beta_0 \sum_{i=1}^n w_i + \beta_1 \sum_{i=1}^n w_i X_i + \sum_{i=1}^n w_i u_i \\ &= \beta_1 + \sum_{i=1}^n w_i u_i \quad (\because \sum_{i=1}^n w_i = 0, \sum_{i=1}^n w_i X_i = 1) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E(\hat{\beta}_1) &= \beta_1 + E(\sum_{i=1}^n w_i u_i) \\ &= \beta_1 + \sum_{i=1}^n w_i E(u_i) \\ &= \beta_1 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n w_i &= \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})}{\sum_{i=1}^n x_i^2} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i - n\bar{X}}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n w_i X_i &= \sum_{i=1}^n \frac{x_i (x_i - \bar{X})}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2} - \sum_{i=1}^n \frac{x_i \bar{X}}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \\ &= 1 \end{aligned}$$

