

## 제4장 회귀진단

## 4.3 지렛값 (leverage value)

■ 모자행렬  $H$ 의  $i$ 번째 대각원소  $h_{ii}$

- 디자인 행렬  $X$ 의  $i$ 번째 지렛값  $\rightarrow h_{ii} = x_i^t (X^t X)^{-1} x_i$
- 중심에서 멀리 떨어져 있는 값  $\rightarrow$  영향력 있는 관측치

$$H = X(X^t X)^{-1} X^t = (h_{ij}) \quad (i, j = 1, \dots, n)$$

$$\text{여기서, } X_{(n \times p)} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & x_{1,p-1} \\ & \vdots & & \\ 1 & x_{n1} & \cdots & x_{n,p-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^t \\ \vdots \\ x_n^t \end{bmatrix} \rightarrow x_i = (1 \quad x_{i1} \quad \cdots \quad x_{i,p-1})^t$$

$$\Rightarrow h_{ij} = x_i^t (X^t X)^{-1} x_j$$

■ 특수한 경우로 단순선형회귀모형을 생각해 보자.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \epsilon_i \quad \text{여기서, } X = \begin{bmatrix} 1 & x_i \\ 1 & x_i \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} h_{ii} &= x_i^t (X^t X)^{-1} x_i = [1 \quad x_i] \begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n X_i \\ \sum_{i=1}^n X_i & \sum_{i=1}^n X_i^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 1 \\ x_i \end{bmatrix} \\ &= [1 \quad x_i] \frac{1}{n \sum_{i=1}^n X_i^2 - \left( \sum_{i=1}^n X_i \right)^2} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n X_i^2 & -\sum_{i=1}^n X_i \\ -\sum_{i=1}^n X_i & n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ x_i \end{bmatrix} = [1 \quad x_i] \frac{1}{S_{xx}} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n X_i^2 & -\bar{X} \\ -\bar{X} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ x_i \end{bmatrix} \\ &= \frac{1}{S_{xx}} \begin{bmatrix} \frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{n} - \bar{X} \bar{X}, & -\bar{X} + X_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ x_i \end{bmatrix} = \frac{1}{S_{xx}} \begin{bmatrix} \frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{n} - \bar{X} \bar{X} - \bar{X} \bar{X} + X_i^2 \end{bmatrix} \\ &= \frac{1}{S_{xx}} \begin{bmatrix} \frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{n} - \bar{X}^2 + \bar{X}^2 - 2\bar{X} \bar{X} + X_i^2 \end{bmatrix} = \frac{1}{n} + \frac{(X_i - \bar{X})^2}{S_{xx}} \end{aligned}$$

< 설명변수가  $p-1$ 개인 중선형회귀모형에서  $h_{ii}$ 의 여러 가지 성질 >

(1)  $\sum_{i=1}^n h_{ii} = p \rightarrow$  모든 지렛값의 합은 설명변수의 개수에 1을 더한 것이다.

$$[\text{pf}] \sum_{i=1}^n h_{ii} = \text{tr}(H) = \text{tr}[X(X^t X)^{-1} X^t] = \text{tr}[(X^t X)^{-1} X^t X] = \text{tr}(I_p) = p$$


---

(2)  $\frac{1}{n} \leq h_{ii} \leq 1$

[pf\_1] 행렬  $\tilde{X}$  : 디자인 행렬  $X$ 에서 각 관측값들의 평균을 뺀 행렬  
 $\rightarrow$  중심화된 행렬

$$\rightarrow h_{ii} = \frac{1}{n} + (x_i - \bar{x})^t (\tilde{X}^t \tilde{X})^{-1} (x_i - \bar{x}) \Rightarrow h_{ii} \geq \frac{1}{n}$$

[pf\_2]  $H$  : 멱등행렬  $\rightarrow H = H^2 = H \cdot H$

$$h_{ii} = \sum_{j=1}^n h_{ij}^2 = h_{ii}^2 + \sum_{j \neq i} h_{ij}^2 \quad \text{여기서, 우변의 두 번째 항은 항상 비음}$$

$$\rightarrow h_{ii} \geq h_{ii}^2 \rightarrow h_{ii}(1 - h_{ii}) \geq 0 \quad \text{여기서, } h_{ii} > 0$$

$$\Rightarrow (1 - h_{ii}) \geq 0 \rightarrow h_{ii} \leq 1$$


---

(3)  $h_{ij}^2 \leq h_{ii} h_{jj} \rightarrow$  비대각원소의 제곱은 언제나 해당되는 대각원소들의 곱보다 작거나 같다.

$X^t X$  : 대칭행렬, 양정치행렬  $\rightarrow X^t X = R^t R$ 이 되는 상삼각행렬  $R$ 이 존재한다.

(콜레스키 분할법)

$$h_{ij} = x_i^t (X^t X)^{-1} x_j = x_i^t (R^t R)^{-1} x_j = a^t b \quad \text{여기서, } a = (R^{-1})^t x_i, \quad b = (R^{-1})^t x_j$$

코오시-슈바르츠 부등식<sup>1)</sup>에 의해서

$$\begin{aligned} h_{ij}^2 &\leq \left[ \left\{ (R^{-1})^t x_i \right\}^t (R^{-1})^t x_i \right] \left[ \left\{ (R^{-1})^t x_j \right\}^t (R^{-1})^t x_j \right] \\ &= x_i^t (R^t R)^{-1} x_i x_j^t (R^t R)^{-1} x_j = h_{ii} h_{jj} \end{aligned}$$

---

1) 두 벡터  $a$ 와  $b$ 에 대해서,  $(a^t b)^2 \leq (a^t a)(b^t b)$ 가 성립한다.