

## 제3장 중선형회귀모형

## 3.6 중회귀분석에서의 추론 II

## 3.6.2 일반적 가설검정

회귀계수  $\beta_j$ 들에 대한 가설은 다양한 형태를 가질 수 있다.

가설이  $\beta_j$ 들의 임의의 선형함수로 주어지는 경우에 대한 검정방법을 살펴보자.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \beta_4 X_{i4} + \epsilon_i$$

회귀계수 $\beta_j$ 들에 대한 가설	$H_0 : C_{(q \times p)} \beta_{(p \times 1)} = m_{(q \times 1)}$
$\beta_1 + \beta_2 - 2\beta_3 = 0$	$C = [0 \ 1 \ 1 \ -2 \ 0], m = 0$
$\beta_1 - \beta_3 = 0 \ \& \ \beta_2 - 2\beta_3 = 3$	$C = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -2 & 0 \end{bmatrix}, m = \begin{bmatrix} 0 \\ 3 \end{bmatrix}$
$\beta_3 = \beta_4 \Leftrightarrow \beta_3 - \beta_4 = 0$	$C = [0 \ 0 \ 0 \ 1 \ -1], m = 0$

$H_0 : C\beta = m$ 을 검정하기 위한 통계량을 구해 보자.

$H_0 : C\beta = m$ 이 옳다는 가정 하에  $\beta$ 에 대한 최소제곱추정량(LSE)을 계산해 보자.

$$\arg \min_{\beta} (y - X\beta)^t (y - X\beta) \quad s.t. \ C\beta = m$$

$$Q = (y - X\beta)^t (y - X\beta) - \lambda(C\beta - m) \quad \text{여기서, } \lambda_{(q \times 1)}: \text{라그랑지 승수}$$

$$0 = \frac{\partial Q}{\partial \beta} = -2X^t y + 2(X^t X)\beta - C^t \lambda \quad \text{----- ①}$$

$$0 = \frac{\partial Q}{\partial \lambda} = C\beta - m \quad \text{----- ②}$$

$\hat{\beta}_R$ : ①과 ②를 만족하는 해

$$\text{①에서, } (X^t X)\hat{\beta}_R = X^t y - \frac{1}{2} C^t \lambda$$

$$\rightarrow \hat{\beta}_R = (X^t X)^{-1} X^t y - \frac{1}{2} (X^t X)^{-1} C^t \lambda \quad \text{----- ③}$$

$$= \hat{\beta} - \frac{1}{2} (X^t X)^{-1} C^t \lambda$$

②에서,  $C\hat{\beta}_R = m$

③에서,  $\hat{\beta}_R = \hat{\beta} - \frac{1}{2}(X^t X)^{-1} C^t \lambda \rightarrow C\hat{\beta}_R = C\hat{\beta} - \frac{1}{2} C(X^t X)^{-1} C^t \lambda$

$$\Rightarrow \frac{1}{2} \lambda = [C(X^t X)^{-1} C^t]^{-1} C(\hat{\beta} - \hat{\beta}_R) = [C(X^t X)^{-1} C^t]^{-1} (C\hat{\beta} - m)$$

$$* C\hat{\beta} - C\hat{\beta}_R = C(X^t X)^{-1} C^t \frac{1}{2} \lambda \rightarrow C(\hat{\beta} - \hat{\beta}_R) = C(X^t X)^{-1} C^t \frac{1}{2} \lambda \rightarrow (\hat{\beta} - \hat{\beta}_R) = (X^t X)^{-1} C^t \frac{1}{2} \lambda$$

$$\Rightarrow (\hat{\beta} - \hat{\beta}_R) = (X^t X)^{-1} C^t [C(X^t X)^{-1} C^t]^{-1} (C\hat{\beta} - m)$$

$$SSE(R) = e_R^t e_R = (y - X\hat{\beta}_R)^t (y - X\hat{\beta}_R) = (y - X\hat{\beta} + X\hat{\beta} - X\hat{\beta}_R)^t (y - X\hat{\beta} + X\hat{\beta} - X\hat{\beta}_R)$$

$$= (e + X\hat{\beta} - X\hat{\beta}_R)^t (e + X\hat{\beta} - X\hat{\beta}_R) = [e + X(\hat{\beta} - \hat{\beta}_R)]^t [e + X(\hat{\beta} - \hat{\beta}_R)]$$

$$= e^t e + (\hat{\beta} - \hat{\beta}_R)^t X^t e + e^t X(\hat{\beta} - \hat{\beta}_R) + (\hat{\beta} - \hat{\beta}_R)^t X^t X(\hat{\beta} - \hat{\beta}_R) \quad \text{여기서, } X^t e = 0, \quad e^t X = 0^{(1)}$$

$$= SSE(F) + (C\hat{\beta} - m)^t [C(X^t X)^{-1} C^t]^{-1} C(X^t X)^{-1} (X^t X) (X^t X)^{-1} C^t [C(X^t X)^{-1} C^t]^{-1} (C\hat{\beta} - m)$$

$$= SSE(F) + (C\hat{\beta} - m)^t [C(X^t X)^{-1} C^t]^{-1} (C\hat{\beta} - m)$$

$$\Rightarrow SSE(R) - SSE(F) = (C\hat{\beta} - m)^t [C(X^t X)^{-1} C^t]^{-1} (C\hat{\beta} - m)$$

$$df_R - df_F = [n - (p - q)] - (n - p) = q$$

$$\frac{SSE(R) - SSE(F)}{\sigma^2} \sim \chi^2(q)$$

$$\frac{SSE(F)}{\sigma^2} \sim \chi^2(n - p)$$

$SSE(R) - SSE(F)$ 와  $SSE(F)$  간의 독립성을 검증하려면

$$SSE(R) - SSE(F): \hat{\beta} \text{의 함수}, \quad SSE(F): e \text{의 함수} \rightarrow Cov(\hat{\beta}, e) = 0$$

$H_0: C\beta = m$  하에서

$$F = \frac{SSE(R) - SSR(F)/q}{s^2} = \frac{(C\hat{\beta} - m)^t [C(X^t X)^{-1} C^t]^{-1} (C\hat{\beta} - m)/q}{s^2} \sim F(q, n - p)$$

※ 부분  $F$ -검정은 일반적 가설검정의 특수한 경우다.

■ 부분  $F$ -검정:  $H_0: \beta_2 = 0$

■ 일반적 선형  $F$ -검정:  $H_0: C\beta = m$

---

1)  $X^t e = X^t [I - X(X^t X)^{-1} X^t] y = X^t y - X^t X(X^t X)^{-1} X^t y = X^t y - X^t y = 0$

[예]  $y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \beta_4 X_{i4} + \epsilon_i$

$H_0 : \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0 \quad \leftarrow \text{부분 } F\text{-검정}$

(Q) 이 귀무가설을  $C\beta = m$  으로 표현해 보자. 이때  $C$ 는 어떻게 표현되는가?

(A)  $\beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0 \Leftrightarrow \beta_2 - \beta_3 = 0 \text{ \& } \beta_3 - \beta_4 = 0$

$\rightarrow C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \end{bmatrix}, m = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$

(Q)  $H_0 : \beta_1 = \beta_2^2$  에 대해서도 상기 결과를 사용할 수 있는가?

(A) 사용할 수 없다.  $\beta$ 에 대해 선형이 아니기 때문이다.