# 제4장 회귀진단

#### 4.1 서론

회귀진단(regression diagnostics) [모형검토(model checking)]

: 적합된 회귀모형의 전반적인 검토

- (1) 선형성(linearity)
- lacktriangle 고전적 선형회귀모형들의 가정:  $E\!(Y\!)\!=\!\sum_{j=0}^{p-1}\!\beta_j X_j$
- 실제 자료들: 선형성의 가정을 만족하지 못하는 경우가 흔히 있다.
- 대안: 비선형모형, 일반화 선형모형 또는 비모수 회귀모형 등
- (2) 오차항의 분포
- $\bullet$   $\epsilon_i \sim i.i.d. N(0, \sigma^2)$
- 독립성 가정이 옳지 못하고 잔차들 간 자기상관이 있을 것 같다 → 더빈-왓슨 검정
- 등분산 가정이 의심된다 → 변수 변환, 가중 최소제곱법
- 정규분포 가정이 옳지 못한 것 같다 → 변수 변환, 로버스트 회귀 등
- (3) 다중공선성(multicollinearity)
- 설명변수들 간에 높은 상관관계가 있을 경우  $\beta$ 의 추정에 필요한 행렬  $X^tX$ 가 거의 비정칙 행렬에 가깝게 되고 이러한 상황에서 구한 최소제곱 추정치  $\hat{\beta}$ 은 매우 불안정한 값이 된다.
- 대안: 능형회귀 등
- (4) 영향력 관측치(influential observations)
- 최소제곱법에서 구한  $\hat{\beta}$ ,  $s^2$  등은 흔히 한 개 또는 소수개의 관측치에 의해 큰 영향을 받는 경우가 있다. 이 경우 추정치에 큰 영향을 미치는 관측치를 '영향력 관측치'라 부르며, 이러한 관측치의 탐색으로 보다 안정된 추정치를 구할 수 있다.

### 4.2 잔차

회귀모형:  $y = X\beta + \epsilon$ 

잔치: 
$$e = y - \hat{y} = y - Hy = (I - H)y$$
 여기서,  $\hat{y} = X\hat{\beta} = X(X^tX)^{-1}X^ty = Hy$ 

※ 오차항의 독립성을 가정하고 구한 잔차들은 더 이상 독립이 아니고 서로 상관 관계를 가지고 있다.

$$E(e) = \left[I - X(X^t X)^{-1} X^t\right] X\beta = X\beta - X(X^t X)^{-1} X^t X\beta = X\beta - X\beta = 0$$

$$Cov(e) = Cov[(I - H)y] = (I - H)Cov(y)(I - H) = (I - H)\sigma^2$$

여기서, 
$$I-H=egin{bmatrix} 1-h_{11} & -h_{12} & \cdots & -h_{1n} \\ & 1-h_{22} & \cdots & -h_{2n} \\ & & \ddots & \\ & & 1-h_{nn} \end{bmatrix}$$
: 멱등행렬

 $H = \begin{pmatrix} h_{ij} \end{pmatrix}$   $(i=1,\; \cdots,n; j=1,\; \cdots,n)$  여기서,  $h_{ij}$ : H 행렬의  $(i,\; j)$ 번째 원소

$$\Rightarrow Var(e_i) = (1 - h_{ii})\sigma^2$$
 
$$Cov(e_i, e_i) = -h_{ij}\sigma^2 \qquad (i \neq j)$$

$$X_{(n \times p)} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & \cdots & X_{1,p-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & \cdots & X_{n,p-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1^t \\ \vdots \\ X_n^t \end{bmatrix}$$

$$ightarrow X_i = egin{bmatrix} 1 & X_{i1} & \cdots & X_{i,p-1} \end{bmatrix}^{-1}$$
:  $p$ -벡터

$$\Rightarrow h_{ij} = (0 \quad 0 \quad 0 \quad 1 \quad 0 \quad \cdots \quad 0) X (X^t X)^{-1} X^t \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} = x_i^t (X^t X)^{-1} x_j$$

※ 잔차는 척도무관(scale-invariant)한 값이 아니다. 변수 단위에 무관한 값으로 변환시킬 필요가 있다. 척도무관 변환의 대표적인 것이 '표준화'인데 여기서는 두 가지 형태의 '표준화 잔차'를 소개한다.

# 4.2.1 내 표준화 잔차 (Internally Studentized Residual)

$$r_i = \frac{e_i - E\!\!\left(e_i\right)}{S\!\cdot\!E\!\cdot\!\left(e_i\right)} \! = \frac{e_i}{s\,\sqrt{1 - h_{ii}}}$$

# 4.2.2 외 표준화 잔차 (Externally Studentized Residual)

$$r_i^* = \frac{e_i}{s_{(i)}\sqrt{1-h_{ii}}} \qquad \text{odJM, } s_{(i)}^2 = s^2 \; \bullet \; \frac{n-p-r_i^2}{n-p-1}$$

\* 
$$r_i$$
와  $r_i^*$ 의 관계:  $r_i^* = r_i \sqrt{\frac{n-p-1}{n-p-r_i^2}}$