

Residualer

$$\begin{aligned}\text{Residual } r(y) &= y - \hat{y} = (I - H)y \\ r_i(y) &= y_i - \hat{y}_i\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\text{Kovariansmatrix } \text{Var}(r(Y)) &= \sigma^2(IH) \\ \text{Var}(r_i(y)) &= \sigma^2(1 - h_{ii})\end{aligned}$$

Standardiserede residualer

$$r_i^{rs}(y) = \frac{r_i(y)}{\sqrt{\hat{\sigma}^2(y)(1 - h_{ii})}}$$

Disse har samme varians, dog ikke 1, da $\hat{\sigma}^2$ er brugt i stedet for σ^2 .

Residualer bruges bl.a. til at identificere outliers. Outliers får $\hat{\sigma}^2$ til at blive overestimeret, hvilket kan betyde, at r_i^{rs} bliver mindre og ikke indikerer en outlier (selvom den burde). Derfor bruger vi variansen for modellen uden måling i .

Ny designmatrix:

$$\begin{aligned}\text{Uden måling } i &\begin{cases} X_{-i} & \text{designmatrix} \\ H_{-i} & \text{projektion} \\ y_{-i} & \text{data} \end{cases} \\ \hat{\sigma}_{(i)}^2 &= \frac{\|y_{-i} - H_{-i}y_{-i}\|^2}{n - 1 - k}\end{aligned}$$

Studentiserede residualer

$$r_i^{rt}(y) = \frac{r_i(y)}{\sqrt{\hat{\sigma}_{(i)}^2(1 - h_{ii})}}$$

Residualerne er t -fordelte

$$r_i^{rt} \sim t(n - 1 - k)$$

Bevis

Lad $i = 1$. Vi har tidligere vist, at

$$\begin{aligned}r_1(Y) &\sim \mathcal{N}(0, \sigma^2(1 - h_{11})) \\ \hat{\sigma}_{(1)}^2(Y_{-1}) &\sim \sigma^2 \chi^2(n - 1 - k) / (n - 1 - k)\end{aligned}$$

Dvs., hvis $r_1(Y)$ og $\hat{\sigma}_{(1)}^2(Y_{-1})$ (eller $Y_{-1} - H_{-1}Y_{-1}$) er uafhængige, så

$$\begin{aligned} r_1^{rt}(Y) &= \frac{r_1(Y)}{\sqrt{\hat{\sigma}_{(1)}^2(1 - h_{11})}} \\ &= \frac{r_1(Y)/\sqrt{\sigma^2(1 - h_{11})}}{\sqrt{\hat{\sigma}_{(1)}^2/\sigma^2}} \\ &\sim \frac{\mathcal{N}(0, 1)}{\sqrt{\chi^2(n - 1 - k)/(n - 1 - k)}} \\ &= t(n - i - k) \end{aligned}$$

Da

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} r_1(Y) \\ Y_{-1} - H_{-1}Y_{-1} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} Y_1 - x_1(X^T X)^{-1} X^T Y \\ Y_{-1} - X_{-1}(X_{-1}^T X_{-1})^{-1} X_{-1}^T Y_{-1} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 1 - x_1(X^T X)^{-1} x_1^T & -x_1(X^T X)^{-1} X_{-1}^T \\ 0 & I - X_{-1}(X_{-1}^T X_{-1})^{-1} X_{-1}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_{-1} \end{bmatrix} \\ &= AY \sim \mathcal{N}(\dots) \end{aligned}$$

hvor

$$A = \begin{bmatrix} A_1^{1 \times n} \\ A_2^{(n-1) \times N} \end{bmatrix}$$

Derfor er $r_1(Y) = A_1 Y$ og $Y_{-1} - H_{-1}Y_{-1} = A_2 Y$ uafhængige, hvis de er ukorrelerede.

$$\begin{aligned} \text{Cov}(A_1 Y_1 A_2 Y) &= A_1 \text{Cov}(Y) A_2^T \\ &= A_1 \sigma^2 I A_2^T \\ &= \sigma^2 A_1 A_2^T \\ &= \sigma^2 \begin{bmatrix} 1 - x_1(X^T X)^{-1} x_1^T & -x_1(X^T X)^{-1} X_{-1}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ I - X_{-1}(X_{-1}^T X_{-1})^{-1} X_{-1}^T \end{bmatrix} \\ &= \sigma^2 (-x_1(X^T X)^{-1} X_{-1}^T (I - X_{-1}(X_{-1}^T X_{-1})^{-1} X_{-1}^T)) \\ &= \sigma^2 (-x_1(X^T X)^{-1} X_{-1}^T + x_1(X^T X)^{-1} X_{-1}^T X_{-1} (X_{-1}^T X_{-1})^{-1} X_{-1}^T) \\ &= 0 \end{aligned}$$

Bemærk: De standardiserede residualer er ikke t -fordelt, idet $r_i(Y)$ ikke er uafhængig af $\hat{\sigma}^2(Y)$ ($r_i(Y)$ indgår i $\hat{\sigma}^2$).

Praktiske anvendelser af residualer

- Outliers: store $r_i^{rt}(y)$ indikerer outliers.
- Fordeling: QQ-plots af $r_i^{rt}(y)$ – er de t -fordelt eller cirka normalfordelt for store n ?
- Residualplots: Residualer mod tid/indeks, uafhængige variable, fittede værdier \hat{y} .

Udseenden af residualplots mod tid/indeks

- Konstant interval for fejl: fint.
- Trompetform: fejlen vokser som funktion af tid. Variansen stiger. Lav transformation, så dette undgås.
- Lineært voksende fejl: modellen mangler afhængighed af tid/indeks.
- Parabelformet fejl: modellen mangler afhængighed af $\text{tid}^2/\text{indeks}^2$.

Mod uafhængig variabel

- Fint.
- Voksende varians med x_i . Transformér.
- Fejl i udregning.
- Mangler x_i^2 .

Mod fittede værdier

- Fint.
- Voksende varians med \hat{y} . Transformér.
- Mangler et konstantled.
- Dårlig model: afhængighed eller manglende x_i .

Indflydelse

Da $\hat{\mu}(y) = Hy$, så er

$$\frac{\partial \hat{\mu}(y)}{\partial y} = H.$$

Dvs, h_i fortæller hvor meget $\hat{m}u_i(y)$ ændrer sig når y_i ændrer sig.

Leverage

h_{ii} kaldes leverage for den i 'te observation.