

教科書 1 章に関する練習問題 (解答)

1 . 教科書 p . 3 5 の 7 , 8 , 9

(解) 教科書の解答参照

2 . 元の回帰式 $Y = \alpha + \beta X$ の α と β の最小二乗推定量を $\hat{\alpha}, \hat{\beta}$. 新たに被説明変数を $Y - 5X + 1$, 説明変数を $2X + 1$ (と 1) とした回帰式 $(Y - 5X + 1) = \alpha + \beta(2X + 1)$ の α と β の最小二乗推定量を求めよ .

(解 1) $Y = \alpha + \beta X$ を変形していく . まず被説明変数を合わせる . そのためには , 両辺に $-5X + 1$ を足す . $Y - 5X + 1 = \alpha + \beta X - 5X + 1$. 右辺の共通項をくくる . $Y - 5X + 1 = \alpha + (\beta - 5)X + 1$. 今度は説明変数を合わせる . まず $2X$ を説明変数にするよう変形する . $Y - 5X + 1 = \alpha + \{(\beta - 5)/2\}2X + 1$. 次に , $\{(\beta - 5)/2\}(2X + 1)$ が右辺にくるように変形する . $Y - 5X + 1 = \alpha + \{(\beta - 5)/2\}(2X + 1) - \{(\beta - 5)/2\} + 1$. この右辺を $2X + 1$ について整理すると , $Y - 5X + 1 = \{\alpha - (\beta - 5)/2 + 1\} + \{(\beta - 5)/2\}(2X + 1)$ となるので , $\hat{\gamma} = \hat{\alpha} - \hat{\beta}/2 + 7/2$, $\delta = (\hat{\beta} - 5)/2$ となる .

(解 2) 単回帰に関する最小二乗法の性質を用い ,

$$\hat{\delta} = \frac{\sum_{i=1}^n \{(2x_i + 1) - (2\bar{x} + 1)\} \{(y_i - 5x_i + 1) - (\bar{y} - 5\bar{x} + 1)\}}{\sum_{i=1}^n \{(2x_i + 1) - (2\bar{x} + 1)\}^2} ,$$

$$\hat{\gamma} = \bar{y} - 5\bar{x} + 1 - \hat{\delta}(2\bar{x} + 1)$$

を得る . これらの式を ,

$$\hat{\beta} = \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2} , \hat{\alpha} = \bar{y} - \hat{\beta}\bar{x}$$

を用いて変形しても良い .

3 . 元の回帰式 $Y = \alpha + \beta X$ の α と β の最小二乗推定量を $\hat{\alpha}, \hat{\beta}$. 新たに被説明変数を $2Y$, 説明変数を $2X + 1$ (と 1) とした回帰式 $2Y = \alpha + \beta(2X + 1)$ の最小二乗法による残差は元の回帰の最小二乗法による回帰残差とどのような関係にあるか ? まず , $Y = \alpha + \beta X + \text{誤差 (残差)}$ の式を変換して予測し , 実際にそうなっていることを ,

最小二乗推定量の式から導出せよ。

(解) $Y = \alpha + X + \text{誤差}$ を左辺が目的に回帰式に合う様変形する。まず、両辺を2倍すると $2Y = 2\alpha + 2X + 2\text{誤差}$ をえる。次に、説明変数を合わせる。
 $2Y = 2\alpha + (2X + 1) - 1 + 2\text{誤差}$ 。
 この式を整理すると、 $2Y = (2\alpha - 1) + (2X + 1) + 2\text{誤差}$ となる。従って、残差は $Y = \alpha + X + \text{誤差}$ の回帰の2倍になっていると考えられる。
 それを確かめる。 $2Y = (2\alpha - 1) + (2X + 1) + 2\text{誤差}$ の式から、
 $\hat{\gamma} = 2\hat{\alpha} - \hat{\beta}$, $\hat{\delta} = \beta$ であることが解る。従って、残差は、
 $2y_i - (2\hat{\alpha} - \hat{\beta}) - \hat{\beta}(2x_i + 1) = 2(y_i - \hat{\alpha} - \hat{\beta}x_i)$ となり、やはり元の回帰式の残差の2倍である。

4. $Y = \beta X + \text{誤差}$ を最小二乗法で推定するとき、 β の最小二乗推定量 $\hat{\beta}$ を $\sum_{i=1}^n x_i y_i$ と $\sum_{i=1}^n x_i^2$ で表すために、 $\sum_{i=1}^n (y_i - \beta x_i)^2$ の に関する最小値をもとめ、最小値のときのもともめよ。

(解) $\sum_{i=1}^n (y_i - \beta x_i)^2 = \sum_{i=1}^n y_i^2 - 2\beta \sum_{i=1}^n x_i y_i + \beta^2 \sum_{i=1}^n x_i^2$ より、これを β に関して微分して、最小化の条件として $-2\sum_{i=1}^n x_i y_i + 2\beta \sum_{i=1}^n x_i^2 = 0$ を得る。ここから、
 $\hat{\beta} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2}$ を得る。

5. 教科書 p.8,9 を参考にして、 $Y = \gamma + \text{誤差}$ を最小二乗法で推定したときの γ の最小二乗推定量を求めよ。それと、スライドの最終ページの結果をもとに、 $Y = \alpha + \beta X$ の最小二乗推定量が $\hat{\alpha} = \bar{y} - \hat{\beta} \bar{x}$ で与えられることを導け。

(解) $S = \sum_{i=1}^n (y_i - \gamma)^2 = \gamma^2 \sum_{i=1}^n 1 - 2\gamma \sum_{i=1}^n y_i + \sum_{i=1}^n y_i^2 = n\gamma^2 - 2\gamma \sum_{i=1}^n y_i + \sum_{i=1}^n y_i^2$ より、これを γ に関して微分して、最小化の条件として $-2n\gamma + 2\sum_{i=1}^n y_i = 0$ を得る。こ

こから , $\hat{\gamma} = \sum_{i=1}^n y_i / n = \bar{y}$ を得る . $Y = \alpha + \beta X$ を変形すると ,

$Y = \alpha + \beta X = \alpha + (\beta - \hat{\beta})X + \hat{\beta}X$ より , $\hat{\beta}X$ を左辺に移項して ,

$Y - \hat{\beta}X = \alpha + (\beta - \hat{\beta})X$ を得る . 最小二乗推定を行えば , $(\beta - \hat{\beta})X = 0$ となる

ので , 最小二乗推定をする限りでは , 回帰式は $Y - \hat{\beta}X = \alpha$ (+ 誤差) となる . 従

って , $\hat{\alpha} = \text{説明変数の標本平均} = \bar{y} - \hat{\beta}\bar{x}$ である .

$$6. Y - \frac{\sum_{i=1}^n y_i x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} X = \gamma \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} X \right) + \delta X \text{ の回帰を最小二乗法で推定する . } \quad , \quad \text{の最小}$$

二乗推定量の値を回帰式 $Y = \quad + \quad X$ における \quad , \quad の最小推定量 $\hat{\alpha}, \hat{\beta}$ で表せ . (回帰式の変換を使う) また , このときの残差はもとの回帰式 $Y = \quad + \quad X$ における残差とどのような関係にあるか ?

(解) $Y = \alpha + \beta X$ を変形する . まず両辺から $\sum_{i=1}^n y_i x_i / \sum_{i=1}^n x_i^2$ を引くと ,

$$Y - \frac{\sum_{i=1}^n y_i x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} X = \alpha + \left(\beta - \frac{\sum_{i=1}^n y_i x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \right) X \text{ を得る . 次に , 説明変数を合わせていく}$$

と ,

$$\begin{aligned} Y - \frac{\sum_{i=1}^n y_i x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} X &= \alpha \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} X \right) + \alpha \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} X + \left(\beta - \frac{\sum_{i=1}^n y_i x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \right) X \\ &= \alpha \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} X \right) + \left(\beta + \alpha \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} - \frac{\sum_{i=1}^n y_i x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \right) X \end{aligned}$$

となる .

$$\left(\beta - \alpha \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} - \frac{\sum_{i=1}^n y_i x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \right) = \frac{\sum_{i=1}^n \beta x_i^2 + \sum_{i=1}^n \alpha x_i - \sum_{i=1}^n y_i x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} = \frac{\sum_{i=1}^n (\beta x_i + \alpha - y_i) x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2}$$

であるが、最小二乗推定する限りでは、 $(\beta x_i + \alpha - y_i)$ は $-\hat{u}_i$ となるので、分子は $\sum_{i=1}^n (\beta x_i + \alpha - y_i) x_i = -\sum_{i=1}^n \hat{u}_i x_i = 0$ となる。従って、

$$Y - \frac{\sum_{i=1}^n y_i x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} X = \alpha \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} X \right) + 0X \text{ となる。よって、} \hat{\gamma} = \hat{\alpha}, \quad \hat{\delta} = 0 \text{。残}$$

差は、このような変形を元に行っているため、残差は同じになる。