

$$\begin{aligned}
\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 &= \sum_{i=1}^n ((\hat{a}_0 + \hat{a}_1 x_i) - (\hat{a}_0 + \hat{a}_1 \bar{x}))^2 \\
&= \sum_{i=1}^n (\hat{a}_1 (x_i - \bar{x}))^2 \\
&= \hat{a}_1^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \\
&= \hat{a}_1^2 n S_{xx}
\end{aligned}$$

問井君の資料の(41)式

$$V(\hat{a}_1) = \frac{\sigma^2}{n S_{xx}}$$

を用いると

$$\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 = \hat{a}_1^2 \frac{\sigma^2}{V(\hat{a}_1)}$$

となり、両辺を σ^2 で割ると

$$\begin{aligned}
\frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 &= \frac{\hat{a}_1^2}{V(\hat{a}_1)} \\
&= \left(\frac{\hat{a}_1}{\sqrt{V(\hat{a}_1)}} \right)^2
\end{aligned}$$

問井君の資料の(50)式

$$u = \frac{\hat{a}_i - a_i}{\sqrt{V(\hat{a}_i)}} \sim N(0,1)$$

において、 $a_i = 0$ と仮定すると、

$$u = \frac{\hat{a}_i}{\sqrt{V(\hat{a}_i)}} \sim N(0,1)$$

なので、

$$\left(\frac{\hat{a}_1}{\sqrt{V(\hat{a}_1)}} \right)^2$$

は自由度 1 の χ^2 分布に従う。すなわち

$$\sum_{i=1}^n \frac{(Y_i - \bar{Y})^2}{\sigma^2}$$

は自由度 1 の χ^2 分布に従う。

重回帰分析の場合も、各 \hat{a}_j が独立であることを考慮すれば、同様に

して、自由度 p の χ^2 分布に従うことが示せるのでは？