

2022 秋季本科时间序列
第 7 次作业答案

12 月 1 日

1. (a) i.

$$\begin{aligned}
 P_X \xi &= X(X^T X)^{-1} X^T X a \\
 &= X I a \\
 &= X a \\
 &= \xi
 \end{aligned}$$

ii.

$$\begin{aligned}
 (X a)^T (I - P_X) \zeta &= a^T X^T (\zeta - X(X^T X)^{-1} X^T \zeta) \\
 &= a^T X^T \zeta - a^T X^T X (X^T X)^{-1} X^T \zeta \\
 &= a^T X^T \zeta - a^T I X^T \zeta \\
 &= 0
 \end{aligned}$$

(b) i. 由 OLS 估计系数表达式可知, \mathbf{Y} 对 \mathbf{W} 回归的系数为 $(\mathbf{W}^T \mathbf{W})^{-1} \mathbf{W}^T \mathbf{Y}$, 而 \mathbf{Z} 对 \mathbf{W} 回归的系数为 $(\mathbf{W}^T \mathbf{W})^{-1} \mathbf{W}^T \mathbf{Z}$, 故两组回归对应的残差向量分别为

$$\begin{aligned}
 (I - \mathbf{W}(\mathbf{W}^T \mathbf{W})^{-1} \mathbf{W}^T) \mathbf{Y} &= (I - P_W) \mathbf{Y} = \tilde{\mathbf{Y}} \\
 (I - \mathbf{W}(\mathbf{W}^T \mathbf{W})^{-1} \mathbf{W}^T) \mathbf{Z} &= (I - P_W) \mathbf{Z} = \tilde{\mathbf{Z}}
 \end{aligned}$$

ii. 由 $\hat{e} = \mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\beta} = \mathbf{Y} - \mathbf{X}(X^T X)^{-1} X^T \mathbf{Y} = (I - P_X) \mathbf{Y}$, 由 (a) 的结论可得 \hat{e} 与 \mathbf{X} 的每个列向量相互垂直, 故垂直于 \mathbf{Z} 与 \mathbf{W} ($\mathbf{Z}^T \hat{e} = \mathbf{W}^T \hat{e} = 0$)。

iii. $P_W \hat{e} = \mathbf{W}(\mathbf{W}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{W}^T \hat{e}$, 由 ii 可知 $\mathbf{W}^T e = 0$, 故得所证。

iv. 只需要说明 $\hat{\delta}$ 正好满足回归 $\tilde{\mathbf{Y}} = \tilde{\mathbf{Z}}\hat{\delta} + \mathbf{u}$ 的 OLS 系数估计所需满足的一阶条件 $\tilde{\mathbf{Z}}^T \tilde{\mathbf{Y}} - \tilde{\mathbf{Z}}^T \tilde{\mathbf{Z}}\hat{\delta} = 0$ 。为此, 首先注意到 $\hat{e} = \mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\beta} = \mathbf{Y} - \mathbf{Z}\hat{\delta} - \mathbf{W}\hat{\theta}$, 两端同时乘以 $I - P_W$ 可得

$$(I - P_W) \hat{e} = (I - P_W) \mathbf{Y} - (I - P_W) \mathbf{Z}\hat{\delta} - (I - P_W) \mathbf{W}\hat{\theta}$$

由 i-iii 结论可知, 上式可以进一步写为

$$\hat{e} = \tilde{\mathbf{Y}} - \tilde{\mathbf{Z}}\hat{\delta}$$

再在两端乘以 $\tilde{\mathbf{Z}}^T$ 可得

$$0 = \tilde{\mathbf{Z}}\hat{e} = \tilde{\mathbf{Z}}^T \tilde{\mathbf{Y}} - \tilde{\mathbf{Z}}^T \tilde{\mathbf{Z}}\hat{\delta} = \tilde{\mathbf{Z}}^T (\tilde{\mathbf{Y}} - \tilde{\mathbf{Z}}\hat{\delta})$$

即得所证。

(c) 设 $\mathbf{Y} = \mathbf{I}\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{e}$, 同理 FWL 定理定义回归残差 $\tilde{\mathbf{Y}}$ 和 $\tilde{\mathbf{X}}$

$$\tilde{\mathbf{Y}} = (\mathbf{I} - \mathbf{P}_I)\mathbf{Y}$$

$$\tilde{\mathbf{X}} = (\mathbf{I} - \mathbf{P}_I)\mathbf{X}$$

则可推出

$$\tilde{\mathbf{Y}} = (\mathbf{I} - \mathbf{P}_I)\mathbf{Y} = \mathbf{Y} - \bar{\mathbf{Y}}$$

$$\tilde{\mathbf{X}} = (\mathbf{I} - \mathbf{P}_I)\mathbf{X} = \mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}}$$

于是可得 $\tilde{\mathbf{Y}} = \tilde{\mathbf{X}}_t^T \boldsymbol{\beta} + \mathbf{u}_t$ 的 OLS 估计所得 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 等于 $\mathbf{Y} = \boldsymbol{\alpha} + \mathbf{X}_t^T \boldsymbol{\beta} + \mathbf{e}_t$ 中 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 值

2. (a)

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{Z}\hat{\boldsymbol{\delta}} + \mathbf{W}\hat{\boldsymbol{\theta}} = \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{X}(\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{Y} = \mathbf{P}_X\mathbf{Y}$$

$$\bar{\mathbf{Y}} = \mathbf{Z}\hat{\boldsymbol{\delta}} = \mathbf{Z}(\mathbf{Z}^T\mathbf{Z})^{-1}\mathbf{Z}^T\mathbf{Y} = \mathbf{P}_Z\mathbf{Y}$$

(b)

$$\begin{aligned} (\hat{\mathbf{Y}} - \bar{\mathbf{Y}})^T \mathbf{Z} &= [(P_X - P_Z)\mathbf{Y}]^T \mathbf{Z} \\ &= \mathbf{Y}^T (P_X - P_Z)^T \mathbf{Z} \\ &= \mathbf{Y}^T [(\mathbf{I} - P_Z) - (\mathbf{I} - P_X)]^T \mathbf{Z} \\ &= \mathbf{Y}^T (\mathbf{I} - P_Z)^T \mathbf{Z} - \mathbf{Y}^T (\mathbf{I} - P_X)^T \mathbf{Z} \end{aligned}$$

由第 1 题可知: $(\mathbf{I} - P_Z)^T \mathbf{Z} = 0$, $[(\mathbf{I} - P_X)\mathbf{Y}]^T \mathbf{Z} = 0$

因此 $(\hat{\mathbf{Y}} - \bar{\mathbf{Y}})^T \mathbf{Z} = 0$

故得证 $(\hat{\mathbf{Y}} - \bar{\mathbf{Y}})^T \bar{\mathbf{Y}} = (\hat{\mathbf{Y}} - \bar{\mathbf{Y}})^T \mathbf{P}_Z \mathbf{Y} = (\hat{\mathbf{Y}} - \bar{\mathbf{Y}})^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{Y} = 0$

(c) 已知 $(\hat{\mathbf{Y}} - \bar{\mathbf{Y}})^T \bar{\mathbf{Y}} = 0$

要证 $\hat{\mathbf{Y}}^T \hat{\mathbf{Y}} \geq \bar{\mathbf{Y}}^T \bar{\mathbf{Y}}$ 即证 $\hat{\mathbf{Y}}^T \hat{\mathbf{Y}} \geq \hat{\mathbf{Y}}^T \bar{\mathbf{Y}}$

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{Y}}^T (\hat{\mathbf{Y}} - \bar{\mathbf{Y}}) &= (\hat{\mathbf{Y}} - \bar{\mathbf{Y}} + \bar{\mathbf{Y}})^T (\hat{\mathbf{Y}} - \bar{\mathbf{Y}}) \\ &= (\hat{\mathbf{Y}} - \bar{\mathbf{Y}})^T (\hat{\mathbf{Y}} - \bar{\mathbf{Y}}) + \bar{\mathbf{Y}}^T (\hat{\mathbf{Y}} - \bar{\mathbf{Y}}) \\ &= (\hat{\mathbf{Y}} - \bar{\mathbf{Y}})^T (\hat{\mathbf{Y}} - \bar{\mathbf{Y}}) \geq 0 \end{aligned}$$

当且仅当 $\hat{\mathbf{Y}} - \bar{\mathbf{Y}} \neq 0$ 时, $\hat{\mathbf{Y}}^T \hat{\mathbf{Y}} > \bar{\mathbf{Y}}^T \bar{\mathbf{Y}}$ 严格成立

(d) 由 c 可知, 当解释变量只有 \mathbf{Z} 时, 估计结果为 $\bar{\mathbf{Y}}$, 当增加解释变量 \mathbf{W} 时, 估计结果为 $\hat{\mathbf{Y}}$

$$\hat{R}^2 - \bar{R}^2 = \frac{\hat{\mathbf{Y}}^T \hat{\mathbf{Y}}}{\mathbf{Y}^T \mathbf{Y}} - \frac{\bar{\mathbf{Y}}^T \bar{\mathbf{Y}}}{\mathbf{Y}^T \mathbf{Y}} = \frac{\hat{\mathbf{Y}}^T \hat{\mathbf{Y}} - \bar{\mathbf{Y}}^T \bar{\mathbf{Y}}}{\mathbf{Y}^T \mathbf{Y}} \geq 0$$

因此 \mathbf{Y} 对 $\mathbf{X} = [X_1, \dots, X_n]$ 回归中增加解释变量 X_{n+1} 时, R^2 单调递增