CHIO Q2

(a) WAGE - EDUC I

KIDSL6、NWIFEINC 負

AGE 不一定 (年紀港加可能暗示工作經驗較多(正向),但也可能接近退休

工作量 湖小) (b) WAGE 可能是內生變數,會導致 DLS 估計量產生偏誤和不一定性

(內生性問題)

工具變數需符合相關性和外生性,工具變數要和內生變數顯著相關 (C)

(EXPER和 EXPER B B 最會影響 WAGE) 工具變數不能和設差項e有關(只能透過影響 WAGE 來間接影響 HOURS)

(EXPER和 EXPER² 是外部變數,理論上不會直接影響 HOURS)

因這兩變數滿足工具變數的羅辑,成以可用來解決WAGE的內生性問題

(q)

是可識別的,模型中包含1個內生變數(WAGE),以及2個工具變數

(EXPER、EXPER²),由於工具變數的數量起過內生變數的數量

因此 這是|個過度識別的模型,只要這些工具變數 同時滿足和 WAGE 有強相關性和外生性,這條方程式就可被識別,且可用工具變數法

中二階段最小新注案估計

(e)

用這模型預測出案每個觀察值為預測工資 WÂGE ② 把原始模型中的 WAGE 揭成 WÂGE,使用OLS来估計這個模型

① 建立回歸模型 WAGE = B1 + B2 EXPER + B3 EXPER 2 + 其它控制變數

② 把原始模型中的 WAGE 搀成 WAGE,使用OLS来估計這個模型中的 网络数

(a)
$$\chi = r_1 + \theta_1 Z + V$$

$$E(\alpha i) = r_i + \theta_i E(z_i)$$

同× Z-E(zi)
$$\Rightarrow [X-E(xi)][Z-E(zi)] = \theta_1[Z-E(zi)]^2 + [Z-E(zi)]V$$
同取期望值 $\Rightarrow E[X-E(xi)][Z-E(zi)] = \theta_1 E[Z-E(zi)]^2 + E[Z-E(zi)]V$

=)
$$Cov(z, x) = \theta_1 Var(Z) + Cov(Z, v)$$

$$= \theta_1 = \frac{Cov(Z, X) - Cov(Z, V)}{Var(X_1)}$$

$$\frac{\sqrt{2}}{2} = \frac{\sqrt{2}}{2} = 0$$
ar ($\sqrt{2}$) = 0

$$\langle Q \rangle = \frac{Cov(Z,X)}{Vor(Z)}$$

$$\exists \times Z - E(z_i) \Rightarrow \left[Y - E(y_i) \right] \left[Z - E(z_i) \right] = \pi, \left[Z - E(z_i) \right] + \left[Z - E(z_i) \right] \mu$$

$$y = B_1 + B_2(r_1 + \theta_1 z + v) + e = B_1 + B_2 r_1 + B_2 \theta_1 z + B_2 v + e$$

$$= \pi_0 = \pi_1 = u$$

$$\pi_0 = \beta_1 + \beta_2 r_1$$
 $\pi_1 = \beta_2 \theta_1$ $\pi_2 = \beta_2 V + e$

则
$$\hat{\mathcal{L}}_i$$
 $\stackrel{\mathsf{P}}{\longrightarrow}$ \mathcal{L}_i

$$\hat{\Theta}_1 \xrightarrow{P} \Theta_1$$

$$\hat{\Theta}_{l} \xrightarrow{P} \Theta_{l}$$

$$\frac{\hat{\mathcal{T}}_1}{\hat{\Theta}_1} \xrightarrow{\mathcal{P}} \frac{\mathcal{T}_1}{\Theta_1} = \mathcal{B}_2$$



$$\hat{\Sigma}_{2} = \frac{\hat{\pi}_{1}}{\hat{\Omega}_{2}}$$
 是一致估計量