控制函数法与2SLS系数的联系

我们知道,在2SLS中

$$\hat{\beta}_{2SLS} = (\hat{X}^T \hat{X})^{-1} \hat{X}^T y$$

其中

$$\hat{\mathbf{X}} = (\mathbf{Z}^{\mathrm{T}}\mathbf{Z})^{-1}\mathbf{Z}^{\mathrm{T}}\mathbf{X}$$

 $Z = N \times L$ 的工具变量矩阵, $X = N \times K$ 的原始变量矩阵,一般有L > K。

而控制函数(Control Function, CF)法的思路与2SLS相反: 2SLS将X对Z回归的预测值(投影)当做"干净的"变量重新与y做回归;而CF将X对Z回归的残差当做内生性的来源,与X一并与y做回归,其DGP为:

$$\mathbf{y} = \left[egin{array}{cc} \mathbf{X} & \mathbf{M_Z} \mathbf{X} \,
ight] eta_{\mathrm{CF}} + \epsilon_{\mathrm{CF}} \end{array}$$

其中 $M_Z \equiv I - Z(Z^TZ)^{-1}Z^T$,是Z的残差矩阵。

我们也可以同时将 β_{CF} 分块,即:

$$ext{y} = \left[egin{array}{cc} ext{X} & ext{M}_{ ext{Z}} ext{X}
ight] egin{array}{cc} eta_{ ext{CF1}} \ eta_{ ext{CF2}} \end{array}
ight] + \epsilon_{ ext{CF}}$$

注意:虽然 $\hat{\beta}_{2SLS}$ 可以通过 $y\sim\hat{X}$ 的最小二乘求出,但这只是数学上的相等($\hat{X}^T\hat{X}=\hat{X}^TX$),其DGP依然是 $y=X\beta_{2SLS}+\epsilon_{2SLS}$,而不是 $y=\hat{X}\beta_{2SLS}+\epsilon_{2SLS}$ 。

有趣的是, $\hat{\beta}_{2SLS} = \hat{\beta}_{CE1}$,接下来我们就要证明这一等式。

由OLS知

$$\begin{bmatrix} \hat{\beta}_{\text{CF1}} \\ \hat{\beta}_{\text{CF2}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{X} & \mathbf{M}_{\mathbf{Z}} \mathbf{X} \end{bmatrix}^{\text{T}} \begin{bmatrix} \mathbf{X} & \mathbf{M}_{\mathbf{Z}} \mathbf{X} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{X} & \mathbf{M}_{\mathbf{Z}} \mathbf{X} \end{bmatrix}^{\text{T}} \mathbf{y}$$

$$= \begin{bmatrix} \mathbf{X}^{\text{T}} \mathbf{X} & \mathbf{X}^{\text{T}} \mathbf{M}_{\mathbf{Z}} \mathbf{X} \\ \mathbf{X}^{\text{T}} \mathbf{M}_{\mathbf{Z}} \mathbf{X} & \mathbf{X}^{\text{T}} \mathbf{M}_{\mathbf{Z}} \mathbf{X} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{X}^{\text{T}} \\ \mathbf{X}^{\text{T}} \mathbf{M}_{\mathbf{Z}} \end{bmatrix} \mathbf{y}$$

这里用到了残差矩阵Mz的对称幂等性。

由分块逆矩阵公式知

$$\begin{bmatrix} X^TX & X^TM_ZX \\ X^TM_ZX & X^TM_ZX \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} (X^T(I-M_Z)X)^{-1} & -(X^T(I-M_Z)X)^{-1} \\ -(X^T(I-M_Z)X)^{-1} & (X^TM_ZX)^{-1} - (X^T(I-M_Z)X)^{-1} \end{bmatrix}$$

代入上式知

$$\begin{split} \hat{\beta}_{\text{CF1}} &= ((\mathbf{X}^{\text{T}}(\mathbf{I} - \mathbf{M}_{\text{Z}})\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^{\text{T}} - (\mathbf{X}^{\text{T}}(\mathbf{I} - \mathbf{M}_{\text{Z}})\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^{\text{T}}\mathbf{M}_{\text{Z}})\mathbf{y} \\ &= (\mathbf{X}^{\text{T}}(\mathbf{I} - \mathbf{M}_{\text{Z}})\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^{\text{T}}(\mathbf{I} - \mathbf{M}_{\text{Z}})\mathbf{y} \\ &= (\mathbf{X}^{\text{T}}(\mathbf{I} - \mathbf{M}_{\text{Z}})(\mathbf{I} - \mathbf{M}_{\text{Z}})\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^{\text{T}}(\mathbf{I} - \mathbf{M}_{\text{Z}})\mathbf{y} \\ &= (\mathbf{X}^{\text{T}}\mathbf{Z}(\mathbf{Z}^{\text{T}}\mathbf{Z})^{-1}\mathbf{Z}^{\text{T}}\underbrace{\mathbf{Z}(\mathbf{Z}^{\text{T}}\mathbf{Z})^{-1}\mathbf{Z}^{\text{T}}\mathbf{X}})^{-1}\underbrace{\mathbf{X}^{\text{T}}\mathbf{Z}(\mathbf{Z}^{\text{T}}\mathbf{Z})^{-1}\mathbf{Z}^{\text{T}}}\mathbf{y} \\ &= (\hat{\mathbf{X}}^{\text{T}}\hat{\mathbf{X}})^{-1}\hat{\mathbf{X}}^{\text{T}}\mathbf{y} \\ &= \hat{\beta}_{\text{2SLS}} \end{split}$$

原命题得证,这里同时用到了矩阵 $I-M_Z$ 的对称幂等性。

另外可以关注 $Var(\hat{\beta}_{CF})$ 与 $Var(\hat{\beta}_{2SLS})$ 。我们知道

$$\begin{split} Var(\hat{\beta}_{CF}) &= \sigma_{CF}^2 \begin{bmatrix} X^T X & X^T M_Z X \\ X^T M_Z X & X^T M_Z X \end{bmatrix}^{-1} \\ &= \sigma_{CF}^2 \begin{bmatrix} (X^T (I - M_Z) X)^{-1} & -(X^T (I - M_Z) X)^{-1} \\ -(X^T (I - M_Z) X)^{-1} & (X^T M_Z X)^{-1} - (X^T (I - M_Z) X)^{-1} \end{bmatrix} \end{split}$$

即 $Var(\hat{\beta}_{CF1}) = \sigma_{CF}^2(X^T(I-M_Z)X)^{-1} = \sigma_{CF}^2(\hat{X}^T\hat{X})^{-1}$ 。而 $Var(\hat{\beta}_{2SLS}) = \sigma_{2SLS}^2(\hat{X}^T\hat{X})^{-1}$,两者只相差一个常数。这说明,无论用CF还是2SLS,其变量对应的回归系数估计值都相同,同时任意量系数的协方差估计之比也相同,即:对 $\forall 1 \leq i,j,m,n \leq K$,有

$$\begin{split} \hat{\beta}_{\text{CF1},i} &= \hat{\beta}_{2\text{SLS},i} \\ \frac{cov(\hat{\beta}_{\text{CF1},i},\hat{\beta}_{\text{CF1},j})}{cov(\hat{\beta}_{2\text{SLS},i},\hat{\beta}_{2\text{SLS},j})} &= \frac{cov(\hat{\beta}_{\text{CF1},m},\hat{\beta}_{\text{CF1},n})}{cov(\hat{\beta}_{2\text{SLS},m},\hat{\beta}_{2\text{SLS},n})} \end{split}$$