

核心解释变量与控制变量

- 外生性通常是一个非常难以成立的假设
- 而在微观实证中，通常我们仅仅关心一个核心解释变量对于被解释变量的影响，此时回归方程可以写为：

$$y = \gamma \cdot w + \tilde{x}'\tilde{\beta} + u$$

其中 w 为我们关心的核心解释变量，而 \tilde{x} 为其他控制变量（control variables），记 $x = [w, \tilde{x}]'$ 。

- 如果只关注 γ 的识别和估计，我们可以放弃外生性假设这个比较强的假设，转而使用稍微弱一点的假设

条件外生性

条件外生性

在线性回归模型：

$$y = \gamma \cdot w + \tilde{x}'\tilde{\beta} + u$$

中，假设在给定 \tilde{x} 的条件下，误差项 u 与核心解释变量 w 均值独立，即：

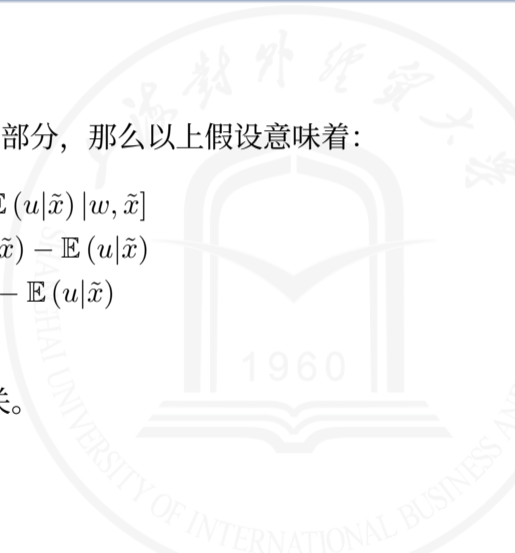
$$\mathbb{E}(u|w, \tilde{x}) = \mathbb{E}(u|\tilde{x})$$

条件外生性

- 如果记 $u^* = u - \mathbb{E}(u|\tilde{x})$ ，即 u 中不与 \tilde{x} 相关的部分，那么以上假设意味着：

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(u^*|w, \tilde{x}) &= \mathbb{E}[u - \mathbb{E}(u|\tilde{x}) | w, \tilde{x}] \\ &= \mathbb{E}(u|w, \tilde{x}) - \mathbb{E}(u|\tilde{x}) \\ &= \mathbb{E}(u|\tilde{x}) - \mathbb{E}(u|\tilde{x}) \\ &= 0 \end{aligned}$$

从而我们有： $\mathbb{E}(w \cdot u^*) = 0$ ，即 w 与 u^* 不相关。



条件外生性

- 进而，令 $w^* = w - \mathbb{E}(w|\tilde{x})$ ，即 w 中与 \tilde{x} 无关的部分，可以得到：

$$\mathbb{C}(w^*, u^*) = \mathbb{E}(w^* \cdot u^*) = 0$$

即在给定 \tilde{x} 的条件下， w 与 u 不相关，或者可以写为： $u \perp w|\tilde{x}$ 。

- 条件外生性是比较外生性更弱的假设，因为根据外生性假设，我们必须要求 $\mathbb{E}(u|w, \tilde{x}) = 0$ ，从而 $\mathbb{E}(u|\tilde{x}) = \mathbb{E}[\mathbb{E}(u|w, \tilde{x})|\tilde{x}] = 0$ ，从而必然有 $\mathbb{E}(u|w, \tilde{x}) = \mathbb{E}(u|\tilde{x}) = 0$ 成立。
- 条件外生性放松了对于 \tilde{x} 的外生性的假设，即可以允许有一些与 \tilde{x} 相关的因素存在于 u 中，部分允许 \tilde{x} 可以不是外生的，重要的是在给定 \tilde{x} 的情况下， w 与 u 是不相关的。

条件外生性

高考分数

- 在例教育回报中，如果我们可以观察到另外一个变量，如高考分数 s ，并将其作为控制变量：

$$\ln \text{income} = \gamma \cdot \text{edu} + x' \beta + \delta \cdot s + u$$

其中 $u = \text{ability} + \epsilon$ ，并假设 $\mathbb{E}(\epsilon | \text{edu}, x, s) = 0$ ，即内生性只来自于不可观测的能力。

- 如果我们将能力 ability 对高考分数和其他特征做投影，即：

$$\text{ability} = \eta \cdot s + x' \zeta + e$$

其中 $\mathbb{E}(e | s, x) = 0$

条件外生性

高考分数

- 此时:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(u|\text{edu}, x, s) &= \mathbb{E}(\text{ability} + \epsilon|\text{edu}, x, s) \\ &= \mathbb{E}(\text{ability}|\text{edu}, x, s) \\ &= \mathbb{E}(\eta \cdot s + x'\zeta + e|\text{edu}, x, s) \\ &= \eta \cdot s + x'\zeta + \mathbb{E}(e|\text{edu}, x, s) \end{aligned}$$

而注意到

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(u|x, s) &= \mathbb{E}(\text{ability} + \epsilon|x, s) \\ &= \mathbb{E}(\text{ability}|x, s) \\ &= \eta \cdot s + x'\zeta \end{aligned}$$

条件外生性

高考分数

- 从而条件独立性成立的条件为： $\mathbb{E}(e|\text{edu}, x, s) = \mathbb{E}(e|s, x) = 0$ 。
- 即：
 - 如果高考分数 s 和其他 x 相同的人，其能力的差异不会影响受教育程度，那么条件外生性就是成立的，我们仍然可以得到 γ 的识别。
 - 然而，即使高考分数相同，能力的差异也许会影响受更高程度（硕士、博士）教育的可能，此时高考分数相同的人也会因为能力的不同而导致不同的 edu ，从而 $\mathbb{E}(e|\text{edu}, x, s) \neq 0$ ，那么条件外生性也就不满足了。

条件外生性下的估计

- 如果，我们仅仅假设条件外生性假设，不妨记 $x = [w, \tilde{x}]'$, $\beta = [\gamma, \tilde{\beta}]'$
- 两边分别对 \tilde{x} 做条件期望，得到：

$$\mathbb{E}(y|\tilde{x}) = \gamma \cdot \mathbb{E}(w|\tilde{x}) + \tilde{x}'\tilde{\beta} + \mathbb{E}(u|\tilde{x})$$

相减，得到：

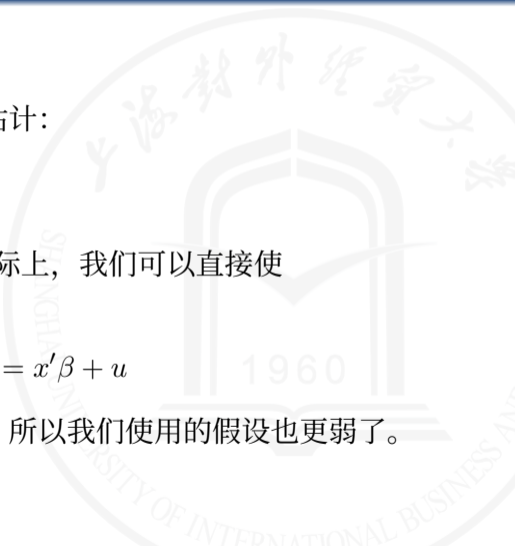
$$y - \mathbb{E}(y|\tilde{x}) = \gamma \cdot [w - \mathbb{E}(w|\tilde{x})] + [u - \mathbb{E}(u|\tilde{x})] = \gamma \cdot w^* + u^*$$

条件外生性下的估计

- 结合以上，我们可以使用如下步骤对 γ 进行估计：
 - ① 使用 y 对 \tilde{x} 做线性回归，得到残差 \hat{e}_y
 - ② 使用 w 对 \tilde{x} 做线性回归，得到残差 \hat{e}_w
 - ③ 使用 \hat{e}_y 对 \hat{e}_w 做回归，得到 $\hat{\gamma}$
- 注意以上步骤与分步回归完全一致。因而实际上，我们可以直接使用 y 对 w 和 \tilde{x} 做线性回归：

$$y = \gamma \cdot w + \tilde{x}'\tilde{\beta} + u = x'\beta + u$$

即可。只不过在这里，我们只关注 γ 的估计，所以我们使用的假设也更弱了。



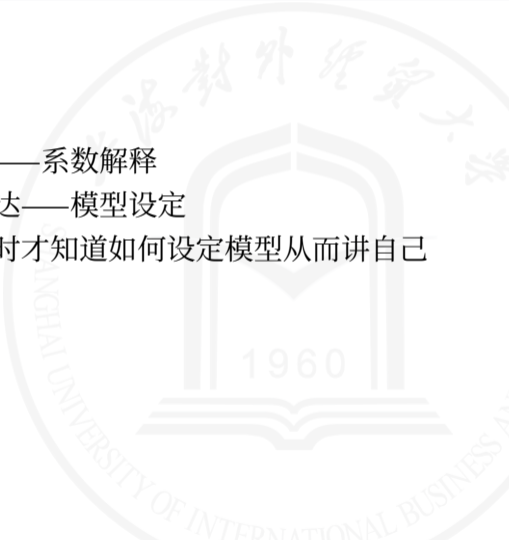
系数的解释

系数的解释与模型设定实际上是一体两面的：

- 阅读论文时，其他人的模型结果该如何理解——系数解释
- 写作论文时，有一个想法该如何使用模型表达——模型设定

所以只有熟练掌握了系数的解释，自己写作论文时才知道如何设定模型从而讲自己的故事：

- 多读
- 多想
- 多写



系数的解释：总论

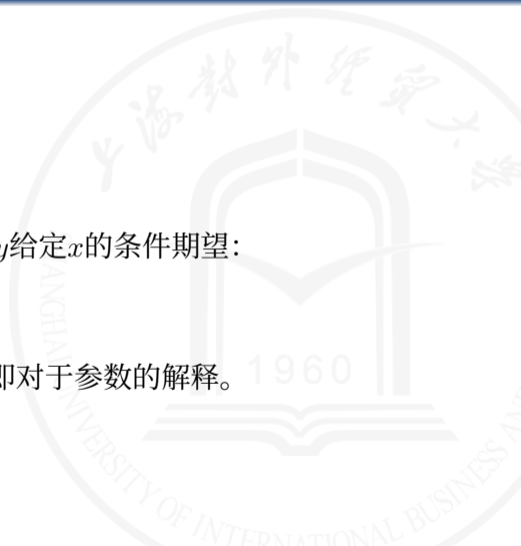
在回归方程

$$y = x'\beta + u$$

中，由于我们假设了外生性： $\mathbb{E}(u|x) = 0$ ，那么 y 给定 x 的条件期望：

$$\mathbb{E}(y|x) = x'\beta$$

我们可以使用条件期望函数将参数 β 表达出来，即对于参数的解释。



系数的解释：虚拟变量（对数）情形

McCallum(1995)

	(1)	(2)
y_i	1.3 (0.06)	1.21 (0.03)
y_j	0.96 (0.06)	1.06 (0.03)
$dist_{ij}$	-1.52 (0.10)	-1.42 (0.06)
Dummy $_{ij}$		3.09 (0.13)
样本量	90	683
调整的 R^2	0.890	0.811



系数的解释：虚拟变量（对数）情形

McCallum(1995)

在这个结果中，我们最关注的是第(2)列的结果， $Dummy_{ij}$ 的系数为3.09，且是显著的，那么意味着其他条件不变的情况下，加拿大的省内贸易比加拿大省份和美国州之间的跨国贸易额的对数大3.09，即加拿大省内贸易是跨国贸易额的 $e^{3.09} \approx 22$ 倍。

系数的解释：虚拟变量（交叉项）情形

如果 $d = 0/1$ 也为二元变量（ $w = 0/1$ 依然为二元变量）比如：

- $w = 1$ 代表上过大学， $w = 0$ 代表没有上过大学
- $d = 1$ 代表男性， $d = 0$ 代表女性
- y 代表对数收入

如果

$$y = \tau \cdot w + \eta \cdot d + \gamma \cdot w \cdot d + \tilde{x}'\tilde{\delta} + u$$

则

$$\begin{aligned} \gamma = & [\mathbb{E}(y|\tilde{x}, w = 1, d = 1) - \mathbb{E}(y|\tilde{x}, w = 1, d = 0)] \\ & - [\mathbb{E}(y|\tilde{x}, w = 0, d = 1) - \mathbb{E}(y|\tilde{x}, w = 0, d = 0)] \end{aligned}$$

why?

系数的解释：虚拟变量（交叉项）情形

锻炼身体效果的异质性

在辛普森悖论的例子中，如果我们的数据生成过程为：

$$y_{1i} = 83 - 10d_i + u_{1i}$$

$$y_{0i} = 80 - 10d_i + u_{0i}$$

假设 $u_{1i} = u_{0i} = u$ ，那么我们可以将其写为：

$$y = w \cdot y_1 + (1 - w) \cdot y_0 = 80 - 10 \times d + 3 \times w + u$$

然而，如果数据生成过程为：

$$y_{1i} = 83 - 8d_i + u_{1i}$$

$$y_{0i} = 80 - 10d_i + u_{0i}$$

即锻炼身体对男性和女性的效果不同，那么我们可以将其写为：

$$y = w \cdot y_1 + (1 - w) \cdot y_0 = 80 - 10 \times d + 3 \times w + 2 \times d \times w + u$$

系数的解释：虚拟变量（交叉项）情形

扶教育之贫

- 汪德华、邹杰和毛中根（2019）借助1995年的“义新工程”作为自然实验，将受到该项目影响的县作为处理组（ $program = 1$ ），于此同时区分了1995年年龄为2-6岁的样本（ $young = 1$ ）以及16-20岁（ $young = 0$ ）的样本。
- 由于该项目主要针对义务教育，从而 $young = 0$ 为不受项目影响的年龄组，而 $young = 1$ 的年龄组在整个义务教育阶段都受到了该项目的影。

系数的解释：虚拟变量（交叉项）情形

扶教育之贫

- 作者设定了如下模型：

$$y_{ic} = \beta \times \text{young}_i + \delta \times \text{program}_c + \lambda \times \text{program}_c \times \text{young}_i + x'_{ic}\delta + \epsilon_{ic}$$

其中 c 为县， i 为个体， y 为受教育年限。

- 从而：
 - β 度量了未受到项目影响的县中，95年2-6岁的样本相较于16-20岁的样本的受教育年限差异，或者“代际趋势”；
 - δ 则度量了95年16-20岁的样本在受到和未受到项目影响两类地区的受教育年限差异；
 - 而 λ 实际上度量了受到和没有受到项目影响两类地区的“代际趋势”的差异。

系数的解释：连续情况

对于连续变量，可以使用微分代替差分：

$$\frac{\partial \mathbb{E}(y|x)}{\partial x_j}$$

即所谓偏效应（partial effects）。比如，对于模型：

$$y = \gamma \cdot w + \tilde{x}'\beta + u$$

那么：

$$\gamma = \frac{\partial \mathbb{E}(y|x)}{\partial w}$$

即当 w 增加一单位时， y 平均增加 γ 。



系数的解释：对数情况

同样，如果模型为：

$$\ln y = \gamma \cdot w + \tilde{x}'\beta + u$$

那么：

$$\gamma = \frac{\partial \mathbb{E}(\ln y | w, \tilde{x})}{\partial w} = \mathbb{E} \left(\frac{\partial \ln y}{\partial w} | w, \tilde{x} \right) = \mathbb{E} \left(\frac{1}{y} \frac{\partial y}{\partial w} | w, \tilde{x} \right)$$

即此时 γ 可以解释为 w 增加1单位时， y 的百分比变化。

- 比如，如果 $\gamma = 0.01$ ，意味着1单位的 w 增加会导致 y 的1%增加

系数的解释：对数的情况

同理，如果模型为：

$$\ln y = \gamma \cdot \ln w + \tilde{x}'\beta + u$$

那么此时

$$\gamma = \mathbb{E} \left(\frac{\partial \ln y}{\partial \ln w} \middle| w, \tilde{x} \right)$$

此时 γ 可以解释为 w 增加百分之一时， y 的百分比变化，即所谓的弹性（elasticity）。

- 如果 $\gamma = 1$ ，那么当 w 增加1%（从而 $\ln w$ 增加0.01）时， $\ln y$ 增加 $0.01 \times \gamma = 0.01$ ，从而 y 相应增加1%。
- 那么如果：

$$y = \beta_1 \ln x_1 + \tilde{x}'\delta + u$$

该如何解释？

实例：引力模型

McCallum (1995)

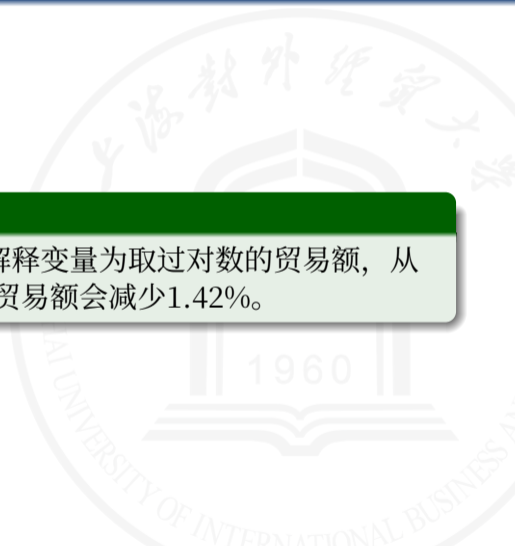
其结果如下：

	(1)	(2)
y_i	1.3 (0.06)	1.21 (0.03)
y_j	0.96 (0.06)	1.06 (0.03)
dist_{ij}	-1.52 (0.10)	-1.42 (0.06)
Dummy $_{ij}$		3.09 (0.13)
样本量	90	683
调整的 R^2	0.890	0.811

实例：引力模型

McCallum (1995)

上例中， $dist_{ij}$ 为取过对数的地区间距离，而被解释变量为取过对数的贸易额，从而-1.42可以理解为当距离增加1%时，地区间的贸易额会减少1.42%。



偏效应

- 如果模型中存在着解释变量的非线性函数形式，我们通常也是使用偏导：

$$\frac{\partial \mathbb{E}(y|x)}{\partial w}$$

进行解释，此时通常该效应并非常数，而是存在着异质性的影响，我们通常将以上偏导称之为偏效应（partial effects）。

- 由于影响是异质性的，即对于每个个体都是不同的，我们通常会计算偏效应的期望：

$$\mathbb{E} \left[\frac{\partial \mathbb{E}(y|x)}{\partial w} \right]$$

我们称之为平均偏效应（average partial effects, APE）。

系数的解释：平方项

在模型中加入平方项一般可以建模影响的非线性性，特别是边际递增、递减等特征，有的时候甚至还能表达U型、倒U型关系。

- 加入平方项：

$$y = \gamma \cdot w + \eta \cdot w^2 + \tilde{x}'\beta + u$$

那么偏效应为：

$$\frac{\partial \mathbb{E}(y|w, \tilde{x})}{\partial w} = \gamma + 2 \cdot \eta \cdot w$$

此时 w 对 y 的影响是：

- 异质性的
- 非线性的

系数的解释：平方项

- 异质性：
 - 每个人的 w （比如年龄）不同，那么 w 增加一单位时对 y 的影响也不同。
 - 此时可以计算平均偏效应（average partial effects, APE）：

$$APE = \mathbb{E} \left(\frac{\partial \mathbb{E}(y|w, \tilde{x})}{\partial w} \right) = \gamma + 2 \cdot \eta \cdot \mathbb{E}(w)$$

系数的解释：平方项

- 需要注意的是，一个常见的加入平方项的目的是查看是否存在U型或者倒U型的关系
- 然而，并非 $\eta > 0$ 就是U型，或者反过来 $\eta < 0$ 就是倒U型，我们还需要查看当我们查看对称轴 $-\gamma/2\eta$ 与 w 的分布范围：
 - 只有当 w 的分布范围包含了对称轴时，才能做如上断言，否则只能认为具有边际递增/递减的特性。
- 需要额外注意的是，只有当对称轴两边有足够多的样本时才能认为 w 的分布范围包含了对称轴，如果对称轴的一侧样本量相对较少，仅仅能够说明 w 对 y 的影响存在非线性性，或者边际递增/递减的特性，而不能充分说明U型或者倒U型关系。

系数的解释：平方项

对称轴

在quadratic.do中，我们模拟了如下的函数形式：

$$y = 2 - e^{-\frac{x}{2}} + u$$

从而

$$\frac{\partial \mathbb{E}(y|x)}{\partial x} = \frac{1}{2} e^{-\frac{x}{2}} > 0$$

即一个单调递增但是边际递减的影响。然而如果我们假设

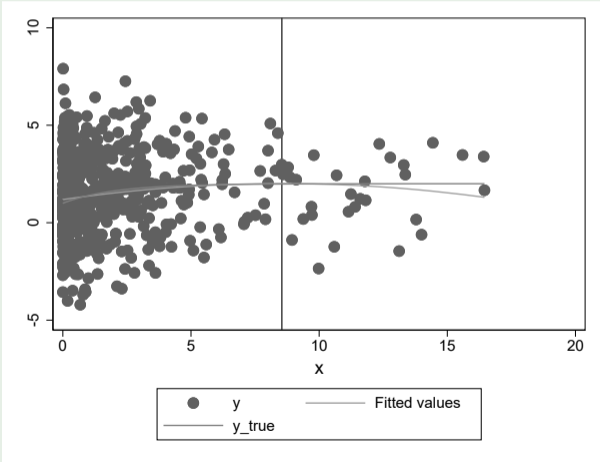
$$\frac{x}{2} \sim \chi^2(1), u \sim \mathcal{N}(0, 4)$$

的情况下做模拟，使用回归

$$y = \alpha + \beta x + \delta x^2 + u$$

系数的解释：平方项

对称轴



系数的解释：连续变量交乘项

- 有时我们也会设置交叉项：

$$y = \gamma \cdot w + \eta \cdot h + \tau \cdot w \cdot h + \tilde{x}'\beta + u$$

那么偏效应：

$$\frac{\partial \mathbb{E}(y|w, h, \tilde{x})}{\partial w} = \gamma + \tau \cdot h$$

- w 对 y 的影响受到另外一个变量 h 的影响，其平均偏效应为：

$$\mathbb{E}\left(\frac{\partial \mathbb{E}(y|w, \tilde{x})}{\partial w}\right) = \gamma + \tau \cdot \mathbb{E}(h)$$

系数的解释：连续变量与虚拟变量交乘项

- 有时参与交乘的两项并非都是连续变量，而是将一个虚拟变量与连续变量相乘，即

$$y = \gamma \cdot w + \eta \cdot d + \tau \cdot w \cdot d + \tilde{x}'\beta + u$$

其中 d 为虚拟变量， w 为连续变量，此时可以计算偏效应：

$$\frac{\partial \mathbb{E}(y|w, d, \tilde{x})}{\partial w} = \gamma + \tau \cdot d = \begin{cases} \gamma & d = 0 \\ \gamma + \tau & d = 1 \end{cases}$$

从而：

- τ 度量了 $d = 1$ 组与 $d = 0$ 组之间 w 对 y 的影响的异质性，而 γ 则度量了 $d = 0$ 这一组 w 对 y 影响的偏效应。
- 如果考虑 d 对 y 的影响，有

$$\mathbb{E}(y|d = 1, w, \tilde{x}) - \mathbb{E}(y|d = 0, w, \tilde{x}) = \eta + \tau \cdot w$$

则意味着 $d = 1$ 组与 $d = 0$ 组之间 y 的平均差异随着 w 的变化而变化。

实例：交叉项的解释

财政教育支出与城乡收入差距

贾婷月、王笑涵和司继春（2024）通过匹配个体初中时的城市财政教育支出，讨论了财政教育支出对于城乡收入差距的影响，其主要结果为

$$\ln \text{Income}_{ic} = -0.256 \times \text{hukou}_i \times \ln \text{PEE}_{ic} + 0.507 \times \text{hukou}_i + 0.254 \times \ln \text{PEE}_{ic} + \tilde{x}'\beta + u_{ic}$$

其中交乘项的系数有两种解释：

- ① 财政教育支出对于农村和城市的个体收入影响是不同的：教育公共支出每增加1%，会使得农村居民收入增加约 $e^{0.254} - 1 \approx 29\%$ ，而对于城市这一效应为 $e^{0.254-0.256} - 1 \approx 0$ ；
- ② 城乡之间的收入差距应为 $0.507 - 0.256 \times \ln \text{PEE}_{ic}$ ，随着财政教育支出的增加，城乡之间的收入差距会逐渐缩小。

估计平均偏效应：去平均

在实践中，将描述性统计中的均值带入到偏效应估计中虽然不复杂，但是繁琐，且无法直接获取APE的标准误。为了直接从回归中读出APE，一个实用的处理是把具有平方项、交叉项的变量去平均。比如在平方项和交叉项的设定中：

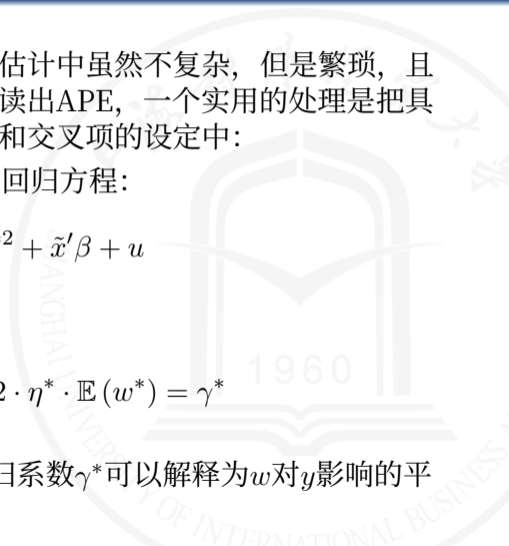
- 令 $w_i^* = w_i - \bar{w}$ ，从而 $\mathbb{E}(w^*) = 0$ ，如果使用回归方程：

$$y = \gamma^* \cdot w^* + \eta^* \cdot w^{*2} + \tilde{x}'\beta + u$$

那么平均偏效应为：

$$\mathbb{E}\left(\frac{\partial \mathbb{E}(y|w^*, \tilde{x})}{\partial w^*}\right) = \gamma^* + 2 \cdot \eta^* \cdot \mathbb{E}(w^*) = \gamma^*$$

从而如果将 w 去平均（demean），那么回归系数 γ^* 可以解释为 w 对 y 影响的平均偏效应。



估计平均偏效应：去平均

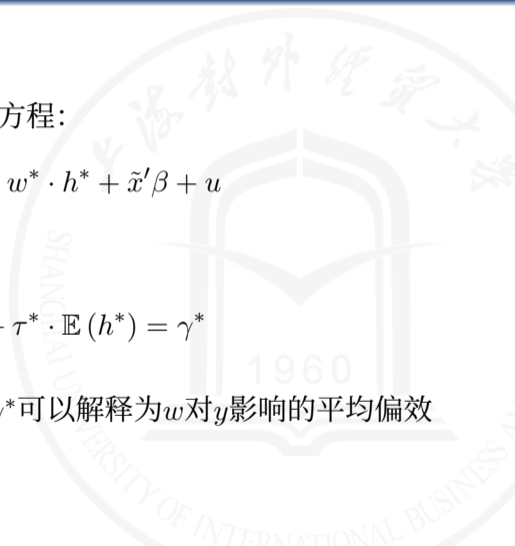
- 令 $w_i^* = w_i - \bar{w}$, $h_i^* = h_i - \bar{h}$, 如果使用回归方程:

$$y = \gamma^* \cdot w^* + \eta^* \cdot h^* + \tau^* \cdot w^* \cdot h^* + \tilde{x}'\beta + u$$

那么平均偏效应为:

$$\mathbb{E} \left(\frac{\partial \mathbb{E}(y|w^*, \tilde{x})}{\partial w^*} \right) = \gamma^* + \tau^* \cdot \mathbb{E}(h^*) = \gamma^*$$

从而如果将h去平均, 那么同样, 回归系数 γ^* 可以解释为 w 对 y 影响的平均偏效应。



实例：去平均

企业进入退出与生产率

文件demean.do做了如下回归：

$$\ln \text{Pollution} = c + \beta \ln \text{pgdp} + \gamma (\ln \text{pgdp})^2 + u$$

即观察污染（二氧化硫）排放是否随着人均GDP先增加后减少。

- 我们首先进行了不去平均的回归，得到的回归系数为 $\gamma = -0.342$, $\beta = 7.976$ ，而人均GDP的均值为0.702，可以计算平均偏效应应为 $7.976 - 2 \times 0.342 \times 0.702 = 0.863$ 。
- 紧接着使用egen计算人均GDP的平均，然后进行去平均操作，得到的 $\beta = 0.863$, $\gamma = -0.342$ 。注意到两组回归的 γ 估计是完全相同的，而去平均之后的 β 具有了平均偏效应的解释。

固定效应

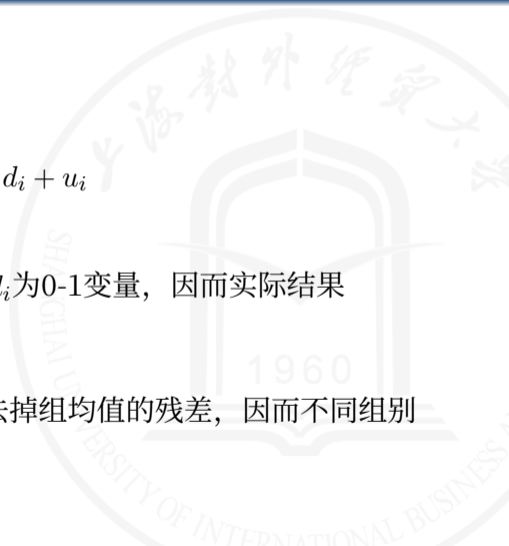
如果假设数据生成过程：

$$y_i = \alpha + \beta \cdot w_i + \gamma \cdot d_i + u_i$$

其中 $d_i = 0/1$ 。按照分步回归的步骤：

- ① 用 w_i 和 y_i 对 d_i 做回归，得到残差。注意由于 d_i 为0-1变量，因而实际结果是 w_i 和 y_i 被分组去均值。
- ② 用 e_y 对 e_w 做回归，得到 β 的估计。

注意在以上步骤中，实际使用的variation是被去掉组均值的残差，因而不同组别之间没有variation，是一个「组内」估计量。



分步回归

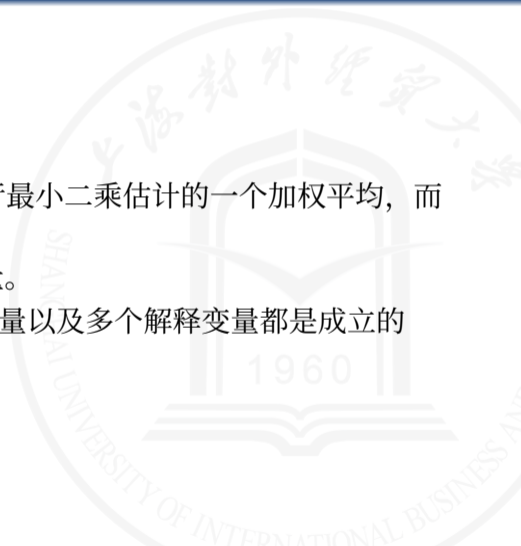
实际上，以上 β 的最小二乘估计为：

$$\begin{aligned}\hat{\beta} &= \frac{\sum_{i=1}^N d_i (w_i - \bar{w}_1) y_i + \sum_{i=1}^N (1 - d_i) (w_i - \bar{w}_0) y_i}{\sum_{i=1}^N \left[d_i (w_i - \bar{w}_1)^2 + (1 - d_i) (w_i - \bar{w}_0)^2 \right]} \\ &= \frac{\hat{\beta}_1 \left[\sum_{i=1}^N d_i (w_i - \bar{w}_1)^2 \right] + \hat{\beta}_0 \left[\sum_{i=1}^N (1 - d_i) (w_i - \bar{w}_0)^2 \right]}{\sum_{i=1}^N \left[d_i (w_i - \bar{w}_1)^2 \right] + \sum_{i=1}^N \left[(1 - d_i) (w_i - \bar{w}_0)^2 \right]} \quad (1) \\ &\triangleq \hat{\beta}_1 \omega_1 + \hat{\beta}_0 \omega_0\end{aligned}$$

其中 $\omega_1 + \omega_0 = 1$ 为一个权重， $\hat{\beta}_1$ 和 $\hat{\beta}_0$ 分别为对应 $d_i = 1/0$ 两个组中，使用 y 对 w 做回归得到的回归系数。

组内估计量

- 最小二乘估计 $\hat{\beta}$ 是在 $d_i = 0/1$ 的不同组内进行最小二乘估计的一个加权平均，而不涉及不同组之间的比较
- 因而 $\hat{\beta}$ 是一个组内（within-group）估计量。
- 实际上，以上结论对任意多个组别的虚拟变量以及多个解释变量都是成立的



固定效应

Simpson悖论

我们使用Stata模拟了Simpson悖论的数据:

- $y = 80 - 10 \times d + 3 \times w + u$
- $d = 1$: 男性, $w = 1$: 锻炼
- $P(w = 1|d = 1) = 0.8$
- $P(w = 1|d = 0) = 0.3$



固定效应

Simpson悖论

VARIABLES	(1) y	(2) y	(3) y	(4) y
exer	-1.856*** (0.285)	2.912*** (0.105)	3.187*** (0.0990)	3.059*** (0.0720)
gender				-10.05*** (0.0720)
Constant	77.57*** (0.205)	70.02*** (0.0915)	79.92*** (0.0521)	79.96*** (0.0483)
Observations	1,000	491	509	1,000
R-squared	0.041	0.613	0.671	0.953

Standard errors in parentheses

*** $p < 0.01$ ** $p < 0.05$ * $p < 0.1$

固定效应

- 在上例中，我们通过控制性别得到了锻炼对寿命的真实影响。
- 实际上，以上通过虚拟变量控制分组进行比较的思想可以扩展到任意的分类变量
- 我们经常把这些虚拟变量称之为固定效应 (fixed effects)，因为通过这些虚拟变量，我们将比较限制在分组内部，相当于“固定”了分组内部那些固定不变的不可观测因素（组内估计量）。
- 比如，当我们控制了地区的固定效应时，即限制了所有的回归的结果都来自于地区内部不同个体之间比较的结果，不存在不同地区之间的个体的比较，由于同一地区的所有地区因素都相同，那么同一地区的 x 不同所导致的 y 的不同就不可能是地区因素所引起的。
 - 从而，可以想象的是，如果某个地区只有一个个体或者观测，那么该观测数据将无法与其他观测进行比较，这一地区的数据也就对最终回归结果没有任何贡献了。

固定效应

我们可以使用虚拟变量的形式写出回归方程式：

$$y_i = x_i' \beta + \sum_{r=1}^{R-1} (\gamma_r \times d_{ir}) + u_i$$

其中当*i*个体属于地区*r*时， $d_{ir} = 1$ ，否则为0。或者，我们可以简写为：

$$y_{ir} = x_{ir}' \beta + \gamma_r + u_{ir}$$

固定效应

NTV与俄罗斯大选

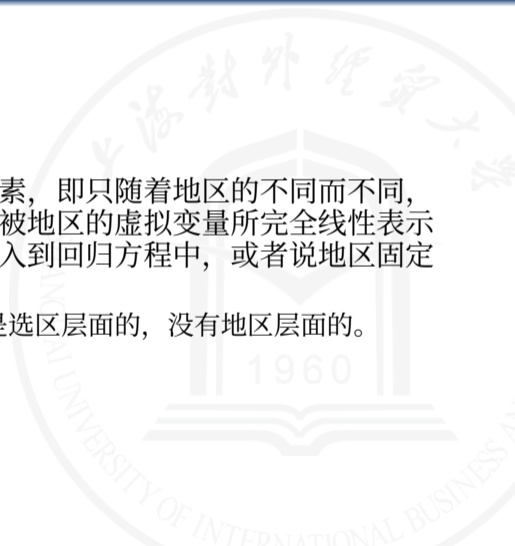
Enikolopov、Petrova和Zhuravskaya (2011) 研究了媒体（特别是独立的NTV电视台）对于俄罗斯大选的影响，他们的设定如下：

$$\text{vote}_{sr,1999} = \beta_0 + \beta_1 \text{NTV}_{sr,1999} + x'_{sr} \beta + \delta_r + \epsilon_{sr}$$

其中 $\text{vote}_{sr,1999}$ 为地区 r 的选区 s 在1999年选举中的结果，我们这里挑选对Unity党的投票结果； $\text{NTV}_{sr,1999}$ 为估计的电视台覆盖率， δ_r 为地区固定效应， x_{sr} 包含了经济社会控制变量以及4年前上一届选举的结果变量（ols_fe_ntv.do）

固定效应

- 注意到根据这一设定，所有的地区层面的因素，即只随着地区的不同而不同，但是同一个地区所有个体都相同的变量都会被地区的虚拟变量所完全线性表示出，从而所有这些地区层面的变量都无需加入到回归方程中，或者说地区固定效应控制了所有地区层面的因素。
 - 从而在上例中，控制变量中的所有变量都是选区层面的，没有地区层面的。



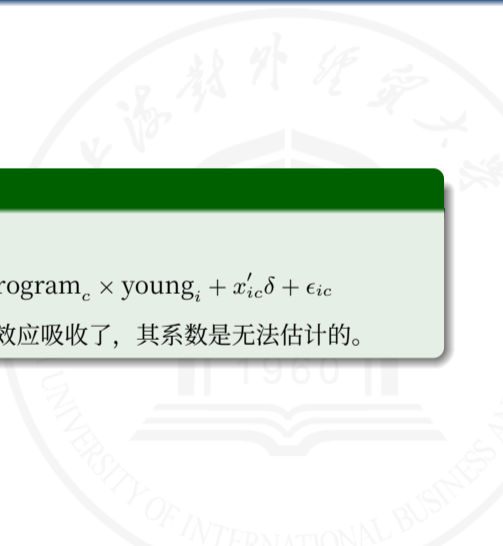
固定效应

扶教育之贫

- 在汪德华、邹杰和毛中根（2019）的设定中：

$$y_{ic} = \beta \times \text{young}_i + \delta \times \text{program}_c + \lambda \times \text{program}_c \times \text{young}_i + x'_{ic}\delta + \epsilon_{ic}$$

作者加入了县的固定效应，从而 program_c 被县的固定效应吸收了，其系数是无法估计的。



固定效应

- 有的时候不同的分类变量可能出现嵌套的情况：
 - 城市属于特定省份、细分行业属于特定的三类产业等。
 - 比如，在上例中，在选区和地区之间，还存在城市这一分类：每个地区有多个城市，每个城市有1-2个选区。
- 此时，我们可以控制更“高”层次的固定效应（比如地区），也可以控制更“低”层次的固定效应（比如城市）
- 而由于高层次的虚拟变量可以被低层次的虚拟变量表示出，从而低层次的固定效应是更加严格的控制。
- 当然，虽然理论上固定效应控制的越细越好，但是也需要考虑自由度 ($N - K$) 的问题
 - 更细致的固定效应可能会导致自由度快速耗散，能够使用的变异很小，导致回归结果不精确、不稳定，也更容易犯第II类错误。

固定效应

NTV与俄罗斯大选

- 在上例中，如果我们把`absorb(region)`换成更细的`absorb(city_id)`，可以发现剔除了缺失值之后，只有137个城市、274个选区（如何观察？）的数据被使用，其他数据都因为一个城市只有一个选区，无法参与比较被剔除了，相较于`absorb(region)`，观测数少了1450个。
- 大量的样本被剔除导致自由度大大降低，这会大大增加第II类错误的概率，从而造成核心解释变量“错误的”不显著。可能由于这个原因，作者最终还是将聚类层级放在地区层面而非城市层面。

固定效应

- 此外，如果我们有两个分类变量（比如地区地区和行业），那么可以同时加入两个分类变量的虚拟变量进行控制：

$$y_i = x_i' \beta + \sum_{r=1}^{R-1} (\delta_r \times d_{ir}) + \sum_{m=1}^{M-1} (\gamma_m \times d_{im}) + u_i$$

其中 d_{ir} 为第一个分类变量的固定效应， d_{im} 为第二个分类变量的固定效应。

- 以上回归方程经常被简写为：

$$y_{irm} = x_i' \beta + \delta_r + \gamma_m + u_{irm}$$

注意我们在加入这些固定效应时，都删掉了一个虚拟变量以保证矩阵可逆。

固定效应

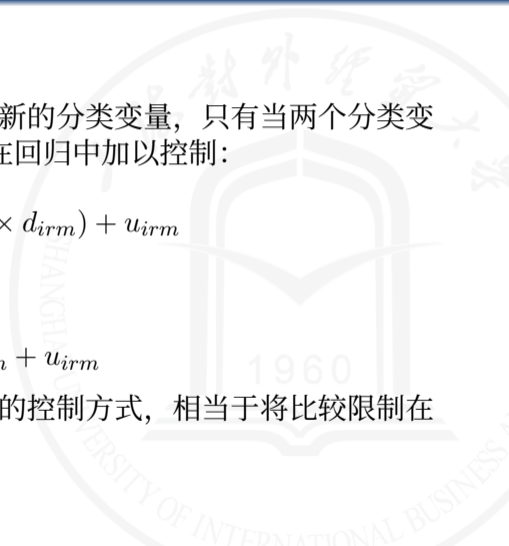
- 或者，我们可以使用两个分类变量定义一个新的分类变量，只有当两个分类变量同时成立时才=1，并将其作为固定效应在回归中加以控制：

$$y_{irm} = x_i' \beta + \sum_{r,m} (\eta_{rm} \times d_{irm}) + u_{irm}$$

或者：

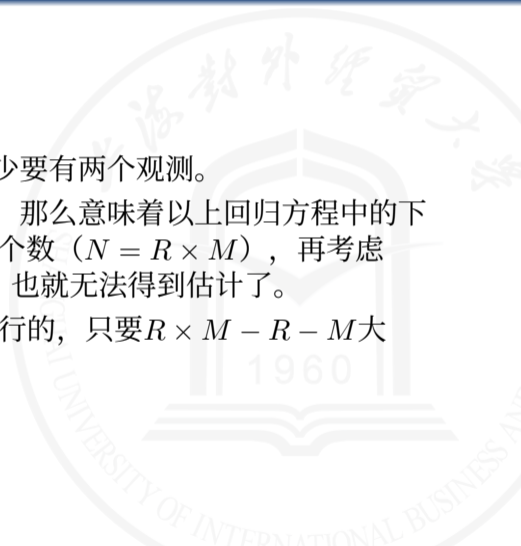
$$y_{irm} = x_i' \beta + \eta_{rm} + u_{irm}$$

- 这是一种比同时加入两组虚拟变量更为严格的控制方式，相当于将比较限制在同一地区且同一行业水平进行比较。



固定效应

- 当然，这么做的前提是在 r, m 的组合中，至少要有两个观测。
- 如果在所有的 r, m 组合中，都不足两个观测，那么意味着以上回归方程中的下角标 i 是多余的，此时样本量甚至等于 d_{rm} 的个数 ($N = R \times M$)，再考虑到 x 的维度，自由度 $N - K < 0$ 被完全耗光，也就无法得到估计了。
- 但是此时，分别加入两种固定效应是完全可行的，只要 $R \times M - R - M$ 大于 x 的维数即可。



固定效应

- 比同时加入两组虚拟变量更为严格，之前的设定假设了：

$$\eta_{rm} = \delta_r + \gamma_m$$

- 该假设意味着不可观测的地区因素和行业因素的影响是独立的、可加，显然这一假设并不一定成立，因而使用 η_{rm} 控制的更加严格。
- 该假设既可以是对 y 的数据生成过程的，也可以是对 x 的（习题）

固定效应

固定效应的模拟

- 考虑如下数据生成过程： $\delta_r \sim \mathcal{N}(0, 1)$ ， $\gamma_m \sim \mathcal{N}(0, 2)$ ，而解释变量

$$x_{irm} = h_i + \max(\delta_r, \gamma_m)$$

其中 $h_i \sim \mathcal{U}(0, 1)$ 。考虑如下两种不同的设定：

- $y_{irm} = 1 + 2 \times x_{irm} + \delta_r + \gamma_m + u_{irm}$
- $y_{irm} = 1 + 2 \times x_{irm} + \delta_r \gamma_m + u_{irm}$

- 可见第1种设定中， $\eta_{rm} = \delta_r + \gamma_m$ 的设定，而第2种设定不满足。
- simulate_fe.do对以上两种不同的数据生成过程进行了模拟并使用两种不同的固定效用控制方法进行了回归

固定效应

固定效应的模拟

VARIABLES	(1) DGP1	(2) DGP1	(3) DGP2	(4) DGP2
x	1.989*** (0.0425)	1.978*** (0.0666)	-0.323*** (0.0691)	1.877*** (0.0679)
Constant	1.851*** (0.0752)	1.870*** (0.116)	5.063*** (0.122)	1.284*** (0.118)
Observations	3,000	3,000	3,000	3,000
R-squared	0.955	0.958	0.777	0.919
R固定效应	Yes	No	Yes	No
M固定效应	Yes	No	Yes	No
R×M固定效应	No	Yes	No	Yes

Standard errors in parentheses

固定效应

财政教育支出与城乡收入差距

jia2014.do重复了例贾婷月、王笑涵和司继春（2024）中的结果

代码 1: 固定效应使用示例

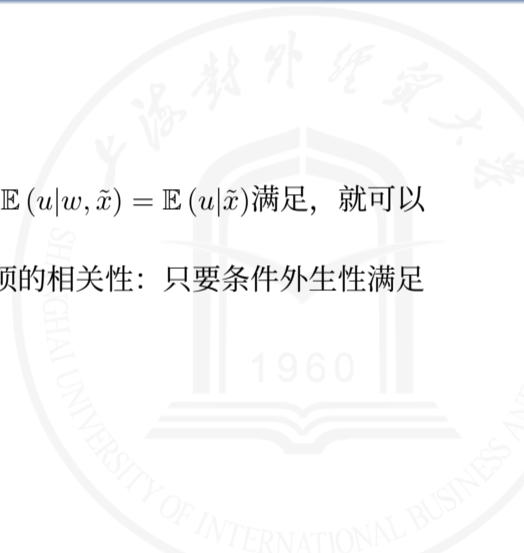
```
1 // jia2024.do
2 clear
3 use datasets/Jia_Wang_Si2024.dta
4 // 取对数
5 gen lnPEE=log(PEE)
6 // 去平均
7 egen m_lnPEE=mean(lnPEE)
8 gen dm_lnPEE=lnPEE-m_lnPEE
9 // 交乘项
10 gen hukou_dm_lnPEE=hukou*dm_lnPEE
11 // 回归
12 reg lnIncome hukou_dm_lnPEE hukou lnPEE gender nation married
   parents_edu
   outreg2 using jia2024, xtab nonl noc addt出生年份固定效应( 否 城市固定
```


固定效应

VARIABLES	(1) lnIncome	(2) lnIncome	(3) lnIncome	(4) lnIncome
hukou_dm_lnPEE	-0.233*** (0.0371)	-0.288*** (0.0374)	-0.256*** (0.0378)	-0.230*** (0.0414)
hukou	0.889*** (0.0508)	0.789*** (0.0513)	0.442*** (0.0517)	0.398*** (0.0548)
lnPEE	0.340*** (0.0216)	0.507*** (0.0242)	0.207*** (0.0682)	0.390*** (0.107)
gender	1.055*** (0.0441)	1.053*** (0.0437)	0.998*** (0.0407)	1.024*** (0.0424)
nation	0.405*** (0.0728)	0.337*** (0.0723)	0.130* (0.0703)	0.0804 (0.0705)
married	0.389*** (0.0469)	0.154*** (0.0503)	-0.288*** (0.0540)	-0.261*** (0.0572)
parents_edu	0.773*** (0.150)	0.681*** (0.149)	0.571*** (0.140)	0.597*** (0.145)
Constant	3.727*** (0.267)	2.043*** (0.287)	6.070*** (0.789)	4.011*** (1.228)

控制变量

- 在以上的讨论中，我们发现只要条件外生性 $\mathbb{E}(u|w, \tilde{x}) = \mathbb{E}(u|\tilde{x})$ 满足，就可以保证 w 的回归系数的一致
- 这也意味着我们部分允许控制变量 \tilde{x} 与误差项的相关性：只要条件外生性满足即可。



控制变量的内生性

条件外生性

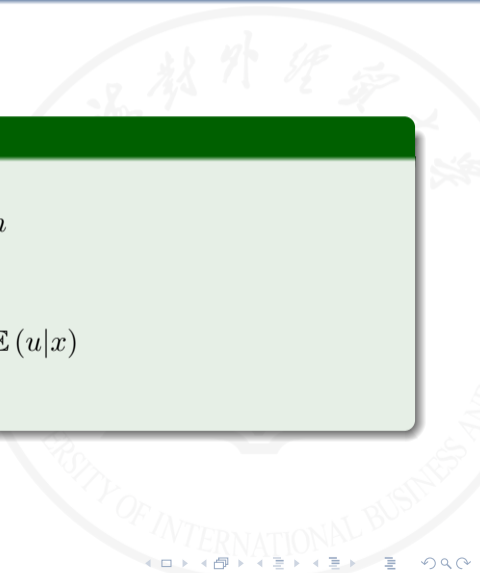
考虑如下DGP:

$$x = u + e, w = x + h$$

其中 u, e, h 相互独立, 那么此时

$$\mathbb{E}(u|w, x) = \mathbb{E}(u|x, h) = \mathbb{E}(u|x)$$

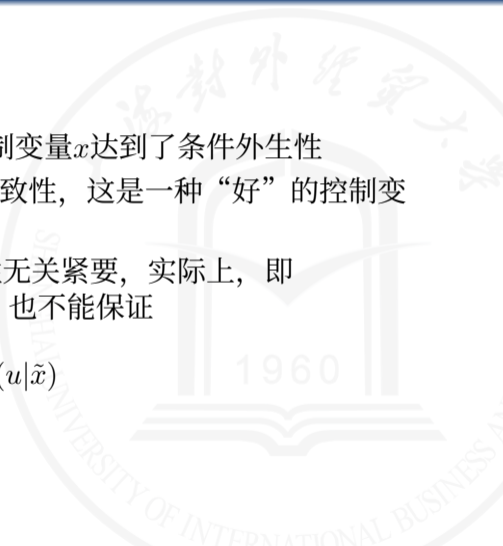
从而条件外生性是满足的, 虽然 x 与 u 是相关的。



控制变量的内生性

- 以上例子中，在回归方程中加入“内生”控制变量 x 达到了条件外生性
- 即使 x 与 u 相关，但是加入 x 保证了 w 系数的一致性，这是一种“好”的控制变量。
- 然而，以上论述不意味着控制变量 \tilde{x} 的内生性无关紧要，实际上，即使 $\mathbb{E}(u|w) = 0$ 从而 w 是一个外生随机的变量，也不能保证

$$\mathbb{E}(u|w, \tilde{x}) = \mathbb{E}(u|\tilde{x})$$



控制变量的内生性

坏控制

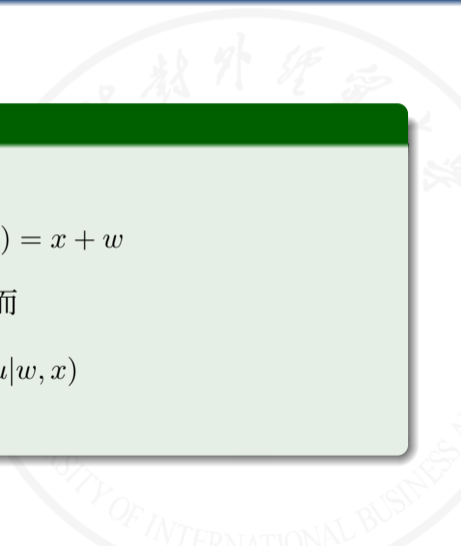
- 考虑如下DGP: $w \perp u$, $x = u - w$, 那么:

$$\mathbb{E}(u|w, x) = \mathbb{E}(u|w, u - w) = x + w$$

显然 $\mathbb{E}(u|x)$ 应该为 x 的函数而不应该包含 w , 从而

$$\mathbb{E}(u|x) \neq x + w = \mathbb{E}(u|w, x)$$

从而条件外生性不满足。



控制变量的内生性

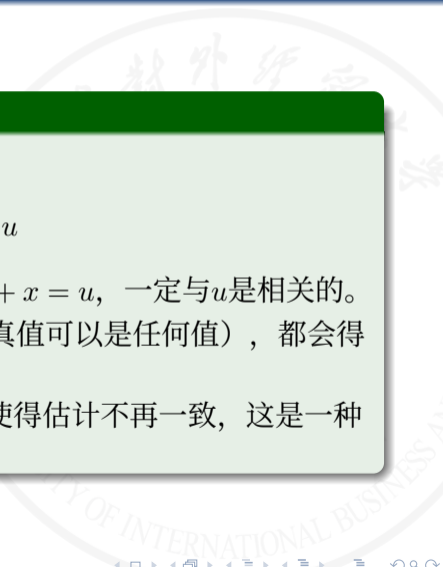
坏控制

- 此时，如果我们使用回归：

$$y = \alpha + \gamma \cdot w + \beta x + u$$

那么自然有 $\mathbb{L}(w|x) = -x$ ，从而 $w - \mathbb{L}(w|x) = w + x = u$ ，一定与 u 是相关的。

- 此时不管 y 真实的数据生成过程是什么（从而 γ 的真值可以是任何值），都会得到 $\text{plim} \hat{\gamma} = 1$ ，这显然是错误的结果。
- 此时，如果在回归方程中加入控制变量，反而会使得估计不再一致，这是一种“坏控制”（bad control）。

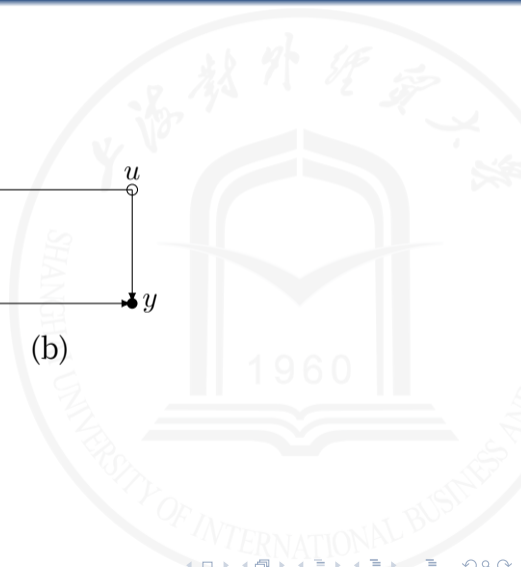
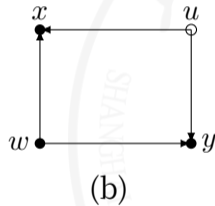
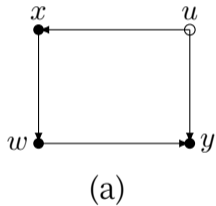


控制变量的内生性

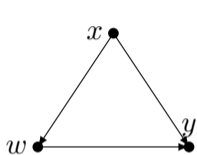
- 比较以上两个例子，两者的区别在于：
 - 在第1个例子中，控制变量 x 是 w 的原因
 - 而在第2个例子中， x 是 w 的一个结果。
- 我们可以使用Pearl (2009) 的“因果图” (causal diagrams) 来表达。
 - 因果图是一种表示因果影响的有向无环图 (directed acyclic graphs)，使用箭头表示因果的方向，实心点●代表可观测变量，空心点○代表不可观测变量。



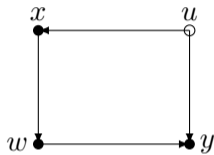
因果图



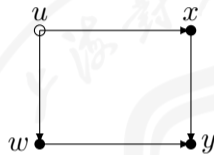
必须控制情形



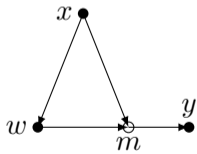
(a)



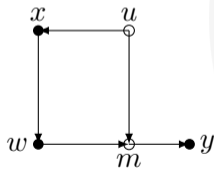
(b)



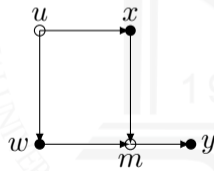
(c)



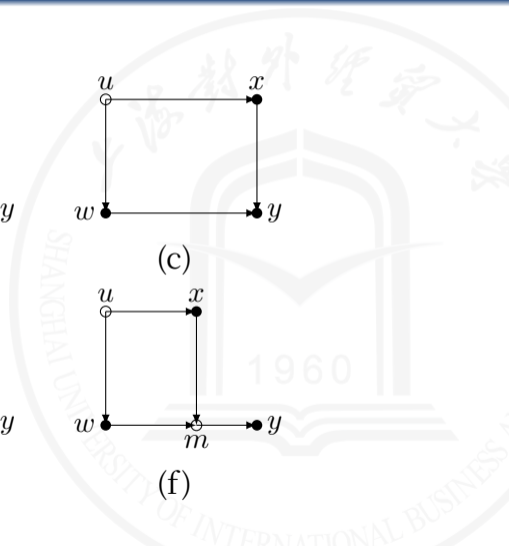
(d)



(e)



(f)



不能控制的情形

当 x 是 w 甚至 y 的结果时， x 作为“坏”控制，控制 x 反而会导致给定 x 的情况下 w 与 u 相关，此时就不能控制了。

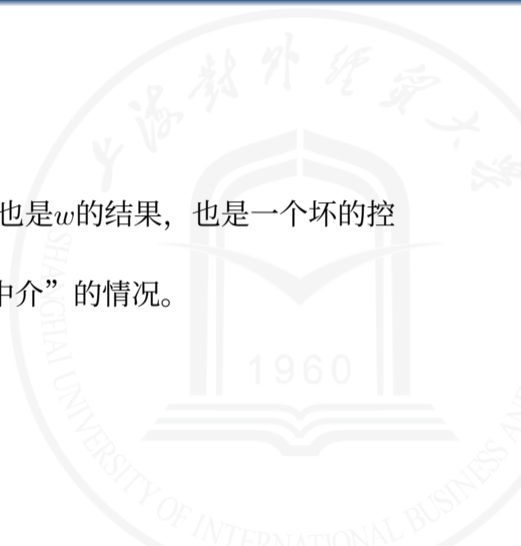
- (a)意味着 x 本身是结果变量 y 的一个结果，给定 x 会导致严重的偏误。

经济发展与身高

- Floud、Watcher和Gregory (1990) 使用英国、美国19世纪部队的的数据研究了儿童时期营养 (w) 与身高 (y) 的关系
- 他们发现随着人均GDP的增加，成年人的身高甚至在降低。
- 实际上，这很可能是由于坏控制的原因 (Schneider, 2020) 。
 - 是否参与部队 (x) 本身可能是身高的一个结果，使用部队数据实际上控制了是否参与部队这一变量
 - 身高高的人本身有更多的就业机会，这会导致会参与部队的身高普遍比较矮，在经济增长时期更是如此，所以才会导致如此奇怪的结果。

不能控制的情形

- (b)展示的即 x 作为一个“中介变量”，同样也是 w 的结果，也是一个坏的控制。
- 图(c)与(b)类似，即存在一个不客观测的“中介”的情况。



不能控制的情形

出生体重悖论

- Hernández-Díaz、Schisterman和Hernán (2006) 讨论了“出生体重悖论”，即一般而言，吸烟者 (w) 生的婴儿死亡率 (y) 大于不吸烟者生的婴儿死亡率
- 然而，如果将样本限制在出生体重 (x) 比较低的样本，会发现以上的关系反转了。
- 为了解释这一现象，可以考虑图(b)的因果图：
 - 出生时的体重实际上是父母吸烟的一个结果
 - 而出生时体重以及婴儿死亡率肯定会受到同样的不可观测的因素 u 的影响。
 - 如果将样本限制在出生体重比较低的样本，实际上就是控制了 x ，从而得到了错误结果。
 - 可以想象，不吸烟的父母如果出生的小孩体重很轻，很可能是有其他的更加严重的问题 (u)，导致了更高的死亡率

不能控制的情形

- (d)展示了一种比较特殊的情况，虽然看起来 x 像是一个“事前”变量，然而此时控制 x 会导致 w 系数的不一致（M-bias）。

- 比如，如果考虑

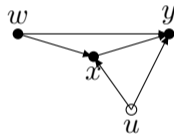
$$x = u_1 + u_2, \quad w = h + u_1$$

那么 $\mathbb{L}(w|x) = x$ ，从而 $w - \mathbb{L}(w|x) = h + u_1 - x = h - u_2$

- 而 u_2 是 y 的误差项，从而 $w - \mathbb{L}(w|x)$ 与 y 的误差项相关，导致条件外生性不满足。
- 该例子也可以看出，因果图只是作为一个思维导向作用，如果有可能，最好可以详细研究核心解释变量和被解释变量的数据生成过程。

中介效应与识别

然而，实际中以上“干净”的外生性往往是不存在的，真实的情况往往是这样的：



此时， x 与误差项相关，且 x 与 w 也相关，这会导致不仅 x 的系数不一致，而且 w 的系数也不一致。

中介效应与识别

- 在文献中， x 可能会被当做一个“中介变量”进行一系列的检验
- 特别是在机制检验中，“中介效应”（mediating effect）经常被作为一种检验 w 对 y 影响的机制。
- 然而这些研究多应用在心理学等学科中，在经济学中其应用是有待商榷的。
- 江艇（2022）详细讨论了中介效应在经济学实证研究中所存在的问题，建议在实证研究中需要慎重使用这一类方法。

