2014.4.1

第十三讲. 多重线性回归

- 1. 案例: 性别歧视诉讼案
- 2. 多重线性回归模型
- 3. 最小二乘法

1. 案例: 性别歧视诉讼案

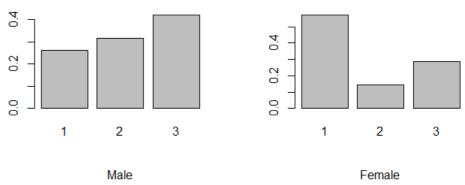
数据集 salary (alr3) 是美国中西部一个大学在80年代 关于"女性工资待遇受歧视"的法律诉讼过程中出示的 数据。该数据中所有52人都是学校正式教工。

数据表明女性平均工资比男性低3340\$

假设工资(Salary)的对数服从正态,两样本t-检验得 p值p=0.048,在0.05水平下可以认为男女工资有差异.

或者等价地,在如下简单线性模型中检验 $H_0: b=0$ $\log(Salary) = a + b \times Sex + \varepsilon$, $\varepsilon \sim (0, \sigma^2)$

但这种差异可能是其它因素引起的,比如:男女两组的职称等是否有系统性差异? (如果男性职称普遍较高,因为职称越高工资越高,则可能导致男性工资偏高).



干扰因素包括职称,学历,工龄,在现职称上的年数(下表).

变量	描述
Sex	1:女, 0: 男
Rank	职称 1: Assistant Prof, 2: Associate Prof, 3:Full Prof
Year	拥有当前职称(rank)的时间(单位:年)
Degree	最高学位。1:博士,0:硕士
YSdeg	工龄: 获得最高学位至今的时间(单位:年)
Salary	年薪 (\$)

如何控制这些干扰因素/协变量?

在简单线性模型的右端添加若干项:

$$\log(Salary) = a + b \times Sex + c \times Rank + d \times YS \deg + e \times Degree + f \times Year + \varepsilon$$

即可达到控制Rank, YEdeg, Degree, Year的目的.

检验H0: b=0, p值p=0.26,不显著,即男女工资无差异.

问题是:

■ 在简单模型右端加上若干项(即多重回归) 为什么就达到了控制变量的目的?

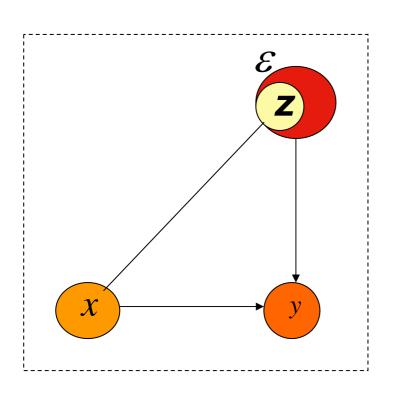
(下页)

■ 线性可加模型实际上假定了不同的Rank 等级内男女工资差异(b)是一致的(对其它 变量也是这样),这是否与实际相符?

(以后我们将使用交互作用检验线性可加的合理性)

简单模型:

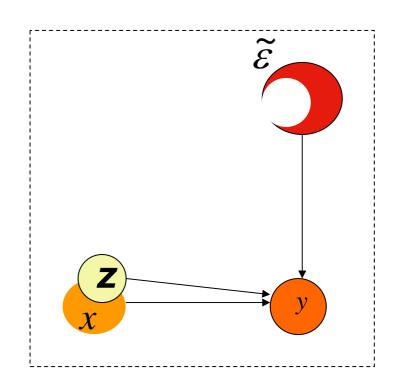
$$y = a + bx + \varepsilon$$
, $\varepsilon \sim (0, \sigma^2)$, ε 中含与 x 有关的成分



多重回归模型

$$y = a + bx + cz + \tilde{\varepsilon}, \quad \tilde{\varepsilon} \sim (0, \tau^2),$$

 $\tilde{\varepsilon} = (x, z)$ 独立



y:Salary, x:Sex, z:Rank, Degree, Year,...

实际上,多重回归可以看作两步分析:

• 首先, 从x,y中消除z的影响:

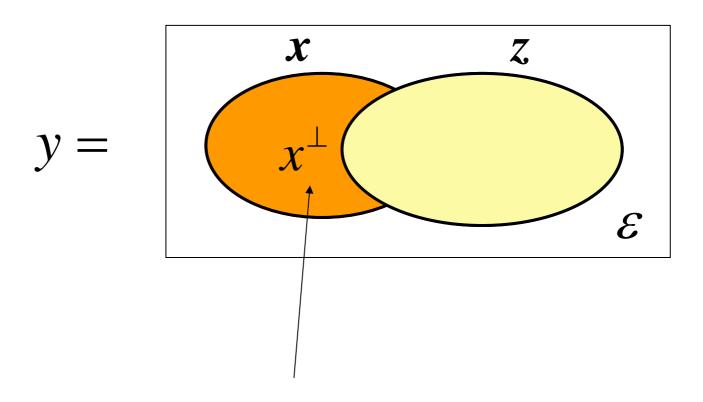
$$x^{\perp} = x - \sum_{x\mathbf{z}} \sum_{\mathbf{z}\mathbf{z}}^{-1} \mathbf{z}, \ y^{\perp} = y - \sum_{y\mathbf{z}} \sum_{\mathbf{z}\mathbf{z}}^{-1} \mathbf{z}$$

(它们的相关系数即为偏相关系数).

• 其次,对 y^{\perp} (或y)和 x^{\perp} 假设回归模型: $y^{\perp} = a + bx^{\perp} + \varepsilon$, ε 与x, **z**独立

$$\Leftrightarrow y - \sum_{yz} \sum_{zz}^{-1} z = a + b(x - \sum_{xz} \sum_{zz}^{-1} z) + \varepsilon$$

$$\Leftrightarrow y = a + bx + c'\mathbf{Z} + \varepsilon, \quad \sharp + c' = (\sum_{y\mathbf{z}} \sum_{\mathbf{z}\mathbf{z}}^{-1} - b\sum_{x\mathbf{z}} \sum_{\mathbf{z}\mathbf{z}}^{-1})$$



控制z (给定z)时,x对y的贡献