名词解释:

极大似然估计：从模型总体中随机抽取容量为n的样本观测值后，最合理的参数估计量应该使得从模型中抽取该样本观测值的概率最大。

总体回归函数：$E(Y|X)=f(X)$.

4:30-18:30
4:10

☆截面数据：一批发生在同一时间截面上的调查数据。样本回归函数：$\hat{Y}=\hat{\beta}_0+\hat{\beta}_1 X$.

✓内生解释变量：线性计量经济学模型中有一个重要的假设是随机干扰项的条件零均值假设，当该假设不成立时，称解释变量为内生解释变量。

☆选择性样本：是受限被解释变量的主要形式，<其样本观测值是在某种选择性限制的情况下抽取的。>

回归分析：研究一个变量关于另一个变量的依赖关系的计算方法与理论。

判断：多3.7. 受约束回归

RSSR－RSSU 检验约束条件的真实性.

☆受约束回归的可决系数一定比不受约束回归的可决系数小吗？

可决系数 $R^2=1-\frac{RSS}{TSS}$ 无约束样本回归模型的残差平方和为 RSS_U. 有约束为 RSS_R. 受约束与不受约束的 TSS总离差平方和是一样的 $RSS_R \geq RSS_U$. 从而 $ESS_R \leq ESS_U$. 也就代表着，对模型施加受约束条件会降低模型的解释能力，当然也可能相等。

2. 回归分析中对参数进行估计后于一步可直接运用该模型. ✗

答：(1). 根据样本观测值对计量经济学模型参数进行估计，求得回归方程；

(2). 对回归方程、参数估计值进行[显著性检验]

(3). 利用回归方程进行分析、评价及预测。

名词解释：三种数据定义. 回归分析概念. 内生解释变量. 选择性样本. 极大似然估计.

判断：回归分析. 可决系数.

简答：多重共线性. 能否进行参数估计. 工具变量 or 虚拟变量.

论述：年龄工资. 计算机.

简答:

☆. 多元线性回归模型的基本假设是否不满足基本假设的模型就无法进行参数估计?

假设1：回归模型是正确设定的。

假设2：解释变量 $X_1, X_2, \cdots, X_k$ 在所抽取的样本中具有变异性，且各 X_j 之间不存在[严格线性相关性]。

假设3：随机干扰项具有条件零均值性。

假设4：随机干扰项具有条件同方差及不序列相关性

假设5：随机干扰项满足正态分布。

还可以估计、不能用普通最小二乘法.

2. 为什么，在什么情况下要引入工具变量？

<v.> <adj.> <n.>

答：在模型估计过程中被作为工具，以代替与随机干扰项相关的内生解释变量。

(1). 与所替代的随机变量高度相关：$Cov(Z,X_j)\neq 0$.

(2). 与随机干扰项不相关：$Cov(Z,\mu)=0$;

(3). 与模型中其他解释变量不高度相关，以免出现严重的多重共线性。

3. 出现多重共线性的原因①. 后果②. 如何克服③.

答：①
1. 经济变量相关的共同趋势
2. 模型设定不谨慎
3. 样本资料的限制.

②
1. 完全共线性下参数估计量不存在
2. 近似共线性下普通最小二乘法参数估计量的方差变大
3. [参数估计量]经济意义不合理
4. 变量的显著性检验和模型的预测功能失去意义。

③
1. 排除引起共线性的变量
2. 减小参数估计量的方差.

证明题：第二章

$$Y_i=\beta_0+\beta_1 X_i+\mu_i.$$

(1). 假如其他基本假设全部满足，但 $Var(\mu_i)=\sigma_i^2\neq\sigma^2$. 试证明估计的斜率项仍是无偏，但方差变为

$$Var(\hat{\beta}_1)=\frac{\sum x_i^2\sigma_i^2}{(\sum x_i^2)^2}.$$

(2). 如果 $Var(\mu_i)=\sigma^2 K_i$. 试证明上述方差的表达式为

$$Var(\hat{\beta}_1)=\frac{\sigma^2}{\sum x_i^2}\cdot\frac{\sum x_i^2 K_i}{\sum x_i^2}.$$

该表达式与同方差假定下的方差 $Var(\hat{\beta}_1)$ 之间有何关系？分K大于1与小于1两种情况。

解：(1) 在一元线性回归模型中，有：

$$\hat{\beta}_1=\frac{\sum(X_i-\bar{X})(Y_i-\bar{Y})}{\sum(X_i-\bar{X})^2}.$$

令 $x_i=X_i-\bar{X}$, $y_i=Y_i-\bar{Y}$, 则有：

$$\hat{\beta}_1=\frac{\sum x_i y_i}{\sum x_i^2}=\frac{\sum x_i(\beta_1 x_i+\mu_i)}{\sum x_i^2}=\beta_1+\frac{\sum x_i\mu_i}{\sum x_i^2}.$$

$$\therefore E(\hat{\beta}_1)=E(\beta_1)+\frac{\sum x_i}{\sum x_i^2}E(\mu_i)=\beta_1$$

$$Var(\hat{\beta}_1)=Var(\beta_1)+Var\left(\frac{\sum x_i\mu_i}{\sum x_i^2}\right)$$

$$=0+\sum\left[\frac{x_i}{\sum x_i^2}\right]^2 Var(\mu_i)+\sum_{i\neq j}\frac{x_i}{\sum x_i^2}\cdot\frac{x_j}{\sum x_j^2}Cov(\mu_i,\mu_j).$$

$$=\frac{\sum x_i^2\sigma_i^2}{(\sum x_i^2)^2}.$$

(2). 由(1)知，得：$Var(\hat{\beta}_1)=\frac{\sum x_i^2\sigma^2 K_i}{(\sum x_i^2)^2}=\frac{\sigma^2}{\sum x_i^2}\cdot\frac{\sum x_i^2 K_i}{\sum x_i^2}.$

应用题:

1. 对一个以受教育程度(educ)和性别(D)为解释变量的劳动者工资(wage)模型

$$wage=\beta_0+\beta_1 educ+\beta_2 D+\mu.$$

其中，D为虚拟变量，当为女性时定取值为1，为男性时取值为0.

(1). 请解释D前参数的实际含义。

(2). 如何理解偏回归系数 β_2 的含义。

解：(1). 由假设 $E(\mu|educ,D)=0$ 得：$\beta_2=E(wage|educ,D=1)-E(wage|\cdots 0)$

D前参数在受教育程度相同的条件下，女性劳动者与男性劳动者工资的平均差异。

(2). 偏回归系数表示当其他解释变量保持不变，某解释变量增加一个单位时被解释变量的平均变化量。

β_2：在教育程度相同条件下，变量D由0增加到1时工资的平均变化量，这一变化量恰为[女性劳动者工资与男性劳动者工资的平均差额]

2. 为了考察一个高中毕业生拥有计算机对其高中阶段平均成绩的影响，设定如下简单模型：

$$score_i=\beta_0+\beta_1 PC_i+\mu_i.$$

其中，score为高中毕业生高中阶段的平均成绩，PC为是否拥有计算机的虚拟变量。

有无 → 父母 → 成绩 ← else → PC与score
↓
PC与μ

(1). 变量PC与μ同期相关吗，为什么？

(2). PC可能与父母的年收入相关吗？这是否意味着可用父母的年收入作为PC的工具变量？ 年收入 ↛ 成绩好坏，故可以

(3). 假设四年前学校为大约一半的学生提供了购买计算机资助，是随机的，你如何为PC构造工具变量？可以

资助 ↛ 成绩 → 家庭情况 ↛ μ

有无 · atant

[redacted] §5.3节协整与误差修正模型.

$\bar{R}^2 = 1 - \frac{RSS/(n-k-1)}{TSS/(n-1)}$ $\bar{R}^2 = 1-(1-R^2)\frac{n-1}{n-k-1}$.

背! · §4.2节异方差性. 原因. 后果.

随机干扰项的方差不再是常数 { 单增 / 单减 / 复杂.

审题

干万别混

原因: 不同样本点上[解释变量]以外的其他因素差异较大.

后果: 1. 参数估计量非有效.

2. 变量的显著性检验失去意义

3. 模型的预测失效.

为什么、在什么情况下要引入虚拟变量?

∵…… 经济中通常会有一些影响经济变量的因素无法定量度量,为了能够在模型中反映这些因素的影响,并提高模型的精度,构造只取"0"或"1"的虚拟变量,称为人工变量。

加法方式和乘法方式。如果m个定性变量,只引入m-1个虚拟。

某截面数据计量经济学模型 $Y_i = X_i\beta + \mu_i$,被解释变量服从正态分布,其样本观测值为 $Y_1, Y_2, \cdots, Y_n$,其中 Y_1, Y_2, Y_3 取相同值 a,其他观测值均大于 a。分别将该组样本看成[未受限制的随机抽取样本][以 a 为截断点的选择性样本][以 a 为归并点的选择性样本]分别采用最大似然法估计模型.

1. 写出三种情况下的对数似然函数表达式。

2. 比较三种情况下的对数似然函数值的大小,并加以简单证明。

1. ① $L(\beta, \sigma^2) = P(Y_1, Y_2, \cdots, Y_n)$

$$= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}}\sigma^n} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}\sum(Y_i - X_i\beta)^2}.$$

$$= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}}\sigma^n} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}\left[\sum_{i=1}^{3}(a - X_i\beta)^2 + \sum_{i=4}^{n}(Y_i - X_i\beta)^2\right]}.$$

$$\ln L = -\frac{n}{2}\ln(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2}\left[\sum_{i=1}^{3}(a - X_i\beta)^2 + \sum_{i=4}^{n}(Y_i - X_i\beta)^2\right].$$

② $L(\beta, \sigma^2) = \prod_{i=4}^{n} \frac{\frac{1}{\sigma}\phi((Y_i - X_i\beta)/\sigma)}{1 - \Phi((a - X_i\beta)/\sigma)}$

$$\ln L = -\frac{n-3}{2}(\ln(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2}\sum_{i=4}^{n}(Y_i - X_i\beta)^2 - \sum_{i=4}^{n}\ln(1 - \Phi(\frac{a - X_i\beta}{\sigma}))).$$

③ $Y_i = a$ 前三个点概率密度为:

$$P(Y_i = a) = P(\mu_i \le a - X_i\beta) = P(\frac{\mu_i}{\sigma} \le \frac{a - X_i\beta}{\sigma}) = \Phi(\frac{a - X_i\beta}{\sigma})$$

后 $n-3$ 个点服从正态分布. $f(Y_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{\frac{(Y_i - X_i\beta)^2}{2\sigma^2}}$.

$$L(\beta, \sigma^2) = \prod_{i=1}^{3}\Phi(\frac{a - X_i\beta}{\sigma}) \cdot \prod_{i=4}^{n}(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{\frac{(Y_i - X_i\beta)^2}{2\sigma^2}}$$

$$\ln L = -\frac{n-3}{2}\ln(2\pi\sigma^2)^2 - \frac{1}{2\sigma^2}\sum_{i=4}^{n}(Y_i - X_i\beta)^2 + \sum_{i=1}^{3}\ln\Phi(\frac{a - X_i\beta}{\sigma}).$$

2. $\because 0 < \Phi(\frac{a - X_i\beta}{\sigma}) < 1$. $0 < 1 - \Phi(\frac{a - X_i\beta}{\sigma}) < 1$.

$\therefore \ln\Phi(\frac{a - X_i\beta}{\sigma}) < 0$. $-\ln[1 - \Phi(\frac{a - X_i\beta}{\sigma})] > 0$.

∴ 截断 > 归并.

$\because -\frac{n-3}{2}\ln(2\pi\sigma^2) > -\frac{n}{2}(2\pi\sigma^2)$,

$-\frac{1}{2\sigma^2}\sum_{i=1}^{3}(a - X_i\beta)^2 < 0$, $-\ln[1 - \Phi(\frac{a - X_i\beta}{\sigma})] > 0$. ∴ 截 >

$\because \ln\Phi(\frac{a - X_i\beta}{\sigma}) < 0$. ∴ 归并与OLS不能比较.

假设有一个未被观察到的潜在变量 Y_i^*,它与 X_i 之间具有线性关系 $Y^* = X_i\beta + \mu$. $Y_i = \begin{cases} 1 & Y_i^* > 0 \\ 0 & Y_i^* < 0 \end{cases}$

试求 1) $P(Y_i = 1 | \beta_i, X_i)$. 2) β 的 MLE 对数似然函数.

1) $P(Y_i = 1 | X_i, \beta) = P(Y_i^* > 0 | X_i\beta) = P(\mu > -X_i\beta | X_i\beta) = 1 - F(-X_i\beta)$

2) $L = P(Y_1 = y_1, \cdots, Y_n = y_n) = \prod_{i=1}^{n} P(Y_i = 1)^{y_i} P(Y_i = 0)^{1-y_i} = \prod_{i=1}^{n}(1 - F(-X_i\beta))(F(-X_i\beta))^{1-y_i}$.

则 $\ln L = \sum_{i=1}^{n}(y_i\ln(1 - F(-X_i\beta)) + (1 - y_i)\ln F(-X_i\beta))$.

背 / 答

$F(-t) = 1 - F(t)$. $P(Y_i = 1) = P(Y_i^* > 0) = P(\mu_i^* > -X_i\beta) = 1 - F(-X_i\beta) = F(X_i\beta)$

$P(Y_1, Y_2, \cdots, Y_n) = \prod_{Y_i=0}[1 - F(X_i\beta)]\prod_{Y_i=1}F(X_i\beta)$. $L = \prod[F(X_i\beta)]^{Y_i}[1 - F(X_i\beta)]^{1-Y_i}$

$\ln L = \sum_{i=1}^{n}\{Y_i\ln F(X_i\beta) + (1 - Y_i)\ln[1 - F(X_i\beta)]\}$. $\frac{\partial\ln L}{\partial\beta} = 0$