

一致性

- 由于矩阵的逆也是连续映射，因而如果识别假设成立，那么

$$\begin{aligned}
 \hat{\beta} &= \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i x_i' \right]^{-1} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i y_i \\
 &= \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i x_i' \right]^{-1} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [x_i (x_i' \beta + u_i)] \right\} \\
 &= \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i x_i' \right]^{-1} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i x_i') \beta + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i u_i) \right] \\
 &\xrightarrow{P} [\mathbb{E}(x_i x_i')]^{-1} [\mathbb{E}(x_i x_i') \beta + \mathbb{E}(x_i u_i)] \\
 &= \beta
 \end{aligned}$$

极限分布

- 注意到由于

$$\hat{\beta} = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i x_i' \right]^{-1} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i y_i = \beta + \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i x_i' \right]^{-1} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i u_i$$

根据中心极限定理，我们通常关注 $\sqrt{N} (\hat{\beta} - \beta)$ 的渐进分布。

- 由于：

$$\sqrt{N} (\hat{\beta} - \beta) = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i x_i' \right]^{-1} \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=1}^N x_i u_i$$

其中第一部分可以根据大数定律，得到

$$\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i x_i' \right]^{-1} \xrightarrow{p} [\mathbb{E}(x_i x_i')]^{-1}$$

极限分布

- 而第二部分可以使用中心极限定理，在独立同分布假设下，如果 $\mathbb{V}(x_i u_i)$ 存在，那么

$$\sqrt{N} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i u_i - \mathbb{E}(x_i u_i) \right] \stackrel{a}{\sim} N(0, \mathbb{V}(x_i u_i))$$

- 由于 $\mathbb{E}(x_i u_i) = 0$ ，因而协方差矩阵：

$$\mathbb{V}(x_i u_i) = \mathbb{E}[(x_i u_i)(x_i u_i)'] = \mathbb{E}(u_i^2 x_i x_i')$$

因而：

$$\frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=1}^N x_i u_i \stackrel{a}{\sim} N(0, \mathbb{E}(u_i^2 x_i x_i'))$$

极限分布

- 将上式带入，我们可以得到：

$$\begin{aligned}
 \sqrt{N}(\hat{\beta} - \beta) &= \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i x_i' \right]^{-1} \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=1}^N x_i u_i \\
 &= [\mathbb{E}(x_i x_i')]^{-1} \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=1}^N x_i u_i + o_p(1) \\
 &\stackrel{a}{\sim} N\left(0, [\mathbb{E}(x_i x_i')]^{-1} \mathbb{E}(u_i^2 x_i x_i') [\mathbb{E}(x_i x_i')]^{-1}\right)
 \end{aligned}$$

极限分布

- 如果我们假设 u_i 是同方差的，以上渐进方差还可以继续化简：

$$\mathbb{E}(u_i^2 x_i x_i') = \mathbb{E}[\mathbb{E}(u_i^2 x_i x_i' | x_i)] = \mathbb{E}[x_i x_i' \mathbb{E}(u_i^2 | x_i)] = \sigma^2 \mathbb{E}(x_i x_i')$$

从而

$$\sqrt{N}(\hat{\beta} - \beta) \stackrel{a}{\sim} N(0, \sigma^2 [\mathbb{E}(x_i x_i')]^{-1})$$

注意以上渐进正态的结果并没有假设误差项的正态分布

标准误的估计

- 以上我们得到了最小二乘估计量 $\hat{\beta}$ 的渐进分布，其渐进方差为

$$\mathbb{V}(\hat{\beta}) = \frac{1}{N} \sigma^2 [\mathbb{E}(x_i x_i')]^{-1}$$

- 为了估计以上渐进方差，我们可以直接使用插入法 (plug-in)。其中 $\mathbb{E}(x_i x_i')$ 可以使用样本平均代替，同时注意到

$$\begin{aligned} s^2 &= \frac{\hat{u}'\hat{u}}{N-K} = \frac{1}{N-K} \sum_{i=1}^N \hat{u}_i^2 \xrightarrow{p} \mathbb{E}(\hat{u}_i^2) \\ &= \mathbb{E}\left(y_i - x_i'\hat{\beta} + x_i'\beta - x_i'\beta\right)^2 \\ &= \mathbb{E}\left[u_i - x_i'(\hat{\beta} - \beta)\right]^2 \\ &= \mathbb{E}(u_i + o_p(1))^2 \\ &\xrightarrow{p} \sigma^2 \end{aligned}$$

标准误的估计

- 从而 σ^2 可以使用 s^2 替代, 即使用

$$\widehat{\text{V}}(\hat{\beta}) = \frac{1}{N} s^2 \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i x_i' \right)^{-1} = s^2 (X'X)^{-1}$$

对 $\hat{\beta}$ 的渐进方差进行估计。

- 该估计式与小样本条件下条件方差的估计式完全一样。进而标准误的估计为

$$s.e.(\hat{\beta}_k) = \sqrt{s^2 (X'X)^{-1}_{kk}}$$

异方差

- 以上方差的估计量是基于同方差假定下得到的，然而现实中同方差的假定仍然很强，异方差的存在，即 $\mathbb{V}(u_i|x_i) = \sigma_i^2 \neq \sigma^2$ 使得以上对于渐进方差的估计变的不再可靠。
- 需要注意的是，异方差的存在并不影响参数的一致性。
- 异方差的两个后果：
 - 最小二乘估计量不再是最优线性无偏估计量，虽然无偏性仍然满足，但是有效性不再满足。
 - 影响渐进分布
 - $\sqrt{N}(\hat{\beta} - \beta) \overset{d}{\sim} N(0, \sigma^2 [\mathbb{E}(x_i x_i')]^{-1})$ 不再成立
 - $\sqrt{N}(\hat{\beta} - \beta) \overset{d}{\sim} N(0, [\mathbb{E}(x_i x_i')]^{-1} \mathbb{E}(u_i^2 x_i x_i') [\mathbb{E}(x_i x_i')]^{-1})$ 仍然成立

异方差稳健标准误

- 解决方法：异方差稳健标准误——无需调整系数，调整标准误即可
- 估计 $[\mathbb{E}(x_i x_i')]^{-1} \mathbb{E}(u_i^2 x_i x_i') [\mathbb{E}(x_i x_i')]^{-1}$:
 - $[\mathbb{E}(x_i x_i')]^{-1}$ 可以使用： $\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i x_i') \right]^{-1}$ 替代
 - 而 $\mathbb{E}(u_i^2 x_i x_i')$ 中由于 u_i 不可观测，我们可以考虑使用残差 \hat{u}_i 替代。

异方差稳健标准误

- 将残差其插入到 $\mathbb{E}(u_i^2 x_i x_i')$ 中，并将期望换成平均，由于

$$\hat{u}_i = y_i - x_i' \hat{\beta} = y_i - x_i' \beta + x_i' \beta - x_i' \hat{\beta} = u_i + x_i (\beta - \hat{\beta}) = u_i + o_p(1)$$

从而：

$$\begin{aligned} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{u}_i^2 x_i x_i' &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (u_i + o_p(1))^2 x_i x_i' \\ &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u_i^2 x_i x_i' + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N o_p(1) \\ &\xrightarrow{p} \mathbb{E}(u_i^2 x_i x_i') \end{aligned}$$

异方差稳健标准误

- 因而在异方差存在的情况下，我们可以使用 $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{u}_i^2 x_i x_i'$ 对 $\mathbb{E}(u_i^2 x_i x_i')$ 进行估计
- 将其插入，得到 $\hat{\beta}$ 的渐进方差的估计量为：

$$\begin{aligned} \widehat{\mathbb{V}}(\hat{\beta}) &= \frac{1}{N} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i x_i') \right]^{-1} \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{u}_i^2 x_i x_i' \right) \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i x_i') \right]^{-1} \\ &= \left[\sum_{i=1}^N (x_i x_i') \right]^{-1} \left(\sum_{i=1}^N \hat{u}_i^2 x_i x_i' \right) \left[\sum_{i=1}^N (x_i x_i') \right]^{-1} \\ &= (X'X)^{-1} \left(\sum_{i=1}^N \hat{u}_i^2 x_i x_i' \right) (X'X)^{-1} \end{aligned}$$

以上估计量首先由White(1980)引入计量经济学中，因而也称为怀特异方差稳健标准误（White's heteroscedasticity robust standard error）。

聚类标准误

很多时候我们使用的是分组数据：

$$y_{ig} = x'_{ig}\beta + u_{ig}$$

然而有时，误差项之间可能存在相关性：

$$\text{Cov}(u_{ig}, u_{jg'}) \neq 0$$

可能的原因：组内某些不能观察到的变量对 y_{ig} 有影响。

- 例如，如果 y_{ig} 是班级内学生的成绩，那么 g 是班级，教师质量等都可能影响成绩。

很多时候不能单纯使用group dummy来解决

- 例如，学生努力程度的peer effect

此时，仅仅做异方差文件的s.e.是不够的。

聚类标准误

- 然而，有 N 个误差项，从而误差项之间的协方差矩阵为 $N \times N$ 的矩阵，从而有 $\frac{N(N-1)}{2}$ 个未知参数，无法一一估计
- 一个简单的假设：在组内， u_{ig} 之间是相关的，然而不属于同一组的误差项之间不相关

$$\mathbb{E}(u_{ig}u_{jg'}) = \begin{cases} \sigma_{(ij)g} & g = g' \\ 0 & g \neq g' \end{cases}$$

聚类标准误

- 在此设定下，可以使用聚类标准误：

$$\mathbb{V}(\hat{\beta}) = [X'X]^{-1} \left[\sum_g x'_g \hat{u}_g \hat{u}'_g x_g \right] [X'X]^{-1}$$

- 如此，中间一项可以写为

$$\begin{aligned} \sum_g x'_g \hat{u}_g \hat{u}'_g x_g &= \sum_g \left(\begin{bmatrix} x_{1g} & \cdots & x_{N_g g} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{u}_{1g}^2 & \cdots & \hat{u}_{1g} \hat{u}_{N_g g} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{u}_{N_g g} \hat{u}_{1g} & \cdots & \hat{u}_{N_g g}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x'_{1g} \\ \vdots \\ x'_{N_g g} \end{bmatrix} \right) \\ &= \sum_g \sum_{i \in g} \sum_{j \in g} \hat{u}_{ig} \hat{u}_{jg} x_{ig} x'_{jg} \\ &= \underbrace{\sum_g \sum_{i \in g} \hat{u}_{ig}^2 x_{ig} x'_{ig}}_{\text{异方差稳健}} + \underbrace{\sum_g \sum_{i \in g} \sum_{j \neq i} \hat{u}_{ig} \hat{u}_{jg} x_{ig} x'_{jg}}_{\text{组内协方差}} \end{aligned}$$

聚类标准误

一般来说，cluster的标准误更大，因而参数的置信区间更大，更容易不显著。cluster标准误比i.i.d的标准误扩大了：

$$\sqrt{1 + \rho_x \rho_u (\bar{N} - 1)}$$

其中 ρ_x 为解释变量的组内相关性， ρ_u 为误差项组内相关性，而 \bar{N} 为平均的组大小。

固定效应和聚类标准误：一个实例

媒体对于俄罗斯大选的影响

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：

$$vote_{s,1999} = \beta_0 + \beta_1 NTV_{s,1999} + x' \beta + \delta_r + \epsilon_s$$

其中 $vote_{s,1999}$ 为选区 s 在1999年选举中的结果，我们这里挑选对Unity党的投票结果； $NTV_{s,1999}$ 为估计的电视台覆盖率， δ_r 为地区固定效应。（fixed_effects_ntv.do）

正态同方差条件下的分布

- 回忆在小样本的条件下，为了得到最小二乘估计量 $\hat{\beta}$ 的条件分布，我们使用了同方差假设以及正态性假设，并得到：

$$\frac{\hat{\beta}_k - \beta_k}{\sqrt{\sigma^2 (X'X)^{-1}_{kk}}} \sim N(0, 1)$$

- 在上式中， σ^2 是未知的，我们可以使用其无偏估计 s^2 来代替，然而，由于使用 s^2 代替了 σ^2 ，以上分布不再是标准正态分布，而是变成了自由度为 $N - K$ 的 t 分布：

$$\frac{\hat{\beta}_k - \beta_k}{\text{s.e.}(\hat{\beta}_k)} = \frac{\hat{\beta}_k - \beta_k}{\sqrt{s^2 (X'X)^{-1}_{kk}}} \sim t(N - K)$$

正态同方差下的检验

- 基于以上结论，对于原假设：

$$H_0 : \beta_k = b$$

我们可以使用统计量

$$t_k = \frac{\hat{\beta}_k - b}{s.e.(\hat{\beta}_k)} \sim t(N - K)$$

对单个系数进行假设检验。

- 实践中，最经常遇到的情况是判断 x_k 对于 y 是否有影响，即原假设为： $H_0 : \beta_k = 0$ ，此时检验统计量为：

$$\frac{\hat{\beta}_k}{s.e.(\hat{\beta}_k)} \sim t(N - K)$$

即直接使用参数估计值除以标准误，并与 $t(N - K)$ 的临界值进行比较就可以对原假设进行检验。

正态同方差下的检验

- 实践中，最经常遇到的情况是判断 x_k 对于 y 是否有影响，即原假设为： $H_0 : \beta_k = 0$ ，此时检验统计量为：

$$\frac{\hat{\beta}_k}{s.e.(\hat{\beta}_k)} \sim t(N - K)$$

即直接使用参数估计值除以标准误，并与 $t(N - K)$ 的临界值进行比较就可以对原假设进行检验。

- 在统计软件中，通常都会在计算 $\hat{\beta}$ 之后，汇报标准误，并给出在原假设： $H_0 : \beta_k = 0$ 条件下的 $p - value$ 。
- 在汇报回归结果时，通常将标准误 $s.e.(\hat{\beta}_k)$ 标记在系数下面的括号中，同时使用“星星”颗数表示显著性水平

回归表格

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

大样本同方差条件下的分布

- 小样本下的检验仍然依赖于误差项的正态性假设，大样本条件下，可以使用CLT从而可以放弃误差项正态的假设
- 在大样本条件下，我们可以放弃正态性假设，有：

$$\sqrt{N} (\hat{\beta} - \beta) \stackrel{a}{\sim} N \left(0, \sigma^2 [\mathbb{E} (x_i x_i')]^{-1} \right)$$

从而：

$$\sqrt{N} (\hat{\beta}_k - \beta_k) \stackrel{a}{\sim} N \left(0, \sigma^2 [\mathbb{E} (x_i x_i')]_{kk}^{-1} \right)$$

大样本同方差条件下的分布

- 此外，由于：

$$s^2 \xrightarrow{p} \sigma^2, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i x_i' \xrightarrow{p} \mathbb{E}(x_i x_i')$$

从而：

$$s^2 \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i x_i' \right)^{-1} = N s^2 (X'X)^{-1} \xrightarrow{p} \sigma^2 [\mathbb{E}(x_i x_i')]_{kk}^{-1}$$

- 根据Slutsky定理：

$$\frac{\hat{\beta}_k - \beta_k}{s.e.(\hat{\beta}_k)} = \frac{\sqrt{N}(\hat{\beta}_k - \beta_k)}{\sqrt{N s^2 (X'X)^{-1}_{kk}}} \stackrel{a}{\approx} N(0, 1)$$

大样本同方差条件下的检验

- 因而对于原假设 $H_0 : \beta_k = b$ ，我们可以使用统计量

$$\frac{\hat{\beta}_k - b}{s.e.(\hat{\beta}_k)} \stackrel{a}{\sim} N(0, 1)$$

对原假设进行假设检验。

- 注意到以上的检验统计量与同方差、正态总体条件下的检验统计量是一模一样的，除了其分布变为标准正态分布。
- 实际上：
 - 如果 K 固定，当样本量足够大时， $t(N - K) \xrightarrow{D} N(0, 1)$ ，此时使用 t 分布或者正态分布并无差异；
 - 另一方面， t 分布的比标准正态分布具有更厚的尾巴，意味着在相同的显著性水平下， $t(N - K)$ 的临界值总是大于标准正态分布的临界值，而在小样本时， t 分布和正态分布都不精确，但是使用 t 分布却有着更小的犯第I类错误的概率。
 - 基于以上原因，在实践中，无论样本量大小，我们通常都使用 $t(N - K)$ 分布取临界值。

异方差稳健标准误

- 如果存在异方差，以上计算的标准误都是错误的
- 怀特异方差稳健标准误：

$$\widehat{\text{V}}(\hat{\beta}) = (X'X)^{-1} \left(\sum_{i=1}^N \hat{u}_i^2 x_i x_i' \right) (X'X)^{-1}$$

- 在异方差的条件下，如果我们使用异方差稳健标准误，那么：

$$\frac{\hat{\beta}_k - \beta_k}{\text{s.e.}(\hat{\beta}_k)} = \frac{\hat{\beta}_k - \beta_k}{\sqrt{\widehat{\text{V}}(\hat{\beta})_{kk}}} \underset{a}{\sim} N(0, 1)$$

仍然成立。因而假设检验步骤与上述大样本条件下的假设检验步骤相同，唯一的区别在于使用的标准误替换为异方差稳健标准误。

异方差稳健标准误：一个模拟

异方差的模拟

- 在white_hetero.do中，我们首先生成 $x \sim N(0, 1)$ ，并生成一个 $\sigma = \sqrt{x^2}$ ，进而生成误差项： $u|x \sim N(0, \sigma^2)$ ，从而人为设定了一个异方差结构。
- 在以上程序中，我们首先定义了一个程序（program）：
 - 该程序会产生‘obs’个随机观测；
 - 在Stata中，reg命令后面加入选项robust就可以汇报基于异方差稳健标准误的结果，因而在该程序中加入了一个「robust」选项
 - 当使用该程序时，如果加入「robust」选项，在最小二乘估计时也会加入robust选项；如果不加该选项，则默认不适用怀特异方差稳健标准误。
- 最后我们返回了 b 的估计值、 b 的标准误以及是否拒绝了 $H_0 : b = 0$ 的原假设。最后通过simulate前缀，重复该命令1000次，并记录下每一次 b 的估计值、 b 的标准误以及是否拒绝了原假设。
- 我们设 $b = 0$ 运行了以上程序，经过1000次模拟

多重共线性

- 在最小二乘法的假设中，要求 $\sum_{i=1}^N x_i x_i' = X'X$ 可逆，如果该假设不满足，我们称为完美共线性（perfect collinearity）。
 - 如果存在完美共线性，意味着变量之间可以完美的线性表示出，或者存在完美的线性相关性，那么回归方程是不可识别的。
- 然而现实的情况可能是，虽然 $X'X$ 可逆，但是变量之间的相关性非常高，此时，留给每一个变量的变异（variation）可能会太小，从而导致对该系数的推断有失准确。

系数的标准误

- 令 $X = [X_{-*} \quad x_*]_{N \times K}$ ，其中 x_* 为一个1维列向量，可能是我们所关注的变量，那么

$$X'X = \begin{bmatrix} X'_{-*}X_{-*} & X'_{-*}x_* \\ x'_*X_{-*} & x'_*x_* \end{bmatrix}$$

- 使用分块矩阵求逆公式，假设 X_{-*} 包含常数项，有：

$$\begin{aligned} (X'X)_{KK}^{-1} &= \left[x'_*x_* - x'_*X_{-*} (X'_{-*}X_{-*})^{-1} X'_{-*}x_* \right]^{-1} \\ &= \frac{1}{(N-1) s_{x_*}^2 (1-R_*^2)} \end{aligned}$$

其中 R_*^2 为使用 x_* 对 X_{-*} 做回归所得到的可决系数。

系数的标准误和多重共线性

- 从而，同方差下 $\hat{\beta}_K$ 的渐进方差的估计为：

$$\widehat{\text{V}}\left(\hat{\beta}_K\right) = \frac{s^2}{(N-1) s_{x_*}^2 (1-R_*^2)}$$

即 x_* 的系数 $\hat{\beta}_K$ 的标准误受到以下几个因素的影响：

- ① 误差项 u 的方差越大，则 s^2 越大， $\hat{\beta}_*$ 的方差越大；
 - ② 样本量 N 越大，则 $\hat{\beta}_*$ 的方差越小；
 - ③ 变量 x_* 的样本方差 $s_{x_*}^2$ 越大，则 $\hat{\beta}_*$ 的方差越小；
 - ④ R_*^2 越小，即其他变量对于 x_* 的预测能力越弱、相关性越小，则 $\hat{\beta}_*$ 的方差越小。
- 其中第4条意味着，即使不存在完美共线性，变量之间的高度相关也会导致估计量方差变大，我们称这种现象为**多重共线性 (multicollinearity)**。
 - 相比于 x_* 与其他解释变量 X_{-k} 之间不相关的情况， $\hat{\beta}_*$ 的方差被扩大了 $\frac{1}{1-R_*^2}$ 倍，因而该数值也被称为**方差膨胀因子 (variance inflation factor, VIF)**。

多重共线性的后果

- 多重共线性会导致一些我们不希望看到的后果，比如：
 - 由于回归系数的方差比较大，因而所估计出的系数非常不稳定，精度很差，甚至会出现本来为正，估计出来却是负的情况，或者相反；
 - 同样由于由于回归系数的方差比较大，虽然估计出来的系数比较大，但是由于标准误也非常大，假设检验的结果可能是不显著，此时更容易犯第II类错误。
 - 问题：第I类错误呢？

多重共线性的模拟

多重共线性的后果

在下面程序中，我们设定 $x_1 \sim N(0, 1)$ ，并在以下两种情况：

- ① $mc = 0$ 时，令 $x_2 \sim N(0, 1)$
- ② $mc = 1$ 时，令 $x_2 = \frac{3}{\sqrt{10}}x_1 + \frac{1}{\sqrt{10}}e, e \sim N(0, 1)$

从而在第一种情况下， x_1, x_2 之间不存在相关性，而在第二种情况下， x_1, x_2 之间存在着极强的相关性。注意在以上两种情况下， x_2 的方差都是一样的。之后使用：

$$y = b \cdot x_1 + x_2 + u, u \sim N(0, 1)$$

产生 y ，并进行回归，重复2000次 (multi_colinearity.do)

我们分别选取了四种情况下，计算了在原假设 $H_0 : b = 0$ 的条件下，拒绝原假设的比例、 b 估计值 \hat{b} 的平均值 $\bar{\hat{b}}$ 、 \hat{b} 的标准差 $s.d.(\hat{b})$ 、 \hat{b} 的标准误的平均值 $s.e.(\hat{b})$ 以及估计出的系数 \hat{b} 为负数的比例 neg

多重共线性的模拟

多重共线性的后果

	b	多重共线性	N	拒绝率	$\bar{\hat{b}}$	$s.d.(\hat{b})$	$s.e.(\hat{b})$	neg
(1)	0	有	20	5.85%	-0.026	0.794	0.769	50.3%
(2)	1	有	20	23.6%	0.979	0.768	0.804	10.3%
(3)	1	无	20	94.65%	0.991	0.243	0.253	0.05%
(4)	1	有	200	85.65%	1.007	0.321	0.327	0.1%

多重共线性的模拟

- 在所有的4行中，所有的估计偏差都不大，且所有的标准误的估计（的均值）与 \hat{b} 的标准差都相差不大，意味着标准误的估计问题不大。
- 在(1)行中，在 $b = 0$ 的情况下，我们可以看出犯第一类错误的概率大约为5.85%，与理论值5%非常接近，意味着假设检验的水平（size），或者犯第一类错误的概率没有出现太大问题。
- 在相同样本量下，通过比较第(2)行与第(3)行，可以看到多重共线性的存在使得 $s.d.(\hat{b})$ 增加了，因而也减少了检验的势（power），也就是犯第二类错误的概率提高了。
- 在相同样本量下，通过比较第(2)行与第(3)行，可以看到多重共线性的存在使得估计出的系数以更大的概率出现了符号相反的情况，意味着估计出的系数更加不稳定了。
- 比较第(2)行与第(4)行，可以发现随着样本量变大，检验的势有极大改善，同时系数符号估计反的情况也得到了极大改善。

多重共线性的后果

- 多重共线性的存在并没有像异方差问题一样，使得标准误的估计出现问题。
 - 多重共线性导致的问题是在给定样本量的条件下，估计系数的标准差变大了。
 - 由于标准误的估计没有问题，因而犯第I类错误的概率也没有被影响。
- 但是，由于标准误变大了，犯第二类错误的概率却变大了，这意味着，即使某个变量有影响，由于多重共线性的存在，却很有可能不能拒绝原假设。
- 另外，多重共线性是一个小样本问题，当 N 变大时，多重共线性导致的问题都可以被有效解决。
- 综合以上，多重共线性在小样本且系数不显著的情况下，可能是比较棘手的问题。

多重共线性的诊断

- 方差膨胀因子
- 另一个比较有效的方法时计算矩阵 $X'X$ 的条件数 (condition number)
 - 矩阵 $X'X$ 经过标准化之后, 最大特征值与最小特征值之比即条件数。
 - 条件数越大, 代表变量之间的相关性越严重, 共线性也越严重
 - 一般认为条件数大于20时需要关注多重共线性的问题。

多重共线性的处理

- 如果存在多重共线性，通常非常难以处理：
 - 理论上最行之有效的方法是扩大样本量，然而在观测数据中通常是不可行的。
 - 常用的其他方法，比如删除变量、主成分分析等方法，都可能带来更加严重的问题。
 - 此外，使用Lasso或者岭回归方法会使得系数不可避免地产生偏差，因而如果我们关心的是因果推断，除非在高维情况下，这些方法也应该尽量避免使用。
- 幸运的是，只有小样本且核心解释变量不显著时，才需要担心多重共线性问题。
- 在实际应用中应该尽量使用观测更多或者更加微观的数据，结论会更加稳定。

受限最小二乘

- 有时回归模型中的系数可能存在天然的约束条件，此时我们可以通过约束最小二乘（constrained least squares）或者受限最小二乘（restricted least squares）的方法得到估计量。
- 为了简单起见，我们这里讨论带有线性约束的最小二乘估计问题，其中线性约束为：

$$R\beta - q = 0$$

其中 R 为 $r \times K$ 的（行满秩）矩阵， r 为约束个数， q 为 $r \times 1$ 的矩阵。

线性约束举例

生产函数的约束

比如，一个可能的场景是对于生产函数： $Y = AK^\alpha L^\delta$ 两边取对数并加入误差项，得到：

$$\ln Y = \eta + \alpha \ln K + \delta \ln L$$

其中 $\eta = \ln A$ 为不可观测的误差项，我们可能需要检验该生产函数是不是规模报酬不变的，这等价于检验： $\alpha + \delta = 1$ 。或者我们可以令：

$$\beta = \begin{pmatrix} \eta \\ \alpha \\ \delta \end{pmatrix}, R = [0 \quad 1 \quad 1], q = 1$$

那么 $\alpha + \delta = 1$ 可以写为： $R\beta - q = 0$

线性约束举例

多个约束

如果在回归：

$$y_i = \beta_1 + \beta_2 x_{i2} + \beta_3 x_{i3} + u_i$$

如果理论上满足 $\beta_1 = 0, \beta_2 + \beta_3 = 1$ ，那么以上两个约束可以使用：

$$\beta = \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \end{pmatrix}, R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}, q = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

带入 $R\beta + q = 0$ 来表示，此时 $r = 2$ ，即有两个约束。

受限最小二乘

- 我们将 $R\beta - q = 0$ 作为最小二乘法目标函数的约束条件，即可解得受限最小二乘估计量：

$$\begin{aligned} \min_{\beta} (Y - X\beta)'(Y - X\beta) \\ \text{s.t. } R\beta - q = 0 \end{aligned}$$

- 通过拉格朗日乘子法，以上最优化问题等价于最小化：

$$\mathcal{L}(\beta, \lambda) = (Y - X\beta)'(Y - X\beta) - 2\lambda'(R\beta - q)$$

其中 2λ 为 $r \times 1$ 的拉格朗日乘子，因为有 r 个约束，相应的有 r 个拉格朗日乘子。

- 其一阶条件为：

$$\begin{cases} 2X'X\beta - 2X'Y - 2R'\lambda = 0 \\ 2(R\beta - q) = 0 \end{cases}$$

联合检验

- 以上我们介绍了单个系数的假设检验问题，然而在许多应用中，我们需要对多个系数进行联合检验
- 对回归方程：

$$y_i = x_i' \beta + u_i$$

我们希望检验在真实的数据生成过程中： $R\beta - q = 0$ 是否成立，即检验原假设：

$$H_0 : R\beta - q = 0$$

以及备择假设 $R\beta - q \neq 0$ 。

联合检验的构造

- 为了构造检验统计量，我们可以分别讨论原假设成立以及备择假设成立条件下不受限的最小二乘估计量 $\hat{\beta}$ 以及首先最小二乘估计量 $\hat{\beta}_c$ 之间的差异。
- 如果原假设成立，即 $R\beta - q = 0$ 成立，如果记 \hat{u} 为无约束下最小二乘估计量 $\hat{\beta}$ 计算的残差， \hat{u}_c 为受限最小二乘估计量计算得到的残差，那么如果原假设成立，应当有 $RSS_c - RSS \approx 0$ ，其中

$$RSS_c = \sum_{i=1}^N \hat{u}_{c,i}^2, \quad RSS = \sum_{i=1}^N \hat{u}_i^2$$

- 然而当原假设不成立时， $\hat{\beta}_c \neq \hat{\beta}$ ，此时两个残差平方和应该有非常大的差异，或者 $RSS_c \gg RSS$ 。

F统计量

- 为了进行假设检验，我们必须推导出在原假设成立的条件下， $RSS_c - RSS$ 的分布情况。
- 注意到以上的残差之差一定依赖于误差项的方差，所以为了构造一个基准（pivotal）统计量，我们还可以继续将以上的残差平方和除以误差项方差的估计，即 $s^2 = RSS/(N-K)$ 。
- 为此，如果假设 $u|x \sim N(0, \sigma^2 I)$ ，假设原假设 $R\beta - q = 0$ 成立，我们有如下结论：

$$\frac{(RSS_c - RSS)/r}{RSS/(N-K)} \sim F(r, N-K)$$

(证明见讲义)

F检验：Stata实例

NTV与俄罗斯选举

Enikilopov、Petrova和Zhuravskaya (2011) 使用俄罗斯大选的数据检验了媒体对于选举的影响，具体的，他们讨论了独立国家电台NTV的接收情况对于选举的影响，不过在此之前，需要讨论NTV接收情况是否受到不同地区政治偏好的影响，为此，他们做了如下回归：

$$NTV_{s,1999} = \alpha + \sum_{j=1}^J \delta_j \text{Vote}_{sj,1995} + x'_s \beta + u$$

其中 $NTV_{s,1999}$ 为选区 s 在1999年时NTV的接收情况， $\text{Vote}_{sj,1995}$ 为选区 s 在1995年时对于各个政党的支持率以及总的投票率（turnout）， x_s 为其他的社会经济变量、地区虚拟变量（每个地区有多个选区）等。为了说明政治偏好对于NTV的设立没有影响，需要联合检验：

$$H_0 : \delta_j = 0, j = 1, 2, \dots, J$$

(test_jointly_ntv.do)

拟合优度检验

- 在线性回归的预测和拟合中，可以使用可决系数 R^2 度量拟合优度
- 更进一步的，我们有时还希望对模型的拟合优度进行检验。
- 最常见的检验是，当使用 x 对 y 进行预测时，其预测效果是否比仅仅使用平均值 \bar{y} 对 y 进行预测究竟更好，或者 x 是否是对 y 的预测带来了更多的信息。
- 在线性回归的情景下，该检验相当于检验是否所有的 β_j （除常数项）都同时等于0。如果设截距项为 β_1 ，那么我们需要检验的原假设为：

$$H_0 : \beta_2 = \beta_3 = \cdots = \beta_K = 0$$

拟合优度检验

- 原假设为: $H_0: \beta_2 = \beta_3 = \dots = \beta_K = 0$
- 对于以上假设检验的问题, 我们可以使用上一节所提到的 F 检验:
 - 在这里, 原假设包含了 $r = K - 1$ 个假设。
 - 如果 H_0 成立, 意味着我们只是使用了常数项对 y 进行拟合, 因而在受限最小二乘估计中, 常数项的估计值: $\hat{\beta}_{1c} = \bar{y}$, 而其他系数的估计值为 $\hat{\beta}_{kc} = 0, k = 2, \dots, K$, 因而受限最小二乘的残差平方和为:

$$\hat{u}'_c \hat{u}_c = \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2 = Y' M_0 Y = TSS$$

- 而非受限最小二乘的残差平方和为: $\hat{u}' \hat{u} = Y' M Y = RSS$
- 因而检验统计量:

$$F = \frac{(TSS - RSS)/r}{RSS/(N - K)} = \frac{ESS/(K - 1)}{RSS/(N - K)} = \frac{R^2 / (K - 1)}{(1 - R^2) / (N - K)}$$

如果 H_0 成立, 则 $F \sim F(K - 1, N - K)$ 。

方差分析

- 方差分析 (Analysis of Variance, ANOVA) 是在实验数据中常用的统计方法之一。
- 在实验中，通常将实验个体分为很多个组进行实验，并观察每个组的结果变量 y 是否有显著的差异。
- 在该方法中，我们将实验中的分类变量称之为因子 (factor)，而分类变量的取值称之为水平 (level)
 - 比如，在粮食优惠券的实验 (Jensen和Miller, 2011) 中，作者将低收入家庭分为了四组：不给优惠券；给予0.1元、0.2元、0.3元每斤的优惠券
 - 在这里，因子即家庭持有何种优惠券，而水平分为0元、0.1元、0.2元、0.3元每斤四种
 - 方差分析的目的即研究这四组的结果变量 (比如营养摄入) 是否有显著的不同。

方差分析与线性回归

- 方差分析可以看作是回归分析的一种特例。
- 比如，在以上例子中，由于我们现在把优惠券状态分为4组，将其看为分组变量而非数值变量，因而我们可以使用虚拟变量回归：

$$y = \beta_1 + \beta_2 d_2 + \beta_3 d_3 + \beta_4 d_4 + u$$

其中 $d_k, k = 1, \dots, 4$ 为家庭组别的虚拟变量。

- 根据之前的结论，有：

$$\begin{cases} \beta_1 = \mathbb{E}(y|d = 1) \\ \beta_k = \mathbb{E}(y|d = k) - \mathbb{E}(y|d = 1) \quad k = 2, 3, 4 \end{cases}$$

因而检验每个分组的均值都相等，等价于检验： $H_0 : \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$ 。

方差分析与线性回归

- 一般地，对于一个分组变量 $G_i \in \{1, 2, \dots, K\}$ ，即 K 个分组，令 $d_{ik} = 1 \{G_i = k\}$ 为虚拟变量，可以使用回归：

$$y_{ik} = \beta_1 + \sum_{k=2}^K \beta_k d_{ik} + u_{ik}$$

对 β_k 进行估计，并使用 F 检验对原假设 $H_0: \beta_k = 0, k = 2, \dots, K$ ，即每个组别的均值都相等，进行检验。

- 根据上一节的结论，以上检验的检验统计量可以写为：

$$F = \frac{ESS/(K-1)}{RSS/(N-K)}$$

在原假设的条件下 $F \sim F(K-1, N-K)$ 。

方差分析：更多比较

当然，我们也可以使用F检验单独比较某两个、三个组之间的均值是否相等，或者其他任意线性原假设。比如：

不同教育水平的收入

- 使用单个参数的 t 检验，比如使用文盲/半文盲 ($te4=1$) 作为基准组，并检验小学学历 ($te4=2$) 前面的系数是否为0：

```
1 reg log_income ib1.te4
```

- 使用F检验直接检验小学学历 ($te4=2$) 前面的系数等于0：

```
1 reg log_income ib1.te4  
2 test 2.te4=0
```

- 使用所有的虚拟变量，并删掉常数项的回归，并直接检验 $H_0 : \beta_1 = \beta_2$ ：

```
1 reg log_income ibn.te4, noconstant  
2 test 1.te4=2.te4
```

结构变化检验

- 有时我们会关心两个或者多个组别的分组回归系数是否相等。
 - 比如，我们可能关心某个时间节点前后，同一个线性回归的回归系数是否完全相等
 - 或者我们会关心不同性别的回归方程是否完全相等。
- 不失一般性，我们令 $d_i = 0/1$ 代表一个分类变量，我们可以根据 d_i 进行分组，并分别在组内进行回归：

$$y_i = x_i' \beta_0 + u | d_i = 0$$

$$y_i = x_i' \beta_1 + u | d_i = 1$$

其中 β_0, β_1, x_i 为 K 维向量，我们希望检验 $H_0: \beta_0 = \beta_1$ 。

- 然而，以上两个回归系数分别在两个回归方程中，所以无法直接进行比较检验。

邹氏检验实例

比较不同城市回归

我们使用如下回归方程比较一二线城市（北上广深+省会城市）与其他城市的人口增长模式是否有不同：

$$y_i = \beta_{01}(1 - d_i) + \beta_{11}d_i + \beta_{02}(1 - d_i) \cdot x_{i2} + \beta_{12}d_i \cdot x_{i2} + \beta_{03}(1 - d_i) \cdot x_{i3} + \beta_{13}d_i \cdot x_{i3} + u_i$$

其中 y 为城市的人口自然增长率， x_2 为人口对数， x_3 为人口密度对数，该比较的原假设为：

$$H_0 : \begin{cases} \beta_{01} = \beta_{11} \\ \beta_{02} = \beta_{12} \\ \beta_{03} = \beta_{13} \end{cases}$$

chow_test.do

分组系数检验

- 有时，我们可能仅仅对某一个变量在两个组别之间的差异，也可以使用如上思路
 - 比如，如果仅仅对两种不同城市的 x_2 对人口自然增长率的影响，只需要在以上回归中检查 $d \cdot \log_pop$ 的系数是否显著即可。
- 或者，有时也会假设其他变量对 y 的影响在两个组别没有区别，从而只需要加入虚拟变量 d 、 d 和关心的解释变量的交乘项即可。
 - 比如如果我们关心的是 x_2 的系数在两种不同城市之间的系数是否不同，也可以使用回归：

$$y_i = \gamma_1 + \gamma_2 x_{i2} + \gamma_3 x_{i3} + \delta d + \delta_2 d \cdot x_{i2} + u$$

然后检验 $H_0 : \delta_2 = 0$ 即可。

- 注意在以上回归方程中没有包含 $d \cdot x_3$ ，即假设了 x_3 的系数在两个组别是相同的。
- 此外因为加入了 $d \cdot x_2$ ，所以一般虚拟变量 d 也需要单独加入在回归方程中。