计量经济建模: 模型设定和诊断检验

黄光辉
hgh@cqu.edu.cn

目录

本章要考虑的问题

- 不能机械的应用计量经济学,它需要理解,直觉和技巧.

本章要考虑的问题

- 不能机械的应用计量经济学,它需要理解,直觉和技巧.
- 经典回归分析假定:分析中使用的模型被正确的设定.

本章要考虑的问题

- 不能机械的应用计量经济学,它需要理解,直觉和技巧.
- 经典回归分析假定:分析中使用的模型被正确的设定.
  - 有哪些准则帮助我们在经验分析中发现"正确的模型"?

本章要考虑的问题

- 不能机械的应用计量经济学,它需要理解,直觉和技巧.
- 经典回归分析假定:分析中使用的模型被正确的设定.
  - 有哪些准则帮助我们在经验分析中发现"正确的模型"?
  - 实践中容易遇到哪些种类的模型设定误差?

本章要考虑的问题

- 不能机械的应用计量经济学,它需要理解,直觉和技巧.
- 经典回归分析假定:分析中使用的模型被正确的设定.
  - 有哪些准则帮助我们在经验分析中发现"正确的模型"?
  - 实践中容易遇到哪些种类的模型设定误差?
  - 设定误差的后果有哪些?

本章要考虑的问题

- 不能机械的应用计量经济学,它需要理解,直觉和技巧.
- 经典回归分析假定:分析中使用的模型被正确的设定.
  - 有哪些准则帮助我们在经验分析中发现"正确的模型"?
  - 实践中容易遇到哪些种类的模型设定误差?
  - 设定误差的后果有哪些?
  - 可以使用哪些工具诊断模型设定误差?

本章要考虑的问题

- 不能机械的应用计量经济学,它需要理解,直觉和技巧.
- 经典回归分析假定:分析中使用的模型被正确的设定.
  - 有哪些准则帮助我们在经验分析中发现"正确的模型"?
  - 实践中容易遇到哪些种类的模型设定误差?
  - 设定误差的后果有哪些?
  - 可以使用哪些工具诊断模型设定误差?
  - 如果出现模型设定误差,可以怎样补救?

本章要考虑的问题

- 不能机械的应用计量经济学,它需要理解,直觉和技巧.
- 经典回归分析假定:分析中使用的模型被正确的设定.
  - 有哪些准则帮助我们在经验分析中发现"正确的模型"?
  - 实践中容易遇到哪些种类的模型设定误差?
  - 设定误差的后果有哪些?
  - 可以使用哪些工具诊断模型设定误差?
  - 如果出现模型设定误差,可以怎样补救?
  - 如果遇到几个不相上下的模型,应该怎样决定取舍?

模型选择的经验准则

一个被选用于经验分析的模型应该满足如下准则:

1. 数据容纳性.从模型作出预测,必须有逻辑上的可能性.

模型选择的经验准则

一个被选用于经验分析的模型应该满足如下准则:

1. 数据容纳性.从模型作出预测,必须有逻辑上的可能性.
2. 理论一致性.模型的构造必须符合经济理论.例如,如果CAPM成立,那么截距项应该为零.

模型选择的经验准则

一个被选用于经验分析的模型应该满足如下准则:

1. 数据容纳性.从模型作出预测,必须有逻辑上的可能性.
2. 理论一致性.模型的构造必须符合经济理论.例如,如果CAPM成立,那么截距项应该为零.
3. 变量弱外生.解释变量或回归元与干扰项不相关.

模型选择的经验准则

一个被选用于经验分析的模型应该满足如下准则:

1. 数据容纳性.从模型作出预测,必须有逻辑上的可能性.
2. 理论一致性.模型的构造必须符合经济理论.例如,如果CAPM成立,那么截距项应该为零.
3. 变量弱外生.解释变量或回归元与干扰项不相关.
4. 参数不变性.参数稳定,模型可以作出合理的预测.

模型选择的经验准则

一个被选用于经验分析的模型应该满足如下准则:

1. 数据容纳性.从模型作出预测,必须有逻辑上的可能性.
2. 理论一致性.模型的构造必须符合经济理论.例如,如果CAPM成立,那么截距项应该为零.
3. 变量弱外生.解释变量或回归元与干扰项不相关.
4. 参数不变性.参数稳定,模型可以作出合理的预测.
5. 数据协调性.若模型设定正确,残差必须完全随机.

模型选择的经验准则

一个被选用于经验分析的模型应该满足如下准则:

1. 数据容纳性.从模型作出预测,必须有逻辑上的可能性.
2. 理论一致性.模型的构造必须符合经济理论.例如,如果CAPM成立,那么截距项应该为零.
3. 变量弱外生.解释变量或回归元与干扰项不相关.
4. 参数不变性.参数稳定,模型可以作出合理的预测.
5. 数据协调性.若模型设定正确,残差必须完全随机.
6. 模型包容性.其他模型不能改进所选模型,而该模型包容其他模型.

内容线索

漏掉一个有关变量

- 假设真实的模型是: $Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i$

漏掉一个有关变量

- 假设真实的模型是: $Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i$
- 我们拟合的模型是: $Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + v_i$

漏掉一个有关变量

- 假设真实的模型是: $Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i$
- 我们拟合的模型是: $Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + v_i$
  这就称为漏掉一个有关变量,omitting a relevant variable.

漏掉一个有关变量

- 假设真实的模型是: $Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i$
- 我们拟合的模型是: $Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + v_i$
  这就称为漏掉一个有关变量,omitting a relevant variable.
  误差项为: $v_i = \beta_3 X_{3i} + u_i$

漏掉一个有关变量

- 假设真实的模型是: $Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i$
- 我们拟合的模型是: $Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + v_i$
  这就称为漏掉一个有关变量,omitting a relevant variable.
  误差项为: $v_i = \beta_3 X_{3i} + u_i$
- 漏掉一个有关变量的后果是:

漏掉一个有关变量

- 假设真实的模型是: $Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i$
- 我们拟合的模型是: $Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + v_i$
  这就称为漏掉一个有关变量,omitting a relevant variable.
  误差项为: $v_i = \beta_3 X_{3i} + u_i$
- 漏掉一个有关变量的后果是:
  1. 如果漏掉变量X_3与解释变量X_2之间相关系数$r_{23} \neq 0$, 那么估计量$\widehat{\alpha}_1, \widehat{\alpha}_2$不是真实系数$\beta_1, \beta_2$的无偏估计.这种偏差不会随着样本容量的增加而消失.

漏掉一个有关变量

- 假设真实的模型是: $Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i$
- 我们拟合的模型是: $Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + v_i$
  这就称为漏掉一个有关变量,omitting a relevant variable.
  误差项为: $v_i = \beta_3 X_{3i} + u_i$
- 漏掉一个有关变量的后果是:
  1. 如果漏掉变量X_3与解释变量X_2之间相关系数$r_{23} \neq 0$, 那么估计量$\widehat{\alpha}_1, \widehat{\alpha}_2$不是真实系数$\beta_1, \beta_2$的无偏估计.这种偏差不会随着样本容量的增加而消失.
  2. 即便$r_{23} = 0$,系数的估计还是会出现其他偏差.
     不会正确估计干扰项方差σ^2.

漏掉一个有关变量

- 假设真实的模型是: $Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i$
- 我们拟合的模型是: $Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + v_i$
  这就称为漏掉一个有关变量,omitting a relevant variable.
  误差项为: $v_i = \beta_3 X_{3i} + u_i$
- 漏掉一个有关变量的后果是:
  1. 如果漏掉变量X_3与解释变量X_2之间相关系数$r_{23} \neq 0$, 那么估计量$\widehat{\alpha}_1, \widehat{\alpha}_2$不是真实系数$\beta_1, \beta_2$的无偏估计.这种偏差不会随着样本容量的增加而消失.
  2. 即便$r_{23} = 0$,系数的估计还是会出现其他偏差.
     不会正确估计干扰项方差σ^2.
  3. 采用OLS计算的系数方差是真实方差的有偏估计.

漏掉一个有关变量

- 假设真实的模型是: $Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i$
- 我们拟合的模型是: $Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + v_i$
  这就称为漏掉一个有关变量,omitting a relevant variable.
  误差项为: $v_i = \beta_3 X_{3i} + u_i$
- 漏掉一个有关变量的后果是:
  1. 如果漏掉变量X_3与解释变量X_2之间相关系数$r_{23} \neq 0$, 那么估计量$\widehat{\alpha}_1, \widehat{\alpha}_2$不是真实系数$\beta_1, \beta_2$的无偏估计.这种偏差不会随着样本容量的增加而消失.
  2. 即便$r_{23} = 0$,系数的估计还是会出现其他偏差.
     不会正确估计干扰项方差σ^2.
  3. 采用OLS计算的系数方差是真实方差的有偏估计.
  4. 由于方差的偏差,导致系数的假设检验和区间估计出现误导.

漏掉一个有关变量

- 假设真实的模型是: $Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i$
- 我们拟合的模型是: $Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + v_i$
  这就称为漏掉一个有关变量,omitting a relevant variable.
  误差项为: $v_i = \beta_3 X_{3i} + u_i$
- 漏掉一个有关变量的后果是:
  1. 如果漏掉变量X_3与解释变量X_2之间相关系数$r_{23} \neq 0$, 那么估计量$\widehat{\alpha}_1, \widehat{\alpha}_2$不是真实系数$\beta_1, \beta_2$的无偏估计.这种偏差不会随着样本容量的增加而消失.
  2. 即便$r_{23} = 0$,系数的估计还是会出现其他偏差.
     不会正确估计干扰项方差σ^2.
  3. 采用OLS计算的系数方差是真实方差的有偏估计.
  4. 由于方差的偏差,导致系数的假设检验和区间估计出现误导.
  5. 基于漏掉变量后的回归所做的预测,区间估计等会得到不可靠的结果.

漏掉一个有关变量

- 假设真实的模型是: $Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i$
- 我们拟合的模型是: $Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + v_i$
  这就称为漏掉一个有关变量,omitting a relevant variable.
  误差项为: $v_i = \beta_3 X_{3i} + u_i$
- 漏掉一个有关变量的后果是:
  1. 如果漏掉变量X_3与解释变量X_2之间相关系数$r_{23} \neq 0$, 那么估计量$\widehat{\alpha}_1, \widehat{\alpha}_2$不是真实系数$\beta_1, \beta_2$的无偏估计.这种偏差不会随着样本容量的增加而消失.
  2. 即便$r_{23} = 0$,系数的估计还是会出现其他偏差.
     不会正确估计干扰项方差σ^2.
  3. 采用OLS计算的系数方差是真实方差的有偏估计.
  4. 由于方差的偏差,导致系数的假设检验和区间估计出现误导.
  5. 基于漏掉变量后的回归所做的预测,区间估计等会得到不可靠的结果.
- 考虑儿童死亡率例子,如果漏掉FLR会怎样?
  - FLR (Y)对PGNP (X) 做回归,观察回归系数.数据来源: Table.6.4.
  - 比较PGNP的贡献,并从FLR与PGNP之间的相关关系来解释PGNP贡献的差异.

内容线索

包含一个无关变量

- 假定真实模型是: $Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_{2t} + u_t$.

包含一个无关变量

- 假定真实模型是: $Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_{2t} + u_t$.
- 我们拟合模型: $Y_t = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2t} + \alpha_3 X_{3t} + v_t$

包含一个无关变量

- 假定真实模型是: $Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_{2t} + u_t$.
- 我们拟合模型: $Y_t = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2t} + \alpha_3 X_{3t} + v_t$

  这就是在模型中包含一个无关变量的误差.

包含一个无关变量

- 假定真实模型是: $Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_{2t} + u_t$.
- 我们拟合模型: $Y_t = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2t} + \alpha_3 X_{3t} + v_t$

  这就是在模型中包含一个无关变量的误差.
- 包含无关变量的后果是:
  1. "不正确"模型中的参数的OLS估计是无偏又一致的.

包含一个无关变量

- 假定真实模型是: $Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_{2t} + u_t$.
- 我们拟合模型: $Y_t = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2t} + \alpha_3 X_{3t} + v_t$

  这就是在模型中包含一个无关变量的误差.
- 包含无关变量的后果是:
  1. "不正确"模型中的参数的OLS估计是无偏又一致的.
  2. 误差方差σ^2的估计是正确的.

包含一个无关变量

- 假定真实模型是: $Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_{2t} + u_t$.
- 我们拟合模型: $Y_t = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2t} + \alpha_3 X_{3t} + v_t$

  这就是在模型中包含一个无关变量的误差.
- 包含无关变量的后果是:
  1. "不正确"模型中的参数的OLS估计是无偏又一致的.
  2. 误差方差σ^2的估计是正确的.
  3. 通常的区间估计和假设检验仍然有效.

包含一个无关变量

- 假定真实模型是: $Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_{2t} + u_t$.
- 我们拟合模型: $Y_t = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2t} + \alpha_3 X_{3t} + v_t$

  这就是在模型中包含一个无关变量的误差.
- 包含无关变量的后果是:
  1. "不正确"模型中的参数的OLS估计是无偏又一致的.
  2. 误差方差σ^2的估计是正确的.
  3. 通常的区间估计和假设检验仍然有效.
  4. 一般而言,"不正确"模型中参数的方差都大于真实模型中的方差,从而是非有效估计.

     也就是,包含无关变量X_3,会增大$\widehat{\alpha}_2$的方差,导致其不够准确.

包含一个无关变量

- 假定真实模型是: $Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_{2t} + u_t$.
- 我们拟合模型: $Y_t = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2t} + \alpha_3 X_{3t} + v_t$

  这就是在模型中包含一个无关变量的误差.
- 包含无关变量的后果是:
  1. "不正确"模型中的参数的OLS估计是无偏又一致的.
  2. 误差方差σ^2的估计是正确的.
  3. 通常的区间估计和假设检验仍然有效.
  4. 一般而言,"不正确"模型中参数的方差都大于真实模型中的方差,从而是非有效估计.

     也就是,包含无关变量X_3,会增大$\widehat{\alpha}_2$的方差,导致其不够准确.
- 一般而言, 最好的方法是包含那些直接影响因变量,而又不能被已引进变量代替的解释变量.

可能遇到的设定误差种类

提出一个经验模型时,可能遇到的设定误差有:

1. 漏掉一个有关变量;
2. 包含一个无关变量;
3. 采用错误的函数形式;
4. 数据的观测误差;
5. 对随机误差项不正确的设定.

内容线索

对过度拟合模型的侦查

- 如果一个模型含有无关变量,则称为过度拟合.

对过度拟合模型的侦查

- 如果一个模型含有无关变量,则称为过度拟合.
- 如果一个模型中出现了无关变量,可以采用t检验和F检验识别.

对过度拟合模型的侦查

- 如果一个模型含有无关变量,则称为过度拟合.
- 如果一个模型中出现了无关变量,可以采用t检验和F检验识别.
- 关于数据挖掘的问题

对过度拟合模型的侦查

- 如果一个模型含有无关变量,则称为过度拟合.
- 如果一个模型中出现了无关变量,可以采用t检验和F检验识别.
- 关于数据挖掘的问题
  - 因为X_2的系数显著,所以把它放入模型;

对过度拟合模型的侦查

- 如果一个模型含有无关变量,则称为过度拟合.
- 如果一个模型中出现了无关变量,可以采用t检验和F检验识别.
- 关于数据挖掘的问题
  - 因为X_2的系数显著,所以把它放入模型;
    因为X_3的系数显著,所以把它也放入模型.

对过度拟合模型的侦查

- 如果一个模型含有无关变量,则称为过度拟合.
- 如果一个模型中出现了无关变量,可以采用t检验和F检验识别.
- 关于数据挖掘的问题
  - 因为X_2的系数显著,所以把它放入模型;
    因为X_3的系数显著,所以把它也放入模型.
    这种建模思路称为自下而上的方法,或数据挖掘方法.

对过度拟合模型的侦查

- 如果一个模型含有无关变量,则称为过度拟合.
- 如果一个模型中出现了无关变量,可以采用t检验和F检验识别.
- 关于数据挖掘的问题
  - 因为X_2的系数显著,所以把它放入模型;
    因为X_3的系数显著,所以把它也放入模型.
    这种建模思路称为自下而上的方法,或数据挖掘方法.
  - 数据挖掘的目的是,选定如下意义下的好模型:

对过度拟合模型的侦查

- 如果一个模型含有无关变量,则称为过度拟合.
- 如果一个模型中出现了无关变量,可以采用t检验和F检验识别.
- 关于数据挖掘的问题
  - 因为X_2的系数显著,所以把它放入模型;
    因为X_3的系数显著,所以把它也放入模型.
    这种建模思路称为自下而上的方法,或数据挖掘方法.
  - 数据挖掘的目的是,选定如下意义下的好模型:
    1. 所有估计系数都具有正确的符号;

对过度拟合模型的侦查

- 如果一个模型含有无关变量,则称为过度拟合.
- 如果一个模型中出现了无关变量,可以采用t检验和F检验识别.
- 关于数据挖掘的问题
  - 因为X_2的系数显著,所以把它放入模型;
    因为X_3的系数显著,所以把它也放入模型.
    这种建模思路称为自下而上的方法,或数据挖掘方法.
  - 数据挖掘的目的是,选定如下意义下的好模型:
    1. 所有估计系数都具有正确的符号;
    2. 基于t检验和F检验的结果都是显著的;

对过度拟合模型的侦查

- 如果一个模型含有无关变量,则称为过度拟合.
- 如果一个模型中出现了无关变量,可以采用t检验和F检验识别.
- 关于数据挖掘的问题
  - 因为X_2的系数显著,所以把它放入模型;
    因为X_3的系数显著,所以把它也放入模型.
    这种建模思路称为自下而上的方法,或数据挖掘方法.
  - 数据挖掘的目的是,选定如下意义下的好模型:
    1. 所有估计系数都具有正确的符号;
    2. 基于t检验和F检验的结果都是显著的;
    3. R^2值足够高;

对过度拟合模型的侦查

- 如果一个模型含有无关变量,则称为过度拟合.
- 如果一个模型中出现了无关变量,可以采用t检验和F检验识别.
- 关于数据挖掘的问题
  - 因为X_2的系数显著,所以把它放入模型;
    因为X_3的系数显著,所以把它也放入模型.
    这种建模思路称为自下而上的方法,或数据挖掘方法.
  - 数据挖掘的目的是,选定如下意义下的好模型:
    1. 所有估计系数都具有正确的符号;
    2. 基于t检验和F检验的结果都是显著的;
    3. R^2值足够高;
    4. 德宾-沃森d统计量的值约为2,可以接受.

对过度拟合模型的侦查

- 如果一个模型含有无关变量,则称为过度拟合.
- 如果一个模型中出现了无关变量,可以采用t检验和F检验识别.
- 关于数据挖掘的问题
  - 因为X_2的系数显著,所以把它放入模型;
    因为X_3的系数显著,所以把它也放入模型.
    这种建模思路称为自下而上的方法,或数据挖掘方法.
  - 数据挖掘的目的是,选定如下意义下的好模型:
    1. 所有估计系数都具有正确的符号;
    2. 基于t检验和F检验的结果都是显著的;
    3. R^2值足够高;
    4. 德宾-沃森d统计量的值约为2,可以接受.
  - 要注意:寻求数据基础的经验规律而非经济理论的基础总是危险的.

对过度拟合模型的侦查

- 如果一个模型含有无关变量,则称为过度拟合.
- 如果一个模型中出现了无关变量,可以采用t检验和F检验识别.
- 关于数据挖掘的问题
  - 因为X_2的系数显著,所以把它放入模型;
    因为X_3的系数显著,所以把它也放入模型.
    这种建模思路称为自下而上的方法,或数据挖掘方法.
  - 数据挖掘的目的是,选定如下意义下的好模型:
    1. 所有估计系数都具有正确的符号;
    2. 基于t检验和F检验的结果都是显著的;
    3. R^2值足够高;
    4. 德宾-沃森d统计量的值约为2,可以接受.
  - 要注意:寻求数据基础的经验规律而非经济理论的基础总是危险的.
  - 数据开采下的名义显著性水平.
    - 若有c个备选回归元,从中用数据挖掘方法选取k个$(k < c)$.

对过度拟合模型的侦查

- 如果一个模型含有无关变量,则称为过度拟合.
- 如果一个模型中出现了无关变量,可以采用t检验和F检验识别.
- 关于数据挖掘的问题
  - 因为X_2的系数显著,所以把它放入模型;
    因为X_3的系数显著,所以把它也放入模型.
    这种建模思路称为自下而上的方法,或数据挖掘方法.
  - 数据挖掘的目的是,选定如下意义下的好模型:
    1. 所有估计系数都具有正确的符号;
    2. 基于t检验和F检验的结果都是显著的;
    3. R^2值足够高;
    4. 德宾-沃森d统计量的值约为2,可以接受.
  - 要注意:寻求数据基础的经验规律而非经济理论的基础总是危险的.
  - 数据开采下的名义显著性水平.
    - 若有c个备选回归元,从中用数据挖掘方法选取k个($k < c$).
    - 真实显著性水平α^*和名义显著性水平α之间的关系为:
      $\alpha^* = 1 - (1-\alpha)^{c/k} \approx (c/k)\alpha$.

对过度拟合模型的侦查

- 如果一个模型含有无关变量,则称为过度拟合.
- 如果一个模型中出现了无关变量,可以采用t检验和F检验识别.
- 关于数据挖掘的问题
  - 因为X_2的系数显著,所以把它放入模型;
    因为X_3的系数显著,所以把它也放入模型.
    这种建模思路称为自下而上的方法,或数据挖掘方法.
  - 数据挖掘的目的是,选定如下意义下的好模型:
    1. 所有估计系数都具有正确的符号;
    2. 基于t检验和F检验的结果都是显著的;
    3. R^2值足够高;
    4. 德宾-沃森d统计量的值约为2,可以接受.
  - 要注意:寻求数据基础的经验规律而非经济理论的基础总是危险的.
  - 数据开采下的名义显著性水平.
    - 若有c个备选回归元,从中用数据挖掘方法选取k个($k < c$).
    - 真实显著性水平α^*和名义显著性水平α之间的关系为:
      $\alpha^* = 1 - (1-\alpha)^{c/k} \approx (c/k)\alpha$.
      $c = 15, k = 5, \alpha = 0.05, \alpha^* = (15/5) \times 0.05 = 0.15$.

内容线索

遗漏变量和错误函数形式

- 建立模型常用的步骤:
  1. 根据理论,对现象的观察,和先前的工作建立一个可行的模型;

遗漏变量和错误函数形式

- 建立模型常用的步骤:
  1. 根据理论,对现象的观察,和先前的工作建立一个可行的模型;
  2. 带入数据,对模型进行检验;

遗漏变量和错误函数形式

- 建立模型常用的步骤:
  1. 根据理论,对现象的观察,和先前的工作建立一个可行的模型;
  2. 带入数据,对模型进行检验;
  3. 从检验的结果, 判断模型是否合适;

遗漏变量和错误函数形式

- 建立模型常用的步骤:
  1. 根据理论,对现象的观察,和先前的工作建立一个可行的模型;
  2. 带入数据,对模型进行检验;
  3. 从检验的结果, 判断模型是否合适;
     - 模型的概括性特征: $\overline{R}^2$,t,F,d.

遗漏变量和错误函数形式

- 建立模型常用的步骤:
  1. 根据理论,对现象的观察,和先前的工作建立一个可行的模型;
  2. 带入数据,对模型进行检验;
  3. 从检验的结果, 判断模型是否合适;
     - 模型的概括性特征: $\overline{R}^2$,t,F,d.
     - 如果诊断特征合理,则宣称找到一个好的模型.

遗漏变量和错误函数形式

- 建立模型常用的步骤:
  1. 根据理论,对现象的观察,和先前的工作建立一个可行的模型;
  2. 带入数据,对模型进行检验;
  3. 从检验的结果, 判断模型是否合适;
     - 模型的概括性特征: $\overline{R}^2$,t,F,d.
     - 如果诊断特征合理,则宣称找到一个好的模型.
     - 如果$\overline{R}^2$太低,统计显著的参数太少,符号正确的参数太少,d太低,则寻求补救.

遗漏变量和错误函数形式

- 建立模型常用的步骤:
  1. 根据理论,对现象的观察,和先前的工作建立一个可行的模型;
  2. 带入数据,对模型进行检验;
  3. 从检验的结果, 判断模型是否合适;
     - 模型的概括性特征: $\overline{R}^2$,t,F,d.
     - 如果诊断特征合理,则宣称找到一个好的模型.
     - 如果$\overline{R}^2$太低,统计显著的参数太少,符号正确的参数太少,d太低,则寻求补救.
- 怎样判断模型具有设定误差呢?
  - 是否漏掉重要变量; 是否采用错误函数形式; 是否没有对数据做合适的预处理.

遗漏变量和错误函数形式

- 建立模型常用的步骤:
  1. 根据理论,对现象的观察,和先前的工作建立一个可行的模型;
  2. 带入数据,对模型进行检验;
  3. 从检验的结果, 判断模型是否合适;
     - 模型的概括性特征: $\overline{R}^2$,t,F,d.
     - 如果诊断特征合理,则宣称找到一个好的模型.
     - 如果$\overline{R}^2$太低,统计显著的参数太少,符号正确的参数太少,d太低,则寻求补救.
- 怎样判断模型具有设定误差呢?
  - 是否漏掉重要变量; 是否采用错误函数形式; 是否没有对数据做合适的预处理.
    (1) 残差的图形分析;
    (2) 德宾-沃森d统计量;
    (3) 拉姆齐(Ramsey)RESET检验.
    (4) 拉格朗日数乘法(LM)检验.

残差的图形分析方法

- 自相关和异方差的侦查中,残差的图形分析方法是一种良好的视觉鉴别方法.

残差的图形分析方法

- 自相关和异方差的侦查中,残差的图形分析方法是一种良好的视觉鉴别方法.
- 研究产出和成本之间的关系.

$$
\begin{aligned}
Y_t &= \beta_1+\beta_2X_t+\beta_3X^2+\beta_4X^3+U_t && (1)\\
Y_t &= \alpha_1+\alpha_2X_t+\alpha_3X^2+v_t && (2)\\
Y_t &= \lambda_1+\lambda_2X_t+w_t && (3)
\end{aligned}
$$

Y 产出, X成本.

残差的图形分析方法

- 自相关和异方差的侦查中,残差的图形分析方法是一种良好的视觉鉴别方法.
- 研究产出和成本之间的关系.

$$
\begin{aligned}
Y_t &= \beta_1 + \beta_2 X_t + \beta_3 X^2 + \beta_4 X^3 + U_t \quad (1) \\
Y_t &= \alpha_1 + \alpha_2 X_t + \alpha_3 X^2 + v_t \quad (2) \\
Y_t &= \lambda_1 + \lambda_2 X_t + w_t \quad (3)
\end{aligned}
$$

  Y 产出, X 成本.
- 分析不同函数形式下的残差形态.
  数据来源: Table 7.4. y是产出,x是成本.

德宾-沃森d统计量:侦查模型设定误差

- 德宾-沃森d统计量可用于侦查残差序列是否有自相关.

德宾-沃森d统计量:侦查模型设定误差

- 德宾-沃森d统计量可用于侦查残差序列是否有自相关.
- 德宾-沃森d统计量有两个临界值$d_L(n,k'), d_U(n,k')$.n为观察个数,k'为不含常数项的参数个数.

德宾-沃森d统计量:侦查模型设定误差

- 德宾-沃森d统计量可用于侦查残差序列是否有自相关.
- 德宾-沃森d统计量有两个临界值$d_L(n,k'), d_U(n,k')$.n为观察个数,k'为不含常数项的参数个数.
- d侦查的步骤:
  1. 从假定模型求出OLS残差;

德宾-沃森d统计量:侦查模型设定误差

- 德宾-沃森d统计量可用于侦查残差序列是否有自相关.
- 德宾-沃森d统计量有两个临界值$d_L(n,k'), d_U(n,k')$.n为观察个数,k'为不含常数项的参数个数.
- d侦查的步骤:
  1. 从假定模型求出OLS残差;
  2. 若认为变量Z应该含入,则将残差序列按照Z的升序排列.Z可以是含在模型中某个变量的函数如X^2, X^3.

德宾-沃森d统计量:侦查模型设定误差

- 德宾-沃森d统计量可用于侦查残差序列是否有自相关.
- 德宾-沃森d统计量有两个临界值$d_L(n,k'),d_U(n,k')$.n为观察个数,k'为不含常数项的参数个数.
- d侦查的步骤:
  1. 从假定模型求出OLS残差;
  2. 若认为变量Z应该含入,则将残差序列按照Z的升序排列.Z可以是含在模型中某个变量的函数如X^2,X^3.
  3. 按重排顺序计算d统计量:

$$d=\frac{\sum_{m=2}^{n}\left(\widehat{u}_m-\widehat{u}_{m-1}\right)^2}{\sum_{m=1}^{n}\widehat{u}_m^2} \tag{4}$$

德宾-沃森d统计量:侦查模型设定误差

- 德宾-沃森d统计量可用于侦查残差序列是否有自相关.
- 德宾-沃森d统计量有两个临界值$d_L(n,k'), d_U(n,k')$.n为观察个数,k'为不含常数项的参数个数.
- d侦查的步骤:
  1. 从假定模型求出OLS残差;
  2. 若认为变量Z应该含入,则将残差序列按照Z的升序排列.Z可以是含在模型中某个变量的函数如X^2, X^3.
  3. 按重排顺序计算d统计量:

$$d = \frac{\sum_{m=2}^{n}\left(\widehat{u}_m - \widehat{u}_{m-1}\right)^2}{\sum_{m=1}^{n}\widehat{u}_m^2} \tag{4}$$

  4. 若d不显著,则可接受原模型,也即Z不是漏掉的变量.

德宾-沃森d统计量:侦查模型设定误差

- 德宾-沃森d统计量可用于侦查残差序列是否有自相关.
- 德宾-沃森d统计量有两个临界值$d_L(n,k')$, $d_U(n,k')$.n为观察个数,k'为不含常数项的参数个数.
- d侦查的步骤:
  1. 从假定模型求出OLS残差;
  2. 若认为变量Z应该含入,则将残差序列按照Z的升序排列.Z可以是含在模型中某个变量的函数如X^2, X^3.
  3. 按重排顺序计算d统计量:

$$d = \frac{\sum_{m=2}^{n}\left(\widehat{u}_m - \widehat{u}_{m-1}\right)^2}{\sum_{m=1}^{n}\widehat{u}_m^2} \tag{4}$$

  4. 若d不显著,则可接受原模型,也即Z不是漏掉的变量.
  5. 若d显著, 则需要将Z补充进入模型.

德宾-沃森d统计量:侦查模型设定误差

- 德宾-沃森d统计量可用于侦查残差序列是否有自相关.
- 德宾-沃森d统计量有两个临界值$d_L(n,k'), d_U(n,k')$.n为观察个数,k'为不含常数项的参数个数.
- d侦查的步骤:
  1. 从假定模型求出OLS残差;
  2. 若认为变量Z应该含入,则将残差序列按照Z的升序排列.Z可以是含在模型中某个变量的函数如X^2, X^3.
  3. 按重排顺序计算d统计量:

$$d = \frac{\sum_{m=2}^{n}\left(\widehat{u}_m - \widehat{u}_{m-1}\right)^2}{\sum_{m=1}^{n}\widehat{u}_m^2} \tag{4}$$

  4. 若d不显著,则可接受原模型,也即Z不是漏掉的变量.
  5. 若d显著, 则需要将Z补充进入模型.
- 分析成本-产量问题中的d统计量,判断是否具有遗漏变量.
  数据来源: Table 7.4. y是产出,x是成本.

拉姆齐的RESET检验

- 如果有遗漏变量或错误函数形式, 那么回归残差应该和回归元Y有某种联系,可以用图形表示.

拉姆齐的RESET检验

- 如果有遗漏变量或错误函数形式,那么回归残差应该和回归元Y有某种联系,可以用图形表示.
- RESET检验简单一例.考虑成本-产出问题.

拉姆齐的RESET检验

- 如果有遗漏变量或错误函数形式,那么回归残差应该和回归元Y有某种联系,可以用图形表示.
- RESET检验简单一例.考虑成本-产出问题.
  - 简单线性模型:$Y_i = \lambda_1 + \lambda_2 X_{2i} + u_{3i}$

拉姆齐的RESET检验

- 如果有遗漏变量或错误函数形式, 那么回归残差应该和回归元Y有某种联系,可以用图形表示.
- RESET检验简单一例.考虑成本-产出问题.
  - 简单线性模型:$Y_i = \lambda_1 + \lambda_2 X_{2i} + u_{3i}$
  - 采用数据Table 7.4, 观察残差和回归元$\widehat{Y}$的图形;

拉姆齐的RESET检验

- 如果有遗漏变量或错误函数形式,那么回归残差应该和回归元Y有某种联系,可以用图形表示.
- RESET检验简单一例.考虑成本-产出问题.
  - 简单线性模型:$Y_i = \lambda_1 + \lambda_2 X_{2i} + u_{3i}$
  - 采用数据Table 7.4, 观察残差和回归元$\widehat{Y}$的图形;
  - 将$\widehat{Y}_i$的某种形式引入回归,例如$\widehat{Y}_i^2$,$\widehat{Y}_i^3$等,

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 \widehat{Y}_i^2 + \beta_4 \widehat{Y}_i^3 + u_i \tag{5}$$

拉姆齐的RESET检验

- 如果有遗漏变量或错误函数形式,那么回归残差应该和回归元Y有某种联系,可以用图形表示.
- RESET检验简单一例.考虑成本-产出问题.
  - 简单线性模型:$Y_i = \lambda_1 + \lambda_2 X_{2i} + u_{3i}$
  - 采用数据Table 7.4, 观察残差和回归元$\widehat{Y}$的图形;
  - 将$\widehat{Y}_i$的某种形式引入回归,例如$\widehat{Y}_i^2$,$\widehat{Y}_i^3$等,

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 \widehat{Y}_i^2 + \beta_4 \widehat{Y}_i^3 + u_i \tag{5}$$

  - 比较两次回归的判定系数,记号

$$F = \frac{\left(R^2_{新} - R^2_{旧}\right) / 新回归元的个数}{\left(1 - R^2_{新}\right) / \left(n - 新模型中参数的个数\right)} \tag{6}$$

拉姆齐的RESET检验

- 如果有遗漏变量或错误函数形式,那么回归残差应该和回归元Y有某种联系,可以用图形表示.
- RESET检验简单一例.考虑成本-产出问题.
  - 简单线性模型:$Y_i = \lambda_1 + \lambda_2 X_{2i} + u_{3i}$
  - 采用数据Table 7.4, 观察残差和回归元$\widehat{Y}$的图形;
  - 将$\widehat{Y}_i$的某种形式引入回归,例如$\widehat{Y}_i^2$,$\widehat{Y}_i^3$等,

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 \widehat{Y}_i^2 + \beta_4 \widehat{Y}_i^3 + u_i \tag{5}$$

  - 比较两次回归的判定系数,记号

$$F = \frac{\left(R^2_{\text{新}} - R^2_{\text{旧}}\right) / \text{新回归元的个数}}{\left(1 - R^2_{\text{新}}\right) / \left(n - \text{新模型中参数的个数}\right)} \tag{6}$$

  - 如果统计量大于$F_{1-\alpha}$分位点,则拒绝没有模型误设的原假设.

拉姆齐的RESET检验

- 如果有遗漏变量或错误函数形式,那么回归残差应该和回归元Y有某种联系,可以用图形表示.
- RESET检验简单一例.考虑成本-产出问题.
  - 简单线性模型:$Y_i = \lambda_1 + \lambda_2 X_{2i} + u_{3i}$
  - 采用数据Table 7.4, 观察残差和回归元$\widehat{Y}$的图形;
  - 将$\widehat{Y}_i$的某种形式引入回归,例如$\widehat{Y}_i^2$,$\widehat{Y}_i^3$等,

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 \widehat{Y}_i^2 + \beta_4 \widehat{Y}_i^3 + u_i \tag{5}$$

  - 比较两次回归的判定系数,记号

$$F = \frac{\left(R^2_{\text{新}} - R^2_{\text{旧}}\right)/\text{新回归元的个数}}{\left(1 - R^2_{\text{新}}\right)/\left(n - \text{新模型中参数的个数}\right)} \tag{6}$$

  - 如果统计量大于$F_{1-\alpha}$分位点,则拒绝没有模型误设的原假设.
  - 拉姆齐的RESET检验应用于成本-产出问题.
  - 数据来源: Table 7.4. y是产出,x是成本.

拉格朗日乘数法(LM)用于增补变量

- 回归的约束形式和无约束形式.

$$
\begin{aligned}
Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{2i}^2 + \beta_4 X_{2i}^3 + U_i \\
Y_i &= \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + v_i
\end{aligned} \tag{7}
$$

拉格朗日乘数法(LM)用于增补变量

- 回归的约束形式和无约束形式.

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{2i}^2 + \beta_4 X_{2i}^3 + U_i \quad (7)$$

$$Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + v_i \qquad \text{有约束形式} \quad (8)$$

拉格朗日乘数法(LM)用于增补变量

- 回归的约束形式和无约束形式.

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{2i}^2 + \beta_4 X_{2i}^3 + U_i \quad (7)$$

$$Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + v_i \qquad \text{有约束形式} \quad (8)$$

- 如果有约束形式为真,那么它的残差带入无约束形式作回归元,所得回归各参数应该不显著.

拉格朗日乘数法(LM)用于增补变量

- 回归的约束形式和无约束形式.

$$\begin{aligned} Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{2i}^2 + \beta_4 X_{2i}^3 + U_i && (7) \\ Y_i &= \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + v_i \qquad \text{有约束形式} && (8) \end{aligned}$$

- 如果有约束形式为真,那么它的残差带入无约束形式作回归元,所得回归各参数应该不显著.

$$\widehat{u}_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_i + \alpha_3 X_i^2 + \alpha_4 X_i^3 + v_i \qquad (9)$$

拉格朗日乘数法(LM)用于增补变量

- 回归的约束形式和无约束形式.

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{2i}^2 + \beta_4 X_{2i}^3 + U_i \quad (7)$$

$$Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + v_i \qquad \text{有约束形式} \quad (8)$$

- 如果有约束形式为真,那么它的残差带入无约束形式作回归元,所得回归各参数应该不显著.

$$\widehat{u}_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_i + \alpha_3 X_i^2 + \alpha_4 X_i^3 + v_i \quad (9)$$

- 可以证明,当$n \longrightarrow +\infty$时,若辅助回归的系数不显著, 判定系数$R^2$有

$$nR^2_{\text{辅助}} \sim \chi^2_{\text{受约束回归中约束个数}} \quad (10)$$

拉格朗日乘数法(LM)用于增补变量

- 回归的约束形式和无约束形式.

$$
\begin{aligned}
Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{2i}^2 + \beta_4 X_{2i}^3 + U_i && (7) \\
Y_i &= \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + v_i \qquad \text{有约束形式} && (8)
\end{aligned}
$$

- 如果有约束形式为真,那么它的残差带入无约束形式作回归元,所得回归各参数应该不显著.

$$\widehat{u}_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_i + \alpha_3 X_i^2 + \alpha_4 X_i^3 + v_i \tag{9}$$

- 可以证明,当$n \longrightarrow +\infty$时,若辅助回归的系数不显著,判定系数$R^2$有

$$nR^2_{\text{辅助}} \sim \chi^2_{\text{受约束回归中约束个数}} \tag{10}$$

- 若观测到的nR^2超过χ^2统计量的$1-\alpha$分位点,则拒绝有约束形式为真的假定.

拉格朗日乘数法(LM)用于增补变量

- 回归的约束形式和无约束形式.

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{2i}^2 + \beta_4 X_{2i}^3 + U_i \quad (7)$$

$$Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + v_i \qquad \text{有约束形式} \quad (8)$$

- 如果有约束形式为真,那么它的残差带入无约束形式作回归元,所得回归各参数应该不显著.

$$\widehat{u}_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_i + \alpha_3 X_i^2 + \alpha_4 X_i^3 + v_i \quad (9)$$

- 可以证明,当$n \longrightarrow +\infty$时,若辅助回归的系数不显著, 判定系数$R^2$有

$$nR^2_{\text{辅助}} \sim \chi^2_{\text{受约束回归中约束个数}} \quad (10)$$

- 若观测到的nR^2超过χ^2统计量的$1-\alpha$分位点,则拒绝有约束形式为真的假定.

  数据来源: Table 7.4. y是产出,x是成本.

内容线索

嵌套与非嵌套模型

- 嵌套模型的例子:

$$
\begin{aligned}
\text{A:}\quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_4 X_{4i} + \beta_5 X_{5i} + u_i && (11)\\
\text{B:}\quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + v_i && (12)
\end{aligned}
$$

嵌套与非嵌套模型

- 嵌套模型的例子:

$$\begin{aligned} \text{A:} \quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_4 X_{4i} + \beta_5 X_{5i} + u_i && (11) \\ \text{B:} \quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + v_i && (12) \end{aligned}$$

- 怎样从嵌套模型中识别"真实的模型"呢?

嵌套与非嵌套模型

- 嵌套模型的例子:

$$\begin{aligned} \text{A:}\quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_4 X_{4i} + \beta_5 X_{5i} + u_i \qquad (11) \\ \text{B:}\quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + v_i \qquad (12) \end{aligned}$$

- 怎样从嵌套模型中识别"真实的模型"呢?
- 检验A模型系数的显著性, t检验.

嵌套与非嵌套模型

- 嵌套模型的例子:

$$\begin{aligned} \text{A:} \quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_4 X_{4i} + \beta_5 X_{5i} + u_i && (11) \\ \text{B:} \quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + v_i && (12) \end{aligned}$$

- 怎样从嵌套模型中识别"真实的模型"呢?
- 检验A模型系数的显著性, t检验.
- 非嵌套模型的例子:

$$\begin{aligned} \text{C:} \quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i && (13) \\ \text{D:} \quad Y_i &= \alpha_1 + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + v_i && (14) \end{aligned}$$

嵌套与非嵌套模型

- 嵌套模型的例子:

$$\begin{aligned} \text{A:} \quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_4 X_{4i} + \beta_5 X_{5i} + u_i && (11) \\ \text{B:} \quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + v_i && (12) \end{aligned}$$

- 怎样从嵌套模型中识别"真实的模型"呢?
- 检验A模型系数的显著性, t检验.
- 非嵌套模型的例子:

$$\begin{aligned} \text{C:} \quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i && (13) \\ \text{D:} \quad Y_i &= \alpha_1 + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + v_i && (14) \end{aligned}$$

- 怎样从非嵌套的模型中识别出"最好的模型"呢?

嵌套与非嵌套模型

- 嵌套模型的例子:

$$
\begin{aligned}
\text{A:} \quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_4 X_{4i} + \beta_5 X_{5i} + u_i \quad (11) \\
\text{B:} \quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + v_i \quad (12)
\end{aligned}
$$

- 怎样从嵌套模型中识别"真实的模型"呢?
- 检验A模型系数的显著性, t检验.
- 非嵌套模型的例子:

$$
\begin{aligned}
\text{C:} \quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i \quad (13) \\
\text{D:} \quad Y_i &= \alpha_1 + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + v_i \quad (14)
\end{aligned}
$$

- 怎样从非嵌套的模型中识别出"最好的模型"呢?
- 非嵌套模型选择方法:
  1. 判别系数法. 适用于两个模型的回归元一致情形.
  2. 非嵌套F检验法.适用于一般非嵌套模型选择.
  3. 戴维森-麦金农J检验.

非嵌套F检验法与戴维森-麦金农J检验

- 非嵌套模型

$$\text{C:}\quad Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i \tag{15}$$

$$\text{D:}\quad Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + v_i \tag{16}$$

非嵌套F检验法与戴维森-麦金农J检验

- 非嵌套模型

$$
\begin{aligned}
\text{C:}\quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i \qquad (15)\\
\text{D:}\quad Y_i &= \alpha_1 + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + v_i \qquad (16)
\end{aligned}
$$

- C,D融合得到:

$$
Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + U_i \qquad (17)
$$

非嵌套F检验法与戴维森-麦金农J检验

- 非嵌套模型

$$
\begin{aligned}
\text{C:}\quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i && (15)\\
\text{D:}\quad Y_i &= \alpha_1 + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + v_i && (16)
\end{aligned}
$$

- C,D融合得到:

$$
Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + U_i \tag{17}
$$

- 若C正确,那么需要检验$\alpha_2 = \alpha_3 = 0$,采用F检验,称为非嵌套F检验法.

非嵌套F检验法与戴维森-麦金农J检验

- 非嵌套模型

$$\begin{aligned} \text{C:} \quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i & (15) \\ \text{D:} \quad Y_i &= \alpha_1 + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + v_i & (16) \end{aligned}$$

- C,D融合得到:

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + U_i \tag{17}$$

- 若C正确,那么需要检验$\alpha_2 = \alpha_3 = 0$,采用F检验,称为非嵌套F检验法.
- 若D不正确,那么由D得到的估计值$\widehat{Y}_D$应该对C刻画Y没有帮助.

非嵌套F检验法与戴维森-麦金农J检验

- 非嵌套模型

$$C:\quad Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i \tag{15}$$

$$D:\quad Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + v_i \tag{16}$$

- C,D融合得到:

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + U_i \tag{17}$$

- 若C正确,那么需要检验$\alpha_2 = \alpha_3 = 0$,采用F检验,称为非嵌套F检验法.
- 若D不正确,那么由D得到的估计值$\widehat{Y}_D$应该对C刻画Y没有帮助.
  1. 估计模型D,由此得到估计值$\widehat{Y}_D$.

非嵌套F检验法与戴维森-麦金农J检验

- 非嵌套模型

$$\text{C:} \quad Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i \tag{15}$$

$$\text{D:} \quad Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + v_i \tag{16}$$

- C,D融合得到:

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + U_i \tag{17}$$

- 若C正确,那么需要检验$\alpha_2 = \alpha_3 = 0$,采用F检验,称为非嵌套F检验法.
- 若D不正确,那么由D得到的估计值$\widehat{Y}_D$应该对C刻画Y没有帮助.
  1. 估计模型D,由此得到估计值$\widehat{Y}_D$.
  2. 带入C中,得到辅助回归模型

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \alpha \widehat{Y}_D + U_i \tag{18}$$

非嵌套F检验法与戴维森-麦金农J检验

- 非嵌套模型

$$\text{C:} \quad Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i \tag{15}$$

$$\text{D:} \quad Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + v_i \tag{16}$$

- C,D融合得到:

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + U_i \tag{17}$$

- 若C正确,那么需要检验$\alpha_2 = \alpha_3 = 0$,采用F检验,称为非嵌套F检验法.
- 若D不正确,那么由D得到的估计值$\widehat{Y}_D$应该对C刻画Y没有帮助.
  1. 估计模型D,由此得到估计值$\widehat{Y}_D$.
  2. 带入C中,得到辅助回归模型

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \alpha \widehat{Y}_D + U_i \tag{18}$$

  3. 如果$\alpha = 0$被接受,说明D模型对Y缺乏解释能力,从而C是正确模型.

非嵌套F检验法与戴维森-麦金农J检验

- 非嵌套模型

$$\begin{aligned} \text{C:} \quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i && (15) \\ \text{D:} \quad Y_i &= \alpha_1 + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + v_i && (16) \end{aligned}$$

- C,D融合得到:

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + U_i \tag{17}$$

- 若C正确,那么需要检验$\alpha_2 = \alpha_3 = 0$,采用F检验,称为非嵌套F检验法.
- 若D不正确,那么由D得到的估计值$\widehat{Y}_D$应该对C刻画Y没有帮助.
  1. 估计模型D,由此得到估计值$\widehat{Y}_D$.
  2. 带入C中,得到辅助回归模型

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \alpha \widehat{Y}_D + U_i \tag{18}$$

  3. 如果$\alpha = 0$被接受,说明D模型对Y缺乏解释能力,从而C是正确模型.
  4. 采用C模型做回归,将$\widehat{Y}_C$带入D,构成辅助回归.

非嵌套F检验法与戴维森-麦金农J检验

- 非嵌套模型
$$\begin{aligned} \text{C:} \quad Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i & (15) \\ \text{D:} \quad Y_i &= \alpha_1 + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + v_i & (16) \end{aligned}$$

- C,D融合得到:
$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \alpha_2 Z_{2i} + \alpha_3 Z_{3i} + U_i \tag{17}$$

- 若C正确,那么需要检验$\alpha_2 = \alpha_3 = 0$,采用F检验,称为非嵌套F检验法.
- 若D不正确,那么由D得到的估计值$\widehat{Y}_D$应该对C刻画Y没有帮助.
  1. 估计模型D,由此得到估计值$\widehat{Y}_D$.
  2. 带入C中,得到辅助回归模型
$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \alpha \widehat{Y}_D + U_i \tag{18}$$
  3. 如果$\alpha = 0$被接受,说明D模型对Y缺乏解释能力,从而C是正确模型.
  4. 采用C模型做回归,将$\widehat{Y}_C$带入D,构成辅助回归.
  5. 上述检验方法就是戴维森-麦金农J检验.
  6. 缺点: 遇到解释能力相当的两个模型难于选择.

内容线索

怎样从几个相互竞争的模型中选择较好的一个?

一个模型的好坏,可以从两个方面判断:

1. 样本内拟合(in-sample): 模型对所选择数据的拟合程度;

怎样从几个相互竞争的模型中选择较好的一个?

一个模型的好坏,可以从两个方面判断:

1. 样本内拟合(in-sample): 模型对所选择数据的拟合程度;
2. 样本外预测(out-of-sample):模型参数固定后对未来预测的准确程度.

怎样从几个相互竞争的模型中选择较好的一个?

一个模型的好坏,可以从两个方面判断:

1. 样本内拟合(in-sample): 模型对所选择数据的拟合程度;
2. 样本外预测(out-of-sample):模型参数固定后对未来预测的准确程度.

下面我们分别叙述两种类型的判断方法.

- R^2准则. 线性回归的拟合优度.

$$R^2 = ESS/TSS = 1 - RSS/TSS. \tag{19}$$

(1)度量了样本内的拟合优度;

怎样从几个相互竞争的模型中选择较好的一个?

一个模型的好坏,可以从两个方面判断:

1. 样本内拟合(in-sample): 模型对所选择数据的拟合程度;
2. 样本外预测(out-of-sample):模型参数固定后对未来预测的准确程度.

下面我们分别叙述两种类型的判断方法.

- R^2准则. 线性回归的拟合优度.

$$R^2 = ESS/TSS = 1 - RSS/TSS. \tag{19}$$

(1)度量了样本内的拟合优度;

(2)不能保证对样本外数据预测的准确程度.

怎样从几个相互竞争的模型中选择较好的一个?

一个模型的好坏,可以从两个方面判断:

1. 样本内拟合(in-sample): 模型对所选择数据的拟合程度;
2. 样本外预测(out-of-sample):模型参数固定后对未来预测的准确程度.

下面我们分别叙述两种类型的判断方法.

- R^2准则. 线性回归的拟合优度.

$$R^2 = ESS/TSS = 1 - RSS/TSS. \tag{19}$$

(1)度量了样本内的拟合优度;

(2)不能保证对样本外数据预测的准确程度.

(3)多个模型比较时,回归子必须一致.

怎样从几个相互竞争的模型中选择较好的一个?

一个模型的好坏,可以从两个方面判断:

1. 样本内拟合(in-sample): 模型对所选择数据的拟合程度;
2. 样本外预测(out-of-sample):模型参数固定后对未来预测的准确程度.

下面我们分别叙述两种类型的判断方法.

- R^2准则. 线性回归的拟合优度.

$$R^2 = ESS/TSS = 1 - RSS/TSS. \tag{19}$$

(1)度量了样本内的拟合优度;

(2)不能保证对样本外数据预测的准确程度.

(3)多个模型比较时,回归子必须一致.

(4)当模型中添加回归元时,R^2总不会变小.

怎样从几个相互竞争的模型中选择较好的一个?

一个模型的好坏,可以从两个方面判断:

1. 样本内拟合(in-sample): 模型对所选择数据的拟合程度;
2. 样本外预测(out-of-sample):模型参数固定后对未来预测的准确程度.

下面我们分别叙述两种类型的判断方法.

- R^2准则. 线性回归的拟合优度.

$$R^2 = ESS/TSS = 1 - RSS/TSS. \tag{19}$$

(1)度量了样本内的拟合优度;

(2)不能保证对样本外数据预测的准确程度.

(3)多个模型比较时,回归子必须一致.

(4)当模型中添加回归元时,R^2总不会变小.

(5)单纯通过增加回归元提高判定系数,会导致预测误差的增加.

修正的判定系数

- 校正的R^2,即$\overline{R}^2$.

$$\overline{R}^2 = 1 - \frac{RSS/(n-k)}{TSS/(n-1)} = 1 - (1 - R^2)\frac{n-1}{n-k} \tag{20}$$

(1)n是观测样本个数,k是估计参数个数.

修正的判定系数

- 校正的R^2,即$\overline{R}^2$.

$$\overline{R}^2 = 1 - \frac{RSS/(n-k)}{TSS/(n-1)} = 1 - (1 - R^2)\frac{n-1}{n-k} \tag{20}$$

(1)n是观测样本个数,k是估计参数个数.

(2)$\overline{R}^2 \leq R^2$

修正的判定系数

- 校正的R^2,即$\overline{R}^2$.

$$\overline{R}^2 = 1 - \frac{RSS/(n-k)}{TSS/(n-1)} = 1 - (1 - R^2)\frac{n-1}{n-k} \tag{20}$$

(1)n是观测样本个数,k是估计参数个数.

(2)$\overline{R}^2 \leq R^2$

(3) $\overline{R}^2$只有在增加变量的t统计量大于1时,才会增加.

修正的判定系数

- 校正的R^2,即$\overline{R}^2$.

$$\overline{R}^2 = 1 - \frac{RSS/(n-k)}{TSS/(n-1)} = 1 - (1-R^2)\frac{n-1}{n-k} \tag{20}$$

(1)n是观测样本个数,k是估计参数个数.

(2)$\overline{R}^2 \leq R^2$

(3) $\overline{R}^2$只有在增加变量的t统计量大于1时,才会增加.

(4)回归子必须一致才能比较$\overline{R}^2$.

赤池信息准则

- 赤池信息准则(Akaike info criterion)

$$AIC = e^{2k/n}\frac{\sum \widehat{u}_i^2}{n} = e^{2k/n}\frac{RSS}{n} \tag{21}$$

k: 回归元的个数(含截距项); n: 观测个数.

赤池信息准则

- 赤池信息准则(Akaike info criterion)

$$AIC = e^{2k/n}\frac{\sum \widehat{u}_i^2}{n} = e^{2k/n}\frac{RSS}{n} \tag{21}$$

k: 回归元的个数(含截距项); n: 观测个数.

$$\log AIC = \frac{2k}{n} + \log\left(\frac{RSS}{n}\right) \tag{22}$$

赤池信息准则

- 赤池信息准则(Akaike info criterion)

$$AIC = e^{2k/n}\frac{\sum \widehat{u}_i^2}{n} = e^{2k/n}\frac{RSS}{n} \tag{21}$$

k: 回归元的个数(含截距项); n: 观测个数.

$$\log AIC = \frac{2k}{n} + \log\left(\frac{RSS}{n}\right) \tag{22}$$

常用对数形式.

比较两个或多个模型时,最低AIC者为优.

可用于样本内拟合和样本外预测的评价.

可用于确定AR(p)的阶数.

施瓦茨信息准则, Schwarz criterion.

- 施瓦茨信息准则又记为SIC,表达式为

$$SIC = n^{k/n}\frac{\sum \widehat{u}_i^2}{n} = n^{k/n}\frac{RSS}{n} \tag{23}$$

- SIC 的对数形式:

$$\log SIC = \frac{k}{n}\log n + \log\left(\frac{RSS}{n}\right) \tag{24}$$

- SIC和AIC都对增加回归变量施以惩罚,SIC为甚.

施瓦茨信息准则, Schwarz criterion.

- 施瓦茨信息准则又记为SIC,表达式为

$$SIC = n^{k/n}\frac{\sum \widehat{u}_i^2}{n} = n^{k/n}\frac{RSS}{n} \tag{23}$$

- SIC 的对数形式:

$$\log SIC = \frac{k}{n}\log n + \log\left(\frac{RSS}{n}\right) \tag{24}$$

- SIC和AIC都对增加回归变量施以惩罚,SIC为甚.
- SIC的值越低越好.

施瓦茨信息准则, Schwarz criterion.

- 施瓦茨信息准则又记为SIC,表达式为

$$SIC = n^{k/n}\frac{\sum \widehat{u}_i^2}{n} = n^{k/n}\frac{RSS}{n} \tag{23}$$

- SIC 的对数形式:

$$\log SIC = \frac{k}{n}\log n + \log\left(\frac{RSS}{n}\right) \tag{24}$$

- SIC和AIC都对增加回归变量施以惩罚,SIC为甚.
- SIC的值越低越好.
- SIC可以用于样本内数据拟合评价,也可以用于样本外数据预测评价.

马娄斯的C_p准则

- 假设包括截距项在内一共有k个回归元,我们选择其中p个作回归,得到回归残差平方和RSS_p,得到$\widehat{\sigma}^2$.
- 马娄斯提出如下统计量:

$$C_p = \frac{RSS_p}{\widehat{\sigma}^2} - (n - 2p) \tag{25}$$

马娄斯的C_p准则

- 假设包括截距项在内一共有k个回归元,我们选择其中p个作回归,得到回归残差平方和RSS_p,得到$\widehat{\sigma}^2$.
- 马娄斯提出如下统计量:

$$C_p = \frac{RSS_p}{\widehat{\sigma}^2} - (n - 2p) \tag{25}$$

- 如果含有p个回归元的模型对数据拟合得足够充分,可以证明:

$$E(RSS_p) = (n - p)\sigma^2 \tag{26}$$

$$E(C_p) \approx \frac{(n - p)\sigma^2}{\sigma^2} - (n - 2p) \approx p \tag{27}$$

马娄斯的C_p准则

- 假设包括截距项在内一共有k个回归元,我们选择其中p个作回归,得到回归残差平方和RSS_p,得到$\widehat{\sigma}^2$.
- 马娄斯提出如下统计量:

$$C_p = \frac{RSS_p}{\widehat{\sigma}^2} - (n-2p) \tag{25}$$

- 如果含有p个回归元的模型对数据拟合得足够充分,可以证明:

$$E(RSS_p) = (n-p)\sigma^2 \tag{26}$$

$$E(C_p) \approx \frac{(n-p)\sigma^2}{\sigma^2} - (n-2p) \approx p \tag{27}$$

- 理想的模型,是C_p值等于p.

用于预测效果评估的χ^2检验

- 一个好主意.所有数据不要全部用于估计参数,需要预留部分数据用于后期模型预测能力的评估.

用于预测效果评估的χ^2检验

- 一个好主意.所有数据不要全部用于估计参数,需要预留部分数据用于后期模型预测能力的评估.
- 取χ^2统计量:

$$\text{预测评估}\chi^2 = \frac{\sum_{i=n+1}^{n+t} \widehat{u}_i^2}{\widehat{\sigma}^2} \tag{28}$$

- 参数说明:

$\widehat{u}_i, i = n+1, n+2, \cdots, n+t$: 预测第$i$个数据时的残差.
$\widehat{\sigma}^2$: 基于所拟合回归的OLS估计量.

用于预测效果评估的χ^2检验

- 一个好主意.所有数据不要全部用于估计参数,需要预留部分数据用于后期模型预测能力的评估.
- 取χ^2统计量:

$$\text{预测评估}\chi^2 = \frac{\sum_{i=n+1}^{n+t} \widehat{u}_i^2}{\widehat{\sigma}^2} \tag{28}$$

- 参数说明:

  $\widehat{u}_i, i = n+1, n+2, \cdots, n+t$: 预测第$i$个数据时的残差.
  $\widehat{\sigma}^2$: 基于所拟合回归的OLS估计量.

- 弱统计功效. 正确的拒绝一个错误的虚拟假设的概率很低,因此这个检验仅供参考.

内容线索

智利数据,要还是不要?

- 打开数据ex11-22. 描点.

智利数据,要还是不要?

- 打开数据ex11-22. 描点.
- 回归,比较去掉智利和包含智利数据的结果.

智利数据,要还是不要?

- 打开数据ex11-22. 描点.
- 回归,比较去掉智利和包含智利数据的结果.
- 异常数据,指具有很大残差的数据.

智利数据,要还是不要?

- 打开数据ex11-22. 描点.
- 回归,比较去掉智利和包含智利数据的结果.
- 异常数据,指具有很大残差的数据.
- 杠杆数据,指不成比例的远离其他回归元的数据.

智利数据,要还是不要?

- 打开数据ex11-22. 描点.
- 回归,比较去掉智利和包含智利数据的结果.
- 异常数据,指具有很大残差的数据.
- 杠杆数据,指不成比例的远离其他回归元的数据.
- 有影响力的数据,指一个杠杆数据成功的将回归直线拉向自己,由此改变回归直线的斜率.

智利数据,要还是不要?

- 打开数据ex11-22. 描点.
- 回归,比较去掉智利和包含智利数据的结果.
- 异常数据,指具有很大残差的数据.
- 杠杆数据,指不成比例的远离其他回归元的数据.
- 有影响力的数据,指一个杠杆数据成功的将回归直线拉向自己,由此改变回归直线的斜率.
- 什么时候去掉异常数据?

智利数据,要还是不要?

- 打开数据ex11-22. 描点.
- 回归,比较去掉智利和包含智利数据的结果.
- 异常数据,指具有很大残差的数据.
- 杠杆数据,指不成比例的远离其他回归元的数据.
- 有影响力的数据,指一个杠杆数据成功的将回归直线拉向自己,由此改变回归直线的斜率.
- 什么时候去掉异常数据?
  - 不假思索的去掉异常数据,不总是明智的.

智利数据,要还是不要?

- 打开数据ex11-22. 描点.
- 回归,比较去掉智利和包含智利数据的结果.
- 异常数据,指具有很大残差的数据.
- 杠杆数据,指不成比例的远离其他回归元的数据.
- 有影响力的数据,指一个杠杆数据成功的将回归直线拉向自己,由此改变回归直线的斜率.
- 什么时候去掉异常数据?
  - 不假思索的去掉异常数据,不总是明智的.
  - 一般原则是,如果没有明显观测错误或仪器调整错误,不应该单纯的去掉异常数据.
  - 对异常数据应该仔细研究其生成机理.

内容线索

参数稳定性的另一种判断方法:递归最小二乘法

- 结构性转变可以采用邹至庄检验.

参数稳定性的另一种判断方法:递归最小二乘法

- 结构性转变可以采用邹至庄检验.
- 例如采用1970-1995年的数据,研究储蓄-收入之间的关系,有一个转变点1982年.

参数稳定性的另一种判断方法:递归最小二乘法

- 结构性转变可以采用邹至庄检验.
- 例如采用1970-1995年的数据,研究储蓄-收入之间的关系,有一个转变点1982年.
- 也可以采用递归最小二乘法.
    - 第一步回归部分数据,例如1970-1974年的数据.

参数稳定性的另一种判断方法:递归最小二乘法

- 结构性转变可以采用邹至庄检验.
- 例如采用1970-1995年的数据,研究储蓄-收入之间的关系,有一个转变点1982年.
- 也可以采用递归最小二乘法.
  - 第一步回归部分数据,例如1970-1974年的数据.
  - 第二步向前述数据中增加一个,也即1975年,得到新的参数值.

参数稳定性的另一种判断方法:递归最小二乘法

- 结构性转变可以采用邹至庄检验.
- 例如采用1970-1995年的数据,研究储蓄-收入之间的关系,有一个转变点1982年.
- 也可以采用递归最小二乘法.
  - 第一步回归部分数据,例如1970-1974年的数据.
  - 第二步向前述数据中增加一个,也即1975年,得到新的参数值.
  - 重复上面的步骤,依次向数据中增加一个观测值,得到参数序列.

参数稳定性的另一种判断方法:递归最小二乘法

- 结构性转变可以采用邹至庄检验.
- 例如采用1970-1995年的数据,研究储蓄-收入之间的关系,有一个转变点1982年.
- 也可以采用递归最小二乘法.
  - 第一步回归部分数据,例如1970-1974年的数据.
  - 第二步向前述数据中增加一个,也即1975年,得到新的参数值.
  - 重复上面的步骤,依次向数据中增加一个观测值,得到参数序列.
  - 如果经济结构没有发生明显的改变,参数应该是一个波动不剧烈的序列.

内容线索

邹至庄检验用于预测效果评估

- 数据总数为$n = n_1 + n_2$,其中前n_1个用于估计参数,后n_2个用于模型预测能力评估.

邹至庄检验用于预测效果评估

- 数据总数为$n = n_1 + n_2$,其中前n_1个用于估计参数,后n_2个用于模型预测能力评估.
- 邹至庄检验的思路:
  - 对所有数据$n = n_1 + n_2$进行回归,得到残差平方和,记为RSS_n;

邹至庄检验用于预测效果评估

- 数据总数为$n = n_1 + n_2$,其中前n_1个用于估计参数,后n_2个用于模型预测能力评估.
- 邹至庄检验的思路:
  - 对所有数据$n = n_1 + n_2$进行回归,得到残差平方和,记为RSS_n;
  - 对前n_1个数据进行回归,得到残差平方和,记为RSS_{n_1};

邹至庄检验用于预测效果评估

- 数据总数为$n=n_1+n_2$,其中前n_1个用于估计参数,后n_2个用于模型预测能力评估.
- 邹至庄检验的思路:
  - 对所有数据$n=n_1+n_2$进行回归,得到残差平方和,记为RSS_n;
  - 对前n_1个数据进行回归,得到残差平方和,记为RSS_{n_1};
  - 构造F统计量:

$$F=\frac{\left(RSS_n-RSS_{n_1}\right)/n_2}{RSS_{n_1}/\left(n_1-k\right)}\sim F(n_2,n_1) \tag{29}$$

其中,k为待估计参数的个数,包含截距项.

邹至庄检验用于预测效果评估

- 数据总数为$n = n_1 + n_2$,其中前n_1个用于估计参数,后n_2个用于模型预测能力评估.
- 邹至庄检验的思路:
  - 对所有数据$n = n_1 + n_2$进行回归,得到残差平方和,记为RSS_n;
  - 对前n_1个数据进行回归,得到残差平方和,记为RSS_{n_1};
  - 构造F统计量:

$$F = \frac{\left(RSS_n - RSS_{n_1}\right)/n_2}{RSS_{n_1}/\left(n_1 - k\right)} \sim F(n_2, n_1) \tag{29}$$

    其中,k为待估计参数的个数,包含截距项.
  - 统计判决方法:
    若误差是独立同分布的,那么两段时间的残差波动情况应该相似.

邹至庄检验用于预测效果评估

- 数据总数为$n = n_1 + n_2$,其中前n_1个用于估计参数,后n_2个用于模型预测能力评估.
- 邹至庄检验的思路:
  - 对所有数据$n = n_1 + n_2$进行回归,得到残差平方和,记为RSS_n;
  - 对前n_1个数据进行回归,得到残差平方和,记为RSS_{n_1};
  - 构造F统计量:

$$F = \frac{\left(RSS_n - RSS_{n_1}\right)/n_2}{RSS_{n_1}/\left(n_1 - k\right)} \sim F(n_2, n_1) \tag{29}$$

    其中,k为待估计参数的个数,包含截距项.
  - 统计判决方法:
    若误差是独立同分布的,那么两段时间的残差波动情况应该相似.
    如果观测到F统计量的值很大,表明前后两段时间的残差有很大差异.

邹至庄检验用于预测效果评估

- 数据总数为$n = n_1 + n_2$,其中前n_1个用于估计参数,后n_2个用于模型预测能力评估.
- 邹至庄检验的思路:
  - 对所有数据$n = n_1 + n_2$进行回归,得到残差平方和,记为RSS_n;
  - 对前n_1个数据进行回归,得到残差平方和,记为RSS_{n_1};
  - 构造F统计量:

$$F = \frac{\left(RSS_n - RSS_{n_1}\right)/n_2}{RSS_{n_1}/\left(n_1 - k\right)} \sim F(n_2, n_1) \tag{29}$$

    其中,k为待估计参数的个数,包含截距项.
  - 统计判决方法:
    若误差是独立同分布的,那么两段时间的残差波动情况应该相似.
    如果观测到F统计量的值很大,表明前后两段时间的残差有很大差异.
- 考察储蓄-收入一例,判断储蓄-收入关系是否发生变化.
  数据:Table 8.9.

内容线索

1970-1995年美国储蓄-收入关系研究

- 两个模型:

$$\text{模型A:} \qquad Y_t = \alpha_1 + \alpha_2 X_t + \alpha_3 X_{t-1} + u_t \tag{30}$$

$$\text{模型B:} \qquad Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_t + \beta_3 Y_{t-1} + u_t \tag{31}$$

1970-1995年美国储蓄-收入关系研究

- 两个模型:

$$\text{模型A:} \qquad Y_t = \alpha_1 + \alpha_2 X_t + \alpha_3 X_{t-1} + u_t \tag{30}$$
$$\text{模型B:} \qquad Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_t + \beta_3 Y_{t-1} + u_t \tag{31}$$

- 怎样在上述两个模型中选择呢? 数据:Table: 8.9.

1970-1995年美国储蓄-收入关系研究

- 两个模型:

$$\text{模型A:} \quad Y_t = \alpha_1 + \alpha_2 X_t + \alpha_3 X_{t-1} + u_t \tag{30}$$

$$\text{模型B:} \quad Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_t + \beta_3 Y_{t-1} + u_t \tag{31}$$

- 怎样在上述两个模型中选择呢? 数据:Table: 8.9.
  - 两个回归子一样,都是Y_t,可用回归的判定系数来比较模型的优劣.

1970-1995年美国储蓄-收入关系研究

- 两个模型:

$$\text{模型A:} \quad Y_t = \alpha_1 + \alpha_2 X_t + \alpha_3 X_{t-1} + u_t \tag{30}$$

$$\text{模型B:} \quad Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_t + \beta_3 Y_{t-1} + u_t \tag{31}$$

- 怎样在上述两个模型中选择呢? 数据:Table: 8.9.
  - 两个回归子一样,都是Y_t,可用回归的判定系数来比较模型的优劣.
  - 比较两个信息准则,AIC和SIC.

1970-1995年美国储蓄-收入关系研究

- 两个模型:

$$\text{模型A:} \quad Y_t = \alpha_1 + \alpha_2 X_t + \alpha_3 X_{t-1} + u_t \tag{30}$$

$$\text{模型B:} \quad Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_t + \beta_3 Y_{t-1} + u_t \tag{31}$$

- 怎样在上述两个模型中选择呢? 数据:Table: 8.9.
    - 两个回归子一样,都是Y_t,可用回归的判定系数来比较模型的优劣.
    - 比较两个信息准则,AIC和SIC.
    - 比较德宾-沃森d统计量.

1970-1995年美国储蓄-收入关系研究

- 两个模型:

$$\text{模型A:} \quad Y_t = \alpha_1 + \alpha_2 X_t + \alpha_3 X_{t-1} + u_t \tag{30}$$

$$\text{模型B:} \quad Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_t + \beta_3 Y_{t-1} + u_t \tag{31}$$

- 怎样在上述两个模型中选择呢? 数据:Table: 8.9.
  - 两个回归子一样,都是Y_t,可用回归的判定系数来比较模型的优劣.
  - 比较两个信息准则,AIC和SIC.
  - 比较德宾-沃森d统计量.
  - 比较预测能力,采用AIC和SIC判断.

1970-1995年美国储蓄-收入关系研究

- 两个模型:

$$\text{模型A:} \quad Y_t = \alpha_1 + \alpha_2 X_t + \alpha_3 X_{t-1} + u_t \tag{30}$$

$$\text{模型B:} \quad Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_t + \beta_3 Y_{t-1} + u_t \tag{31}$$

- 怎样在上述两个模型中选择呢? 数据:Table: 8.9.
  - 两个回归子一样,都是Y_t,可用回归的判定系数来比较模型的优劣.
  - 比较两个信息准则,AIC和SIC.
  - 比较德宾-沃森d统计量.
  - 比较预测能力,采用AIC和SIC判断.
  - 采用嵌套模型,比较两个模型系数的显著性.

内容线索

实务工作者十诫:怎么建立计量经济学模型

彼得·肯尼迪给出如下"应用计量经济学的十大告诫":

实务工作者十诫:怎么建立计量经济学模型

彼得·肯尼迪给出如下"应用计量经济学的十大告诫":

(1) 你应该使用常识和经济理论;

实务工作者十诫:怎么建立计量经济学模型

彼得·肯尼迪给出如下"应用计量经济学的十大告诫":

(1) 你应该使用常识和经济理论;

(2) 你应该询问正确的问题(即实用性胜于数学上的优美);

实务工作者十诫:怎么建立计量经济学模型

彼得·肯尼迪给出如下"应用计量经济学的十大告诫":

(1) 你应该使用常识和经济理论;

(2) 你应该询问正确的问题(即实用性胜于数学上的优美);

(3) 你应该了解问题的背景(不要做无知的统计分析);

实务工作者十诫:怎么建立计量经济学模型

彼得·肯尼迪给出如下"应用计量经济学的十大告诫":

(1) 你应该使用常识和经济理论;

(2) 你应该询问正确的问题(即实用性胜于数学上的优美);

(3) 你应该了解问题的背景(不要做无知的统计分析);

(4) 你应该对数据进行审查;

实务工作者十诫:怎么建立计量经济学模型

彼得·肯尼迪给出如下"应用计量经济学的十大告诫":

(1) 你应该使用常识和经济理论;

(2) 你应该询问正确的问题(即实用性胜于数学上的优美);

(3) 你应该了解问题的背景(不要做无知的统计分析);

(4) 你应该对数据进行审查;

(5) 你不应该信奉复杂性.应该使用KISS原则, 即"keep it stochastically simple";

实务工作者十诫:怎么建立计量经济学模型

彼得·肯尼迪给出如下"应用计量经济学的十大告诫":

(1) 你应该使用常识和经济理论;

(2) 你应该询问正确的问题(即实用性胜于数学上的优美);

(3) 你应该了解问题的背景(不要做无知的统计分析);

(4) 你应该对数据进行审查;

(5) 你不应该信奉复杂性.应该使用KISS原则, 即"keep it stochastically simple";

(6) 你应该充分而又严格的看待结果;

实务工作者十诫:怎么建立计量经济学模型

彼得·肯尼迪给出如下"应用计量经济学的十大告诫":

(1) 你应该使用常识和经济理论;

(2) 你应该询问正确的问题(即实用性胜于数学上的优美);

(3) 你应该了解问题的背景(不要做无知的统计分析);

(4) 你应该对数据进行审查;

(5) 你不应该信奉复杂性.应该使用KISS原则, 即"keep it stochastically simple";

(6) 你应该充分而又严格的看待结果;

(7) 你应该当心数据开采的成本;

实务工作者十诫:怎么建立计量经济学模型

彼得·肯尼迪给出如下"应用计量经济学的十大告诫":

(1) 你应该使用常识和经济理论;

(2) 你应该询问正确的问题(即实用性胜于数学上的优美);

(3) 你应该了解问题的背景(不要做无知的统计分析);

(4) 你应该对数据进行审查;

(5) 你不应该信奉复杂性.应该使用KISS原则, 即"keep it stochastically simple";

(6) 你应该充分而又严格的看待结果;

(7) 你应该当心数据开采的成本;

(8) 你应该准备着妥协(不要信奉教科书上的方法);

实务工作者十诫:怎么建立计量经济学模型

彼得·肯尼迪给出如下"应用计量经济学的十大告诫":

(1) 你应该使用常识和经济理论;

(2) 你应该询问正确的问题(即实用性胜于数学上的优美);

(3) 你应该了解问题的背景(不要做无知的统计分析);

(4) 你应该对数据进行审查;

(5) 你不应该信奉复杂性.应该使用KISS原则, 即"keep it stochastically simple";

(6) 你应该充分而又严格的看待结果;

(7) 你应该当心数据开采的成本;

(8) 你应该准备着妥协(不要信奉教科书上的方法);

(9) 你不应该把显著性和重要性相混淆;

实务工作者十诫:怎么建立计量经济学模型

彼得·肯尼迪给出如下"应用计量经济学的十大告诫":

(1) 你应该使用常识和经济理论;

(2) 你应该询问正确的问题(即实用性胜于数学上的优美);

(3) 你应该了解问题的背景(不要做无知的统计分析);

(4) 你应该对数据进行审查;

(5) 你不应该信奉复杂性.应该使用KISS原则, 即"keep it stochastically simple";

(6) 你应该充分而又严格的看待结果;

(7) 你应该当心数据开采的成本;

(8) 你应该准备着妥协(不要信奉教科书上的方法);

(9) 你不应该把显著性和重要性相混淆;

(10) 在出现敏感性时要坦白(即准备报告结果,同时准备接收批评).