

什么是计量经济学

黄光辉

hgh@cqu.edu.cn

- 1 第一章 经济问题与数据
 - 计量经济学是什么
 - 经济问题:统计检验
 - 因果效应与理想的实验
 - 数据:来源和种类
- 2 第二章.概率论复习
- 3 第三章.数理统计复习
- 4 第四章.一元线性回归
- 5 第五章.多元线性回归
 - 多元回归参数估计

Introduction to Econometrics. James H. Stock, Mark W. Watson.

Introductory Econometrics(2Ed.). Jeffrey M. Wooldridge.

Econometric Analysis(4Ed). William H. Greene.

计量经济学.古扎拉蒂. (林少宫翻译)

其他计量经济学,如李子奈.

Introduction to Econometrics. James H. Stock, Mark W. Watson.

Introductory Econometrics(2Ed.). Jeffrey M. Wooldridge.

Econometric Analysis(4Ed). William H. Greene.

计量经济学.古扎拉蒂. (林少宫翻译)

其他计量经济学,如李子奈.

Introduction to Econometrics. James H. Stock, Mark W. Watson.

Introductory Econometrics(2Ed.). Jeffrey M. Wooldridge.

Econometric Analysis(4Ed). William H. Greene.

计量经济学.古扎拉蒂. (林少宫翻译)

其他计量经济学,如李子奈.

Introduction to Econometrics. James H. Stock, Mark W. Watson.

Introductory Econometrics(2Ed.). Jeffrey M. Wooldridge.

Econometric Analysis(4Ed). William H. Greene.

计量经济学.古扎拉蒂. (林少宫翻译)

其他计量经济学,如李子奈.

Introduction to Econometrics. James H. Stock, Mark W. Watson.

Introductory Econometrics(2Ed.). Jeffrey M. Wooldridge.

Econometric Analysis(4Ed). William H. Greene.

计量经济学.古扎拉蒂. (林少宫翻译)

其他计量经济学,如李子奈.

找不到答案的问题

经济,商业和政府行为中很多复杂问题找不到答案.例如

减少酒后驾车,课以重罚还是对酒征重税?

股市到达历史最低点,进入会得到高额收益么?

缩小班级规模,会提高小学生成绩么?

Econometrics help us to sort out sound ideas from crazy ones and to find quantitative answers to important quantitative questions.

找不到答案的问题

经济,商业和政府行为中很多复杂问题找不到答案.例如

减少酒后驾车,课以重罚还是对酒征重税?

股市到达历史最低点,进入会得到高额收益么?

缩小班级规模,会提高小学生成绩么?

Econometrics help us to sort out sound ideas from crazy ones and to find quantitative answers to important quantitative questions.

找不到答案的问题

经济,商业和政府行为中很多复杂问题找不到答案.例如

减少酒后驾车,课以重罚还是对酒征重税?

股市到达历史最低点,进入会得到高额收益么?

缩小班级规模,会提高小学生成绩么?

Econometrics help us to sort out sound ideas from crazy ones and to find quantitative answers to important quantitative questions.

找不到答案的问题

经济,商业和政府行为中很多复杂问题找不到答案.例如

减少酒后驾车,课以重罚还是对酒征重税?

股市到达历史最低点,进入会得到高额收益么?

缩小班级规模,会提高小学生成绩么?

Econometrics help us to sort out sound ideas from crazy ones and to find quantitative answers to important quantitative questions.

找不到答案的问题

经济,商业和政府行为中很多复杂问题找不到答案.例如

减少酒后驾车,课以重罚还是对酒征重税?

股市到达历史最低点,进入会得到高额收益么?

缩小班级规模,会提高小学生成绩么?

Econometrics help us to sort out **sound ideas** from **crazy ones** and to find **quantitative answers** to important quantitative questions.

内容线索

- 1 第一章 经济问题与数据
 - 计量经济学是什么
 - 经济问题:统计检验
 - 因果效应与理想的实验
 - 数据:来源和种类
- 2 第二章.概率论复习
- 3 第三章.数理统计复习
- 4 第四章.一元线性回归
- 5 第五章.多元线性回归
 - 多元回归参数估计

计量经济学是什么?十个人,十种说法.

检验经济理论;

预测变量未来取值的一套方法,例如公司销售业绩,经济整体增长情况,股票价格;

用数学模型拟合经济数据的过程;

用历史数据为政府和商业制定政策时提供数量化方法的科学和艺术;

分析经济数据的统计方法.

应用领域:

金融市场数据分析;劳动力市场分析;宏观经济分析;微观经济分析;市场营销;政治和其他社会科学.

计量经济学是什么?十个人,十种说法.

检验经济理论;

预测变量未来取值的一套方法,例如公司销售业绩,经济整体增长情况,股票价格;

用数学模型拟合经济数据的过程;

用历史数据为政府和商业制定政策时提供数量化方法的科学和艺术;

分析经济数据的统计方法.

应用领域:

金融市场数据分析;劳动力市场分析;宏观经济分析;微观经济分析;市场营销;政治和其他社会科学.

计量经济学是什么?十个人,十种说法.

检验经济理论;

预测变量未来取值的一套方法,例如公司销售业绩,经济整体增长情况,股票价格;

用数学模型拟合经济数据的过程;

用历史数据为政府和商业制定政策时提供数量化方法的科学和艺术;

分析经济数据的统计方法.

应用领域:

金融市场数据分析;劳动力市场分析;宏观经济分析;微观经济分析;市场营销;政治和其他社会科学.

计量经济学是什么?十个人,十种说法.

检验经济理论;

预测变量未来取值的一套方法,例如公司销售业绩,经济整体增长情况,股票价格;

用数学模型拟合经济数据的过程;

用历史数据为政府和商业制定政策时提供数量化方法的科学和艺术;

分析经济数据的统计方法.

应用领域:

金融市场数据分析; 劳动力市场分析; 宏观经济分析; 微观经济分析; 市场营销; 政治和其他社会科学.

计量经济学是什么?十个人,十种说法.

检验经济理论;

预测变量未来取值的一套方法,例如公司销售业绩,经济整体增长情况,股票价格;

用数学模型拟合经济数据的过程;

用历史数据为政府和商业制定政策时提供数量化方法的科学和艺术;

分析经济数据的统计方法.

应用领域:

金融市场数据分析; 劳动力市场分析; 宏观经济分析; 微观经济分析; 市场营销; 政治和其他社会科学.

计量经济学是什么?十个人,十种说法.

检验经济理论;

预测变量未来取值的一套方法,例如公司销售业绩,经济整体增长情况,股票价格;

用数学模型拟合经济数据的过程;

用历史数据为政府和商业制定政策时提供数量化方法的科学和艺术;

分析经济数据的统计方法.

应用领域:

金融市场数据分析; 劳动力市场分析; 宏观经济分析; 微观经济分析; 市场营销; 政治和其他社会科学.

计量经济学是什么?十个人,十种说法.

检验经济理论;

预测变量未来取值的一套方法,例如公司销售业绩,经济整体增长情况,股票价格;

用数学模型拟合经济数据的过程;

用历史数据为政府和商业制定政策时提供数量化方法的科学和艺术;

分析经济数据的统计方法.

应用领域:

金融市场数据分析; 劳动力市场分析; 宏观经济分析; 微观经济分析; 市场营销; 政治和其他社会科学.

计量经济学是什么?十个人,十种说法.

检验经济理论;

预测变量未来取值的一套方法,例如公司销售业绩,经济整体增长情况,股票价格;

用数学模型拟合经济数据的过程;

用历史数据为政府和商业制定政策时提供数量化方法的科学和艺术;

分析经济数据的统计方法.

应用领域:

金融市场数据分析; 劳动力市场分析; 宏观经济分析; 微观经济分析; 市场营销; 政治和其他社会科学.

计量经济学是什么?十个人,十种说法.

检验经济理论;

预测变量未来取值的一套方法,例如公司销售业绩,经济整体增长情况,股票价格;

用数学模型拟合经济数据的过程;

用历史数据为政府和商业制定政策时提供数量化方法的科学和艺术;

分析经济数据的统计方法.

应用领域:

金融市场数据分析; 劳动力市场分析; 宏观经济分析; 微观经济分析; 市场营销; 政治和其他社会科学.

计量经济学是什么?十个人,十种说法.

检验经济理论;

预测变量未来取值的一套方法,例如公司销售业绩,经济整体增长情况,股票价格;

用数学模型拟合经济数据的过程;

用历史数据为政府和商业制定政策时提供数量化方法的科学和艺术;

分析经济数据的统计方法.

应用领域:

金融市场数据分析; 劳动力市场分析; 宏观经济分析; 微观经济分析; 市场营销; 政治和其他社会科学.

计量经济学是什么?十个人,十种说法.

检验经济理论;

预测变量未来取值的一套方法,例如公司销售业绩,经济整体增长情况,股票价格;

用数学模型拟合经济数据的过程;

用历史数据为政府和商业制定政策时提供数量化方法的科学和艺术;

分析经济数据的统计方法.

应用领域:

金融市场数据分析; 劳动力市场分析; 宏观经济分析; 微观经济分析; 市场营销; 政治和其他社会科学.

计量经济学是什么?十个人,十种说法.

检验经济理论;

预测变量未来取值的一套方法,例如公司销售业绩,经济整体增长情况,股票价格;

用数学模型拟合经济数据的过程;

用历史数据为政府和商业制定政策时提供数量化方法的科学和艺术;

分析经济数据的统计方法.

应用领域:

金融市场数据分析; 劳动力市场分析; 宏观经济分析; 微观经济分析; 市场营销; 政治和其他社会科学.

内容线索

- 1 第一章 经济问题与数据
 - 计量经济学是什么
 - 经济问题:统计检验
 - 因果效应与理想的实验
 - 数据:来源和种类
- 2 第二章.概率论复习
- 3 第三章.数理统计复习
- 4 第四章.一元线性回归
- 5 第五章.多元线性回归
 - 多元回归参数估计

小班制和教学质量问题

美国的素质教育运动.

1998年,California,420所学校参与研究.每年用标准测试,小班平均成绩高于大班.

问题: 是否可以从上述观测下结论:

缩小班级规模,有助于提高小学生成绩.

反方 富裕家庭多进入小班,有更多课外学习机会.

难点 将背景变量分离开,仅仅比较班级规模对提高成绩的效果?

方法 多元回归方法.

小班制和教学质量问题

美国的素质教育运动.

1998年,California,420所学校参与研究.每年用标准测试,小班平均成绩高于大班.

问题: 是否可以从上述观测下结论:

缩小班级规模,有助于提高小学生成绩.

反方 富裕家庭多进入小班,有更多课外学习机会.

难点 将背景变量分离开,仅仅比较班级规模对提高成绩的效果?

方法 多元回归方法.

小班制和教学质量问题

美国的素质教育运动.

1998年,California,420所学校参与研究.每年用标准测试,小班平均成绩高于大班.

问题: 是否可以从上述观测下结论:

缩小班级规模,有助于提高小学生成绩.

反方 富裕家庭多进入小班,有更多课外学习机会.

难点 将背景变量分离开,仅仅比较班级规模对提高成绩的效果?

方法 多元回归方法.

小班制和教学质量问题

美国的素质教育运动.

1998年,California,420所学校参与研究.每年用标准测试,小班平均成绩高于大班.

问题: 是否可以从上述观测下结论:

缩小班级规模,有助于提高小学生成绩.

反方 富裕家庭多进入小班,有更多课外学习机会.

难点 将背景变量分离开,仅仅比较班级规模对提高成绩的效果?

方法 多元回归方法.

小班制和教学质量问题

美国的素质教育运动.

1998年,California,420所学校参与研究.每年用标准测试,小班平均成绩高于大班.

问题: 是否可以从上述观测下结论:

缩小班级规模,有助于提高小学生成绩.

反方 富裕家庭多进入小班,有更多课外学习机会.

难点 将背景变量分离开,仅仅比较班级规模对提高成绩的效果?

方法 多元回归方法.

住房贷款和种族歧视

美国房贷市场.

1990年代, Federal Reserve Bank of Boston, 申请被拒绝比例:
28%, 黑人申请者; 9%, 白人申请者.

问题: 是否可以从上述观测下结论:
美国房贷市场存在种族歧视.

反方 黑人偿还能力差.

难点 将背景变量分离开, 仅仅比较同等偿还能力的白人和黑人.

方法 二元回归方法.

住房贷款和种族歧视

美国房贷市场.

1990年代,Federal Reserve Bank of Boston,申请被拒绝比例:
28%,黑人申请者; 9%,白人申请者.

问题: 是否可以从上述观测下结论:
美国房贷市场存在种族歧视.

反方 黑人偿还能力差.

难点 将背景变量分离开,仅仅比较同等偿还能力的白人和黑人.

方法 二元回归方法.

住房贷款和种族歧视

美国房贷市场.

1990年代, Federal Reserve Bank of Boston, 申请被拒绝比例:
28%, 黑人申请者; 9%, 白人申请者.

问题: 是否可以从上述观测下结论:
美国房贷市场存在种族歧视.

反方 黑人偿还能力差.

难点 将背景变量分离开, 仅仅比较同等偿还能力的白人和黑人.

方法 二元回归方法.

住房贷款和种族歧视

美国房贷市场.

1990年代, Federal Reserve Bank of Boston, 申请被拒绝比例:
28%, 黑人申请者; 9%, 白人申请者.

问题: 是否可以从上述观测下结论:
美国房贷市场存在种族歧视.

反方 黑人偿还能力差.

难点 将背景变量分离开, 仅仅比较同等偿还能力的白人和黑人.

方法 二元回归方法.

住房贷款和种族歧视

美国房贷市场.

1990年代, Federal Reserve Bank of Boston, 申请被拒绝比例:
28%, 黑人申请者; 9%, 白人申请者.

问题: 是否可以从上述观测下结论:
美国房贷市场存在种族歧视.

反方 黑人偿还能力差.

难点 将背景变量分离开, 仅仅比较同等偿还能力的白人和黑人.

方法 二元回归方法.

烟草税收和戒烟

美国烟草市场.

1980-1990年代,美国各州烟草销量,价格,税收,个人收入数据.

低税收州 低烟价 高吸烟率;

高税收州 高烟价 低吸烟率;

问题: 是否可以从上述观测下结论:

提高税收有助于戒烟.

反方 因果关系是双方面的:

烟民众多州 降低税收满足人民需求

烟民稀少州 提高税收满足人民需求.

难点 将背景变量分离开,仅仅比较税收和吸烟率的关系.

方法 联合因果方法(Simultaneous Causality)

烟草税收和戒烟

美国烟草市场.

1980-1990年代,美国各州烟草销量,价格,税收,个人收入数据.

低税收州 低烟价 高吸烟率;

高税收州 高烟价 低吸烟率;

问题: 是否可以从上述观测下结论:

提高税收有助于戒烟.

反方 因果关系是双方面的:

烟民众多州 降低税收满足人民需求

烟民稀少州 提高税收满足人民需求.

难点 将背景变量分离开,仅仅比较税收和吸烟率的关系.

方法 联合因果方法(Simultaneous Causality)

烟草税收和戒烟

美国烟草市场.

1980-1990年代,美国各州烟草销量,价格,税收,个人收入数据.

低税收州 低烟价 高吸烟率;

高税收州 高烟价 低吸烟率;

问题: 是否可以从上述观测下结论:

提高税收有助于戒烟.

反方 因果关系是双方面的:

烟民众多州 降低税收满足人民需求

烟民稀少州 提高税收满足人民需求.

难点 将背景变量分离开,仅仅比较税收和吸烟率的关系.

方法 联合因果方法(Simultaneous Causality)

烟草税收和戒烟

美国烟草市场.

1980-1990年代,美国各州烟草销量,价格,税收,个人收入数据.

低税收州 低烟价 高吸烟率;

高税收州 高烟价 低吸烟率;

问题: 是否可以从上述观测下结论:

提高税收有助于戒烟.

反方 因果关系是双方面的:

烟民众多州 降低税收满足人民需求

烟民稀少州 提高税收满足人民需求.

难点 将背景变量分离开,仅仅比较税收和吸烟率的关系.

方法 联合因果方法(Simultaneous Causality)

烟草税收和戒烟

美国烟草市场.

1980-1990年代,美国各州烟草销量,价格,税收,个人收入数据.

低税收州 低烟价 高吸烟率;

高税收州 高烟价 低吸烟率;

问题: 是否可以从上述观测下结论:

提高税收有助于戒烟.

反方 因果关系是双方面的:

烟民众多州 降低税收满足人民需求

烟民稀少州 提高税收满足人民需求.

难点 将背景变量分离开,仅仅比较税收和吸烟率的关系.

方法 联合因果方法(Simultaneous Causality)

预测明年通胀

很多事情都需要预测.

明年销量是多少,需要投入一条新生产线么?

明天股票市场会涨吗?

今年的税收足够明年的市政设施建设吗?

这个星期六天气好吗?可以去野餐吗?

明年的通货膨胀率是多少?

方法 利用历史数据,采用计量手段,建立过去和未来之间的数量关系.

困难 数据不同,结论不同.需要评价预测方法的准确性.

方法 让一个量变动,其他量保持不变.多元回归方法.

预测明年通胀

很多事情都需要预测.

明年销量是多少,需要投入一条新生产线么?

明天股票市场会涨吗?

今年的税收足够明年的市政设施建设吗?

这个星期六天气好吗?可以去野餐吗?

明年的通货膨胀率是多少?

方法 利用历史数据,采用计量手段,建立过去和未来之间的数量关系.

困难 数据不同,结论不同.需要评价预测方法的准确性.

方法 让一个量变动,其他量保持不变.多元回归方法.

预测明年通胀

很多事情都需要预测.

明年销量是多少,需要投入一条新生产线么?

明天股票市场会涨吗?

今年的税收足够明年的市政设施建设吗?

这个星期六天气好吗?可以去野餐吗?

明年的通货膨胀率是多少?

方法 利用历史数据,采用计量手段,建立过去和未来之间的数量关系.

困难 数据不同,结论不同.需要评价预测方法的准确性.

方法 让一个量变动,其他量保持不变.多元回归方法.

预测明年通胀

很多事情都需要预测.

明年销量是多少,需要投入一条新生产线么?

明天股票市场会涨吗?

今年的税收足够明年的市政设施建设吗?

这个星期六天气好吗?可以去野餐吗?

明年的通货膨胀率是多少?

方法 利用历史数据,采用计量手段,建立过去和未来之间的数量关系.

困难 数据不同,结论不同.需要评价预测方法的准确性.

方法 让一个量变动,其他量保持不变.多元回归方法.

预测明年通胀

很多事情都需要预测.

明年销量是多少,需要投入一条新生产线么?

明天股票市场会涨吗?

今年的税收足够明年的市政设施建设吗?

这个星期六天气好吗?可以去野餐吗?

明年的通货膨胀率是多少?

方法 利用历史数据,采用计量手段,建立过去和未来之间的数量关系.

困难 数据不同,结论不同.需要评价预测方法的准确性.

方法 让一个量变动,其他量保持不变.多元回归方法.

预测明年通胀

很多事情都需要预测.

明年销量是多少,需要投入一条新生产线么?

明天股票市场会涨吗?

今年的税收足够明年的市政设施建设吗?

这个星期六天气好吗?可以去野餐吗?

明年的通货膨胀率是多少?

方法 利用历史数据,采用计量手段,建立过去和未来之间的数量关系.

困难 数据不同,结论不同.需要评价预测方法的准确性.

方法 让一个量变动,其他量保持不变.多元回归方法.

预测明年通胀

很多事情都需要预测.

明年销量是多少,需要投入一条新生产线么?

明天股票市场会涨吗?

今年的税收足够明年的市政设施建设吗?

这个星期六天气好吗?可以去野餐吗?

明年的通货膨胀率是多少?

方法 利用历史数据,采用计量手段,建立过去和未来之间的数量关系.

困难 数据不同,结论不同.需要评价预测方法的准确性.

方法 让一个量变动,其他量保持不变.多元回归方法.

预测明年通胀

很多事情都需要预测.

明年销量是多少,需要投入一条新生产线么?

明天股票市场会涨吗?

今年的税收足够明年的市政设施建设吗?

这个星期六天气好吗?可以去野餐吗?

明年的通货膨胀率是多少?

方法 利用历史数据,采用计量手段,建立过去和未来之间的数量关系.

困难 数据不同,结论不同.需要评价预测方法的准确性.

方法 让一个量变动,其他量保持不变.多元回归方法.

内容线索

- 1 第一章 经济问题与数据
 - 计量经济学是什么
 - 经济问题:统计检验
 - 因果效应与理想的实验
 - 数据:来源和种类
- 2 第二章.概率论复习
- 3 第三章.数理统计复习
- 4 第四章.一元线性回归
- 5 第五章.多元线性回归
 - 多元回归参数估计

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较**对照组**和**实验组**的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

1.2 因果关系(Causality)

一个行动导致一个结果的产生,这个结果是前面行动的直接后果.

手触热炉,手指被烫伤;

天热口渴时喝水,减缓口渴;

给汽车轮胎充气,车胎胀起来;

给西红柿施肥,多收西红柿.

问题: 怎么估计变量之间的因果关系?

方法: 理想的随机化可控实验.

举例: 西红柿产量和施肥之间的关系.

整块土地,细分成若干小块;随机取定哪些施肥,哪些不施肥(随机化选择);收获后称量,比较各块产量.

原因 随机化实验,以控制系统因素的影响,方便比较对照组和实验组的产量.

注意 预测不需要因果关系.

举例: 如何预测下雨?

街上行人都拿了雨伞,表示要下雨了;

下雨不是由于街上行人都拿伞.

内容线索

- 1 第一章 经济问题与数据
 - 计量经济学是什么
 - 经济问题:统计检验
 - 因果效应与理想的实验
 - 数据:来源和种类
- 2 第二章.概率论复习
- 3 第三章.数理统计复习
- 4 第四章.一元线性回归
- 5 第五章.多元线性回归
 - 多元回归参数估计

数据的来源

(1) 实验数据和观测数据

实验数据

从可控制的实验产生的数据.

1980s, Tennessee. 随机分班数据.

数千学生参加, 推行若干年, 每年标准化测试, 耗资百万美元.

困难: 实验难于控制.

实验难于推行(例如道德原因);

成本高昂;

观测数据

实际行为产生, 非实验产生.

电话调查数据; 管理数据(信贷记录).

特点: 难于控制其他变量取值.

例如房贷和种族歧视问题.

数据的来源

(1)实验数据和观测数据

实验数据

从可控制的实验产生的数据.

1980s, Tennessee. 随机分班数据.

数千学生参加, 推行若干年, 每年标准化测试, 耗资百万美元.

困难: 实验难于控制.

实验难于推行(例如道德原因);

成本高昂;

观测数据

实际行为产生, 非实验产生.

电话调查数据; 管理数据(信贷记录).

特点: 难于控制其他变量取值.

例如房贷和种族歧视问题.

数据的来源

(1)实验数据和观测数据

实验数据

从可控制的实验产生的数据.

1980s, Tennessee. 随机分班数据.

数千学生参加, 推行若干年, 每年标准化测试, 耗资百万美元.

困难: 实验难于控制.

实验难于推行(例如道德原因);

成本高昂;

观测数据

实际行为产生, 非实验产生.

电话调查数据; 管理数据(信贷记录).

特点: 难于控制其他变量取值.

例如房贷和种族歧视问题.

数据的来源

(1) 实验数据和观测数据

实验数据

从可控制的实验产生的数据.

1980s, Tennessee. 随机分班数据.

数千学生参加, 推行若干年, 每年标准化测试, 耗资百万美元.

困难: 实验难于控制.

实验难于推行(例如道德原因);

成本高昂;

观测数据

实际行为产生, 非实验产生.

电话调查数据; 管理数据(信贷记录).

特点: 难于控制其他变量取值.

例如房贷和种族歧视问题.

数据的来源

(1)实验数据和观测数据

实验数据

从可控制的实验产生的数据.

1980s, Tennessee. 随机分班数据.

数千学生参加, 推行若干年, 每年标准化测试, 耗资百万美元.

困难: 实验难于控制.

实验难于推行(例如道德原因);

成本高昂;

观测数据

实际行为产生, 非实验产生.

电话调查数据; 管理数据(信贷记录).

特点: 难于控制其他变量取值.

例如房贷和种族歧视问题.

数据的来源

(1) 实验数据和观测数据

实验数据

从可控制的实验产生的数据.

1980s, Tennessee. 随机分班数据.

数千学生参加, 推行若干年, 每年标准化测试, 耗资百万美元.

困难: 实验难于控制.

实验难于推行(例如道德原因);

成本高昂;

观测数据

实际行为产生, 非实验产生.

电话调查数据; 管理数据(信贷记录).

特点: 难于控制其他变量取值.

例如房贷和种族歧视问题.

数据的来源

(1) 实验数据和观测数据

实验数据

从可控制的实验产生的数据.

1980s, Tennessee. 随机分班数据.

数千学生参加, 推行若干年, 每年标准化测试, 耗资百万美元.

困难: 实验难于控制.

实验难于推行(例如道德原因);

成本高昂;

观测数据

实际行为产生, 非实验产生.

电话调查数据; 管理数据(信贷记录).

特点: 难于控制其他变量取值.

例如房贷和种族歧视问题.

数据的来源

(1) 实验数据和观测数据

实验数据

从可控制的实验产生的数据.

1980s, Tennessee. 随机分班数据.

数千学生参加, 推行若干年, 每年标准化测试, 耗资百万美元.

困难: 实验难于控制.

实验难于推行(例如道德原因);

成本高昂;

观测数据

实际行为产生, 非实验产生.

电话调查数据; 管理数据(信贷记录).

特点: 难于控制其他变量取值.

例如房贷和种族歧视问题.

数据的来源

(1) 实验数据和观测数据

实验数据

从可控制的实验产生的数据.

1980s, Tennessee. 随机分班数据.

数千学生参加, 推行若干年, 每年标准化测试, 耗资百万美元.

困难: 实验难于控制.

实验难于推行(例如道德原因);

成本高昂;

观测数据

实际行为产生, 非实验产生.

电话调查数据; 管理数据(信贷记录).

特点: 难于控制其他变量取值.

例如房贷和种族歧视问题.

数据的来源

(1) 实验数据和观测数据

实验数据

从可控制的实验产生的数据.

1980s, Tennessee. 随机分班数据.

数千学生参加, 推行若干年, 每年标准化测试, 耗资百万美元.

困难: 实验难于控制.

实验难于推行(例如道德原因);

成本高昂;

观测数据

实际行为产生, 非实验产生.

电话调查数据; 管理数据(信贷记录).

特点: 难于控制其他变量取值.

例如房贷和种族歧视问题.

数据的来源

(1)实验数据和观测数据

实验数据

从可控制的实验产生的数据.

1980s, Tennessee. 随机分班数据.

数千学生参加, 推行若干年, 每年标准化测试, 耗资百万美元.

困难: 实验难于控制.

实验难于推行(例如道德原因);

成本高昂;

观测数据

实际行为产生, 非实验产生.

电话调查数据; 管理数据(信贷记录).

特点: 难于控制其他变量取值.

例如房贷和种族歧视问题.

数据的来源

(1) 实验数据和观测数据

实验数据

从可控制的实验产生的数据.

1980s, Tennessee. 随机分班数据.

数千学生参加, 推行若干年, 每年标准化测试, 耗资百万美元.

困难: 实验难于控制.

实验难于推行(例如道德原因);

成本高昂;

观测数据

实际行为产生, 非实验产生.

电话调查数据; 管理数据(信贷记录).

特点: 难于控制其他变量取值.

例如房贷和种族歧视问题.

数据的来源

(1) 实验数据和观测数据

实验数据

从可控制的实验产生的数据.

1980s, Tennessee. 随机分班数据.

数千学生参加, 推行若干年, 每年标准化测试, 耗资百万美元.

困难: 实验难于控制.

实验难于推行(例如道德原因);

成本高昂;

观测数据

实际行为产生, 非实验产生.

电话调查数据; 管理数据(信贷记录).

特点: 难于控制其他变量取值.

例如房贷和种族歧视问题.

数据的类型

(A)横截面数据(Cross-Section Data)

不同个体在同一时期产生的数据.

例如,一群工人,一群消费者,一批公司,一些政府单位.

1998年,California,420个不同管理类型的学校,采用标准化考试采集学生成绩.

班级规模和学习成绩之间的关系.

作用:通过比较变量之间的差异,了解变量之间的关系.

数据的类型

(A)横截面数据(Cross-Section Data)

不同个体在同一时期产生的数据.

例如,一群工人,一群消费者,一批公司,一些政府单位.

1998年,California,420个不同管理类型的学校,采用标准化考试采集学生成绩.

班级规模和学习成绩之间的关系.

作用: 通过比较变量之间的差异,了解变量之间的关系.

数据的类型

(A)横截面数据(Cross-Section Data)

不同个体在同一时期产生的数据.

例如,一群工人,一群消费者,一批公司,一些政府单位.

1998年,California,420个不同管理类型的学校,采用标准化考试采集学生成绩.

班级规模和学习成绩之间的关系.

作用: 通过比较变量之间的差异,了解变量之间的关系.

数据的类型

(A)横截面数据(Cross-Section Data)

不同个体在同一时期产生的数据.

例如,一群工人,一群消费者,一批公司,一些政府单位.

1998年,California,420个不同管理类型的学校,采用标准化考试采集学生成绩.

班级规模和学习成绩之间的关系.

作用: 通过比较变量之间的差异,了解变量之间的关系.

(A)横截面数据(Cross-Section Data)

不同个体在同一时期产生的数据.

例如,一群工人,一群消费者,一批公司,一些政府单位.

1998年,California,420个不同管理类型的学校,采用标准化考试采集学生成绩.

班级规模和学习成绩之间的关系.

作用: 通过比较变量之间的差异,了解变量之间的关系.

数据的类型

(A)横截面数据(Cross-Section Data)

不同个体在同一时期产生的数据.

例如,一群工人,一群消费者,一批公司,一些政府单位.

1998年,California,420个不同管理类型的学校,采用标准化考试采集学生成绩.

班级规模和学习成绩之间的关系.

作用: 通过比较变量之间的差异,了解变量之间的关系.

(A)横截面数据(Cross-Section Data)

不同个体在同一时期产生的数据.

例如,一群工人,一群消费者,一批公司,一些政府单位.

1998年,California,420个不同管理类型的学校,采用标准化考试采集学生成绩.

班级规模和学习成绩之间的关系.

作用: 通过比较变量之间的差异,了解变量之间的关系.

数据的类型

(B)时间序列数据(Time Series Data)

同一个体在不同时期产生的数据.

例如,从1959年到2000年167个季度,美国不同时期的失业率和通货膨胀率.

作用:通过对个体不同时间数据的收集,研究个体在时间上的演化规律和对未来预测.

(C)面板数据(Panel Data),又称为纵向数据(Longitudinal Data).

多个个体,多段时间收集的数据.

作用:通过对面板数据的收集,研究多个个体在多段时间上的演化规律和相互关系.

数据的类型

(B)时间序列数据(Time Series Data)

同一个体在不同时期产生的数据.

例如,从1959年到2000年167个季度,美国不同时期的失业率和通货膨胀率.

作用:通过对个体不同时间数据的收集,研究个体在时间上的演化规律和对未来预测.

(C)面板数据(Panel Data),又称为纵向数据(Longitudinal Data).

多个个体,多段时间收集的数据.

作用:通过对面板数据的收集,研究多个个体在多段时间上的演化规律和相互关系.

数据的类型

(B)时间序列数据(Time Series Data)

同一个体在不同时期产生的数据.

例如,从1959年到2000年167个季度,美国不同时期的失业率和通货膨胀率.

作用:通过对个体不同时间数据的收集,研究个体在时间上的演化规律和对未来预测.

(C)面板数据(Panel Data),又称为纵向数据(Longitudinal Data).

多个个体,多段时间收集的数据.

作用:通过对面板数据的收集,研究多个个体在多段时间上的演化规律和相互关系.

数据的类型

(B)时间序列数据(Time Series Data)

同一个体在不同时期产生的数据.

例如,从1959年到2000年167个季度,美国不同时期的失业率和通货膨胀率.

作用:通过对个体不同时间数据的收集,研究个体在时间上的演化规律和对未来预测.

(C)面板数据(Panel Data),又称为纵向数据(Longitudinal Data).

多个个体,多段时间收集的数据.

作用:通过对面板数据的收集,研究多个个体在多段时间上的演化规律和相互关系.

数据的类型

(B)时间序列数据(Time Series Data)

同一个体在不同时期产生的数据.

例如,从1959年到2000年167个季度,美国不同时期的失业率和通货膨胀率.

作用: 通过对个体不同时间数据的收集,研究个体在时间上的演化规律和对未来预测.

(C)面板数据(Panel Data),又称为纵向数据(Longitudinal Data).

多个个体,多段时间收集的数据.

作用: 通过对面板数据的收集,研究多个个体在多段时间上的演化规律和相互关系.

数据的类型

(B)时间序列数据(Time Series Data)

同一个体在不同时期产生的数据.

例如,从1959年到2000年167个季度,美国不同时期的失业率和通货膨胀率.

作用:通过对个体不同时间数据的收集,研究个体在时间上的演化规律和对未来预测.

(C)面板数据(Panel Data),又称为纵向数据(Longitudinal Data).

多个个体,多段时间收集的数据.

作用:通过对面板数据的收集,研究多个个体在多段时间上的演化规律和相互关系.

数据的类型

(B)时间序列数据(Time Series Data)

同一个体在不同时期产生的数据.

例如,从1959年到2000年167个季度,美国不同时期的失业率和通货膨胀率.

作用:通过对个体不同时间数据的收集,研究个体在时间上的演化规律和对未来预测.

(C)面板数据(Panel Data),又称为纵向数据(Longitudinal Data).

多个个体,多段时间收集的数据.

作用:通过对面板数据的收集,研究多个个体在多段时间上的演化规律和相互关系.

数据的类型

(B)时间序列数据(Time Series Data)

同一个体在不同时期产生的数据.

例如,从1959年到2000年167个季度,美国不同时期的失业率和通货膨胀率.

作用:通过对个体不同时间数据的收集,研究个体在时间上的演化规律和对未来预测.

(C)面板数据(Panel Data),又称为纵向数据(Longitudinal Data).

多个个体,多段时间收集的数据.

作用:通过对面板数据的收集,研究多个个体在多段时间上的演化规律和相互关系.

第二章.概率论复习：几个常见的概率问题

下列事件,用什么随机变量描述:

- (1)你出门遇到的第一个人的性别;
- (2)一年内电脑崩溃的次数;
- (3)从寝室出发到教室,需要的时间;
- (4)去公共机房,分配到的机器是新还是旧;
- (5)明天下雨,还是不下雨.

假设随机变量 X 与 Y 相互独立,请解释:

为什么已知 X 的取值,对预测 Y 的取值无帮助?

假设随机变量 X 表示:今年夏天,你家乡下雨量;

Y 表示美国出生小孩的个数.

请问已知 X 的取值,对预测 Y 的取值有无任何帮助?

第二章.概率论复习：几个常见的概率问题

下列事件,用什么随机变量描述:

- (1)你出门遇到的第一个人的性别;
- (2)一年内电脑崩溃的次数;
- (3)从寝室出发到教室,需要的时间;
- (4)去公共机房,分配到的机器是新还是旧;
- (5)明天下雨,还是不下雨.

假设随机变量 X 与 Y 相互独立,请解释:

为什么已知 X 的取值,对预测 Y 的取值无帮助?

假设随机变量 X 表示:今年夏天,你家乡下雨量;

Y 表示美国出生小孩的个数.

请问已知 X 的取值,对预测 Y 的取值有无任何帮助?

第二章.概率论复习：几个常见的概率问题

下列事件,用什么随机变量描述:

- (1)你出门遇到的第一个人的性别;
- (2)一年内电脑崩溃的次数;
- (3)从寝室出发到教室,需要的时间;
- (4)去公共机房,分配到的机器是新还是旧;
- (5)明天下雨,还是不下雨.

假设随机变量 X 与 Y 相互独立,请解释:

为什么已知 X 的取值,对预测 Y 的取值无帮助?

假设随机变量 X 表示:今年夏天,你家乡下雨量;

Y 表示美国出生小孩的个数.

请问已知 X 的取值,对预测 Y 的取值有无任何帮助?

第二章.概率论复习：几个常见的概率问题

下列事件,用什么随机变量描述:

- (1)你出门遇到的第一个人的性别;
- (2)一年内电脑崩溃的次数;
- (3)从寝室出发到教室,需要的时间;
- (4)去公共机房,分配到的机器是新还是旧;
- (5)明天下雨,还是不下雨.

假设随机变量 X 与 Y 相互独立,请解释:

为什么已知 X 的取值,对预测 Y 的取值无帮助?

假设随机变量 X 表示:今年夏天,你家乡下雨量;

Y 表示美国出生小孩的个数.

请问已知 X 的取值,对预测 Y 的取值有无任何帮助?

第二章.概率论复习：几个常见的概率问题

下列事件,用什么随机变量描述:

- (1)你出门遇到的第一个人的性别;
- (2)一年内电脑崩溃的次数;
- (3)从寝室出发到教室,需要的时间;
- (4)去公共机房,分配到的机器是新还是旧;
- (5)明天下雨,还是不下雨.

假设随机变量 X 与 Y 相互独立,请解释:

为什么已知 X 的取值,对预测 Y 的取值无帮助?

假设随机变量 X 表示:今年夏天,你家乡下雨量;

Y 表示美国出生小孩的个数.

请问已知 X 的取值,对预测 Y 的取值有无任何帮助?

第二章.概率论复习：几个常见的概率问题

下列事件,用什么随机变量描述:

- (1)你出门遇到的第一个人的性别;
- (2)一年内电脑崩溃的次数;
- (3)从寝室出发到教室,需要的时间;
- (4)去公共机房,分配到的机器是新还是旧;
- (5)明天下雨,还是不下雨.

假设随机变量 X 与 Y 相互独立,请解释:

为什么已知 X 的取值,对预测 Y 的取值无帮助?

假设随机变量 X 表示:今年夏天,你家乡下雨量;

Y 表示美国出生小孩的个数.

请问已知 X 的取值,对预测 Y 的取值有无任何帮助?

第二章.概率论复习：几个常见的概率问题

下列事件,用什么随机变量描述:

- (1)你出门遇到的第一个人的性别;
- (2)一年内电脑崩溃的次数;
- (3)从寝室出发到教室,需要的时间;
- (4)去公共机房,分配到的机器是新还是旧;
- (5)明天下雨,还是不下雨.

假设随机变量 X 与 Y 相互独立,请解释:

为什么已知 X 的取值,对预测 Y 的取值无帮助?

假设随机变量 X 表示:今年夏天,你家乡下雨量;

Y 表示美国出生小孩的个数.

请问已知 X 的取值,对预测 Y 的取值有无任何帮助?

第二章.概率论复习：几个常见的概率问题

下列事件,用什么随机变量描述:

- (1)你出门遇到的第一个人的性别;
- (2)一年内电脑崩溃的次数;
- (3)从寝室出发到教室,需要的时间;
- (4)去公共机房,分配到的机器是新还是旧;
- (5)明天下雨,还是不下雨.

假设随机变量 X 与 Y 相互独立,请解释:

为什么已知 X 的取值,对预测 Y 的取值无帮助?

假设随机变量 X 表示:今年夏天,你家乡下雨量;

Y 表示美国出生小孩的个数.

请问已知 X 的取值,对预测 Y 的取值有无任何帮助?

第二章.概率论复习：几个常见的概率问题

下列事件,用什么随机变量描述:

- (1)你出门遇到的第一个人的性别;
- (2)一年内电脑崩溃的次数;
- (3)从寝室出发到教室,需要的时间;
- (4)去公共机房,分配到的机器是新还是旧;
- (5)明天下雨,还是不下雨.

假设随机变量 X 与 Y 相互独立,请解释:

为什么已知 X 的取值,对预测 Y 的取值无帮助?

假设随机变量 X 表示:今年夏天,你家乡下雨量;

Y 表示美国出生小孩的个数.

请问已知 X 的取值,对预测 Y 的取值有无任何帮助?

第二章.概率论复习：几个常见的概率问题

下列事件,用什么随机变量描述:

- (1)你出门遇到的第一个人的性别;
- (2)一年内电脑崩溃的次数;
- (3)从寝室出发到教室,需要的时间;
- (4)去公共机房,分配到的机器是新还是旧;
- (5)明天下雨,还是不下雨.

假设随机变量 X 与 Y 相互独立,请解释:

为什么已知 X 的取值,对预测 Y 的取值无帮助?

假设随机变量 X 表示:今年夏天,你家乡下雨量;

Y 表示美国出生小孩的个数.

请问已知 X 的取值,对预测 Y 的取值有无任何帮助?

第二章.概率论复习：几个常见的概率问题

假设一个班有80个学生,学生平均重量是145斤.

随机从中抽取4个学生,测量他们的体重.

这4个学生的平均体重是多少?

若已知:

假设随机变量 Y_1, Y_2, \dots, Y_n i.i.d., 且 $Y_1 \sim N(1, 4)$.

请问 $\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$ 的密度函数是什么?

第二章.概率论复习：几个常见的概率问题

假设一个班有80个学生,学生平均重量是145斤.

随机从中抽取4个学生,测量他们的体重.

这4个学生的平均体重是多少?

若已知:

假设随机变量 Y_1, Y_2, \dots, Y_n i.i.d., 且 $Y_1 \sim N(1, 4)$.

请问 $\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$ 的密度函数是什么?

第二章.概率论复习：几个常见的概率问题

假设一个班有80个学生,学生平均重量是145斤.
随机从中抽取4个学生,测量他们的体重.
这4个学生的平均体重是多少?

若已知:

假设随机变量 Y_1, Y_2, \dots, Y_n i.i.d., 且 $Y_1 \sim N(1, 4)$.

请问 $\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$ 的密度函数是什么?

第二章.概率论复习：几个常见的概率问题

假设一个班有80个学生,学生平均重量是145斤.
随机从中抽取4个学生,测量他们的体重.
这4个学生的平均体重是多少?

若已知:

假设随机变量 Y_1, Y_2, \dots, Y_n i.i.d., 且 $Y_1 \sim N(1, 4)$.

请问 $\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$ 的密度函数是什么?

第二章.概率论复习：几个常见的概率问题

假设一个班有80个学生,学生平均重量是145斤.
随机从中抽取4个学生,测量他们的体重.
这4个学生的平均体重是多少?

若已知:

假设随机变量 Y_1, Y_2, \dots, Y_n i.i.d., 且 $Y_1 \sim N(1, 4)$.

请问 $\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$ 的密度函数是什么?

第三章. 数理统计复习: 几个常见的统计性质

当样本 Y_1, Y_2, \dots, Y_n i.i.d., 样本均值 \bar{Y} 是总体均值 μ_Y 的估计量. 那么:

(a) \bar{Y} 的均值是 μ_Y , 方差是 σ_Y^2/n .

(b) 由大数定律, \bar{Y} 是 μ_Y 的相合估计.

(c) \bar{Y} 是 μ_Y 的无偏估计.

(d) 由中心极限定理, 当样本容量 n 足够大时, \bar{Y} 近似正态分布.

样本均值可用t-检验, p-值越小, 越说明零假设是错误的.

置信区间和区间估计, 和假设检验接受域的概念是一样的.

样本相关系数是总体相关系数的估计值, 表征两个变量之间是否具有线性关系. 也就是, 两个量的观测值是否可以用一条直线来近似表示.

第三章. 数理统计复习: 几个常见的统计性质

当样本 Y_1, Y_2, \dots, Y_n . i.i.d., 样本均值 \bar{Y} 是总体均值 μ_Y 的估计量. 那么:

(a) \bar{Y} 的均值是 μ_Y , 方差是 σ_Y^2/n .

(b) 由大数定律, \bar{Y} 是 μ_Y 的相合估计.

(c) \bar{Y} 是 μ_Y 的无偏估计.

(d) 由中心极限定理, 当样本容量 n 足够大时, \bar{Y} 近似正态分布.

样本均值可用t-检验, p-值越小, 越说明零假设是错误的.

置信区间和区间估计, 和假设检验接受域的概念是一样的.

样本相关系数是总体相关系数的估计值, 表征两个变量之间是否具有线性关系. 也就是, 两个量的观测值是否可以用一条直线来近似表示.

第三章. 数理统计复习: 几个常见的统计性质

当样本 Y_1, Y_2, \dots, Y_n . i.i.d., 样本均值 \bar{Y} 是总体均值 μ_Y 的估计量. 那么:

(a) \bar{Y} 的均值是 μ_Y , 方差是 σ_Y^2/n .

(b) 由大数定律, \bar{Y} 是 μ_Y 的相合估计.

(c) \bar{Y} 是 μ_Y 的无偏估计.

(d) 由中心极限定理, 当样本容量 n 足够大时, \bar{Y} 近似正态分布.

样本均值可用t-检验, p-值越小, 越说明零假设是错误的.

置信区间和区间估计, 和假设检验接受域的概念是一样的.

样本相关系数是总体相关系数的估计值, 表征两个变量之间是否具有线性关系. 也就是, 两个量的观测值是否可以用一条直线来近似表示.

第三章. 数理统计复习: 几个常见的统计性质

当样本 Y_1, Y_2, \dots, Y_n . i.i.d., 样本均值 \bar{Y} 是总体均值 μ_Y 的估计量. 那么:

(a) \bar{Y} 的均值是 μ_Y , 方差是 σ_Y^2/n .

(b) 由大数定律, \bar{Y} 是 μ_Y 的相合估计.

(c) \bar{Y} 是 μ_Y 的无偏估计.

(d) 由中心极限定理, 当样本容量 n 足够大时, \bar{Y} 近似正态分布.

样本均值可用t-检验, p-值越小, 越说明零假设是错误的.

置信区间和区间估计, 和假设检验接受域的概念是一样的.

样本相关系数是总体相关系数的估计值, 表征两个变量之间是否具有线性关系. 也就是, 两个量的观测值是否可以用一条直线来近似表示.

第三章. 数理统计复习: 几个常见的统计性质

当样本 Y_1, Y_2, \dots, Y_n . i.i.d., 样本均值 \bar{Y} 是总体均值 μ_Y 的估计量. 那么:

(a) \bar{Y} 的均值是 μ_Y , 方差是 σ_Y^2/n .

(b) 由大数定律, \bar{Y} 是 μ_Y 的相合估计.

(c) \bar{Y} 是 μ_Y 的无偏估计.

(d) 由中心极限定理, 当样本容量 n 足够大时, \bar{Y} 近似正态分布.

样本均值可用t-检验, p-值越小, 越说明零假设是错误的.

置信区间和区间估计, 和假设检验接受域的概念是一样的.

样本相关系数是总体相关系数的估计值, 表征两个变量之间是否具有线性关系. 也就是, 两个量的观测值是否可以用一条直线来近似表示.

第三章. 数理统计复习: 几个常见的统计性质

当样本 Y_1, Y_2, \dots, Y_n . i.i.d., 样本均值 \bar{Y} 是总体均值 μ_Y 的估计量. 那么:

(a) \bar{Y} 的均值是 μ_Y , 方差是 σ_Y^2/n .

(b) 由大数定律, \bar{Y} 是 μ_Y 的相合估计.

(c) \bar{Y} 是 μ_Y 的无偏估计.

(d) 由中心极限定理, 当样本容量 n 足够大时, \bar{Y} 近似正态分布.

样本均值可用t-检验. p-值越小, 越说明零假设是错误的.

置信区间和区间估计, 和假设检验接受域的概念是一样的.

样本相关系数是总体相关系数的估计值, 表征两个变量之间是否具有线性关系. 也就是, 两个量的观测值是否可以用一条直线来近似表示.

第三章. 数理统计复习: 几个常见的统计性质

当样本 Y_1, Y_2, \dots, Y_n . i.i.d., 样本均值 \bar{Y} 是总体均值 μ_Y 的估计量. 那么:

(a) \bar{Y} 的均值是 μ_Y , 方差是 σ_Y^2/n .

(b) 由大数定律, \bar{Y} 是 μ_Y 的相合估计.

(c) \bar{Y} 是 μ_Y 的无偏估计.

(d) 由中心极限定理, 当样本容量 n 足够大时, \bar{Y} 近似正态分布.

样本均值可用t-检验. p-值越小, 越说明零假设是错误的.

置信区间和区间估计, 和假设检验接受域的概念是一样的.

样本相关系数是总体相关系数的估计值, 表征两个变量之间是否具有线性关系. 也就是, 两个量的观测值是否可以用一条直线来近似表示.

第三章. 数理统计复习: 几个常见的统计性质

当样本 Y_1, Y_2, \dots, Y_n . i.i.d., 样本均值 \bar{Y} 是总体均值 μ_Y 的估计量. 那么:

(a) \bar{Y} 的均值是 μ_Y , 方差是 σ_Y^2/n .

(b) 由大数定律, \bar{Y} 是 μ_Y 的相合估计.

(c) \bar{Y} 是 μ_Y 的无偏估计.

(d) 由中心极限定理, 当样本容量 n 足够大时, \bar{Y} 近似正态分布.

样本均值可用t-检验. p-值越小, 越说明零假设是错误的.

置信区间和区间估计, 和假设检验接受域的概念是一样的.

样本相关系数是总体相关系数的估计值, 表征两个变量之间是否具有线性关系. 也就是, 两个量的观测值是否可以用一条直线来近似表示.

回归分析基础内容

- 4.一元线性回归.
- 5.多元线性回归.
- 6.非线性回归.
- 7.回归模型统计分析.

回归分析基础内容

4.一元线性回归.

5.多元线性回归.

6.非线性回归.

7.回归模型统计分析.

回归分析基础内容

4.一元线性回归.

5.多元线性回归.

6.非线性回归.

7.回归模型统计分析.

回归分析基础内容

- 4.一元线性回归.
- 5.多元线性回归.
- 6.非线性回归.
- 7.回归模型统计分析.

第四章一元线性回归

一个变量的改变,对另外一个变量的影响分析.

施行严厉的酒后驾车惩罚,对高速公路事故数量的影响.

减小小学班级规模,对标准考试成绩的影响.

多学一年大学课程,对未来薪水的影响.

以班级规模变化,对学习成绩的影响作为分析的例子.

$$\beta_{ClassSize} = \frac{\text{学习成绩变化量}}{\text{班级规模变化量}} = \frac{\Delta \text{成绩}}{\Delta \text{规模}} \quad (1)$$

$$\Delta \text{成绩} = \beta_{ClassSize} \cdot \Delta \text{规模}$$

$$1.2 = -0.6 \times (-2)$$

直线形式

$$\text{成绩} = \beta_0 + \beta_{ClassSize} \times \text{班级规模} \quad (2)$$

第四章一元线性回归

一个变量的改变,对另外一个变量的影响分析.

施行严厉的酒后驾车惩罚,对高速公路事故数量的影响.

减小小学班级规模,对标准考试成绩的影响.

多学一年大学课程,对未来薪水的影响.

以班级规模变化,对学习成绩的影响作为分析的例子.

$$\beta_{ClassSize} = \frac{\text{学习成绩变化量}}{\text{班级规模变化量}} = \frac{\Delta \text{成绩}}{\Delta \text{规模}} \quad (1)$$

$$\Delta \text{成绩} = \beta_{ClassSize} \cdot \Delta \text{规模}$$

$$1.2 = -0.6 \times (-2)$$

直线形式

$$\text{成绩} = \beta_0 + \beta_{ClassSize} \times \text{班级规模} \quad (2)$$

第四章一元线性回归

一个变量的改变,对另外一个变量的影响分析.

施行严厉的酒后驾车惩罚,对高速公路事故数量的影响.

减小小学班级规模,对标准考试成绩的影响.

多学一年大学课程,对未来薪水的影响.

以班级规模变化,对学习成绩的影响作为分析的例子.

$$\beta_{ClassSize} = \frac{\text{学习成绩变化量}}{\text{班级规模变化量}} = \frac{\Delta \text{成绩}}{\Delta \text{规模}} \quad (1)$$

$$\Delta \text{成绩} = \beta_{ClassSize} \cdot \Delta \text{规模}$$

$$1.2 = -0.6 \times (-2)$$

直线形式

$$\text{成绩} = \beta_0 + \beta_{ClassSize} \times \text{班级规模} \quad (2)$$

第四章一元线性回归

一个变量的改变,对另外一个变量的影响分析.

施行严厉的酒后驾车惩罚,对高速公路事故数量的影响.

减小小学班级规模,对标准考试成绩的影响.

多学一年大学课程,对未来薪水的影响.

以班级规模变化,对学习成绩的影响作为分析的例子.

$$\beta_{ClassSize} = \frac{\text{学习成绩变化量}}{\text{班级规模变化量}} = \frac{\Delta \text{成绩}}{\Delta \text{规模}} \quad (1)$$

$$\Delta \text{成绩} = \beta_{ClassSize} \cdot \Delta \text{规模}$$

$$1.2 = -0.6 \times (-2)$$

直线形式

$$\text{成绩} = \beta_0 + \beta_{ClassSize} \times \text{班级规模} \quad (2)$$

第四章一元线性回归

一个变量的改变,对另外一个变量的影响分析.

施行严厉的酒后驾车惩罚,对高速公路事故数量的影响.

减小小学班级规模,对标准考试成绩的影响.

多学一年大学课程,对未来薪水的影响.

以班级规模变化,对学习成绩的影响作为分析的例子.

$$\beta_{ClassSize} = \frac{\text{学习成绩变化量}}{\text{班级规模变化量}} = \frac{\Delta \text{成绩}}{\Delta \text{规模}} \quad (1)$$

$$\Delta \text{成绩} = \beta_{ClassSize} \cdot \Delta \text{规模}$$

$$1.2 = -0.6 \times (-2)$$

直线形式

$$\text{成绩} = \beta_0 + \beta_{ClassSize} \times \text{班级规模} \quad (2)$$

第四章一元线性回归

一个变量的改变,对另外一个变量的影响分析.

施行严厉的酒后驾车惩罚,对高速公路事故数量的影响.

减小小学班级规模,对标准考试成绩的影响.

多学一年大学课程,对未来薪水的影响.

以班级规模变化,对学习成绩的影响作为分析的例子.

$$\beta_{ClassSize} = \frac{\text{学习成绩变化量}}{\text{班级规模变化量}} = \frac{\Delta \text{成绩}}{\Delta \text{规模}} \quad (1)$$

$$\Delta \text{成绩} = \beta_{ClassSize} \cdot \Delta \text{规模}$$

$$1.2 = -0.6 \times (-2)$$

直线形式

$$\text{成绩} = \beta_0 + \beta_{ClassSize} \times \text{班级规模} \quad (2)$$

第四章一元线性回归

一个变量的改变,对另外一个变量的影响分析.

施行严厉的酒后驾车惩罚,对高速公路事故数量的影响.

减小小学班级规模,对标准考试成绩的影响.

多学一年大学课程,对未来薪水的影响.

以班级规模变化,对学习成绩的影响作为分析的例子.

$$\beta_{ClassSize} = \frac{\text{学习成绩变化量}}{\text{班级规模变化量}} = \frac{\Delta \text{成绩}}{\Delta \text{规模}} \quad (1)$$

$$\Delta \text{成绩} = \beta_{ClassSize} \cdot \Delta \text{规模}$$

$$1.2 = -0.6 \times (-2)$$

直线形式

$$\text{成绩} = \beta_0 + \beta_{ClassSize} \times \text{班级规模} \quad (2)$$

第四章一元线性回归

一个变量的改变,对另外一个变量的影响分析.

施行严厉的酒后驾车惩罚,对高速公路事故数量的影响.

减小小学班级规模,对标准考试成绩的影响.

多学一年大学课程,对未来薪水的影响.

以班级规模变化,对学习成绩的影响作为分析的例子.

$$\beta_{ClassSize} = \frac{\text{学习成绩变化量}}{\text{班级规模变化量}} = \frac{\Delta \text{成绩}}{\Delta \text{规模}} \quad (1)$$

$$\Delta \text{成绩} = \beta_{ClassSize} \cdot \Delta \text{规模}$$

$$1.2 = -0.6 \times (-2)$$

直线形式

$$\text{成绩} = \beta_0 + \beta_{ClassSize} \times \text{班级规模} \quad (2)$$

第四章一元线性回归

一个变量的改变,对另外一个变量的影响分析.

施行严厉的酒后驾车惩罚,对高速公路事故数量的影响.

减小小学班级规模,对标准考试成绩的影响.

多学一年大学课程,对未来薪水的影响.

以班级规模变化,对学习成绩的影响作为分析的例子.

$$\beta_{ClassSize} = \frac{\text{学习成绩变化量}}{\text{班级规模变化量}} = \frac{\Delta \text{成绩}}{\Delta \text{规模}} \quad (1)$$

$$\Delta \text{成绩} = \beta_{ClassSize} \cdot \Delta \text{规模}$$

$$1.2 = -0.6 \times (-2)$$

直线形式

$$\text{成绩} = \beta_0 + \beta_{ClassSize} \times \text{班级规模} \quad (2)$$

第四章一元线性回归

一个变量的改变,对另外一个变量的影响分析.

施行严厉的酒后驾车惩罚,对高速公路事故数量的影响.

减小小学班级规模,对标准考试成绩的影响.

多学一年大学课程,对未来薪水的影响.

以班级规模变化,对学习成绩的影响作为分析的例子.

$$\beta_{ClassSize} = \frac{\text{学习成绩变化量}}{\text{班级规模变化量}} = \frac{\Delta \text{成绩}}{\Delta \text{规模}} \quad (1)$$

$$\Delta \text{成绩} = \beta_{ClassSize} \cdot \Delta \text{规模}$$

$$1.2 = -0.6 \times (-2)$$

直线形式

$$\text{成绩} = \beta_0 + \beta_{ClassSize} \times \text{班级规模} \quad (2)$$

第四章一元线性回归

一个变量的改变,对另外一个变量的影响分析.

施行严厉的酒后驾车惩罚,对高速公路事故数量的影响.

减小小学班级规模,对标准考试成绩的影响.

多学一年大学课程,对未来薪水的影响.

以班级规模变化,对学习成绩的影响作为分析的例子.

$$\beta_{ClassSize} = \frac{\text{学习成绩变化量}}{\text{班级规模变化量}} = \frac{\Delta \text{成绩}}{\Delta \text{规模}} \quad (1)$$

$$\Delta \text{成绩} = \beta_{ClassSize} \cdot \Delta \text{规模}$$

$$1.2 = -0.6 \times (-2)$$

直线形式

$$\text{成绩} = \beta_0 + \beta_{ClassSize} \times \text{班级规模} \quad (2)$$

第四章一元线性回归

一个变量的改变,对另外一个变量的影响分析.

施行严厉的酒后驾车惩罚,对高速公路事故数量的影响.

减小小学班级规模,对标准考试成绩的影响.

多学一年大学课程,对未来薪水的影响.

以班级规模变化,对学习成绩的影响作为分析的例子.

$$\beta_{ClassSize} = \frac{\text{学习成绩变化量}}{\text{班级规模变化量}} = \frac{\Delta \text{成绩}}{\Delta \text{规模}} \quad (1)$$

$$\Delta \text{成绩} = \beta_{ClassSize} \cdot \Delta \text{规模}$$

$$1.2 = -0.6 \times (-2)$$

直线形式

$$\text{成绩} = \beta_0 + \beta_{ClassSize} \times \text{班级规模} \quad (2)$$

第四章一元线性回归

一个变量的改变,对另外一个变量的影响分析.

施行严厉的酒后驾车惩罚,对高速公路事故数量的影响.

减小小学班级规模,对标准考试成绩的影响.

多学一年大学课程,对未来薪水的影响.

以班级规模变化,对学习成绩的影响作为分析的例子.

$$\beta_{ClassSize} = \frac{\text{学习成绩变化量}}{\text{班级规模变化量}} = \frac{\Delta \text{成绩}}{\Delta \text{规模}} \quad (1)$$

$$\Delta \text{成绩} = \beta_{ClassSize} \cdot \Delta \text{规模}$$

$$1.2 = -0.6 \times (-2)$$

直线形式

$$\text{成绩} = \beta_0 + \beta_{ClassSize} \times \text{班级规模} \quad (2)$$

第四章一元线性回归

一个变量的改变,对另外一个变量的影响分析.

施行严厉的酒后驾车惩罚,对高速公路事故数量的影响.

减小小学班级规模,对标准考试成绩的影响.

多学一年大学课程,对未来薪水的影响.

以班级规模变化,对学习成绩的影响作为分析的例子.

$$\beta_{ClassSize} = \frac{\text{学习成绩变化量}}{\text{班级规模变化量}} = \frac{\Delta \text{成绩}}{\Delta \text{规模}} \quad (1)$$

$$\Delta \text{成绩} = \beta_{ClassSize} \cdot \Delta \text{规模}$$

$$1.2 = -0.6 \times (-2)$$

直线形式

$$\text{成绩} = \beta_0 + \beta_{ClassSize} \times \text{班级规模} \quad (2)$$

其他因素

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x \quad (3)$$

决定成绩的其他因素:

1. 同样规模的班级, 教师水平高低不等;
2. 同样规模班级, 教材水平高低不等;
3. 同样规模班级, 学生来自不同家庭背景;
4. 同样规模班级, 学生考试时运气不同.

需要加入其他因素的影响.

$$TestScore = \beta_0 + \beta_1 \times ClassSize + other\ factors$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 \times x + u$$

回归值 = 截距项 + 斜率因子 × 回归因子 + 误差项

其他因素

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x \quad (3)$$

决定成绩的其他因素:

1. 同样规模的班级, 教师水平高低不等;
2. 同样规模班级, 教材水平高低不等;
3. 同样规模班级, 学生来自不同家庭背景;
4. 同样规模班级, 学生考试时运气不同.

需要加入其他因素的影响.

$$TestScore = \beta_0 + \beta_1 \times ClassSize + other\ factors$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 \times x + u$$

回归值 = 截距项 + 斜率因子 × 回归因子 + 误差项

其他因素

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x \quad (3)$$

决定成绩的其他因素:

1. 同样规模的班级, 教师水平高低不等;
2. 同样规模班级, 教材水平高低不等;
3. 同样规模班级, 学生来自不同家庭背景;
4. 同样规模班级, 学生考试时运气不同.

需要加入其他因素的影响.

$$TestScore = \beta_0 + \beta_1 \times ClassSize + other\ factors$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 \times x + u$$

回归值 = 截距项 + 斜率因子 × 回归因子 + 误差项

其他因素

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x \quad (3)$$

决定成绩的其他因素:

1. 同样规模的班级, 教师水平高低不等;
2. 同样规模班级, 教材水平高低不等;
3. 同样规模班级, 学生来自不同家庭背景;
4. 同样规模班级, 学生考试时运气不同.

需要加入其他因素的影响.

$$TestScore = \beta_0 + \beta_1 \times ClassSize + other\ factors$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 \times x + u$$

回归值 = 截距项 + 斜率因子 × 回归因子 + 误差项

其他因素

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x \quad (3)$$

决定成绩的其他因素:

1. 同样规模的班级, 教师水平高低不等;
2. 同样规模班级, 教材水平高低不等;
3. 同样规模班级, 学生来自不同家庭背景;
4. 同样规模班级, 学生考试时运气不同.

需要加入其他因素的影响.

$$TestScore = \beta_0 + \beta_1 \times ClassSize + other\ factors$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 \times x + u$$

回归值 = 截距项 + 斜率因子 × 回归因子 + 误差项

其他因素

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x \quad (3)$$

决定成绩的其他因素:

1. 同样规模的班级, 教师水平高低不等;
2. 同样规模班级, 教材水平高低不等;
3. 同样规模班级, 学生来自不同家庭背景;
4. 同样规模班级, 学生考试时运气不同.

需要加入其他因素的影响.

$$TestScore = \beta_0 + \beta_1 \times ClassSize + other\ factors$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 \times x + u$$

回归值 = 截距项 + 斜率因子 × 回归因子 + 误差项

其他因素

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x \quad (3)$$

决定成绩的其他因素:

1. 同样规模的班级, 教师水平高低不等;
2. 同样规模班级, 教材水平高低不等;
3. 同样规模班级, 学生来自不同家庭背景;
4. 同样规模班级, 学生考试时运气不同.

需要加入其他因素的影响.

$$TestScore = \beta_0 + \beta_1 \times ClassSize + other\ factors$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 \times x + u$$

回归值 = 截距项 + 斜率因子 × 回归因子 + 误差项

其他因素

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x \quad (3)$$

决定成绩的其他因素:

1. 同样规模的班级, 教师水平高低不等;
2. 同样规模班级, 教材水平高低不等;
3. 同样规模班级, 学生来自不同家庭背景;
4. 同样规模班级, 学生考试时运气不同.

需要加入其他因素的影响.

$$TestScore = \beta_0 + \beta_1 \times ClassSize + other\ factors$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 \times x + u$$

回归值 = 截距项 + 斜率因子 × 回归因子 + 误差项

其他因素

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x \quad (3)$$

决定成绩的其他因素:

1. 同样规模的班级, 教师水平高低不等;
2. 同样规模班级, 教材水平高低不等;
3. 同样规模班级, 学生来自不同家庭背景;
4. 同样规模班级, 学生考试时运气不同.

需要加入其他因素的影响.

$$TestScore = \beta_0 + \beta_1 \times ClassSize + other\ factors$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 \times x + u$$

回归值 = 截距项 + 斜率因子 × 回归因子 + 误差项

其他因素

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x \quad (3)$$

决定成绩的其他因素:

1. 同样规模的班级, 教师水平高低不等;
2. 同样规模班级, 教材水平高低不等;
3. 同样规模班级, 学生来自不同家庭背景;
4. 同样规模班级, 学生考试时运气不同.

需要加入其他因素的影响.

$$TestScore = \beta_0 + \beta_1 \times ClassSize + other\ factors$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 \times x + u$$

回归值 = 截距项 + 斜率因子 × 回归因子 + 误差项

其他因素

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x \quad (3)$$

决定成绩的其他因素:

1. 同样规模的班级, 教师水平高低不等;
2. 同样规模班级, 教材水平高低不等;
3. 同样规模班级, 学生来自不同家庭背景;
4. 同样规模班级, 学生考试时运气不同.

需要加入其他因素的影响.

$$TestScore = \beta_0 + \beta_1 \times ClassSize + other\ factors$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 \times x + u$$

回归值 = 截距项 + 斜率因子 × 回归因子 + 误差项

其他因素

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x \quad (3)$$

决定成绩的其他因素:

1. 同样规模的班级, 教师水平高低不等;
2. 同样规模班级, 教材水平高低不等;
3. 同样规模班级, 学生来自不同家庭背景;
4. 同样规模班级, 学生考试时运气不同.

需要加入其他因素的影响.

$$TestScore = \beta_0 + \beta_1 \times ClassSize + other\ factors$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 \times x + u$$

回归值 = 截距项 + 斜率因子 × 回归因子 + 误差项

其他因素

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x \quad (3)$$

决定成绩的其他因素:

1. 同样规模的班级, 教师水平高低不等;
2. 同样规模班级, 教材水平高低不等;
3. 同样规模班级, 学生来自不同家庭背景;
4. 同样规模班级, 学生考试时运气不同.

需要加入其他因素的影响.

$$TestScore = \beta_0 + \beta_1 \times ClassSize + other\ factors$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 \times x + u$$

回归值 = 截距项 + 斜率因子 × 回归因子 + 误差项

其他因素

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x \quad (3)$$

决定成绩的其他因素:

1. 同样规模的班级, 教师水平高低不等;
2. 同样规模班级, 教材水平高低不等;
3. 同样规模班级, 学生来自不同家庭背景;
4. 同样规模班级, 学生考试时运气不同.

需要加入其他因素的影响.

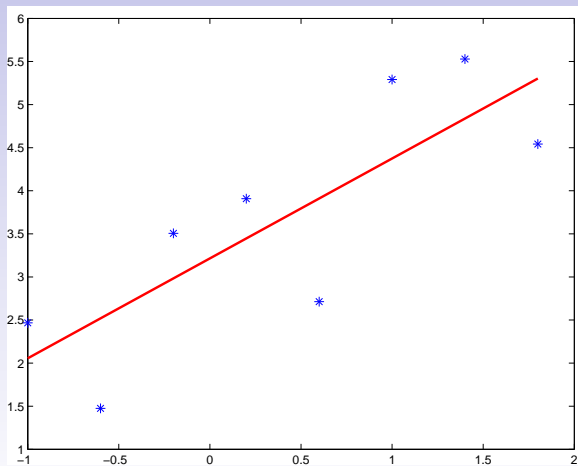
$$TestScore = \beta_0 + \beta_1 \times ClassSize + other\ factors$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 \times x + u$$

回归值 = 截距项 + 斜率因子 × 回归因子 + 误差项

回归的几何表示

回归直线示意图.



回归直线参数估计

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u \quad (4)$$

观测数据 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$,

估计两个参数 β_0 和 β_1 .

估计目标:

找到一条直线,穿过这n个点,使到所有点的偏差最小.

困难: 偏差怎么度量?

方法: 使误差平方和最小,也就是最小二乘估计.

$$S_E^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_0} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-1) = 0$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_1} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-x_i) = 0$$

回归直线参数估计

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u \quad (4)$$

观测数据 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$,

估计两个参数 β_0 和 β_1 .

估计目标:

找到一条直线,穿过这n个点,使到所有点的偏差最小.

困难: 偏差怎么度量?

方法: 使误差平方和最小,也就是最小二乘估计.

$$S_E^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_0} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-1) = 0$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_1} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-x_i) = 0$$

回归直线参数估计

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u \quad (4)$$

观测数据 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$,

估计两个参数 β_0 和 β_1 .

估计目标:

找到一条直线,穿过这n个点,使到所有点的偏差最小.

困难: 偏差怎么度量?

方法: 使误差平方和最小,也就是最小二乘估计.

$$S_E^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_0} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-1) = 0$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_1} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-x_i) = 0$$

回归直线参数估计

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u \quad (4)$$

观测数据 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$,

估计两个参数 β_0 和 β_1 .

估计目标:

找到一条直线,穿过这 n 个点,使到所有点的偏差最小.

困难: 偏差怎么度量?

方法: 使误差平方和最小,也就是最小二乘估计.

$$S_E^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_0} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-1) = 0$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_1} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-x_i) = 0$$

回归直线参数估计

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u \quad (4)$$

观测数据 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$,

估计两个参数 β_0 和 β_1 .

估计目标:

找到一条直线,穿过这 n 个点,使到所有点的偏差最小.

困难: 偏差怎么度量?

方法: 使误差平方和最小,也就是最小二乘估计.

$$S_E^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_0} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-1) = 0$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_1} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-x_i) = 0$$

回归直线参数估计

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u \quad (4)$$

观测数据 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$,

估计两个参数 β_0 和 β_1 .

估计目标:

找到一条直线,穿过这 n 个点,使到所有点的偏差最小.

困难: 偏差怎么度量?

方法: 使误差平方和最小,也就是最小二乘估计.

$$S_E^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_0} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-1) = 0$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_1} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-x_i) = 0$$

回归直线参数估计

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u \quad (4)$$

观测数据 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$,

估计两个参数 β_0 和 β_1 .

估计目标:

找到一条直线,穿过这 n 个点,使到所有点的偏差最小.

困难: 偏差怎么度量?

方法: 使误差平方和最小,也就是最小二乘估计.

$$S_E^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_0} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-1) = 0$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_1} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-x_i) = 0$$

回归直线参数估计

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u \quad (4)$$

观测数据 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$,

估计两个参数 β_0 和 β_1 .

估计目标:

找到一条直线,穿过这 n 个点,使到所有点的偏差最小.

困难: 偏差怎么度量?

方法: 使误差平方和最小,也就是最小二乘估计.

$$S_E^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_0} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-1) = 0$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_1} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-x_i) = 0$$

回归直线参数估计

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u \quad (4)$$

观测数据 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$,

估计两个参数 β_0 和 β_1 .

估计目标:

找到一条直线,穿过这 n 个点,使到所有点的偏差最小.

困难: 偏差怎么度量?

方法: 使误差平方和最小,也就是最小二乘估计.

$$S_E^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_0} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-1) = 0$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_1} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-x_i) = 0$$

回归直线参数估计

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u \quad (4)$$

观测数据 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$,

估计两个参数 β_0 和 β_1 .

估计目标:

找到一条直线,穿过这 n 个点,使到所有点的偏差最小.

困难: 偏差怎么度量?

方法: 使误差平方和最小,也就是最小二乘估计.

$$S_E^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_0} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-1) = 0$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_1} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-x_i) = 0$$

回归直线参数估计

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u \quad (4)$$

观测数据 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$,

估计两个参数 β_0 和 β_1 .

估计目标:

找到一条直线,穿过这 n 个点,使到所有点的偏差最小.

困难: 偏差怎么度量?

方法: 使误差平方和最小,也就是最小二乘估计.

$$S_E^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_0} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-1) = 0$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_1} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-x_i) = 0$$

回归直线参数估计

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u \quad (4)$$

观测数据 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$,

估计两个参数 β_0 和 β_1 .

估计目标:

找到一条直线,穿过这 n 个点,使到所有点的偏差最小.

困难: 偏差怎么度量?

方法: 使误差平方和最小,也就是最小二乘估计.

$$S_E^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_0} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-1) = 0$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_1} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-x_i) = 0$$

回归直线参数估计

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u \quad (4)$$

观测数据 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$,

估计两个参数 β_0 和 β_1 .

估计目标:

找到一条直线,穿过这 n 个点,使到所有点的偏差最小.

困难: 偏差怎么度量?

方法: 使误差平方和最小,也就是最小二乘估计.

$$S_E^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_0} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-1) = 0$$

$$\frac{\partial S_E^2}{\partial \beta_1} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-x_i) = 0$$

参数的最小二乘估计量(OLS)

$$\beta_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{\beta}_1 \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (5)$$

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum x_i y_i - n \bar{x} \bar{y}}{\sum x_i^2 - n \bar{x}^2} \quad (6)$$

$$= \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum (x_i - \bar{x})^2} \quad (7)$$

参数的最小二乘估计量(OLS)

$$\beta_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{\beta}_1 \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (5)$$

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum x_i y_i - n \bar{x} \bar{y}}{\sum x_i^2 - n \bar{x}^2} \quad (6)$$

$$= \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum (x_i - \bar{x})^2} \quad (7)$$

参数的最小二乘估计量(OLS)

$$\beta_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{\beta}_1 \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (5)$$

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum x_i y_i - n \bar{x} \bar{y}}{\sum x_i^2 - n \bar{x}^2} \quad (6)$$

$$= \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum (x_i - \bar{x})^2} \quad (7)$$

参数的最小二乘估计量(OLS)

$$\beta_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{\beta}_1 \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (5)$$

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum x_i y_i - n \bar{x} \bar{y}}{\sum x_i^2 - n \bar{x}^2} \quad (6)$$

$$= \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum (x_i - \bar{x})^2} \quad (7)$$

回归参数解释

California, 1998年420个小学数据, 研究班级规模(STR)和学生成绩(TS)的关系.

$$\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times STR$$

\widehat{TS} 班级平均成绩, $\widehat{\cdot}$ 表示回归直线上的预测值.

斜率 -2.28 , 学生增加一个, 平均成绩降低2.28分;

学生减少2个, 平均成绩升高 $-2.28 \times (-2) = 4.56$.

预测 已知某班 STR , 预测平均成绩.

$$STR = 20/class, \widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 20 = 653.5.$$

预测直线给出平均水平,

由于成绩受到各种因素的影响,

预测未必精确.

回归参数解释

California, 1998年420个小学数据, 研究班级规模(STR)和学生成绩(TS)的关系.

$$\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times STR$$

\widehat{TS} 班级平均成绩, $\widehat{\cdot}$ 表示回归直线上的预测值.

斜率 -2.28 , 学生增加一个, 平均成绩降低2.28分;

学生减少2个, 平均成绩升高 $-2.28 \times (-2) = 4.56$.

预测 已知某班 STR , 预测平均成绩.

$$STR = 20/class, \widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 20 = 653.5.$$

预测直线给出平均水平,

由于成绩受到各种因素的影响,

预测未必精确.

回归参数解释

California, 1998年420个小学数据, 研究班级规模(STR)和学生成绩(TS)的关系.

$$\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times STR$$

\widehat{TS} 班级平均成绩, 表示回归直线上的预测值.

斜率 -2.28 , 学生增加一个, 平均成绩降低2.28分;

学生减少2个, 平均成绩升高 $-2.28 \times (-2) = 4.56$.

预测 已知某班 STR , 预测平均成绩.

$$STR = 20/class, \widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 20 = 653.5.$$

预测直线给出平均水平,

由于成绩受到各种因素的影响,

预测未必精确.

回归参数解释

California, 1998年420个小学数据, 研究班级规模(STR)和学生成绩(TS)的关系.

$$\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times STR$$

\widehat{TS} 班级平均成绩, $\widehat{}$ 表示回归直线上的预测值.

斜率 -2.28 , 学生增加一个, 平均成绩降低2.28分;

学生减少2个, 平均成绩升高 $-2.28 \times (-2) = 4.56$.

预测 已知某班 STR , 预测平均成绩.

$$STR = 20/class, \widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 20 = 653.5.$$

预测直线给出平均水平,

由于成绩受到各种因素的影响,

预测未必精确.

回归参数解释

California, 1998年420个小学数据, 研究班级规模(STR)和学生成绩(TS)的关系.

$$\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times STR$$

\widehat{TS} 班级平均成绩, $\hat{\cdot}$ 表示回归直线上的预测值.

斜率 -2.28 , 学生增加一个, 平均成绩降低2.28分;

学生减少2个, 平均成绩升高 $-2.28 \times (-2) = 4.56$.

预测 已知某班 STR , 预测平均成绩.

$$STR = 20/class, \widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 20 = 653.5.$$

预测直线给出平均水平,

由于成绩受到各种因素的影响,

预测未必精确.

回归参数解释

California, 1998年420个小学数据, 研究班级规模(STR)和学生成绩(TS)的关系.

$$\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times STR$$

\widehat{TS} 班级平均成绩, $\hat{\cdot}$ 表示回归直线上的预测值.

斜率 -2.28 , 学生增加一个, 平均成绩降低2.28分;
学生减少2个, 平均成绩升高 $-2.28 \times (-2) = 4.56$.

预测 已知某班 STR , 预测平均成绩.

$$STR = 20/class, \widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 20 = 653.5.$$

预测直线给出平均水平,
由于成绩受到各种因素的影响,
预测未必精确.

回归参数解释

California, 1998年420个小学数据, 研究班级规模(STR)和学生成绩(TS)的关系.

$$\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times STR$$

\widehat{TS} 班级平均成绩, $\hat{\cdot}$ 表示回归直线上的预测值.

斜率 -2.28 , 学生增加一个, 平均成绩降低2.28分;

学生减少2个, 平均成绩升高 $-2.28 \times (-2) = 4.56$.

预测 已知某班 STR , 预测平均成绩.

$$STR = 20/class, \widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 20 = 653.5.$$

预测直线给出平均水平,

由于成绩受到各种因素的影响,

预测未必精确.

回归参数解释

California, 1998年420个小学数据, 研究班级规模(STR)和学生成绩(TS)的关系.

$$\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times STR$$

\widehat{TS} 班级平均成绩, $\hat{\cdot}$ 表示回归直线上的预测值.

斜率 -2.28 , 学生增加一个, 平均成绩降低2.28分;

学生减少2个, 平均成绩升高 $-2.28 \times (-2) = 4.56$.

预测 已知某班 STR , 预测平均成绩.

$$STR = 20/class, \widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 20 = 653.5.$$

预测直线给出平均水平,

由于成绩受到各种因素的影响,

预测未必精确.

回归参数解释

California, 1998年420个小学数据, 研究班级规模(STR)和学生成绩(TS)的关系.

$$\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times STR$$

\widehat{TS} 班级平均成绩, $\hat{\cdot}$ 表示回归直线上的预测值.

斜率 -2.28 , 学生增加一个, 平均成绩降低2.28分;

学生减少2个, 平均成绩升高 $-2.28 \times (-2) = 4.56$.

预测 已知某班 STR , 预测平均成绩.

$$STR = 20/class, \widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 20 = 653.5.$$

预测直线给出平均水平,

由于成绩受到各种因素的影响,

预测未必精确.

回归参数解释

California, 1998年420个小学数据, 研究班级规模(STR)和学生成绩(TS)的关系.

$$\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times STR$$

\widehat{TS} 班级平均成绩, $\hat{\cdot}$ 表示回归直线上的预测值.

斜率 -2.28 , 学生增加一个, 平均成绩降低2.28分;

学生减少2个, 平均成绩升高 $-2.28 \times (-2) = 4.56$.

预测 已知某班 STR , 预测平均成绩.

$$STR = 20/class, \widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 20 = 653.5.$$

预测直线给出平均水平,

由于成绩受到各种因素的影响,

预测未必精确.

回归参数解释

California, 1998年420个小学数据, 研究班级规模(STR)和学生成绩(TS)的关系.

$$\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times STR$$

\widehat{TS} 班级平均成绩, $\hat{\cdot}$ 表示回归直线上的预测值.

斜率 -2.28 , 学生增加一个, 平均成绩降低2.28分;

学生减少2个, 平均成绩升高 $-2.28 \times (-2) = 4.56$.

预测 已知某班 STR , 预测平均成绩.

$$STR = 20/class, \widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 20 = 653.5.$$

预测直线给出平均水平,

由于成绩受到各种因素的影响,

预测未必精确.

回归参数解释

California, 1998年420个小学数据, 研究班级规模(STR)和学生成绩(TS)的关系.

$$\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times STR$$

\widehat{TS} 班级平均成绩, $\hat{\cdot}$ 表示回归直线上的预测值.

斜率 -2.28 , 学生增加一个, 平均成绩降低2.28分;

学生减少2个, 平均成绩升高 $-2.28 \times (-2) = 4.56$.

预测 已知某班 STR , 预测平均成绩.

$$STR = 20/class, \widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 20 = 653.5.$$

预测直线给出平均水平,

由于成绩受到各种因素的影响,

预测未必精确.

回归参数解释

California, 1998年420个小学数据, 研究班级规模(STR)和学生成绩(TS)的关系.

$$\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times STR$$

\widehat{TS} 班级平均成绩, $\hat{\cdot}$ 表示回归直线上的预测值.

斜率 -2.28 , 学生增加一个, 平均成绩降低2.28分;

学生减少2个, 平均成绩升高 $-2.28 \times (-2) = 4.56$.

预测 已知某班 STR , 预测平均成绩.

$$STR = 20/class, \widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 20 = 653.5.$$

预测直线给出平均水平,

由于成绩受到各种因素的影响,

预测未必精确.

回归预测：校长的问题

一个居于中游的学校, $STR = 19.7/class$, $TS = 654.5$, 都位于中位点.
 STR 的10%分位点为17.7, TS 的60%分位点为658.54.

判断 减小两个 STR ,对学校有什么效果?

预测 $\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 17.7 = 658.54$.

这时,学校 STR 进入前10%,成绩进入前60%.

结论 提高学校 STR 不能一下解决学校的所有问题.

思考 当最小的 $STR=14$,问 STR 减小到5时会怎么样?

回归预测：校长的问题

一个居于中游的学校, $STR = 19.7/class$, $TS = 654.5$, 都位于中位点.
 STR 的10%分位点为17.7, TS 的60%分位点为658.54.

判断 减小两个 STR ,对学校有什么效果?

预测 $\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 17.7 = 658.54$.

这时,学校 STR 进入前10%,成绩进入前60%.

结论 提高学校 STR 不能一下解决学校的所有问题.

思考 当最小的 $STR=14$,问 STR 减小到5时会怎么样?

回归预测：校长的问题

一个居于中游的学校, $STR = 19.7/class$, $TS = 654.5$, 都位于中位点.
 STR 的10%分位点为17.7, TS 的60%分位点为658.54.

判断 减小两个STR,对学校有什么效果?

预测 $\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 17.7 = 658.54$.

这时,学校STR进入前10%,成绩进入前60%.

结论 提高学校STR不能一下解决学校的所有问题.

思考 当最小的STR=14,问STR减小到5时会怎么样?

回归预测：校长的问题

一个居于中游的学校, $STR = 19.7/class$, $TS = 654.5$, 都位于中位点.
 STR 的10%分位点为17.7, TS 的60%分位点为658.54.

判断 减小两个STR,对学校有什么效果?

预测 $\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 17.7 = 658.54$.

这时,学校STR进入前10%,成绩进入前60%.

结论 提高学校STR不能一下解决学校的所有问题.

思考 当最小的STR=14,问STR减小到5时会怎么样?

回归预测：校长的问题

一个居于中游的学校, $STR = 19.7/class$, $TS = 654.5$, 都位于中位点.
 STR 的10%分位点为17.7, TS 的60%分位点为658.54.

判断 减小两个STR,对学校有什么效果?

预测 $\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 17.7 = 658.54$.

这时,学校STR进入前10%,成绩进入前60%.

结论 提高学校STR不能一下解决学校的所有问题.

思考 当最小的STR=14,问STR减小到5时会怎么样?

回归预测：校长的问题

一个居于中游的学校, $STR = 19.7/class$, $TS = 654.5$, 都位于中位点.
 STR 的10%分位点为17.7, TS 的60%分位点为658.54.

判断 减小两个STR,对学校有什么效果?

预测 $\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 17.7 = 658.54$.

这时,学校STR进入前10%,成绩进入前60%.

结论 提高学校STR不能一下解决学校的所有问题.

思考 当最小的STR=14,问STR减小到5时会怎么样?

回归预测：校长的问题

一个居于中游的学校, $STR = 19.7/class$, $TS = 654.5$, 都位于中位点.
 STR 的10%分位点为17.7, TS 的60%分位点为658.54.

判断 减小两个STR,对学校有什么效果?

预测 $\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 17.7 = 658.54$.

这时,学校STR进入前10%,成绩进入前60%.

结论 提高学校STR不能一下解决学校的所有问题.

思考 当最小的STR=14,问STR减小到5时会怎么样?

回归预测：校长的问题

一个居于中游的学校, $STR = 19.7/class$, $TS = 654.5$, 都位于中位点.
 STR 的10%分位点为17.7, TS 的60%分位点为658.54.

判断 减小两个STR,对学校有什么效果?

预测 $\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 17.7 = 658.54$.

这时,学校STR进入前10%,成绩进入前60%.

结论 提高学校STR不能一下解决学校的所有问题.

思考 当最小的STR=14,问STR减小到5时会怎么样?

回归预测：校长的问题

一个居于中游的学校, $STR = 19.7/class$, $TS = 654.5$, 都位于中位点.
 STR 的10%分位点为17.7, TS 的60%分位点为658.54.

判断 减小两个STR,对学校有什么效果?

预测 $\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 17.7 = 658.54$.

这时,学校STR进入前10%,成绩进入前60%.

结论 提高学校STR不能一下解决学校的所有问题.

思考 当最小的 $STR=14$,问STR减小到5时会怎么样?

回归预测：校长的问题

一个居于中游的学校, $STR = 19.7/class$, $TS = 654.5$, 都位于中位点.
 STR 的10%分位点为17.7, TS 的60%分位点为658.54.

判断 减小两个STR,对学校有什么效果?

预测 $\widehat{TS} = 698.9 - 2.28 \times 17.7 = 658.54$.

这时,学校STR进入前10%,成绩进入前60%.

结论 提高学校STR不能一下解决学校的所有问题.

思考 当最小的STR=14,问STR减小到5时会怎么样?

风险度量：股票市场 β 因子

Capital Assets Pricing Model(CAPM)

$$R - R_f = \beta (R_M - R_f)$$

R : 股票收益率;

R_f : 无风险债券收益率;

R_M : 股票市场指数收益率.

$R - R_f$ 超额收益率.

β : $\beta < 1$, 股票风险小于市场组合, 收益小于市场组合;

$\beta > 1$, 股票风险大于市场组合, 收益大于市场组合.

例子 网上查询 β 数据

Kellog	breakfast cereal	0.24
Walmart	discount retailer	0.89
Barnes and Noble	book retailer	1.03
Microsoft	software	1.83

风险度量：股票市场 β 因子

Capital Assets Pricing Model(CAPM)

$$R - R_f = \beta (R_M - R_f)$$

R : 股票收益率;

R_f : 无风险债券收益率;

R_M : 股票市场指数收益率.

$R - R_f$ 超额收益率.

β : $\beta < 1$, 股票风险小于市场组合, 收益小于市场组合;

$\beta > 1$, 股票风险大于市场组合, 收益大于市场组合.

例子 网上查询 β 数据

Kellogg	breakfast cereal	0.24
Walmart	discount retailer	0.89
Barnes and Noble	book retailer	1.03
Microsoft	software	1.83

风险度量：股票市场 β 因子

Capital Assets Pricing Model(CAPM)

$$R - R_f = \beta (R_M - R_f)$$

R: 股票收益率;

R_f : 无风险债券收益率;

R_M : 股票市场指数收益率.

$R - R_f$ 超额收益率.

β : $\beta < 1$, 股票风险小于市场组合, 收益小于市场组合;

$\beta > 1$, 股票风险大于市场组合, 收益大于市场组合.

例子 网上查询 β 数据

Kellogg	breakfast cereal	0.24
Walmart	discount retailer	0.89
Barnes and Noble	book retailer	1.03
Microsoft	software	1.83

风险度量：股票市场 β 因子

Capital Assets Pricing Model(CAPM)

$$R - R_f = \beta (R_M - R_f)$$

R: 股票收益率;

R_f : 无风险债券收益率;

R_M : 股票市场指数收益率.

$R - R_f$ 超额收益率.

β : $\beta < 1$, 股票风险小于市场组合, 收益小于市场组合;

$\beta > 1$, 股票风险大于市场组合, 收益大于市场组合.

例子 网上查询 β 数据

Kellogg	breakfast cereal	0.24
Walmart	discount retailer	0.89
Barnes and Noble	book retailer	1.03
Microsoft	software	1.83

风险度量：股票市场 β 因子

Capital Assets Pricing Model(CAPM)

$$R - R_f = \beta (R_M - R_f)$$

R: 股票收益率;

R_f : 无风险债券收益率;

R_M : 股票市场指数收益率.

$R - R_f$ 超额收益率.

β : $\beta < 1$, 股票风险小于市场组合, 收益小于市场组合;

$\beta > 1$, 股票风险大于市场组合, 收益大于市场组合.

例子 网上查询 β 数据

Kellogg	breakfast cereal	0.24
Walmart	discount retailer	0.89
Barnes and Noble	book retailer	1.03
Microsoft	software	1.83

风险度量：股票市场 β 因子

Capital Assets Pricing Model(CAPM)

$$R - R_f = \beta (R_M - R_f)$$

R: 股票收益率;

R_f : 无风险债券收益率;

R_M : 股票市场指数收益率.

$R - R_f$ 超额收益率.

β : $\beta < 1$, 股票风险小于市场组合, 收益小于市场组合;

$\beta > 1$, 股票风险大于市场组合, 收益大于市场组合.

例子 网上查询 β 数据

Kellogg	breakfast cereal	0.24
Walmart	discount retailer	0.89
Barnes and Noble	book retailer	1.03
Microsoft	software	1.83

风险度量：股票市场 β 因子

Capital Assets Pricing Model(CAPM)

$$R - R_f = \beta (R_M - R_f)$$

R: 股票收益率;

R_f : 无风险债券收益率;

R_M : 股票市场指数收益率.

$R - R_f$ 超额收益率.

β : $\beta < 1$, 股票风险小于市场组合, 收益小于市场组合;

$\beta > 1$, 股票风险大于市场组合, 收益大于市场组合.

例子 网上查询 β 数据

Kellogg	breakfast cereal	0.24
Walmart	discount retailer	0.89
Barnes and Noble	book retailer	1.03
Microsoft	software	1.83

风险度量：股票市场 β 因子

Capital Assets Pricing Model(CAPM)

$$R - R_f = \beta (R_M - R_f)$$

R: 股票收益率;

R_f : 无风险债券收益率;

R_M : 股票市场指数收益率.

$R - R_f$ 超额收益率.

β : $\beta < 1$, 股票风险小于市场组合, 收益小于市场组合;

$\beta > 1$, 股票风险大于市场组合, 收益大于市场组合.

例子 网上查询 β 数据

Kellogg	breakfast cereal	0.24
Walmart	discount retailer	0.89
Barnes and Noble	book retailer	1.03
Microsoft	software	1.83

风险度量：股票市场 β 因子

Capital Assets Pricing Model(CAPM)

$$R - R_f = \beta (R_M - R_f)$$

R: 股票收益率;

R_f : 无风险债券收益率;

R_M : 股票市场指数收益率.

$R - R_f$ 超额收益率.

β : $\beta < 1$, 股票风险小于市场组合, 收益小于市场组合;

$\beta > 1$, 股票风险大于市场组合, 收益大于市场组合.

例子 网上查询 β 数据

Kellogg	breakfast cereal	0.24
Walmart	discount retailer	0.89
Barnes and Noble	book retailer	1.03
Microsoft	software	1.83

风险度量：股票市场 β 因子

Capital Assets Pricing Model(CAPM)

$$R - R_f = \beta (R_M - R_f)$$

R: 股票收益率;

R_f : 无风险债券收益率;

R_M : 股票市场指数收益率.

$R - R_f$ 超额收益率.

β : $\beta < 1$, 股票风险小于市场组合, 收益小于市场组合;

$\beta > 1$, 股票风险大于市场组合, 收益大于市场组合.

例子 网上查询 β 数据

Kellogg	breakfast cereal	0.24
Walmart	discount retailer	0.89
Barnes and Noble	book retailer	1.03
Microsoft	software	1.83

风险度量：股票市场 β 因子

Capital Assets Pricing Model(CAPM)

$$R - R_f = \beta (R_M - R_f)$$

R: 股票收益率;

R_f : 无风险债券收益率;

R_M : 股票市场指数收益率.

$R - R_f$ 超额收益率.

β : $\beta < 1$, 股票风险小于市场组合, 收益小于市场组合;

$\beta > 1$, 股票风险大于市场组合, 收益大于市场组合.

例子 网上查询 β 数据

Kellogg	breakfast cereal	0.24
Walmart	discount retailer	0.89
Barnes and Noble	book retailer	1.03
Microsoft	software	1.83

风险度量：股票市场 β 因子

Capital Assets Pricing Model(CAPM)

$$R - R_f = \beta (R_M - R_f)$$

R: 股票收益率;

R_f : 无风险债券收益率;

R_M : 股票市场指数收益率.

$R - R_f$ 超额收益率.

β : $\beta < 1$, 股票风险小于市场组合, 收益小于市场组合;

$\beta > 1$, 股票风险大于市场组合, 收益大于市场组合.

例子 网上查询 β 数据

Kellogg	breakfast cereal	0.24
Walmart	discount retailer	0.89
Barnes and Noble	book retailer	1.03
Microsoft	software	1.83

风险度量：股票市场 β 因子

Capital Assets Pricing Model(CAPM)

$$R - R_f = \beta (R_M - R_f)$$

R: 股票收益率;

R_f : 无风险债券收益率;

R_M : 股票市场指数收益率.

$R - R_f$ 超额收益率.

β : $\beta < 1$, 股票风险小于市场组合, 收益小于市场组合;

$\beta > 1$, 股票风险大于市场组合, 收益大于市场组合.

例子 网上查询 β 数据

Kellogg	breakfast cereal	0.24
Walmart	discount retailer	0.89
Barnes and Noble	book retailer	1.03
Microsoft	software	1.83

风险度量：股票市场 β 因子

Capital Assets Pricing Model(CAPM)

$$R - R_f = \beta (R_M - R_f)$$

R: 股票收益率;

R_f : 无风险债券收益率;

R_M : 股票市场指数收益率.

$R - R_f$ 超额收益率.

β : $\beta < 1$, 股票风险小于市场组合, 收益小于市场组合;

$\beta > 1$, 股票风险大于市场组合, 收益大于市场组合.

例子 网上查询 β 数据

Kellog	breakfast cereal	0.24
Walmart	discount retailer	0.89
Barnes and Noble	book retailer	1.03
Microsoft	software	1.83

风险度量：股票市场 β 因子

Capital Assets Pricing Model(CAPM)

$$R - R_f = \beta (R_M - R_f)$$

R: 股票收益率;

R_f : 无风险债券收益率;

R_M : 股票市场指数收益率.

$R - R_f$ 超额收益率.

β : $\beta < 1$, 股票风险小于市场组合, 收益小于市场组合;

$\beta > 1$, 股票风险大于市场组合, 收益大于市场组合.

例子 网上查询 β 数据

Kellog	breakfast cereal	0.24
Walmart	discount retailer	0.89
Barnes and Noble	book retailer	1.03
Microsoft	software	1.83

最小二乘三假设:(1) 条件期望为零

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u$$

其它项贡献平均为零, 也就是 $E[u_i|x_i = x] = 0$

u_i : 除 x_i 以外, 所有其他因素都含在 u_i 中

u_i 和 x_i 无关.

回归直线穿过条件期望 $E[Y|X = x]$ 的中点.

最小二乘三假设:(1) 条件期望为零

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u$$

其它项贡献平均为零, 也就是 $E[u_i | x_i = x] = 0$

u_i : 除 x_i 以外, 所有其他因素都含在 u_i 中

u_i 和 x_i 无关.

回归直线穿过条件期望 $E[Y | X = x]$ 的中点.

最小二乘三假设:(1) 条件期望为零

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u$$

其它项贡献平均为零, 也就是 $E[u_i|x_i = x] = 0$

u_i : 除 x_i 以外, 所有其他因素都含在 u_i 中

u_i 和 x_i 无关.

回归直线穿过条件期望 $E[Y|X = x]$ 的中点.

最小二乘三假设:(1) 条件期望为零

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u$$

其它项贡献平均为零, 也就是 $E[u_i|x_i = x] = 0$

u_i : 除 x_i 以外, 所有其他因素都含在 u_i 中

u_i 和 x_i 无关.

回归直线穿过条件期望 $E[Y|X = x]$ 的中点.

最小二乘三假设:(1) 条件期望为零

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u$$

其它项贡献平均为零, 也就是 $E[u_i|x_i = x] = 0$

u_i : 除 x_i 以外, 所有其他因素都含在 u_i 中

u_i 和 x_i 无关.

回归直线穿过条件期望 $E[Y|X = x]$ 的中点.

最小二乘三假设:(1) 条件期望为零

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u$$

其它项贡献平均为零, 也就是 $E[u_i|x_i = x] = 0$

u_i : 除 x_i 以外, 所有其他因素都含在 u_i 中

u_i 和 x_i 无关.

回归直线穿过条件期望 $E[Y|X = x]$ 的中点.

最小二乘三假设:(1) 条件期望为零

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u$$

其它项贡献平均为零, 也就是 $E[u_i|x_i = x] = 0$

u_i : 除 x_i 以外, 所有其他因素都含在 u_i 中

u_i 和 x_i 无关.

回归直线穿过条件期望 $E[Y|X = x]$ 的中点.

最小二乘三假设:(1) 条件期望为零

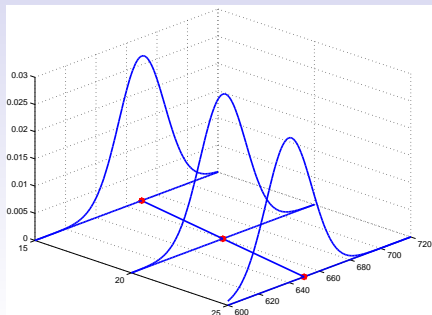
$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u$$

其它项贡献平均为零, 也就是 $E[u_i | x_i = x] = 0$

u_i : 除 x_i 以外, 所有其他因素都含在 u_i 中

u_i 和 x_i 无关.

回归直线穿过条件期望 $E[Y | X = x]$ 的中点.



最小二乘三假设:(2) 独立同分布样本

- 总体: (Y, X) 视为总体,
- 用简单抽样方法抽取样本 $(X_i, Y_i), i = 1, 2, \dots, n$.
- 不是所有抽样方法都产生简单样本,
- 例如:
 - 实验设计, 采用先取定 X , 再抽取 Y
 - 时间序列数据, 前后有相互关系.
- 注意: X 不是随机抽取, 不影响回归分析.

最小二乘三假设:(2) 独立同分布样本

总体: (Y, X) 视为总体,
用简单抽样方法抽取样本 $(X_i, Y_i), i = 1, 2, \dots, n$.
不是所有抽样方法都产生简单样本,
例如:
实验设计, 采用先取定 X , 再抽取 Y
时间序列数据, 前后有相互关系.
注意: X 不是随机抽取, 不影响回归分析.

最小二乘三假设:(2) 独立同分布样本

总体: (Y, X) 视为总体,
用简单抽样方法抽取样本 $(X_i, Y_i), i = 1, 2, \dots, n$.
不是所有抽样方法都产生简单样本,

例如:

实验设计, 采用先取定 X , 再抽取 Y

时间序列数据, 前后有相互关系.

注意: X 不是随机抽取, 不影响回归分析.

最小二乘三假设:(2) 独立同分布样本

总体: (Y, X) 视为总体,
用简单抽样方法抽取样本 $(X_i, Y_i), i = 1, 2, \dots, n$.
不是所有抽样方法都产生简单样本,
例如:
实验设计, 采用先取定 X , 再抽取 Y
时间序列数据, 前后有相互关系.
注意: X 不是随机抽取, 不影响回归分析.

最小二乘三假设:(2) 独立同分布样本

总体: (Y, X) 视为总体,
用简单抽样方法抽取样本 $(X_i, Y_i), i = 1, 2, \dots, n$.
不是所有抽样方法都产生简单样本,
例如:
实验设计, 采用先取定 X , 再抽取 Y
时间序列数据, 前后有相互关系.
注意: X 不是随机抽取, 不影响回归分析.

最小二乘三假设:(2) 独立同分布样本

总体: (Y, X) 视为总体,
用简单抽样方法抽取样本 $(X_i, Y_i), i = 1, 2, \dots, n$.
不是所有抽样方法都产生简单样本,
例如:
实验设计, 采用先取定 X , 再抽取 Y
时间序列数据, 前后有相互关系.
注意: X 不是随机抽取, 不影响回归分析.

最小二乘三假设:(3)总体4阶矩存在

$$0 < E[X_i^4] < +\infty$$

$$0 < E[u_i^4] < +\infty$$

- 目的 (1) 保证大数定律成立条件,以便得到参数的假设检验;
(2) 排除不适用最小二乘的情形,也即出现很大的干扰项情形.

最小二乘三假设:(3)总体4阶矩存在

$$0 < E[X_i^4] < +\infty$$

$$0 < E[u_i^4] < +\infty$$

- 目的 (1) 保证大数定律成立条件,以便得到参数的假设检验;
(2) 排除不适用最小二乘的情形,也即出现很大的干扰项情形.

第五章.多元线性回归

为什么要考虑多变量的线性回归?

省略变量问题

- (1) 回归因子 X 与一个未考虑的变量相关,也就是相关系数不为零;
- (2) 该未考虑变量部分决定因变量 Y .

该变量就称为省略变量.

英语学生的比例和STR相关系数0.19,故为省略变量;

考试进行时间不是省略变量;

每个学生平均停车场大小不是省略变量.

省略变量引入的误差称为省略误差(Omitted Variable Bias).

第五章.多元线性回归

为什么要考虑多变量的线性回归?

省略变量问题

- (1) 回归因子 X 与一个未考虑的变量相关,也就是相关系数不为零;
- (2) 该未考虑变量部分决定因变量 Y .

该变量就称为省略变量.

英语学生的比例和STR相关系数0.19,故为省略变量;

考试进行时间不是省略变量;

每个学生平均停车场大小不是省略变量.

省略变量引入的误差称为省略误差(Omitted Variable Bias).

第五章.多元线性回归

为什么要考虑多变量的线性回归?

省略变量问题

- (1) 回归因子 X 与一个未考虑的变量相关,也就是相关系数不为零;
- (2) 该未考虑变量部分决定因变量 Y .

该变量就称为省略变量.

英语学生的比例和STR相关系数0.19,故为省略变量;

考试进行时间不是省略变量;

每个学生平均停车场大小不是省略变量.

省略变量引入的误差称为省略误差(Omitted Variable Bias).

第五章.多元线性回归

为什么要考虑多变量的线性回归?
省略变量问题

- (1) 回归因子 X 与一个未考虑的变量相关,也就是相关系数不为零;
- (2) 该未考虑变量部分决定因变量 Y .

该变量就称为省略变量.

英语学生的比例和STR相关系数0.19,故为省略变量;

考试进行时间不是省略变量;

每个学生平均停车场大小不是省略变量.

省略变量引入的误差称为省略误差(Omitted Variable Bias).

第五章.多元线性回归

为什么要考虑多变量的线性回归?

省略变量问题

- (1) 回归因子 X 与一个未考虑的变量相关,也就是相关系数不为零;
- (2) 该未考虑变量部分决定因变量 Y .

该变量就称为省略变量.

英语学生的比例和STR相关系数0.19,故为省略变量;

考试进行时间不是省略变量;

每个学生平均停车场大小不是省略变量.

省略变量引入的误差称为省略误差(Omitted Variable Bias).

第五章.多元线性回归

为什么要考虑多变量的线性回归?

省略变量问题

- (1) 回归因子 X 与一个未考虑的变量相关,也就是相关系数不为零;
- (2) 该未考虑变量部分决定因变量 Y .

该变量就称为**省略变量**.

英语学生的比例和STR相关系数0.19,故为省略变量;

考试进行时间不是省略变量;

每个学生平均停车场大小不是省略变量.

省略变量引入的误差称为省略误差(Omitted Variable Bias).

第五章.多元线性回归

为什么要考虑多变量的线性回归?

省略变量问题

- (1) 回归因子 X 与一个未考虑的变量相关,也就是相关系数不为零;
- (2) 该未考虑变量部分决定因变量 Y .

该变量就称为省略变量.

英语学生的比例和STR相关系数0.19,故为省略变量;

考试进行时间不是省略变量;

每个学生平均停车场大小不是省略变量.

省略变量引入的误差称为省略误差(Omitted Variable Bias).

第五章.多元线性回归

为什么要考虑多变量的线性回归?

省略变量问题

- (1) 回归因子 X 与一个未考虑的变量相关,也就是相关系数不为零;
- (2) 该未考虑变量部分决定因变量 Y .

该变量就称为省略变量.

英语学生的比例和STR相关系数0.19,故为省略变量;

考试进行时间不是省略变量;

每个学生平均停车场大小不是省略变量.

省略变量引入的误差称为省略误差(Omitted Variable Bias).

第五章.多元线性回归

为什么要考虑多变量的线性回归?

省略变量问题

- (1) 回归因子 X 与一个未考虑的变量相关,也就是相关系数不为零;
- (2) 该未考虑变量部分决定因变量 Y .

该变量就称为省略变量.

英语学生的比例和STR相关系数0.19,故为省略变量;

考试进行时间不是省略变量;

每个学生平均停车场大小不是省略变量.

省略变量引入的误差称为省略误差(Omitted Variable Bias).

第五章.多元线性回归

为什么要考虑多变量的线性回归?

省略变量问题

- (1) 回归因子 X 与一个未考虑的变量相关,也就是相关系数不为零;
- (2) 该未考虑变量部分决定因变量 Y .

该变量就称为省略变量.

英语学生的比例和STR相关系数0.19,故为省略变量;

考试进行时间不是省略变量;

每个学生平均停车场大小不是省略变量.

省略变量引入的误差称为省略误差(Omitted Variable Bias).

第五章.多元线性回归

为什么要考虑多变量的线性回归?

省略变量问题

- (1) 回归因子 X 与一个未考虑的变量相关,也就是相关系数不为零;
- (2) 该未考虑变量部分决定因变量 Y .

该变量就称为省略变量.

英语学生的比例和STR相关系数0.19,故为省略变量;

考试进行时间不是省略变量;

每个学生平均停车场大小不是省略变量.

省略变量引入的误差称为**省略误差(Omitted Variable Bias)**.

省略变量误差与最小二乘第一假设

u_i 与 x_i 相关, u_i 部分决定 Y_i , 那么 $E[u_i|x_i] \neq 0$.

省略误差是系统性误差, 无法通过增加样本容量消除.

最小二乘估计(OLS)是不相容估计.

省略误差公式

$$\hat{\beta}_1 \rightarrow \beta_1 + \rho_{xu} \frac{\sigma_u}{\sigma_x}, (P)$$

$\rho_{xu} = \text{corr}(x_i, u_i)$, σ_x, σ_u 为各自标准差.

- (1). $\rho_{xu} = 0$, 无省略误差;
- (2). $|\rho_{xu}|$ 越大, 省略误差越大;
- (3). $\rho_{xu} < 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏小;
- (4). $\rho_{xu} > 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏大.

省略变量误差与最小二乘第一假设

u_i 与 x_i 相关, u_i 部分决定 Y_i , 那么 $E[u_i|x_i] \neq 0$.

省略误差是系统性误差, 无法通过增加样本容量消除.

最小二乘估计(OLS)是不相容估计.

省略误差公式

$$\hat{\beta}_1 \rightarrow \beta_1 + \rho_{xu} \frac{\sigma_u}{\sigma_x}, (P)$$

$\rho_{xu} = \text{corr}(x_i, u_i)$, σ_x, σ_u 为各自标准差.

- (1). $\rho_{xu} = 0$, 无省略误差;
- (2). $|\rho_{xu}|$ 越大, 省略误差越大;
- (3). $\rho_{xu} < 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏小;
- (4). $\rho_{xu} > 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏大.

省略变量误差与最小二乘第一假设

u_i 与 x_i 相关, u_i 部分决定 Y_i , 那么 $E[u_i|x_i] \neq 0$.

省略误差是系统性误差, 无法通过增加样本容量消除.

最小二乘估计(OLS)是不相容估计.

省略误差公式

$$\hat{\beta}_1 \rightarrow \beta_1 + \rho_{xu} \frac{\sigma_u}{\sigma_x}, (P)$$

$\rho_{xu} = \text{corr}(x_i, u_i)$, σ_x, σ_u 为各自标准差.

- (1). $\rho_{xu} = 0$, 无省略误差;
- (2). $|\rho_{xu}|$ 越大, 省略误差越大;
- (3). $\rho_{xu} < 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏小;
- (4). $\rho_{xu} > 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏大.

省略变量误差与最小二乘第一假设

u_i 与 x_i 相关, u_i 部分决定 Y_i , 那么 $E[u_i|x_i] \neq 0$.

省略误差是系统性误差, 无法通过增加样本容量消除.

最小二乘估计(OLS)是不相容估计.

省略误差公式

$$\hat{\beta}_1 \rightarrow \beta_1 + \rho_{xu} \frac{\sigma_u}{\sigma_x}, (P)$$

$\rho_{xu} = \text{corr}(x_i, u_i)$, σ_x, σ_u 为各自标准差.

- (1). $\rho_{xu} = 0$, 无省略误差;
- (2). $|\rho_{xu}|$ 越大, 省略误差越大;
- (3). $\rho_{xu} < 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏小;
- (4). $\rho_{xu} > 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏大.

省略变量误差与最小二乘第一假设

u_i 与 x_i 相关, u_i 部分决定 Y_i , 那么 $E[u_i|x_i] \neq 0$.

省略误差是系统性误差, 无法通过增加样本容量消除.

最小二乘估计(OLS)是不相容估计.

省略误差公式

$$\hat{\beta}_1 \rightarrow \beta_1 + \rho_{xu} \frac{\sigma_u}{\sigma_x}, (P)$$

$\rho_{xu} = \text{corr}(x_i, u_i)$, σ_x, σ_u 为各自标准差.

- (1). $\rho_{xu} = 0$, 无省略误差;
- (2). $|\rho_{xu}|$ 越大, 省略误差越大;
- (3). $\rho_{xu} < 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏小;
- (4). $\rho_{xu} > 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏大.

省略变量误差与最小二乘第一假设

u_i 与 x_i 相关, u_i 部分决定 Y_i , 那么 $E[u_i|x_i] \neq 0$.

省略误差是系统性误差, 无法通过增加样本容量消除.

最小二乘估计(OLS)是不相容估计.

省略误差公式

$$\hat{\beta}_1 \rightarrow \beta_1 + \rho_{xu} \frac{\sigma_u}{\sigma_x}, (P)$$

$\rho_{xu} = \text{corr}(x_i, u_i)$, σ_x, σ_u 为各自标准差.

- (1). $\rho_{xu} = 0$, 无省略误差;
- (2). $|\rho_{xu}|$ 越大, 省略误差越大;
- (3). $\rho_{xu} < 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏小;
- (4). $\rho_{xu} > 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏大.

省略变量误差与最小二乘第一假设

u_i 与 x_i 相关, u_i 部分决定 Y_i , 那么 $E[u_i|x_i] \neq 0$.

省略误差是系统性误差, 无法通过增加样本容量消除.

最小二乘估计(OLS)是不相容估计.

省略误差公式

$$\hat{\beta}_1 \rightarrow \beta_1 + \rho_{xu} \frac{\sigma_u}{\sigma_x}, (P)$$

$\rho_{xu} = \text{corr}(x_i, u_i)$, σ_x, σ_u 为各自标准差.

- (1). $\rho_{xu} = 0$, 无省略误差;
- (2). $|\rho_{xu}|$ 越大, 省略误差越大;
- (3). $\rho_{xu} < 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏小;
- (4). $\rho_{xu} > 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏大.

省略变量误差与最小二乘第一假设

u_i 与 x_i 相关, u_i 部分决定 Y_i , 那么 $E[u_i|x_i] \neq 0$.

省略误差是系统性误差, 无法通过增加样本容量消除.

最小二乘估计(OLS)是不相容估计.

省略误差公式

$$\hat{\beta}_1 \rightarrow \beta_1 + \rho_{xu} \frac{\sigma_u}{\sigma_x}, (P)$$

$\rho_{xu} = \text{corr}(x_i, u_i)$, σ_x, σ_u 为各自标准差.

- (1). $\rho_{xu} = 0$, 无省略误差;
- (2). $|\rho_{xu}|$ 越大, 省略误差越大;
- (3). $\rho_{xu} < 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏小;
- (4). $\rho_{xu} > 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏大.

省略变量误差与最小二乘第一假设

u_i 与 x_i 相关, u_i 部分决定 Y_i , 那么 $E[u_i|x_i] \neq 0$.

省略误差是系统性误差, 无法通过增加样本容量消除.

最小二乘估计(OLS)是不相容估计.

省略误差公式

$$\hat{\beta}_1 \rightarrow \beta_1 + \rho_{xu} \frac{\sigma_u}{\sigma_x}, (P)$$

$\rho_{xu} = \text{corr}(x_i, u_i)$, σ_x, σ_u 为各自标准差.

- (1). $\rho_{xu} = 0$, 无省略误差;
- (2). $|\rho_{xu}|$ 越大, 省略误差越大;
- (3). $\rho_{xu} < 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏小;
- (4). $\rho_{xu} > 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏大.

省略变量误差与最小二乘第一假设

u_i 与 x_i 相关, u_i 部分决定 Y_i , 那么 $E[u_i|x_i] \neq 0$.

省略误差是系统性误差, 无法通过增加样本容量消除.

最小二乘估计(OLS)是不相容估计.

省略误差公式

$$\hat{\beta}_1 \rightarrow \beta_1 + \rho_{xu} \frac{\sigma_u}{\sigma_x}, (P)$$

$\rho_{xu} = \text{corr}(x_i, u_i)$, σ_x, σ_u 为各自标准差.

- (1). $\rho_{xu} = 0$, 无省略误差;
- (2). $|\rho_{xu}|$ 越大, 省略误差越大;
- (3). $\rho_{xu} < 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏小;
- (4). $\rho_{xu} > 0$, $\hat{\beta}_1$ 估计偏大.

Mozart效应:省略变量误差

Rauscher, Shaw and Ky, Nature, 1993.

每日听10-15分钟Mozart, 能暂时提高IQ 8-9分.

Georgia州,对本州所有婴儿派发古典音乐CD.

后来又发现,选修音乐和艺术的高中生,英语和数学成绩明显优于其他学生.

提高IQ,就是这么简单?

好学生,拥有更多时间参与选修课.

拥有音乐传统的学校,往往是同类学校中的佼佼者.

成绩与选修艺术类课程之间,有省略变量.例如学生的内在能力,学校的质量等.

是否真有Mozart效应之类的事情呢? 随机化实验.

不能证明确实存在Mozart效应.但发现,听音乐有助于提高折纸和观察图形的能力.

Mozart效应:省略变量误差

Rauscher, Shaw and Ky, Nature, 1993.

每日听10-15分钟Mozart, 能暂时提高IQ 8-9分.

Georgia州,对本州所有婴儿派发古典音乐CD.

后来又发现,选修音乐和艺术的高中生,英语和数学成绩明显优于其他学生.

提高IQ,就是这么简单?

好学生,拥有更多时间参与选修课.

拥有音乐传统的学校,往往是同类学校中的佼佼者.

成绩与选修艺术类课程之间,有省略变量.例如学生的内在能力,学校的质量等.

是否真有Mozart效应之类的事情呢? 随机化实验.

不能证明确实存在Mozart效应.但发现,听音乐有助于提高折纸和观察图形的能力.

Mozart效应:省略变量误差

Rauscher, Shaw and Ky, Nature, 1993.

每日听10-15分钟Mozart, 能暂时提高IQ 8-9分.

Georgia州,对本州所有婴儿派发古典音乐CD.

后来又发现,选修音乐和艺术的高中生,英语和数学成绩明显优于其他学生.

提高IQ,就是这么简单?

好学生,拥有更多时间参与选修课.

拥有音乐传统的学校,往往是同类学校中的佼佼者.

成绩与选修艺术类课程之间,有省略变量.例如学生的内在能力,学校的质量等.

是否真有Mozart效应之类的事情呢? 随机化实验.

不能证明确实存在Mozart效应.但发现,听音乐有助于提高折纸和观察图形的能力.

Mozart效应:省略变量误差

Rauscher, Shaw and Ky, Nature, 1993.

每日听10-15分钟Mozart, 能暂时提高IQ 8-9分.

Georgia州,对本州所有婴儿派发古典音乐CD.

后来又发现,选修音乐和艺术的高中生,英语和数学成绩明显优于其他学生.

提高IQ,就是这么简单?

好学生,拥有更多时间参与选修课.

拥有音乐传统的学校,往往是同类学校中的佼佼者.

成绩与选修艺术类课程之间,有省略变量.例如学生的内在能力,学校的质量等.

是否真有Mozart效应之类的事情呢? 随机化实验.

不能证明确实存在Mozart效应.但发现,听音乐有助于提高折纸和观察图形的能力.

Mozart效应:省略变量误差

Rauscher, Shaw and Ky, Nature, 1993.

每日听10-15分钟Mozart, 能暂时提高IQ 8-9分.

Georgia州,对本州所有婴儿派发古典音乐CD.

后来又发现,选修音乐和艺术的高中生,英语和数学成绩明显优于其他学生.

提高IQ,就是这么简单?

好学生,拥有更多时间参与选修课.

拥有音乐传统的学校,往往是同类学校中的佼佼者.

成绩与选修艺术类课程之间,有省略变量.例如学生的内在能力,学校的质量等.

是否真有Mozart效应之类的事情呢? 随机化实验.

不能证明确实存在Mozart效应.但发现,听音乐有助于提高折纸和观察图形的能力.

Mozart效应:省略变量误差

Rauscher, Shaw and Ky, Nature, 1993.

每日听10-15分钟Mozart, 能暂时提高IQ 8-9分.

Georgia州,对本州所有婴儿派发古典音乐CD.

后来又发现,选修音乐和艺术的高中生,英语和数学成绩明显优于其他学生.

提高IQ,就是这么简单?

好学生,拥有更多时间参与选修课.

拥有音乐传统的学校,往往是同类学校中的佼佼者.

成绩与选修艺术类课程之间,有省略变量.例如学生的内在能力,学校的质量等.

是否真有Mozart效应之类的事情呢? 随机化实验.

不能证明确实存在Mozart效应.但发现,听音乐有助于提高折纸和观察图形的能力.

Mozart效应:省略变量误差

Rauscher, Shaw and Ky, Nature, 1993.

每日听10-15分钟Mozart, 能暂时提高IQ 8-9分.

Georgia州,对本州所有婴儿派发古典音乐CD.

后来又发现,选修音乐和艺术的高中生,英语和数学成绩明显优于其他学生.

提高IQ,就是这么简单?

好学生,拥有更多时间参与选修课.

拥有音乐传统的学校,往往是同类学校中的佼佼者.

成绩与选修艺术类课程之间,有省略变量.例如学生的内在能力,学校的质量等.

是否真有Mozart效应之类的事情呢? 随机化实验.

不能证明确实存在Mozart效应.但发现,听音乐有助于提高折纸和观察图形的能力.

Mozart效应:省略变量误差

Rauscher, Shaw and Ky, Nature, 1993.

每日听10-15分钟Mozart, 能暂时提高IQ 8-9分.

Georgia州,对本州所有婴儿派发古典音乐CD.

后来又发现,选修音乐和艺术的高中生,英语和数学成绩明显优于其他学生.

提高IQ,就是这么简单?

好学生,拥有更多时间参与选修课.

拥有音乐传统的学校,往往是同类学校中的佼佼者.

成绩与选修艺术类课程之间,有省略变量.例如学生的内在能力,学校的质量等.

是否真有Mozart效应之类的事情呢? 随机化实验.

不能证明确实存在Mozart效应.但发现,听音乐有助于提高折纸和观察图形的能力.

Mozart效应:省略变量误差

Rauscher, Shaw and Ky, Nature, 1993.

每日听10-15分钟Mozart, 能暂时提高IQ 8-9分.

Georgia州,对本州所有婴儿派发古典音乐CD.

后来又发现,选修音乐和艺术的高中生,英语和数学成绩明显优于其他学生.

提高IQ,就是这么简单?

好学生,拥有更多时间参与选修课.

拥有音乐传统的学校,往往是同类学校中的佼佼者.

成绩与选修艺术类课程之间,有省略变量.例如学生的内在能力,学校的质量等.

是否真有Mozart效应之类的事情呢? [随机化实验](#).

不能证明确实存在Mozart效应.但发现,听音乐有助于提高折纸和观察图形的能力.

Mozart效应:省略变量误差

Rauscher, Shaw and Ky, Nature, 1993.

每日听10-15分钟Mozart, 能暂时提高IQ 8-9分.

Georgia州,对本州所有婴儿派发古典音乐CD.

后来又发现,选修音乐和艺术的高中生,英语和数学成绩明显优于其他学生.

提高IQ,就是这么简单?

好学生,拥有更多时间参与选修课.

拥有音乐传统的学校,往往是同类学校中的佼佼者.

成绩与选修艺术类课程之间,有省略变量.例如学生的内在能力,学校的质量等.

是否真有Mozart效应之类的事情呢? 随机化实验.

不能证明确实存在Mozart效应.但发现,听音乐有助于提高折纸和观察图形的能力.

5.2 多元线性回归模型

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

$$Y_i + \Delta Y = \beta_0 + \beta_1 (x_{1i} + \Delta x) + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

$$\Delta Y = \beta_1 \Delta x$$

$$\beta_1 = \frac{\Delta Y}{\Delta x}$$

- (1) $(Y_i, X_{1i}, X_{2i}, \cdots, X_{ki}), i = 1, 2, \cdots, n$, 是 n 个相互独立的样本观测值;
(2)

$$\begin{aligned} E[Y|X_{1i} = x_1, X_{2i} = x_2, \cdots, X_{ki} = x_k] \\ = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k \end{aligned}$$

- (3) β_i 为 $\frac{\Delta Y}{\Delta X_i}$ 的平均值;
(4) β_0 为样本回归直线穿过 Y 轴的位置.

5.2 多元线性回归模型

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

$$Y_i + \Delta Y = \beta_0 + \beta_1 (x_{1i} + \Delta x) + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

$$\Delta Y = \beta_1 \Delta x$$

$$\beta_1 = \frac{\Delta Y}{\Delta x}$$

- (1) $(Y_i, X_{1i}, X_{2i}, \cdots, X_{ki}), i = 1, 2, \cdots, n$, 是 n 个相互独立的样本观测值;
(2)

$$\begin{aligned} E[Y | X_{1i} = x_1, X_{2i} = x_2, \cdots, X_{ki} = x_k] \\ = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k \end{aligned}$$

- (3) β_i 为 $\frac{\Delta Y}{\Delta X_i}$ 的平均值;
(4) β_0 为样本回归直线穿过 Y 轴的位置.

5.2 多元线性回归模型

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

$$Y_i + \Delta Y = \beta_0 + \beta_1 (x_{1i} + \Delta x) + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

$$\Delta Y = \beta_1 \Delta x$$

$$\beta_1 = \frac{\Delta Y}{\Delta x}$$

- (1) $(Y_i, X_{1i}, X_{2i}, \cdots, X_{ki}), i = 1, 2, \cdots, n$, 是 n 个相互独立的样本观测值;
(2)

$$\begin{aligned} E[Y|X_{1i} = x_1, X_{2i} = x_2, \cdots, X_{ki} = x_k] \\ = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k \end{aligned}$$

- (3) β_i 为 $\frac{\Delta Y}{\Delta X_i}$ 的平均值;
(4) β_0 为样本回归直线穿过 Y 轴的位置.

5.2 多元线性回归模型

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

$$Y_i + \Delta Y = \beta_0 + \beta_1 (x_{1i} + \Delta x) + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

$$\Delta Y = \beta_1 \Delta x$$

$$\beta_1 = \frac{\Delta Y}{\Delta x}$$

- (1) $(Y_i, X_{1i}, X_{2i}, \cdots, X_{ki}), i = 1, 2, \cdots, n$, 是 n 个相互独立的样本观测值;
(2)

$$\begin{aligned} E[Y | X_{1i} = x_1, X_{2i} = x_2, \cdots, X_{ki} = x_k] \\ = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k \end{aligned}$$

- (3) β_i 为 $\frac{\Delta Y}{\Delta X_i}$ 的平均值;
(4) β_0 为样本回归直线穿过 Y 轴的位置.

5.2 多元线性回归模型

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

$$Y_i + \Delta Y = \beta_0 + \beta_1 (x_{1i} + \Delta x) + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

$$\Delta Y = \beta_1 \Delta x$$

$$\beta_1 = \frac{\Delta Y}{\Delta x}$$

- (1) $(Y_i, X_{1i}, X_{2i}, \cdots, X_{ki}), i = 1, 2, \cdots, n$, 是 n 个相互独立的样本观测值;
(2)

$$\begin{aligned} E[Y | X_{1i} = x_1, X_{2i} = x_2, \cdots, X_{ki} = x_k] \\ = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k \end{aligned}$$

- (3) β_i 为 $\frac{\Delta Y}{\Delta X_i}$ 的平均值;
(4) β_0 为样本回归直线穿过 Y 轴的位置.

5.2 多元线性回归模型

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

$$Y_i + \Delta Y = \beta_0 + \beta_1 (x_{1i} + \Delta x) + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

$$\Delta Y = \beta_1 \Delta x$$

$$\beta_1 = \frac{\Delta Y}{\Delta x}$$

- (1) $(Y_i, X_{1i}, X_{2i}, \cdots, X_{ki}), i = 1, 2, \cdots, n$, 是 n 个相互独立的样本观测值;
(2)

$$\begin{aligned} E[Y|X_{1i} = x_1, X_{2i} = x_2, \cdots, X_{ki} = x_k] \\ = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k \end{aligned}$$

- (3) β_i 为 $\frac{\Delta Y}{\Delta X_i}$ 的平均值;
(4) β_0 为样本回归直线穿过 Y 轴的位置.

5.2 多元线性回归模型

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

$$Y_i + \Delta Y = \beta_0 + \beta_1 (x_{1i} + \Delta x) + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

$$\Delta Y = \beta_1 \Delta x$$

$$\beta_1 = \frac{\Delta Y}{\Delta x}$$

- (1) $(Y_i, X_{1i}, X_{2i}, \cdots, X_{ki}), i = 1, 2, \cdots, n$, 是 n 个相互独立的样本观测值;
(2)

$$\begin{aligned} E[Y | X_{1i} = x_1, X_{2i} = x_2, \cdots, X_{ki} = x_k] \\ = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k \end{aligned}$$

(3) β_i 为 $\frac{\Delta Y}{\Delta X_i}$ 的平均值;

(4) β_0 为样本回归直线穿过 Y 轴的位置.

5.2 多元线性回归模型

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

$$Y_i + \Delta Y = \beta_0 + \beta_1 (x_{1i} + \Delta x) + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

$$\Delta Y = \beta_1 \Delta x$$

$$\beta_1 = \frac{\Delta Y}{\Delta x}$$

- (1) $(Y_i, X_{1i}, X_{2i}, \cdots, X_{ki}), i = 1, 2, \cdots, n$, 是 n 个相互独立的样本观测值;
(2)

$$\begin{aligned} E[Y | X_{1i} = x_1, X_{2i} = x_2, \cdots, X_{ki} = x_k] \\ = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k \end{aligned}$$

(3) β_i 为 $\frac{\Delta Y}{\Delta X_i}$ 的平均值;

(4) β_0 为样本回归直线穿过 Y 轴的位置.

同方差假定

干扰项的方差是一个常数,也就是

$$\text{Var} [u_i | X_1, X_2, \dots, X_k] = \sigma^2 \quad (8)$$

否则,称为异方差.

同方差假定

干扰项的方差是一个常数, 也就是

$$\text{Var} [u_i | X_1, X_2, \dots, X_k] = \sigma^2 \quad (8)$$

否则, 称为异方差.

内容线索

- 1 第一章 经济问题与数据
 - 计量经济学是什么
 - 经济问题:统计检验
 - 因果效应与理想的实验
 - 数据:来源和种类
- 2 第二章.概率论复习
- 3 第三章.数理统计复习
- 4 第四章.一元线性回归
- 5 第五章.多元线性回归
 - 多元回归参数估计

观测数据矩阵形式

数学模型

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_K X_K + U$$

$$Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \quad X = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{K1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \cdots & x_{K2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & x_{2n} & \cdots & x_{Kn} \end{pmatrix} \quad \beta = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_K \end{pmatrix}$$

$$U = \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_n \end{pmatrix}, Y = X\beta + U$$

线性模型和加性扰动

线性模型处理的扰动必须是加性扰动.

非线性模型中,可化为加性扰动的,也可用线性回归方法处理.

$$Y = AX^\beta e^\varepsilon$$

可化为线性模型:

$$\log Y = \log A + \beta \log X + \varepsilon.$$

$$Y = AX^\beta + \varepsilon$$

无法化为线性模型处理.

线性假定其实并不简单,可以处理很多情况.

$$\begin{array}{lll} y = \alpha + \beta x + \varepsilon & y = \alpha + \beta \cos x + \varepsilon & y = Ax^\beta e^\varepsilon \\ y = \alpha + \beta/x + \varepsilon & y = \alpha + \beta \log x + \varepsilon & \log y = \alpha + \beta \log x + \varepsilon. \end{array}$$

线性模型和加性扰动

线性模型处理的扰动必须是加性扰动.

非线性模型中,可化为加性扰动的,也可用线性回归方法处理.

$$Y = AX^\beta e^\varepsilon$$

可化为线性模型:

$$\log Y = \log A + \beta \log X + \varepsilon.$$

$$Y = AX^\beta + \varepsilon$$

无法化为线性模型处理.

线性假定其实并不简单,可以处理很多情况.

$$\begin{array}{lll} y = \alpha + \beta x + \varepsilon & y = \alpha + \beta \cos x + \varepsilon & y = Ax^\beta e^\varepsilon \\ y = \alpha + \beta/x + \varepsilon & y = \alpha + \beta \log x + \varepsilon & \log y = \alpha + \beta \log x + \varepsilon. \end{array}$$

线性模型和加性扰动

线性模型处理的扰动必须是加性扰动.

非线性模型中,可化为加性扰动的,也可用线性回归方法处理.

$$Y = AX^\beta e^\varepsilon$$

可化为线性模型:

$$\log Y = \log A + \beta \log X + \varepsilon.$$

$$Y = AX^\beta + \varepsilon$$

无法化为线性模型处理.

线性假定其实并不简单,可以处理很多情况.

$$\begin{array}{lll} y = \alpha + \beta x + \varepsilon & y = \alpha + \beta \cos x + \varepsilon & y = Ax^\beta e^\varepsilon \\ y = \alpha + \beta/x + \varepsilon & y = \alpha + \beta \log x + \varepsilon & \log y = \alpha + \beta \log x + \varepsilon. \end{array}$$

线性模型和加性扰动

线性模型处理的扰动必须是加性扰动.

非线性模型中,可化为加性扰动的,也可用线性回归方法处理.

$$Y = AX^\beta e^\varepsilon$$

可化为线性模型:

$$\log Y = \log A + \beta \log X + \varepsilon.$$

$$Y = AX^\beta + \varepsilon$$

无法化为线性模型处理.

线性假定其实并不简单,可以处理很多情况.

$$\begin{array}{lll} y = \alpha + \beta x + \varepsilon & y = \alpha + \beta \cos x + \varepsilon & y = Ax^\beta e^\varepsilon \\ y = \alpha + \beta/x + \varepsilon & y = \alpha + \beta \log x + \varepsilon & \log y = \alpha + \beta \log x + \varepsilon. \end{array}$$

线性模型和加性扰动

线性模型处理的扰动必须是加性扰动.

非线性模型中,可化为加性扰动的,也可用线性回归方法处理.

$$Y = AX^\beta e^\varepsilon$$

可化为线性模型:

$$\log Y = \log A + \beta \log X + \varepsilon.$$

$$Y = AX^\beta + \varepsilon$$

无法化为线性模型处理.

线性假定其实并不简单,可以处理很多情况.

$$\begin{array}{lll} y = \alpha + \beta x + \varepsilon & y = \alpha + \beta \cos x + \varepsilon & y = Ax^\beta e^\varepsilon \\ y = \alpha + \beta/x + \varepsilon & y = \alpha + \beta \log x + \varepsilon & \log y = \alpha + \beta \log x + \varepsilon. \end{array}$$

线性模型和加性扰动

线性模型处理的扰动必须是加性扰动.

非线性模型中,可化为加性扰动的,也可用线性回归方法处理.

$$Y = AX^\beta e^\varepsilon$$

可化为线性模型:

$$\log Y = \log A + \beta \log X + \varepsilon.$$

$$Y = AX^\beta + \varepsilon$$

无法化为线性模型处理.

线性假定其实并不简单,可以处理很多情况.

$$\begin{array}{lll} y = \alpha + \beta x + \varepsilon & y = \alpha + \beta \cos x + \varepsilon & y = Ax^\beta e^\varepsilon \\ y = \alpha + \beta/x + \varepsilon & y = \alpha + \beta \log x + \varepsilon & \log y = \alpha + \beta \log x + \varepsilon. \end{array}$$

线性模型和加性扰动

线性模型处理的扰动必须是加性扰动.

非线性模型中,可化为加性扰动的,也可用线性回归方法处理.

$$Y = AX^\beta e^\varepsilon$$

可化为线性模型:

$$\log Y = \log A + \beta \log X + \varepsilon.$$

$$Y = AX^\beta + \varepsilon$$

无法化为线性模型处理.

线性假定其实并不简单,可以处理很多情况.

$$\begin{array}{lll} y = \alpha + \beta x + \varepsilon & y = \alpha + \beta \cos x + \varepsilon & y = Ax^\beta e^\varepsilon \\ y = \alpha + \beta/x + \varepsilon & y = \alpha + \beta \log x + \varepsilon & \log y = \alpha + \beta \log x + \varepsilon. \end{array}$$

对数线性模型:弹性系数的度量

价格弹性: 当前价格变化一个单位,需求相应变化量的度量.

$$\eta = \frac{\partial Y}{\partial X} \cdot \frac{X}{Y}$$

$$\log y = \beta_0 + \beta_1 \log X_1 + \beta_2 \log X_2 + \cdots + \beta_K \log X_K + \varepsilon$$

对第k个变量的弹性为:

$$\eta_k = \frac{\partial y}{\partial X_k} \frac{X_k}{y} = \frac{\partial \log y}{\partial \log X_k} = \beta_k$$

对数线性模型:弹性系数的度量

价格弹性: 当前价格变化一个单位,需求相应变化量的度量.

$$\eta = \frac{\partial Y}{\partial X} \cdot \frac{X}{Y}$$

$$\log y = \beta_0 + \beta_1 \log X_1 + \beta_2 \log X_2 + \cdots + \beta_K \log X_K + \varepsilon$$

对第k个变量的弹性为:

$$\eta_k = \frac{\partial y}{\partial X_k} \frac{X_k}{y} = \frac{\partial \log y}{\partial \log X_k} = \beta_k$$

对数线性模型:弹性系数的度量

价格弹性: 当前价格变化一个单位,需求相应变化量的度量.

$$\eta = \frac{\partial Y}{\partial X} \cdot \frac{X}{Y}$$

$$\log y = \beta_0 + \beta_1 \log X_1 + \beta_2 \log X_2 + \cdots + \beta_K \log X_K + \varepsilon$$

对第k个变量的弹性为:

$$\eta_k = \frac{\partial y}{\partial X_k} \frac{X_k}{y} = \frac{\partial \log y}{\partial \log X_k} = \beta_k$$

对数线性模型:弹性系数的度量

价格弹性: 当前价格变化一个单位,需求相应变化量的度量.

$$\eta = \frac{\partial Y}{\partial X} \cdot \frac{X}{Y}$$

$$\log y = \beta_0 + \beta_1 \log X_1 + \beta_2 \log X_2 + \cdots + \beta_K \log X_K + \varepsilon$$

对第k个变量的弹性为:

$$\eta_k = \frac{\partial y}{\partial X_k} \frac{X_k}{y} = \frac{\partial \log y}{\partial \log X_k} = \beta_k$$

对数线性模型:弹性系数的度量

价格弹性: 当前价格变化一个单位,需求相应变化量的度量.

$$\eta = \frac{\partial Y}{\partial X} \cdot \frac{X}{Y}$$

$$\log y = \beta_0 + \beta_1 \log X_1 + \beta_2 \log X_2 + \cdots + \beta_K \log X_K + \varepsilon$$

对第k个变量的弹性为:

$$\eta_k = \frac{\partial y}{\partial X_k} \frac{X_k}{y} = \frac{\partial \log y}{\partial \log X_k} = \beta_k$$

汽油市场需求模型

哪些因素可以影响汽油需求呢?

国民收入; 新车价格; 二手车价格; 汽油价格.

考虑国民人均汽油消费量和上述变量之间的关系, 采用模型:

$$\log G/pop = \beta_1 + \beta_2 \log Income + \beta_3 \log P_{Gasoline} + \beta_4 \log P_{newcars} + \beta_5 \log P_{usedcars} + \varepsilon$$

两种理论:

新车价格上升, 减少汽车消费, 汽油消费量减少.

新车价格上升, 减少新车购买量, 使用大量旧车, 旧车耗油量大, 增加汽油消费.

用 β_4 的符号可以判断.

汽油市场需求模型

哪些因素可以影响汽油需求呢?

国民收入; 新车价格; 二手车价格; 汽油价格.

考虑国民人均汽油消费量和上述变量之间的关系, 采用模型:

$$\log G/pop = \beta_1 + \beta_2 \log Income + \beta_3 \log P_{Gasoline} + \beta_4 \log P_{newcars} + \beta_5 \log P_{usedcars} + \varepsilon$$

两种理论:

新车价格上升, 减少汽车消费, 汽油消费量减少.

新车价格上升, 减少新车购买量, 使用大量旧车, 旧车耗油量大, 增加汽油消费.

用 β_4 的符号可以判断.

汽油市场需求模型

哪些因素可以影响汽油需求呢?

国民收入; 新车价格; 二手车价格; 汽油价格.

考虑国民人均汽油消费量和上述变量之间的关系, 采用模型:

$$\log G/pop = \beta_1 + \beta_2 \log Income + \beta_3 \log P_{Gasoline} + \beta_4 \log P_{newcars} + \beta_5 \log P_{usedcars} + \varepsilon$$

两种理论:

新车价格上升, 减少汽车消费, 汽油消费量减少.

新车价格上升, 减少新车购买量, 使用大量旧车, 旧车耗油量大, 增加汽油消费.

用 β_4 的符号可以判断.

汽油市场需求模型

哪些因素可以影响汽油需求呢?

国民收入; 新车价格; **二手车价格**; 汽油价格.

考虑国民人均汽油消费量和上述变量之间的关系, 采用模型:

$$\log G/pop = \beta_1 + \beta_2 \log Income + \beta_3 \log P_{Gasoline} + \beta_4 \log P_{newcars} + \beta_5 \log P_{usedcars} + \varepsilon$$

两种理论:

新车价格上升, 减少汽车消费, 汽油消费量减少.

新车价格上升, 减少新车购买量, 使用大量旧车, 旧车耗油量大, 增加汽油消费.

用 β_4 的符号可以判断.

汽油市场需求模型

哪些因素可以影响汽油需求呢?

国民收入; 新车价格; 二手车价格; 汽油价格.

考虑国民人均汽油消费量和上述变量之间的关系, 采用模型:

$$\log G/pop = \beta_1 + \beta_2 \log Income + \beta_3 \log P_{Gasoline} + \beta_4 \log P_{newcars} + \beta_5 \log P_{usedcars} + \varepsilon$$

两种理论:

新车价格上升, 减少汽车消费, 汽油消费量减少.

新车价格上升, 减少新车购买量, 使用大量旧车, 旧车耗油量大, 增加汽油消费.

用 β_4 的符号可以判断.

汽油市场需求模型

哪些因素可以影响汽油需求呢?

国民收入; 新车价格; 二手车价格; 汽油价格.

考虑国民人均汽油消费量和上述变量之间的关系, 采用模型:

$$\log G/pop = \beta_1 + \beta_2 \log Income + \beta_3 \log P_{Gasoline} + \beta_4 \log P_{newcars} + \beta_5 \log P_{usedcars} + \varepsilon$$

两种理论:

新车价格上升, 减少汽车消费, 汽油消费量减少.

新车价格上升, 减少新车购买量, 使用大量旧车, 旧车耗油量大, 增加汽油消费.

用 β_4 的符号可以判断.

汽油市场需求模型

哪些因素可以影响汽油需求呢?

国民收入; 新车价格; 二手车价格; 汽油价格.

考虑国民人均汽油消费量和上述变量之间的关系, 采用模型:

$$\log G/pop = \beta_1 + \beta_2 \log Income + \beta_3 \log P_{Gasoline} + \beta_4 \log P_{newcars} + \beta_5 \log P_{usedcars} + \varepsilon$$

两种理论:

新车价格上升, 减少汽车消费, 汽油消费量减少.

新车价格上升, 减少新车购买量, 使用大量旧车, 旧车耗油量大, 增加汽油消费.

用 β_4 的符号可以判断.

汽油市场需求模型

哪些因素可以影响汽油需求呢?

国民收入; 新车价格; 二手车价格; 汽油价格.

考虑国民人均汽油消费量和上述变量之间的关系, 采用模型:

$$\log G/pop = \beta_1 + \beta_2 \log Income + \beta_3 \log P_{Gasoline} + \beta_4 \log P_{newcars} + \beta_5 \log P_{usedcars} + \varepsilon$$

两种理论:

新车价格上升, 减少汽车消费, 汽油消费量减少.

新车价格上升, 减少新车购买量, 使用大量旧车, 旧车耗油量大, 增加汽油消费.

用 β_4 的符号可以判断.

汽油市场需求模型

哪些因素可以影响汽油需求呢?

国民收入; 新车价格; 二手车价格; 汽油价格.

考虑国民人均汽油消费量和上述变量之间的关系, 采用模型:

$$\log G/pop = \beta_1 + \beta_2 \log Income + \beta_3 \log P_{Gasoline} + \beta_4 \log P_{newcars} + \beta_5 \log P_{usedcars} + \varepsilon$$

两种理论:

新车价格上升, 减少汽车消费, 汽油消费量减少.

新车价格上升, 减少新车购买量, 使用大量旧车, 旧车耗油量大, 增加汽油消费.

用 β_4 的符号可以判断.