

## 区间估计和假设检验

最小二乘估计给出的是回归模型参数的点估计 (**point estimates**), 表示对回归函数  $E(y) = \beta_1 + \beta_2 x$  的推断 (**inference**)。这里“推断”的意思是, 从已知或假定出发, 经过推理得出结论。区间估计 (**interval estimation**) 和假设检验 (**hypothesis testing**) 是统计推断的两个重要工具。IE 和 HT 依赖假设 SR6。如果 SR6 不成立, 则当样本容量足够大, 可以得到近似结果。

### 区间估计

当 SR1-SR6 成立时,  $b_2$  服从正态分布, 对其进行标准化:

$$Z = \frac{b_2 - \beta_2}{\sqrt{\sigma^2 / \sum (x_i - \bar{x})^2}} \sim N(0, 1)$$

由正态分布表可知,  $P(-1.96 \leq Z \leq 1.96) = 0.95$ , 从而有:

$$P\left(b_2 - 1.96\sqrt{\sigma^2 / \sum (x_i - \bar{x})^2} \leq \beta_2 \leq b_2 + 1.96\sqrt{\sigma^2 / \sum (x_i - \bar{x})^2}\right) = 0.95$$

上式定义了一个在 0.95 概率下包含参数  $\beta_2$  的区间。其中的两个端点给出了区间估计量 (**interval estimator**)。在重复抽样中, 这样构造的区间中有 95% 将会包含真实参数  $\beta_2$ 。这个估计量依赖于未知的误差方差, 需要用其估计量代替, 但将  $\sigma^2$  换成  $\hat{\sigma}^2$  后, 上面的正态分布就变成了具有 2 个自由度的 **t** 分布:

$$t = \frac{b_2 - \beta_2}{\sqrt{\hat{\sigma}^2 / \sum (x_i - \bar{x})^2}} = \frac{b_2 - \beta_2}{\sqrt{\widehat{\text{var}}(b_2)}} = \frac{b_2 - \beta_2}{\text{se}(b_2)} \sim t_{(N-2)}$$

$b_1$  也是如此。一般意义下, 对于满足假定 SR1-SR6 的简单线性回归模型, 我们有:

$$t = \frac{b_k - \beta_k}{\text{se}(b_k)} \sim t_{(N-2)}, \quad k = 1, 2$$

上式是简单线性回归模型进行区间估计和假设检验的基础。

**t** 分布的临界值  $t_c$  满足:  $P(t \geq t_c) = P(t \leq -t_c) = \alpha/2$ , 其中  $\alpha$  是概率, 通常取 0.01 或 0.05。自由度为  $m$  的临界值  $t_c$  即分位数  $t_{(1-\alpha/2, m)}$ 。容易发现,  $P(-t_c \leq t \leq t_c) = 1 - \alpha$ 。因此, 区间估计可以如下构造:

$$p\left[-t_c \leq \frac{b_k - \beta_k}{\text{se}(b_k)} \leq t_c\right] = 1 - \alpha$$

从而,

$$P[b_k - t_c \text{se}(b_k) \leq \beta_k \leq b_k + t_c \text{se}(b_k)] = 1 - \alpha$$

区间端点  $b_k \pm t_c \text{se}(b_k)$  是随机变量, 它们定义了  $\beta_k$  的一个区间估计量。当基于某个样本得到  $b_k$  和  $\text{se}(b_k)$ , 则得到  $\beta_k$  的一个区间估计值, 称为  $100(1 - \alpha)\%$  区间估计值 (**interval estimate**), 也叫  $100(1 - \alpha)\%$  置信区间 (**confidence interval**)。

## 假设检验

所谓假设检验，就是将我们对总体特征的猜测与数据样本信息作比较。给定一个经济和统计模型，我们设定关于经济行为的假设，再将这些假设用模型参数来表达。假设检验包括五个要素：

- (1) 原假设 (null hypothesis)  $H_0$
- (2) 备择假设 (alternative hypothesis)  $H_1$
- (3) 检验统计量 (test statistic)
- (4) 拒绝域 (rejection region)
- (5) 结论 (conclusion)

对于原假设  $\beta_k = c$ ，可能有三种备择假设：

- $H_1 : \beta_k > c$ 。这种形式在经济学中比较常用，因为经济理论往往给出变量之间的关系（符号），比如，食物支出例子中，经济理论认为食物是正常品 (normal goods)，即  $\beta_2 > 0$ ，因此，备择假设常设为  $H_1 : \beta_2 > 0$ 。
- $H_1 : \beta_k < c$ 。
- $H_1 : \beta_k \neq c$ 。

与原假设有关的样本信息包含在检验统计量的样本值中。基于统计量的值，我们决定是否拒绝原假设。检验统计量的一个特性是，当原假设成立时，检验统计量的分布是完全清楚的，而当原假设不成立时，它可能具有其他分布。对于我们现在的模型，检验统计量服从  $t$  分布。当  $H_0 : \beta_k = c$  成立，我们可以用  $c$  替代  $\beta_k$ ，从而：

$$t = \frac{b_k - c}{\text{se}(b_k)} \sim t_{(N-2)}$$

拒绝域与备择假设的形式有关。构造拒绝域，除了检验统计量，还必须知道备择假设和显著性水平 (level of significance)。拒绝域包含那些不太可能的值，也就是当原假设成立时，这些值出现的概率很小。其中的逻辑链可以表述为：“如果检验统计量的值落入拒绝域，则该统计量不太可能服从假定的分布，从而原假设也不太可能为真”。当备择假设成立时，检验统计量的值会不同寻常的大或不同寻常的小（这里的大小取决于显著性水平，一般取 0.01, 0.05 或 0.10）。

如果原假设确实为真，而我们拒绝了它，称为第一类错误 (Type I error)。犯第一类错误的概率就等于显著性水平，即  $P(\text{Type I error}) = \alpha$ 。只要拒绝原假设，就会不可避免犯第一类错误，当然如果这种错误成本比较高，可以通过减小  $\alpha$  来控制。另一方面，如果原假设为假，而我们并未拒绝它，则称为第二类错误 (Type II error)。在实际运用中，我们无法控制或计算犯第二类错误的概率，因为它依赖于未知参数  $\beta_k$ 。

假设检验完成后，我们可以给出结论。注意，不要用“接受某假设”的说法，只能说拒绝或者不拒绝原假设。无法拒绝原假设并不意味着原假设为真！

具体地，三种备择假设对应的拒绝域构造如下。

- 单侧检验，备择假设为  $\beta > 0$ ：拒绝域为  $t \geq t_{(1-\alpha, N-2)}$
- 单侧检验，备择假设为  $\beta < 0$ ：拒绝域为  $t \leq t_{(\alpha, N-2)}$
- 双侧检验，备择假设为  $\beta \neq 0$ ：拒绝域为  $t \leq t_{(\alpha/2, N-2)}$  或  $t \geq t_{(1-\alpha/2, N-2)}$

总结一下，假设检验的标准步骤为：

1. 设定原假设和备择假设
2. 设定统计量及其分布（当原假设成立时）
3. 选择一个显著性水平，决定拒绝域
4. 计算统计量的样本值
5. 给出结论

以食物支出为例。我们想知道到底  $\beta_2$  是不是与 0 有显著差异，即显著性检验。步骤如下：

1.  $H_0 : \beta_2 = 0, H_1 : \beta_2 > 0$
2. 统计量为前面的  $t$  统计量，本例中  $c = 0$ ，因此， $t = \frac{b}{\text{se}(b_2)} \sim t_{(N-2)}$
3. 取  $\alpha = 0.05$ 。右侧拒绝域的临界值为 95% 分位数： $t_{(0.95, 38)} = 1.686$ ，因此拒绝域为  $t \geq 1.686$ 。
4. 计算统计量的样本值，由  $b_2 = 10.21, \text{se} = 2.09$ ，得到  $t = 4.88$
5. 由于  $t = 4.88 > 1.686$ ，所以我们拒绝原假设，也就是认为收入和食物支出之间存在统计上显著的正相关关系。

实践中，常常用 **p-value** 来表达检验结果。规则是，如果  $p$  值小于或等于显著性水平，则拒绝原假设。