## 第10讲\*

## 假设检验

# 麻省理工学院 14.30 2006 年春季

#### **Herman Bennett**

假设检验:给定来自某一总体中的一个随机样本,这一样本是否足以否定对总体的某种猜想。(例如:参数的值)

## 25 定义

### 25.1 假设检验

一个(参数)<u>假设</u>是对一个或多个总体参数的一种命题陈述。<sup>1</sup> 该假设可以通过*假设检验* 来验证。

- 一个假设检验包括:
- 1. 两个互补假设: 原假设和备择假设,分别记作 $H_0$ 和 $H_1$ 。
- 2. 决策规则为指出对哪些样本值不拒绝("接受")原假设,对哪些样本值拒绝原假设 而接受备择假设。

 $H_0$ 被拒绝的样本数值的集合被称作<u>拒绝域或判别域</u>。判别域以外的区域被称作<u>接受域</u> ( $H_0$ 被接受)。

注意:这些讲义不一定是自封的。它们只是对讲座的一种补充而不是替代。

 $<sup>^{1}</sup>$ 非参数假设的例子应该是对随机变量X分布的一种命题陈述,例如:  $X\sim N()$ 。

**HERMAN BENNETT** 

构造一个假设就能够真正完整地确定总体分布,称为简单假设;否则,称为复合假设

## 25.2 假设检验的一般形式

 $X_1, \ldots, X_n$  是一个总体概率密度函数为  $f(x|\theta)$  的随机样本。定义对于参数  $\theta \in \Omega$ , 进行的假设检验为:

$$H_0$$
:  $\theta \in \Omega$ 

$$H_1: \theta \notin \Omega$$

其中, $\Omega_0 \cup \Omega_1 = \Omega$ 和 $\Omega_0 \cap \Omega_1 = \emptyset$ 。如果随机样本 $X_1, \ldots, X_n$ 落在 n 维空间C中, 则拒绝 $H_0$ 。空间C是对X而言的一个*判别区域*,X是包含随机样本的n维向量。

两个互补假设 $H_0$ 和 $H_1$ 通常表现为下面五种形式:

**1.** 简单原假设 $H_0$ 和简单备择假设 $H_1$ :  $H_0$ :  $\theta = \theta_0$ 

$$H_1: \theta = \theta_1 \tag{76}$$

**2.** 简单原假设 $H_0$ 和复合双侧备择假设 $H_1$ :  $H_0$ :  $\theta = \theta_0$ 

$$H_1: \quad \theta \neq \theta_1$$
 (77)

3. 简单原假设 $H_0$ 和简单备择假设 $H_1$ :  $H_0$ :  $\theta = \theta_0$ 

$$H_1$$
:  $\theta \langle \theta_0(\vec{x}\theta) \theta_0 \rangle$  (78)

**4.** 复合单侧原假设 $H_0$ 及复合单侧备择假设 $H_1$ :  $H_0$ :  $\theta \leq \theta_0$ (或 $\theta \geq \theta_0$ )

$$H_1$$
:  $\theta$   $\rangle \theta_0$  (  $\vec{\boxtimes} \theta$   $\langle \theta_0 \rangle$  (79)

**5.** 复合双侧原假设 $H_0$ 和复合双侧备择假设 $H_1$ :  $H_0$ :  $\theta_{n_1} \le \theta \le \theta_{n_2}$ 

$$H_1: \theta \langle \theta_{n_1} \underline{\mathbb{H}} \theta \rangle \theta_{n_2}$$
 (80)

## 25.3 假设检验的错误类型

当 $H_0$ 为真却拒绝 $H_0$ 时发生<u>第一类错误</u>,该错误发生的概率记作 $\alpha_{\theta}$ ,定义如下:

$$\alpha_{\theta} = P(\hat{\mathbf{H}} - \mathbf{H}_{\theta}) = P(\hat{\mathbf{H}} + \mathbf{H}_{\theta} | \theta \in \Omega)$$
 (81)

当 $H_1$ 为真时却接受 $H_0$ 时发生<u>第二类错误</u>,该错误发生的概率记作 $\beta_{\theta}$ ,定义如下:

$$\beta_a = P(\hat{\mathbf{x}} \subseteq \mathcal{X} \notin \mathcal{Y}) = P(\hat{\mathbf{x}} \notin \mathcal{Y}_0 | \theta \in \Omega)$$
(82)

● 总结:

#### 25.3.1 显著性水平及最优检验

假设检验的显著性水平(或大小)是指发生犯第一类错误的最大概率。显著性水平记作  $\alpha$ 。 <sup>2</sup>

$$\alpha = \sup_{\theta \in \Omega_0} \alpha_{\theta}.$$
(83)

如果 $\Omega_0$ 是独点集,则 $\alpha = \alpha_{\theta}$ 。

对于给定的一组原假设和备择假设,在给定的显著性水平下,<u>最优假设检验定义为</u>对于任意 $\theta$ ,使 $\beta_{\theta}$ 最小化的检验。注意,很多假设检验并不存在最优检验(以后再详讲)。

<sup>2</sup>水平和大小之间存在一个技术差别,实践中,仅在复杂检验才细分。本课程中,我们设定两者可交换使用。

**例 25.1** 假设一个来自 $N(\mu, 4)$ 总体的容量为 n 的随机样本,(1) 运用统计量 $\overline{X}$  建 立一个假设检验, $H_0$ :  $\mu=0$ , $H_1$ :  $\mu=1$ ,而且决策规则为"当 $\overline{X}$ k时拒绝 $H_0$ "。这样 犯第一类错误的概率为5%。(2) 计算犯第二类错误的概率。检验的置信水平是多少? (3) 当 k 变大或者变少时, α 和 β 会有什么变化? 如何进行两者的权衡? (4) 如果样本容量 n增加又会如何?(5)如果我们重新设定假设 $H_0$ :  $\mu=0$ ,  $H_1$ :  $\mu\neq0$ 结果会有什么变化?

ullet 解释假设检验的结果时要注意:接受与不拒绝 $H_0$ 的区别。

### 25.4 功效函数

用字母δ来表示假设检验(原假设,备择假设及决策规则)的特征。

假设检验 δ 的<u>功效函数</u>是指已知参数的真实值为  $\theta \in \Omega$ , 拒绝  $H_0$  的概率。

$$\pi_{\theta}(\theta \big| \mathcal{S}) = P(拒绝H_0 \big| \theta \in \Omega) = P(X \in \mathbb{C} \big| \theta) , 对于所有的 $\theta \in \Omega$  (84) 因此,$$

$$\pi_{\theta}(\theta | \delta) = \alpha_{\theta}$$
, 如果 $\theta \in \Omega_{0}$  
$$1 - \pi_{\theta}(\theta | \delta) = \beta_{\theta}, \text{ 如果}\theta \in \Omega_{1}$$
 (85)

**例 25.2.** 理想的功效函数… a=?, b=?

$$π(θ|δ) = \begin{cases} a & \text{ 如果 } θ \in Ω_0 \\ b & \text{ 如果 } θ \in Ω_1 \end{cases}$$

如果 $\Omega_0$  是独点集,那么 $\alpha = \pi(\theta|\delta)$ 。

对于给定的一对原假设和备择假设,给定的显著性水平  $\alpha$  ,最优的假设检验  $\delta^*$ 是指对于所有  $\theta \in \Omega_1$  使  $\beta$  ( $\delta$ )最小的检验。换句话说,对于所有的  $\theta \in \Omega_1$  ,  $\delta^*$  使功效函数最大。

**例 25.3.** 设一个来自总体 $U[0,\theta]$ 容量为 n 的随机样本, $\theta$  未知,设定下列假设检验  $\delta$ :

$$H_0: 3 \le \theta \le 4$$

$$H_1$$
:  $\theta$ (3或 $\theta$ )4)

决策规则: 如果 $\hat{\theta}_{MLE}\in[2.9,4.1]$ ,接受 $H_0$ ,否则拒绝 $H_0$ 。计算功效函数 $\pi(\theta|\delta)$ (注:  $\forall \theta$ )。检验的显著性水平为多少?

### 25.5 p-值法

p-值 是描述给定的随机样本得到数值实现,拒绝  $H_0$ 时,显著性水平  $\alpha$  的最小值。 因此,无论  $H_0$  被拒绝或者被接受, p-值 是后验计算法。

## 26 (四个) 最常用的假设检验框架

#### 26.1 似然比检验(LRT):

$$H_0$$
:  $\theta = 0$ 

$$H_1$$
:  $\theta = 1$ 

决策规则: "如果 
$$f_1(x)/f_0(x)$$
 》k ,则拒绝  $H_0$  " (86)

其中,根据检验的显著性水平( $\alpha_0$ )的大小选取常数 k>0。因此,  $P(f_1(\mathbf{x})/f_0(\mathbf{x}))\mathbf{k}|\boldsymbol{\theta})=\alpha_0$ 。统计量  $f_1(\mathbf{x})/f_0(\mathbf{x})$ 1是根据如下表达式给定:

$$f_i(\mathbf{x}) = f(x_1, x_2, ..., x_n | \theta_i) = f(x_1 | \theta_i) f(x_2 | \theta_i) ... f(x_n | \theta_i)$$
 (独立同分布样本) (87)

•  $f_1(x)/f_0(x)$  的比率被称为样本的似然比统计量。

#### 似然比检验的最优性

给定犯第一类错误的概率而使犯第二类错误的概率最小。

$$\min_{\delta} \beta$$
; 给定 $\alpha_0$ 

 $(\alpha_0$  是检验设定的显著性水平)

(奈曼-皮尔逊引理) 设  $\delta^*$  是一个假设检验,其中  $H_0$  和  $H_1$  为简单假设,如果  $kf_0(\mathbf{x})\rangle f_1(\mathbf{x})$  ( $\mathbf{k}\rangle 0$ ),接受  $H_0$ ; 否则,接受  $H_1$ ,,此外,  $kf_0(\mathbf{x})=f_1(\mathbf{x})$ 时  $H_0$  和  $H_1$  都被接受。那么,对于任意一个其他的假设检验  $\delta$ :

$$\beta(\delta)\langle\beta(\delta^*)\leftrightarrow\alpha(\delta)\rangle\alpha(\delta^*) \tag{88}$$

**例 26.1.** 设一个来自总体服从二项分布,容量为 20 的随机样本,p未知。设定的假设

如下: 
$$H_0$$
:  $p = 0.2$ 

$$H_1: p = 0.4$$

计算最优的检验过程 $\delta^*$ ,使 $\alpha(\delta^*)=0.05$ 。

- 在正态随机样本的情况下,假设检验式(86)意味着如下的决策规则:
- 当 $\theta_1 \rangle \theta_2$ 时,如果 $\overline{x} \rangle k'$ ,则"拒绝  $H_0$ "。
- 一当 $\theta_i(\theta_i)$ 时,如果 $\bar{x}(k', 则$ "拒绝  $H_0$ "。

(此结果引自 DeGroot and Schervish (2002) 第 465 页)

#### 26.2 单侧检验:

$$H_0$$
:  $\mu = \mu_0$ 

$$H_1$$
:  $\mu$   $\mu$ <sub>0</sub> 或  $H_1$ :  $\mu$   $\mu$ 

决策规则: "如果 $\bar{x}$ >c,则拒绝  $H_0$  或"如果 $\bar{x}$ < c,则拒绝  $H_0$  。 (89)

其中,根据检验的显著性水平( $\alpha_0$ )的大小选取常数c。

因此,
$$P(\overline{X}\rangle c|\mu_0) = \alpha_0$$
 或者  $P(\overline{X}\langle c|\mu_0) = \alpha_0$ 。

#### 单侧检验的最优性

在这些例子中,什么意味着"最优"?如果我们使用非最优检验呢?

对这些例子中相应的最优结果的广义推导已经超出了本课程的范围<sup>3</sup>。然而,我们可以简单阐述以下结论:

一 设服从二项分布或正态分布的一个随机样本,式(89)给定的原假设和备择假设,显著性水平为 $\alpha_0$ 。那么,对于所有 $\theta \in \Omega_1$ ,使  $\beta(\delta)$  最小的最优检验 $\delta$ \*可以由式(89) 检验得出。

式(89)的决策规则也适用于式(78)和式(79),即使它不一定是最优检验。

\_

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup> 最好参见DeGroot and Schervish (2002)第八章中 8.3 节部分。

**例 26.2** 设一个来自总体  $N(\mu,1)$  的容量为 100 的随机样本。  $\mu$  未知,  $\overline{x}$  = 1.13。 进行如下假设:

$$H_0: \mu = 1$$

$$H_0: \mu \rangle 1$$

构造一个显著性水平为 0.05 的单侧假设检验。验证原假设并计算 p-值。

### 26.3 双侧检验:

$$H_{0}: \mu = \mu_{0}$$
  
 $H_{1}: \mu \neq \mu_{0}$ 

决策规则为: "如果
$$\bar{\mathbf{x}} \notin [\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2]$$
,则拒绝 $H_0$ " (90)

根据检验的显著性水平( $\alpha_0$ )的大小选取常数  $c_{\mathbf{l}}$ ,  $c_{\mathbf{2}}$ 。因此, $P(\overline{x} \not\in \left[c_{\mathbf{l}}, \ c_{\mathbf{2}}\right] \middle| \mu_0) = \alpha_0$ 。 通常,假设检验是以对称的方式构造,表示为  $P(\overline{X}\langle c_1 \big| \mu_0) = \alpha_0/2$  和  $P(\overline{X}\rangle c_2 | \mu_0) = \alpha_0 / 2$ .

#### 双侧检验的最优性

令人遗憾的是,这些例子中关于最优检验没有得出一个稳健的结果。对于所有 $\theta \in \Omega_1$ ,没有使 $\beta_{\theta}(\delta)$ 最小的最优检验过程 $\delta$ \*。然而,单侧假设检验最优结果的例子也可以说明式 (90) 中描述的是一个合理的假设检验决策规则。 $^4$ 

式(90)的决策规则也适用于式 (77)和式(80)。

**例 26.3** 一个蜡烛厂商声宣称他们的蜡烛平均可以持续燃烧 60 分钟。一个对此声明表示怀疑的消费者买了 40 根蜡烛,并作了试验。他发现蜡烛平均可以持续燃烧 65.22 分钟。根据搜集的数据,他计算了统计量 $\mathbf{s}^2$ =225。此消费者能够以 99%的显著性水平,断定该厂商的声明是错误的吗?(假设样本是独立同分布)另外,再计算 p –值以及在显著性水平为  $\alpha=0.01$  时,拒绝  $H_0$  的极限  $\mathbf{n}$  。(假定 $\mathbf{s}^2$ 和  $\mathbf{x}$  的值保持不变)

\_

<sup>4</sup> 实际上,这正是许多学者研究的问题。

#### 26.4 广义似然比检验 (GLRT):

 $H_0$ 和 $H_1$ : 任意复合假设或简单假设

决策规则表达形式为: "如果
$$W \rangle K$$
,则拒绝 $H_0$ " (91)

根据检验的显著性水平( $\alpha_0$ )的大小选取常数 k  $\rangle 0$  。因此,  $P(W)k \left| H_0 \right) = \alpha_0$  。 统计量 W 由下式确定:

$$W = \frac{\sup_{\theta \in \Omega_1} L(\theta_1, \dots, \theta_k | x_1, \dots, x_n)}{\sup_{\theta \in \Omega_0} L(\theta_1, \dots, \theta_k | x_1, \dots, x_n)} = \frac{\sup_{\theta \in \Omega_1} f(\mathbf{x} | \theta \in \Omega_1)}{\sup_{\theta \in \Omega_0} f(\mathbf{x} | \theta \in \Omega_0)}$$
(92)

● 与前面的检验一样,常数 k 取决于统计量  $\mathbb{W}$  的分布和  $\alpha_0$ 。如果计算  $\mathbb{W}$  的分布变得 尤为艰难,那么可能会使用一个广义极大似然比等价的定义,如**式(93)**所示,具有一个已 知的极限分布。

$$T = \frac{\sup_{\theta \in \Omega_0} L(\theta_1, ..., \theta_k | x_1, ..., x_n)}{\sup_{\theta \in \Omega} L(\theta_1, ..., \theta_k | x_1, ..., x_n)} = \frac{\sup_{\theta \in \Omega_0} f(\mathbf{x} | \theta \in \Omega_0)}{\sup_{\theta \in \Omega} f(\mathbf{x} | \theta \in \Omega)}$$
(93)

决策规则表达形式为: "如果 $T\langle d, 则拒绝<math>H_0$ "。根据检验的显著性水平( $\alpha_0$ )的大小选取常数 $d\rangle 0$ 。因此, $P(T\langle d|H_0)=\alpha_0$ 。 $-2\ln T$  的极限分布已知为:

$$-2lnT \stackrel{n\to\infty}{\sim} \chi^2_{(r)} \tag{94}$$

其中,r等于 $\Omega$ 中的自由参数#減掉 $\Omega_0$ 中的自由参数#。如果 $-2\ln T\rangle\chi^2_{({\bf r}),\,\alpha}$ 5,则拒绝 $H_0$ 。

如果能够直接计算 W 或 T 的分布,那么最好用该分布代替极限  $\chi^2$  分布。

#### 广义似然比的最优性

广义似然比检验是极大似然比检验的推广形式;在 $H_0$ 或/和 $H_1$ 为复合假设时应用该方

<sup>&</sup>lt;sup>5</sup> 技术结果表明该分布是一个  $\chi_{(r)}^{2}$  分布, 自由度  $r = \dim \Omega - \dim \Omega_{0}$  。

法。然而,广义似然比检验和极大似然比检验一样,不一定是最优的,特别的是,它要取决于具体的案例情况(关于此问题的细节超出了本课程的范围<sup>6</sup>)。

## 27 两个正态样本的假设检验

例 27.1 假设两个随机样本:

$$X_i \sim N(\mu_X, \sigma_X^2)$$
,样本容量为 $n_X$ 

$$Y_i \sim N(\mu_v, \sigma_v^2)$$
,样本容量为 $n_v$ 

做如下假设:

(a) 
$$H_0: \mu_X = \mu_Y \\ H_1: \mu_X \neq \mu_Y$$
 (b) 
$$H_0: \sigma_X^2 = \sigma_Y^2 \\ H_1: \sigma_X^2 \neq \sigma_Y^2$$

对每种情况构造一个显著性水平为 95%的假设检验。在 $(\mathbf{a})$ 部分假定已知  $\sigma_X^2$  和  $\sigma_Y^2$ 。

# 谢谢大家!

14

<sup>&</sup>lt;sup>6</sup> 最好参见DeGroot and Schervish(2002)第8章。