

## § 3.5 似然比检验

似然比检验是构造检验较为一般的方法，它的应用很广泛.

设总体 $X$ 的密度函数(或分布列)为 $f(x; \theta)$ 。其中 $\theta \in \Theta$ ， $X_1, \dots, X_n$ 为 $X$ 的一样本，考虑假设检验问题

$$H_0: \theta \in \Theta_0 \quad \text{vs} \quad H_1: \theta \in \Theta_1 = \Theta - \Theta_0$$

似然函数  $L(\theta) = f(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta)$  是事件  $\{X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n\}$  发生的概率(或点  $(x_1, \dots, x_n)$  邻域内). 它是参数  $\theta$  的函数。当  $H_0: \theta \in \Theta_0$  成立时， $L(\theta)$  在  $\Theta_0$  上应该具有较大的函数值.

下面从似然函数出发，构造检验的统计量.

## 一、广义似然比检验

$$\text{令 } \lambda = \lambda(x_1, \dots, x_n) = \frac{\sup_{\theta \in \Theta_0} L(\theta)}{\sup_{\theta \in \Theta} L(\theta)} = \frac{L(\hat{\theta}_0)}{L(\hat{\theta})}$$

其中,  $\hat{\theta}$ 和 $\hat{\theta}_0$ 分别是参数 $\theta$ 在整个参数空间 $\Theta$ 和在参数子空间 $\Theta_0$ 上的最大似然估计, 它们都是样本的函数, 与参数 $\theta$ 无关.  $\lambda$ 是一个统计量. 由于 $\Theta_0 \subset \Theta$ , 所以 $0 \leq \lambda \leq 1$ .



广义似然比检验统计量

当  $H_0: \theta \in \Theta_0$  成立时, 显然有

$$L(\theta_{\text{真}}) \leq L(\hat{\theta}_0) \leq L(\hat{\theta})$$

根据极大似然估计的原理,  $\hat{\theta}$  应该与  $\theta_{\text{真}}$  相差不大, 因而  $L(\hat{\theta}_0)$  应该与  $L(\hat{\theta})$  相差不大. 也即  $\lambda$  的值应该偏大, 所以若  $\lambda$  取值较小, 也就是  $L(\hat{\theta}_0)$  较  $L(\hat{\theta})$  很小时, 在给定  $\tilde{x}$  下,  $\Theta_0$  中的  $\theta$  出现的可能性都很小, 即原假设  $\Theta_0$  成立的可能性很小, 我们有理由怀疑  $H_0$  不真.

(1) 检验准则:      当  $\lambda < \lambda_0$  时, 拒绝  $H_0$ ;  
                            当  $\lambda \geq \lambda_0$  时, 接受  $H_0$ .

(2)临界值 $\lambda_0$ 的选取：给定显著性水平 $\alpha$ 后,使得

$$\sup_{\theta \in \Theta_0} p(\lambda < \lambda_0) \leq \alpha \text{ 且尽可能的接近 } \alpha.$$

我们把这样得到的检验称为水平为 $\alpha$ 的广义似然比检验.

说明：若存在一个统计量 $H(X_1, \dots, X_n)$ ,  
 $\lambda(X_1, \dots, X_n)$ 是 $H(X_1, \dots, X_n)$ 的严格单调函数, 那么  
可用 $H(X_1, \dots, X_n)$ 作为检验统计量：拒绝域为

$$W = \{H < C\}, \text{ 当单调上升时,}$$

$$W = \{H > C\}, \text{ 当单调下降时.}$$

在 $\lambda$ 的分布没有现成的表可查时, 但 $H$ 的分布是我们所熟悉分布时, 常利用此方法构造似然比检验.

**例1** 设样本 $X_1, \dots, X_n$ 取自正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$ ,  $\mu, \sigma^2$ 未知, 取显著性水平为 $\alpha$ . 试给出广义似然比检验

$$H_0: \mu = \mu_0 \quad \text{vs} \quad H_1: \mu \neq \mu_0.$$

**解:** 参数空间 $\Theta = \{(\mu, \sigma^2) : -\infty < \mu < +\infty, \sigma^2 > 0\}$

$$\Theta_0 = \{(\mu_0, \sigma^2) : \sigma^2 > 0\}$$

似然函数为

$$L(\mu, \sigma^2) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}} = (2\pi)^{-\frac{n}{2}} (\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} e^{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}},$$

在 $\Theta$ 上可求得 $\mu, \sigma^2$ 的极大似然估计 $\hat{\mu} = \bar{X}, \hat{\sigma}^2 = S_n^2$ .

在 $\Theta_0$ 上可求得 $\sigma^2$ 的极大似然估计 $\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$ ,

所以广义似然比

$$\begin{aligned}\lambda &= \frac{L(\mu_0, \hat{\sigma}_0^2)}{L(\hat{\mu}, \hat{\sigma}^2)} = \frac{L(\mu_0, \hat{\sigma}_0^2)}{L(\bar{X}, S_n^2)} = \\ &= \left( \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2 + n(\bar{x} - \mu_0)^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2} \right)^{-n/2} = \left( 1 + \frac{t^2}{n-1} \right)^{-n/2}\end{aligned}$$

其中 $t = \frac{\bar{X} - \mu_0}{S} \times \sqrt{n}$ ,  $\lambda$ 是 $|t|$ 的严格单调减函数, 因而

拒绝域为  $W = \{|t| > C\}$

由于  $\overset{H_0 \text{成立}}{t} \sim t(n-1)$ , 所以检验的拒绝域为

$$W = \{|t| > t_{\alpha/2}\}$$

与前面给出的拒绝域相同。

## 二、似然比检验.

$$\text{令 } \lambda = \lambda(x_1, \dots, x_n) = \frac{\sup_{\theta \in \Theta_1} L(\theta)}{\sup_{\theta \in \Theta_0} L(\theta)} = \frac{L(\hat{\theta}_1)}{L(\hat{\theta}_0)}$$

其中,  $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_0$ 分别是参数 $\theta$ 在参数子空间 $\Theta_1$ 和在参数子空间 $\Theta_0$ 上的最大似然估计, 它们都是样本的函数, 与参数 $\theta$ 无关. 称 $\lambda$ 为似然比, 它是一个统计量.

用似然比进行的检验称为似然比检验。检验的拒绝域为  $W = \{\lambda > \lambda_0\}$ ,  $\lambda_0$  应满足  $P(\lambda > \lambda_0 | H_0) \leq \alpha$ .

**例2** 设样本  $X_1, \dots, X_n$  取自正态分布  $N(\mu, \sigma_0^2)$ ,  $\mu$  未知, 取显著性水平为  $\alpha$ . 试给出似然比检验

$$H_0: \mu \leq \mu_0 \quad \text{vs} \quad H_1: \mu > \mu_0.$$

**解:** 似然函数为

$$\begin{aligned} L(\mu) &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0^2}} \exp\left[-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma_0^2}\right] \\ &= (2\pi\sigma_0^2)^{-\frac{n}{2}} \exp\left[-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma_0^2}\right] \end{aligned}$$



$$= (2\pi\sigma_0^2)^{-\frac{n}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_0^2} \left[ (n-1)s^2 + n(\bar{x} - \mu)^2 \right] \right\}$$

参数子空间  $\Theta_0 = \{\mu : \mu \leq \mu_0\}$ ,  $\Theta_1 = \{\mu : \mu > \mu_0\}$ 。参数  $\mu$  在  $\Theta_1, \Theta_0$  上的极大似然估计分别为

$$\hat{\mu}_0 = \min \{ \bar{X}, \mu_0 \}, \quad \hat{\mu}_1 = \max \{ \bar{X}, \mu_0 \}$$

所以似然比

$$\begin{aligned} \lambda &= \frac{L(\hat{\mu}_1)}{L(\hat{\mu}_0)} = \exp \left\{ -\frac{n}{2\sigma_0^2} \left[ (\bar{X} - \hat{\mu}_1)^2 - (\bar{X} - \hat{\mu}_0)^2 \right] \right\} \\ &= \exp \left\{ \frac{n}{2\sigma_0^2} (\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_0) \left[ 2\bar{X} - (\hat{\mu}_1 + \hat{\mu}_0) \right] \right\} \\ &= \exp \left[ \frac{n(\bar{X} - \mu_0)}{2\sigma_0^2} |\bar{X} - \mu_0| \right] = \exp \left[ \frac{n}{2} U |U| \right] \end{aligned}$$

其中  $U = \frac{\bar{X} - \mu_0}{\sigma_0} \times \sqrt{n}$ , 显然  $\lambda$  是  $U$  的严格单调增函数,

因而原假设  $H_0$  的拒绝域为

$$W = \{U > C\}$$

要使  $P\{U > C | \mu \leq \mu_0\} \leq \alpha$ , 只需

$$P\left\{\frac{\bar{X} - \mu}{\sigma_0} \times \sqrt{n} > C \mid \mu \leq \mu_0\right\} = \alpha$$

故  $C = u_\alpha$ . 原假设  $H_0$  的拒绝域为

$$W = \{U > u_\alpha\}$$