

# CH05 参数假设检验

更新: 2026 年 1 月 9 日

## 目录

<b>1 假设检验的若干基本概念</b>	<b>2</b>
1.1 原假设和备择假设 . . . . .	2
1.2 拒绝域、检验函数和检验统计量 . . . . .	2
1.3 两类错误与功效函数 . . . . .	3
1.4 检验水平和控制犯第一类错误概率的原则 . . . . .	3
1.5 求解假设检验问题的一般步骤 . . . . .	4
<b>2 正态总体参数的假设检验</b>	<b>4</b>
2.1 单个正态总体均值 $\mu$ 的检验 . . . . .	4
2.2 单个正态总体方差 $\sigma^2$ 的检验 . . . . .	6
2.3 两个正态总体均值差 $\mu_2 - \mu_1$ 的检验 . . . . .	6
2.4 两个正态总体方差比 $\sigma_2^2/\sigma_1^2$ 的检验 . . . . .	6
2.5 极限分布为正态分布的检验 . . . . .	7
2.6 其他检验 . . . . .	7
<b>3 似然比检验</b>	<b>8</b>
3.1 似然比检验的定义 . . . . .	8
3.2 若干示例 . . . . .	9
3.3 似然比的渐近分布 . . . . .	14

<b>4 一致最优检验 UMPT</b>	<b>15</b>
4.1 UMPT 定义 . . . . .	15
4.2 Neyman-Pearson 引理 . . . . .	16
4.3 Neyman-Pearson 引理的逆定理 . . . . .	23
4.4 单调似然比分布族 MLR . . . . .	23

# 1 假设检验的若干基本概念

## 1.1 原假设和备择假设

设有参数分布族  $\{f(x; \theta) : \theta \in \Theta\}$ , 此处  $\Theta$  为参数空间。 $X_1, \dots, X_n$  是从上述分布族中抽取的简单样本。

在参数假设检验问题中, 感兴趣的是  $\theta$  是否属于参数空间  $\Theta$  的某个非空真子集  $\Theta_0$ , 则命题  $H_0 : \theta \in \Theta_0$  称为零假设或原假设, 其确切含义是: 存在一个  $\theta_0 \in \Theta_0$  使得  $X$  的分布为  $f(x; \theta_0)$ 。记  $\Theta_i \subseteq \Theta - \Theta_0$ , 则命题  $H_1 : \theta \in \Theta_1$  称为对立假设或备择假设。于是假设检验问题表示为

$$H_0 : \theta \in \Theta_0 \leftrightarrow H_1 : \theta \in \Theta_1$$

其中, 若  $\Theta_0$  或  $\Theta_1$  只包含参数空间  $\Theta$  中的一个点, 则称为简单假设 (simple hypothesis); 否则, 称为复合假设 (composite hypothesis)。

## 1.2 拒绝域、检验函数和检验统计量

**定义 1.1 (拒绝域、接受域)** 设样本  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n) \in \mathcal{X}$ , 其中  $\mathcal{X}$  为样本空间。将  $\mathcal{X}$  分成不相交的两部分  $D$  和  $\overline{D} = \mathcal{X} - D$ , 若  $\mathbf{X} \in D$  就拒绝  $H_0$ , 而  $\mathbf{X} \in \overline{D}$  就接受  $H_0$ 。那么称  $D$  为拒绝域或否定域 (reject region), 而  $\overline{D}$  为接受域。

**定义 1.2 (检验函数)** 检验函数  $\varphi(\mathbf{X}) : \mathcal{X} \rightarrow [0, 1]$  是定义在样本空间  $\mathcal{X}$  上, 取值为  $[0, 1]$  的函数。它表示: 当有了具体样本  $\mathbf{X}$  后, 拒绝  $H_0$  的概率。

若  $\varphi(\mathbf{X}) = 1$ , 则以概率为 1 拒绝  $H_0$ ; 若  $\varphi(\mathbf{X}) = 0$ , 则以概率为 0 拒绝  $H_0$  (即以概率为 1 接受  $H_0$ )。检验函数有两种, 分别对应于两种不同的检验:

1. 非随机化检验 (non-randomized test)。若检验函数  $\varphi(\mathbf{X})$  只取 0 或 1 两个值。此时拒绝域可表示为

$$D = \{\mathbf{X} : \varphi(\mathbf{X}) = 1\}$$

2. 随机化检验 (randomized test)。若对某些样本  $\mathbf{X}$  有  $0 < \varphi(\mathbf{X}) < 1$ , 即检验函数  $\varphi(\mathbf{X})$  取值于  $[0, 1]$ 。

以简单假设为例，若拒绝域可写作  $D = \{\mathbf{X} : T(\mathbf{X}) > c\}$ ，其中  $T = T(\mathbf{X})$  为样本  $\mathbf{X}$  对应的统计量。此时称  $T$  为检验统计量，而  $c$  称为临值。这个假设检验对应的非随机化检验函数可表示为

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & T(\mathbf{X}) > c \\ r, & T(\mathbf{X}) = c \\ 0, & T(\mathbf{X}) < c \end{cases}$$

其中  $r \in (0, 1)$  是一个随机变量。

### 1.3 两类错误与功效函数

**定义 1.3 (两类错误)** 在假设检验问题中可能出现下列两种情形会犯错误：

1. 零假设  $H_0$  本来是对的，由于样本的随机性，观察值落入拒绝域  $D$ ，错误地将  $H_0$  拒绝了，称为弃真。这时犯的错误称为第一类错误 (type I error)。
2. 零假设  $H_0$  本来不对，由于样本的随机性，观察值落入接受域  $\bar{D}$ ，错误地将  $H_0$  接受了，称为取伪。这时犯的错误称为第二类错误 (type II error)。

应当注意，在每一具体场合，只会犯两类错误中的一个。当检验确定后，犯两类错误的概率也就确定了。我们希望犯两类错误的概率越小越好，但这一点很难做到，在样本大小  $n$  固定的前提下，二者不可兼得。

**定义 1.4 (功效函数)** 设  $\varphi(\mathbf{X})$  是  $H_0 : \theta \in \Theta_0 \rightleftarrows H_1 : \theta \in \Theta_1$  的一个检验函数，则

$$\beta_\varphi(\theta) = \mathbb{P}_\theta\{\text{reject } H_0 \text{ use } \varphi\} = \mathbb{E}_\theta[\varphi(\mathbf{X})] \quad \theta \in \Theta$$

称为  $\varphi$  的功效函数 (power function)，也称为效函数或势函数。

知道了检验  $\varphi(\mathbf{X})$  的功效函数  $\beta_\varphi(\theta)$  后，就可以计算犯两类错误的概率。若以  $\alpha_\varphi^*(\theta)$  和  $\gamma_\varphi^*(\theta)$  分别记犯第一、二类错误的概率，则

1. 犯第一类错误 (type I error) 的概率可表示为

$$\alpha_\varphi^*(\theta) = \begin{cases} \beta_\varphi(\theta), & \theta \in \Theta_0 \\ 0, & \theta \in \Theta_1 \end{cases}$$

2. 犯第二类错误 (type II error) 的概率可表示为

$$\gamma_\varphi^*(\theta) = \begin{cases} 0, & \theta \in \Theta_0 \\ 1 - \beta_\varphi(\theta), & \theta \in \Theta_1 \end{cases}$$

### 1.4 检验水平和控制犯第一类错误概率的原则

Neyman-Pearson 原则：保证犯第一类错误 (type I error) 的概率不超过指定数值  $\alpha$  ( $\alpha \in (0, 1)$ ，通常取较小的数) 的检验中，寻找犯第二类错误 (type II error) 的概率尽可能小的检验。

若记

$$S_\alpha = \{\varphi : \beta_\varphi(\theta) \leq \alpha, \theta \in \Theta_0\}$$

即  $S_\alpha$  表示由所有犯第一类错误的概率都不超过  $\alpha$  的检验函数构成的类。根据 Neyman-Pearson 原则，在  $S_\alpha$  中挑选“犯第二类错误的概率仅可能小的检验”。

**定义 1.5 (检验水平)** 设  $\varphi$  是一个检验，而  $0 \leq \alpha \leq 1$ 。如果  $\varphi$  犯第一类错误的概率总不超过  $\alpha$ （或等价地说， $\varphi \in S_\alpha$ ），则称  $\alpha$  为检验  $\varphi$  的一个水平，而  $\varphi$  称为显著性水平为  $\alpha$  的检验，简称水平为  $\alpha$  的检验。

注意，以上的定义不设计第二类错误（type II error），故称这样的一个假设的检验问题为显著性检验（significance test），其检验水平称为显著性水平。如此，检验的水平并不唯一：若  $\alpha$  是  $\varphi$  的水平，则  $\alpha < \alpha' < 1$  其中  $\alpha'$  也是  $\varphi$  的水平。

**定义 1.6 (真实水平)** 检验  $\varphi$  的最小水平为其真实水平，即

$$\text{real level of } \varphi = \sup_{\theta \in \Theta_0} \{\beta_\varphi(\theta)\}$$

## 1.5 求解假设检验问题的一般步骤

1. 根据问题的要求提出零假设  $H_0$  和各择假设  $H_1$ 。
2. 导出拒绝域  $D$  的形式，确定检验统计量  $T = T(\mathbf{X})$ （无参数，在  $H_0$  下分布已知）

$$D = \{\mathbf{X} : T(\mathbf{X}) > c\}$$

其中临值  $c$  待定（以  $>$  为例）。

3. 选取适当水平  $\alpha$ ，利用检验统计量的分布求出临界值  $c$ 。

$$\alpha^*(\theta) = \beta_\varphi(\theta) = \mathbb{E}_\theta[\varphi(\mathbf{X})] \leq \alpha \quad \theta \in \Theta_0$$

其中  $\varphi(\mathbf{X})$  为检验函数，满足  $\varphi(\mathbf{X}) = \tilde{\varphi}(T)$ 。

4. 由样本  $\mathbf{X}$  算出检验统计量  $T(\mathbf{X})$  的具体值，代入拒绝域  $D$  中，与临界值  $c$  相比较，作出接受或者拒绝原假设  $H_0$  的结论。

## 2 正态总体参数的假设检验

### 2.1 单个正态总体均值 $\mu$ 的检验

设  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  为从正态总体  $N(\mu, \sigma^2)$  中抽取的简单样本，求下列三类检验问题

1.  $H_0 : \mu = \mu_0 \leftrightarrow H_1 : \mu \neq \mu_0$
2.  $H_0 : \mu \leq \mu_0 \leftrightarrow H_1 : \mu > \mu_0$
3.  $H_0 : \mu \geq \mu_0 \leftrightarrow H_1 : \mu < \mu_0$

其中  $\mu_0$  和检验水平  $\alpha$  给定。

### (1) 方差 $\sigma^2$ 已知时, $\mu$ 的检验方法

#### 1. 双边检验

$$H_0 : \mu = \mu_0 \leftrightarrow H_1 : \mu \neq \mu_0$$

构造检验统计量  $U = \sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)/\sigma$ , 故有

$$U|\mu = \mu_0 \sim N(0, 1)$$

所以对于拒绝域  $D = \{\mathbf{X} : |U| > c\}$  有

$$\mathbb{P}_{H_0}(|U| > c) = \mathbb{P}\left(\left|\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)}{\sigma}\right| > c\right) = \alpha$$

所以  $c = z_{\alpha/2}$  为标准正态分布的上  $\alpha/2$  分位数点。

#### 2. 单边检验

$$H_0 : \mu \leq \mu_0 \leftrightarrow H_1 : \mu > \mu_0$$

先考虑检验

$$H_0^* : \mu = \mu_0 \leftrightarrow H_1 : \mu > \mu_0$$

构造检验统计量  $U = \sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)/\sigma$ , 仍然有

$$U|\mu = \mu_0 \sim N(0, 1)$$

所以对于拒绝域  $D^* = \{\mathbf{X} : U > c\}$  有

$$\mathbb{P}_{H_0^*}(U > c) = \mathbb{P}\left(\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)}{\sigma} > c\right) = \alpha$$

所以  $c = z_\alpha$  为标准正态分布的上  $\alpha$  分位数点。

对于现在的临值  $c = z_{\alpha/2}$ , 考虑原始的  $H_0 : \mu \leq \mu_0$ , 此时犯第一类错误的概率为

$$\begin{aligned} \mathbb{P}_{H_0}(U > z_\alpha) &= \mathbb{P}_{H_0}\left(\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)}{\sigma} > z_\alpha\right) = \mathbb{P}_{H_0}\left(\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{\sigma} > z_\alpha + \frac{\sqrt{n}(\mu_0 - \mu)}{\sigma}\right) \\ &= 1 - \Phi\left(z_\alpha + \frac{\sqrt{n}(\mu_0 - \mu)}{\sigma}\right) \leq 1 - \Phi(z_\alpha) = \alpha \end{aligned}$$

这是因为  $H_0 : \mu_0 - \mu \geq 0$ , 以及标准正态分布的概率质量函数  $\Phi(\cdot)$  单增。故此时仍然满足水平为  $\alpha$  的检验, 拒绝域为  $D = D^* = \{\mathbf{X} : U > z_\alpha\}$ 。

### (2) 方差 $\sigma^2$ 未知时, $\mu$ 的检验方法

构造检验统计量  $T = \sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)/S$ , 则有

$$T|\mu = \mu_0 \sim t_{n-1}$$

其他与方差已知情况类似。

**表 1:** 单个正态总体均值的假设检验

方差情况	$H_0$	$H_1$	检验统计量及其分布	拒绝域
$\sigma^2$ 已知	$\mu = \mu_0$	$\mu \neq \mu_0$	$U = \sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)/\sigma$ $U \mu = \mu_0 \sim N(0, 1)$	$ U  > z_{\alpha/2}$
	$\mu \leq \mu_0$	$\mu > \mu_0$		$U > z_\alpha$
	$\mu \geq \mu_0$	$\mu < \mu_0$		$U < -z_\alpha$
$\sigma^2$ 未知	$\mu = \mu_0$	$\mu \neq \mu_0$	$T = \sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)/S$ $T \mu = \mu_0 \sim t_{n-1}$	$ T  > t_{n-1}(\alpha/2)$
	$\mu \leq \mu_0$	$\mu > \mu_0$		$T > t_{n-1}(\alpha)$
	$\mu \geq \mu_0$	$\mu < \mu_0$		$T < -t_{n-1}(\alpha)$

## 2.2 单个正态总体方差 $\sigma^2$ 的检验

同理, 见教材《数理统计》(第三版) P 223 – 225。

(1) 均值  $\mu$  已知时,  $\sigma^2$  的检验方法

(2) 均值  $\mu$  未知时,  $\sigma^2$  的检验方法

## 2.3 两个正态总体均值差 $\mu_2 - \mu_1$ 的检验

同理, 见教材《数理统计》(第三版) P 226 – 229。

(1)  $\sigma_1^2$  和  $\sigma_2^2$  已知时,  $\mu_2 - \mu_1$  的检验方法

(2)  $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma^2$  未知时,  $\mu_2 - \mu_1$  的检验方法

(3) 成对比较问题

## 2.4 两个正态总体方差比 $\sigma_2^2/\sigma_1^2$ 的检验

同理, 见教材《数理统计》(第三版) P 230 – 232。

(1) 均值  $\mu_1, \mu_2$  未知时, 方差比  $\sigma_2^2/\sigma_1^2$  的检验方法

(2) 均值  $\mu_1, \mu_2$  已知时, 方差比  $\sigma_2^2/\sigma_1^2$  的检验方法

## 2.5 极限分布为正态分布的检验

同理，见教材《数理统计》（第三版）P 233 – 238。

(1) Behrens-Fisher 检验问题的近似方法

(2) 比率  $p$  的大样本检验方法

(3) Poisson 分布参数的大样本检验

(4) 两个比率差的大样本检验问题

## 2.6 其他检验

**例 2.1 (比率  $p$  精确检验方法)** 设  $X_1, \dots, X_n \in \{0, 1\}$  服从 Bernoulli 分布  $B(1, p)$ ，于是容易得到  $T = T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i \sim B(n, p)$ 。下面对  $p$  构造水平为  $\alpha$  的随机化假设检验

$$H_0 : p \leq p_0 \leftrightarrow H_1 : p > p_0$$

**解答** 构造随机化检验函数  $\varphi$  为

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & T > c \\ r, & T = c \\ 0, & T < c \end{cases}$$

先考虑边界情况，即  $p = p_0$  假设下的效用，即

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{p_0}[\varphi(\mathbf{X})] &= 1 \times \mathbb{P}_{p_0}(T > c) + r \times \mathbb{P}_{p_0}(T = c) \\ &= \underbrace{\sum_{k=c+1}^n \binom{n}{k} p_0^k (1-p_0)^{n-k}}_{A_{c+1}(p_0)} + r \cdot \underbrace{\binom{n}{c} p_0^c (1-p_0)^{n-c}}_{A_c(p_0) - A_{c+1}(p_0)} \\ &= A_{c+1}(p_0) + [A_c(p_0) - A_{c+1}(p_0)] \cdot r \end{aligned}$$

那么，由概率的左连续性，必  $\exists c$  使得  $\mathbb{P}_{p_0}(T > c) \leq \alpha \leq \mathbb{P}_{p_0}(T \geq c)$ ，即

$$\mathbb{E}_{p_0}[\varphi(\mathbf{X})] \Big|_{r=0} \leq \alpha \leq \mathbb{E}_{p_0}[\varphi(\mathbf{X})] \Big|_{r=1}$$

那么， $r \in [0, 1]$  有解

$$r = \frac{\alpha - A_{c+1}(p_0)}{A_c(p_0) - A_{c+1}(p_0)} \in [0, 1]$$

使得  $\mathbb{E}_{p_0}[\varphi(\mathbf{X})] = \alpha$ 。于是检验  $\varphi(\mathbf{X})$  确定，下面证其对于整个  $H_0 : p \leq p_0$  都满足

$$\mathbb{E}_{\Theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] = \mathbb{E}_{p \leq p_0}[\varphi(\mathbf{X})] \leq \alpha$$

先证明一个引理 (HW 2 已证): 下面的等式恒成立

$$\sum_{k=c}^n \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k} = c \binom{n}{c} \int_0^p t^{c-1} (1-t)^{n-c} dt \quad \forall 0 \leq t \leq p \leq 1$$

由积分内函数非负, 故上述积分随  $p$  增大而不减。观察恒等式左式与  $A_c(p)$  可知  $A_c(p)$  是关于  $p$  不减的, 即  $A_c(p) \leq A_c(p_0)$  当  $p \leq p_0$  时成立。于是对上面求得的  $r \in [0, 1]$  有

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{p \leq p_0} [\varphi(\mathbf{X})] &= A_{c+1}(p) + [A_c(p) - A_{c+1}(p)] \cdot r = A_{c+1}(p) \cdot (1-r) + A_c(p) \cdot r \\ &\leq A_{c+1}(p_0) \cdot (1-r) + A_c(p_0) \cdot r = A_{c+1}(p_0) + [A_c(p_0) - A_{c+1}(p_0)] \cdot r \\ &= \mathbb{E}_{p_0} [\varphi(\mathbf{X})] = \alpha \end{aligned}$$

综上可知, 如下的随机化检验

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & T > c \\ \frac{\alpha - A_{c+1}(p_0)}{A_c(p_0) - A_{c+1}(p_0)}, & T = c \\ 0, & T < c \end{cases}$$

满足  $\mathbb{E}_{\Theta_0} [\varphi(\mathbf{X})] \leq \alpha$ , 即是水平为  $\alpha$  的检验。这里的  $c$  是  $\mathbb{P}_{p_0}(T > c) \leq \alpha \leq \mathbb{P}_{p_0}(T \geq c)$  的解。

### 3 似然比检验

#### 3.1 似然比检验的定义

**定义 3.1** 设样本  $\mathbf{X}$  有概率函数  $f(\mathbf{X}; \theta)$ ,  $\theta \in \Theta$ , 而  $\Theta_0$  为参数空间  $\Theta$  的真子集, 考虑检验问题

$$H_0 : \theta \in \Theta_0 \leftrightarrow H_1 : \theta \in \Theta_1$$

则统计量

$$\lambda(\mathbf{X}) = \frac{\sup_{\theta \in \Theta} f(\mathbf{X}; \theta)}{\sup_{\theta \in \Theta_0} f(\mathbf{X}; \theta)}$$

称为关于该检验问题的似然比。而由下述定义的检验函数

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & \lambda(\mathbf{X}) > c \\ r, & \lambda(\mathbf{X}) = c \\ 0, & \lambda(\mathbf{X}) < c \end{cases}$$

称为检验问题的一个似然比检验 (likelihood ratio test, LRT)。其中  $c, r$  ( $0 \leq r \leq 1$ ) 为待定系数。若样本分布为连续分布时, 令  $r = 0$ , 即

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & \lambda(\mathbf{X}) > c \\ 0, & \lambda(\mathbf{X}) \leq c \end{cases}$$

而系数  $c, r$  的选择是要使检验具有给定的水平  $\alpha$ 。

## 3.2 若干示例

### 1. 正态分布总体

**例 3.1** 设  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  是从正态分布族  $\mathcal{F} = \{N(\mu, \sigma^2) : \mu \in \mathbb{R}, \sigma^2 \in \mathbb{R}^+\}$  中抽取的随机样本，求下列检验问题的水平为  $\alpha$  的似然比检验

$$H_0 : \mu = \mu_0 \leftrightarrow H_1 : \mu \neq \mu_0$$

**解答** 设  $\boldsymbol{\theta} = (\mu, \sigma^2)$ ，则  $\boldsymbol{\theta}$  的似然函数为

$$f(\mathbf{X}; \boldsymbol{\theta}) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2 \right\}$$

在这里，参数空间为

$$\Theta = \{\boldsymbol{\theta} = (\mu, \sigma^2) : \mu \in \mathbb{R}, \sigma^2 \in \mathbb{R}^+\}$$

零假设  $H_0$  对应的  $\Theta$  的子集为

$$\Theta_0 = \{\boldsymbol{\theta} = (\mu, \sigma^2) : \mu = \mu_0, \sigma^2 \in \mathbb{R}^+\}$$

在  $\Theta$  上， $\mu$  和  $\sigma^2$  的极大似然估计 (MLE) 分别为

$$\hat{\mu} = \bar{X} \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$

在  $\Theta_0$  上， $\sigma^2$  的 MLE 为

$$\tilde{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_0)^2$$

故有

$$\begin{aligned} \sup_{\boldsymbol{\theta} \in \Theta} f(\mathbf{X}; \boldsymbol{\theta}) &= f(\mathbf{X}; \hat{\mu}, \hat{\sigma}^2) = \left( \frac{2\pi e}{n} \right)^{-n/2} \left( \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right)^{-n/2} \\ \sup_{\boldsymbol{\theta} \in \Theta_0} f(\mathbf{X}; \boldsymbol{\theta}) &= f(\mathbf{X}; \mu_0, \tilde{\sigma}^2) = \left( \frac{2\pi e}{n} \right)^{-n/2} \left( \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_0)^2 \right)^{-n/2} \end{aligned}$$

从而有

$$\begin{aligned} \lambda(\mathbf{X}) &= \left[ \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_0)^2} \right]^{-n/2} = \left[ 1 + \frac{n(\bar{X} - \mu_0)^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \right]^{n/2} \\ &= \left[ 1 + \frac{1}{n-1} \cdot \frac{n(\bar{X} - \mu_0)^2}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \right]^{n/2} \\ &:= \left( 1 + \frac{1}{n-1} [T(\mathbf{X})]^2 \right)^{n/2} \end{aligned}$$

由此， $\lambda(\mathbf{X})$  为  $|T(\mathbf{X})|$  的严格增函数，故检验的拒绝域  $D = \{\mathbf{X} : \lambda(\mathbf{X}) > c'\} = \{\mathbf{X} : |T| > c\}$ ，其中

$$T|\mu = \mu_0 = \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)}{S} \Big| \mu = \mu_0 \sim t_{n-1}$$

故

$$\mathbb{P}_{H_0}(|T| > c) = \alpha \Rightarrow c = t_{n-1}(\alpha/2)$$

从而有

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & |T(\mathbf{X})| > t_{n-1}(\alpha/2) \\ 0, & |T(\mathbf{X})| \leq t_{n-1}(\alpha/2) \end{cases}$$

是检验的一个水平为  $\alpha$  的似然比检验。

**例 3.2** 设  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  是从正态分布族  $\mathcal{F} = \{N(\mu, \sigma^2) : \mu \in \mathbb{R}, \sigma^2 \in \mathbb{R}^+\}$  中抽取的随机样本，求下列检验问题的水平为  $\alpha$  的似然比检验

$$H_0 : \mu \leq \mu_0 \leftrightarrow H_1 : \mu > \mu_0$$

**解答** 此时的似然函数  $L_\Theta(\mathbf{X}) = \sup_{\theta \in \Theta} f(\mathbf{X}; \theta)$  和  $\Theta$  与之前相同。但

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

故在  $\Theta_0$  的似然函数为

$$\begin{aligned} L_{\Theta_0}(\mathbf{X}) &= \sup_{\theta \in \Theta_0} f(\mathbf{X}; \theta) = \sup_{\theta \in \Theta_0} (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2 \right\} \\ &= \sup_{\theta \in \Theta_0} (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 - \frac{n(\bar{X} - \mu)^2}{2\sigma^2} \right\} \end{aligned}$$

其增减性取决于函数  $g(\mu) = -(\bar{X} - \mu)^2/\sigma^2$ ，当  $\sigma^2$  固定时。若  $\mu \leq \bar{X}$ ，易知  $g(\mu)$  关于  $\mu$  单增，否则单减。因此

1. 当  $\bar{X} > \mu_0$  时，若  $H_0 : \mu \leq \mu_0$  成立，有  $g(\mu)$  在  $\mu = \mu_0$  取到最大。
2. 当  $\bar{X} \leq \mu_0$  时，若  $H_0 : \mu \leq \mu_0$  成立，有  $g(\mu)$  在  $\mu = \bar{X}$  取到最大。

那么，对应  $\Theta_0$  的极大似然函数为

$$L_{\Theta_0}(\mathbf{X}) = \begin{cases} L_\Theta(\mathbf{X}), & \bar{X} \leq \mu_0 \\ \left( \frac{2\pi e}{n} \right)^{-n/2} \left( \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_0)^2 \right)^{-n/2}, & \bar{X} > \mu_0 \end{cases}$$

于是似然比为

$$\lambda(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & \bar{X} \leq \mu_0 \\ \left( \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \Big/ \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_0)^2 \right)^{-n/2} = \left( 1 + \frac{T^2}{n-1} \right)^{n/2}, & \bar{X} > \mu_0 \end{cases}$$

其中  $T = T(\mathbf{X}) = \sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)/S$ 。如此， $\lambda(\mathbf{X})$  是关于  $T(\mathbf{X})$  的单增函数。于是拒绝域为

$$D = \{\mathbf{X} : \lambda(\mathbf{X}) > c'\} = \{\mathbf{X} : T = T(\mathbf{X}) > c\}$$

边界情况，即  $\mu = \mu_0$  时，有  $T \sim t_{n-1}$ 。即有  $\mathbb{P}(T > t_{n-1}(\alpha) | \mu = \mu_0) = \alpha$ ，我们取  $c = t_{n-1}(\alpha)$  为  $t_{n-1}$  分布的上  $\alpha$  分位数点，即取检验  $\varphi$  为

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & \lambda(\mathbf{X}) > c' \\ 0, & \lambda(\mathbf{X}) \leq c' \end{cases} \Rightarrow \varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & T > t_{n-1}(\alpha) \\ 0, & T \leq t_{n-1}(\alpha) \end{cases}$$

下面证明：对完整的  $H_0 : \mu \leq \mu_0$ ，也有功效  $\beta_\varphi(\mu) = \mathbb{E}_{\Theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] \leq \alpha$ 。注意到，对  $H_0 : \mu \leq \mu_0$  有

$$\begin{aligned} \beta_\varphi(\mu) &= \mathbb{E}_{\Theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] = \mathbb{P}_{\mu \leq \mu_0} \left( T = \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)}{S} > t_{n-1}(\alpha) \right) \\ &= \mathbb{P}_{\mu \leq \mu_0} \left( \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{S} > t_{n-1}(\alpha) + \frac{\sqrt{n}(\mu_0 - \mu)}{S} \right) \\ &\leq \mathbb{P}_{\mu \leq \mu_0} \left( \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{S} > t_{n-1}(\alpha) \right) = \alpha \end{aligned}$$

故  $\varphi(\mathbf{X})$  是检验问题  $H_0 : \mu \leq \mu_0 \leftrightarrow H_1 : \mu > \mu_0$  水平为  $\alpha$  的似然比检验。

**例 3.3** 设  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  是从正态分布族  $\mathcal{F} = \{N(\mu, \sigma^2) : \mu \in \mathbb{R}, \sigma^2 \in \mathbb{R}^+\}$  中抽取的随机样本，求下列检验问题的水平为  $\alpha$  的似然比检验

$$H_0 : \sigma^2 = \sigma_0^2 \leftrightarrow H_1 : \sigma^2 \neq \sigma_0^2$$

**解答** 此时的似然函数  $L_\Theta(\mathbf{X}) = \sup_{\theta \in \Theta} f(\mathbf{X}; \theta)$  和  $\Theta$  与之前相同。但

$$\Theta_0 = \{\boldsymbol{\theta} = (\mu, \sigma^2) : \mu \in \mathbb{R}, \sigma^2 = \sigma_0^2\}$$

故在  $\Theta_0$  的似然函数为

$$L_{\Theta_0}(\mathbf{X}) = (2\pi\sigma_0^2)^{-n/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right\}$$

因此，有似然比为

$$\lambda(\mathbf{X}) = \left( \frac{e}{n} \right)^{-n/2} \left( \frac{1}{\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right)^{-n/2} \exp \left\{ \frac{1}{2\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right\}$$

记  $\xi(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 > 0/\sigma_0^2$ ，于是有  $\lambda(\mathbf{X}) \propto g(\xi) = \xi^{-n/2} e^{\xi/2}$ 。容易得到  $g(\xi)$  关于  $\xi$  先降后升，于是拒绝域为

$$D = \{\mathbf{X} : \lambda(\mathbf{X}) > c''\} = \{\mathbf{X} : g(\xi) > c'\} = \{\mathbf{X} : (\xi < k_1) \cup (\xi > k_2)\}$$

注意到在  $H_0 : \sigma^2 = \sigma_0^2$  条件下， $\xi \sim \chi_{n-1}^2$ ，于是有

$$\mathbb{P}(\xi < \chi_{n-1}^2(1 - \alpha/2) | H_0) = \frac{\alpha}{2} \quad \mathbb{P}(\xi > \chi_{n-1}^2(\alpha/2) | H_0) = \frac{\alpha}{2}$$

即取  $k_1 = \chi_{n-1}^2(1 - \alpha/2)$ ,  $k_2 = \chi_{n-1}^2(\alpha/2)$  分别为  $\chi_{n-1}^2$  分布的上  $1 - \alpha/2$  和  $\alpha/2$  分位数点。如此我们得到检验

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & [\xi < \chi_{n-1}^2(1 - \alpha/2)] \cup [\xi > \chi_{n-1}^2(\alpha/2)] \\ 0, & \chi_{n-1}^2(1 - \alpha/2) \leq \xi \leq \chi_{n-1}^2(\alpha/2) \end{cases}$$

是原问题的水平为  $\alpha$  的似然比检验。

## 2. 非正态分布总体

**例 3.4 (均匀分布)** 设  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  是从均匀分布族  $\mathcal{F} = \{U(0, \theta) : \theta > 0\}$  中抽取的随机样本, 求下列检验问题的水平为  $\alpha$  的似然比检验

$$H_0 : \theta \leq \theta_0 \quad \leftrightarrow \quad H_1 : \theta > \theta_0$$

**解答** 此时的似然函数为

$$f(\mathbf{X}; \theta) = \theta^{-n} \cdot \mathbb{I}(0 < X_{(n)} < \theta)$$

参数空间  $\Theta = (0, \infty)$ ,  $\Theta_0 = (0, \theta_0]$ 。由于  $X_{(n)} = \max\{X_1, \dots, X_n\}$  为  $\theta$  在  $\Theta$  的极大似然估计, 故有

$$L_\Theta(\mathbf{X}) = \sup_{\theta \in \Theta} f(\mathbf{X}; \theta) = (X_{(n)})^{-n}$$

又  $\theta^{-n}$  随  $\theta$  增大而减小, 也容易得

$$L_{\Theta_0}(\mathbf{X}) = \sup_{\theta \in \Theta_0} f(\mathbf{X}; \theta) = \begin{cases} L_\Theta(\mathbf{X}), & 0 < X_{(n)} \leq \theta_0 \\ 0, & X_{(n)} > \theta_0 \end{cases}$$

故有似然比为

$$\lambda(\mathbf{X}) = \frac{L_\Theta(\mathbf{X})}{L_{\Theta_0}(\mathbf{X})} = \begin{cases} 1, & 0 < X_{(n)} \leq \theta_0 \\ \infty, & X_{(n)} > \theta_0 \end{cases}$$

为  $T(\mathbf{X}) = X_{(n)}$  的不减函数, 故检验的拒绝域形如

$$D = \{\mathbf{X} : \lambda(\mathbf{X}) > c'\} = \{\mathbf{X} : X_{(n)} > c\}$$

由  $T = T(\mathbf{X}) = X_{(n)}$  的密度函数为  $g(t) = (nt^{n-1}/\theta^n) \cdot \mathbb{I}_{(0,\theta)}(t)$ , 故考虑边界情况  $\theta = \theta_0$

$$\alpha = \mathbb{P}(X_{(n)} > c | \theta = \theta_0) = \int_c^{\theta_0} \frac{nt^{n-1}}{\theta_0^n} dt = 1 - \left(\frac{c}{\theta_0}\right)^n$$

解得  $c = \theta_0 \sqrt[n]{1 - \alpha}$ , 故此时的检验函数为

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & X_{(n)} > \theta_0 \sqrt[n]{1 - \alpha} \\ 0, & X_{(n)} \leq \theta_0 \sqrt[n]{1 - \alpha} \end{cases}$$

检查功效函数

$$\begin{aligned} \beta_\varphi(\theta) &= \mathbb{P}_{\Theta_0}(X_{(n)} > \theta_0 \sqrt[n]{1 - \alpha}) = \mathbb{P}(X_{(n)} > \theta_0 \sqrt[n]{1 - \alpha} | \theta \leq \theta_0) = \int_{\theta_0 \sqrt[n]{1 - \alpha}}^\theta \frac{nt^{n-1}}{\theta^n} dt \\ &= \theta^{-n} [\theta^n - \theta_0^n (1 - \alpha)] = 1 - (1 - \alpha) \left(\frac{\theta_0}{\theta}\right)^n \end{aligned}$$

是关于  $\theta$  的单增函数, 故有

$$\beta_\varphi(\theta) \leq \beta_\varphi(\theta_0) = 1 - (1 - \alpha) = \alpha \quad H_0 : \theta \leq \theta_0$$

综上,  $\varphi$  是原问题水平为  $\alpha$  的似然比检验。

**例 3.5 (指数分布)** 设  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  是从指数分布族

$$f(X; \theta) = \frac{1}{2} \exp \left\{ -\frac{(X - \theta)}{2} \right\} \cdot \mathbb{I}(X \geq \theta)$$

中抽取的随机样本，求下列检验问题的水平为  $\alpha$  的似然比检验

$$H_0 : \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1 : \theta \neq \theta_0$$

**解答** 此时，似然函数为

$$f(\mathbf{X}; \theta) = 2^{-n} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n X_i + \frac{n\theta}{2} \right\} \cdot \mathbb{I}(X_{(1)} \geq \theta)$$

关于  $\theta$  ( $\theta \leq X_{(1)}$ ) 单增，故有  $\Theta$  下的极大似然为

$$L_\Theta(\mathbf{X}) = f(\mathbf{X}; X_{(1)}) = 2^{-n} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n X_i + \frac{nX_{(1)}}{2} \right\}$$

而  $\Theta_0 = \{\theta : \theta = \theta_0\}$  的似然函数为

$$L_{\Theta_0}(\mathbf{X}) = f(\mathbf{X}; \theta_0) = 2^{-n} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n X_i + \frac{n\theta_0}{2} \right\} \cdot \mathbb{I}(X_{(1)} \geq \theta_0)$$

于是，似然比为

$$\lambda(\mathbf{X}) = \begin{cases} \exp \left\{ \frac{n}{2} (X_{(1)} - \theta_0) \right\}, & X_{(1)} \geq \theta_0 \\ \infty, & X_{(1)} < \theta_0 \end{cases}$$

注意到，在  $X_{(1)} < \theta_0$  时， $\lambda(\mathbf{X}) = \infty$  一定拒绝；而在  $X_{(1)} \geq \theta_0$  时， $\lambda(\mathbf{X})$  关于  $X_{(1)}$  单增。于是拒绝域形如

$$D = \{\mathbf{X} : \lambda(\mathbf{X}) > c'\} = \{\mathbf{X} : (X_{(1)} < \theta_0) \cup (X_{(1)} > c)\}$$

那么在  $H_0 : \theta = \theta_0$  下已知  $X_{(1)}$  的概率密度函数，则  $X_{(1)} > c$  的概率为

$$\mathbb{P}(X_{(1)} > c | \theta = \theta_0) = \int_c^\infty \frac{n}{2} \exp \left\{ -\frac{n(t - \theta_0)}{2} \right\} dt = \exp \left\{ -\frac{n(c - \theta_0)}{2} \right\}$$

令其等于  $\alpha$ ，则有  $c = \theta_0 - (2 \log \alpha)/n$ 。那么，构造检验函数

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & (X_{(1)} < \theta_0) \cup \left( X_{(1)} > \theta_0 - \frac{2}{n} \log \alpha \right) \\ 0, & \text{o.w.} \end{cases}$$

于是，在  $H_0 : \theta = \theta_0$  下的效用为

$$\begin{aligned} \beta_\varphi(\theta) &= \mathbb{P}(X_{(1)} < \theta_0 | \theta = \theta_0) + \mathbb{P} \left( X_{(1)} > \theta_0 - \frac{2}{n} \log \alpha \middle| \theta = \theta_0 \right) \\ &\leq \mathbb{P} \left( X_{(1)} > \theta_0 - \frac{2}{n} \log \alpha \middle| \theta = \theta_0 \right) = \alpha \end{aligned}$$

综上， $\varphi$  是原问题水平为  $\alpha$  的似然比检验。

### 3.3 似然比的渐近分布

**定理 3.1 (Wilks 定理)** 设  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  是从分布  $\mathcal{F} = \{f(X; \boldsymbol{\theta}) : \boldsymbol{\theta} > \Theta\}$  中抽取的随机样本，其中  $\boldsymbol{\theta}$  为参数，总体密度函数  $f$  满足一定的正则条件。则对检验问题

$$H_0 : \boldsymbol{\theta} \in \Theta_0 \leftrightarrow H_1 : \boldsymbol{\theta} \in \Theta_1$$

在零假设  $H_0 : \boldsymbol{\theta} \in \Theta_0$  成立下，当样本大小  $n \rightarrow \infty$  时有

$$2 \log \lambda(\mathbf{X}) \xrightarrow{\mathcal{L}} \chi_d^2$$

其中自由度

$$d = \dim \Theta - \dim \Theta_0 > 0$$

**例 3.6** 设样本  $\mathbf{X}_i = (X_{i1}, \dots, X_{in_i})$  为从正态总体  $N(\mu_i, \sigma_i^2)$  ( $i = 1, \dots, m$ ) 中抽取的简单随机样本，且全部独立。检验水平为  $\alpha$  的问题

$$H_0 : \sigma_1^2 = \dots = \sigma_m^2 \leftrightarrow H_1 : \sigma_1^2, \dots, \sigma_m^2 \text{ 不完全相同}$$

**解答** 设  $\boldsymbol{\theta} = (\mu_1, \dots, \mu_m; \sigma_1^2, \dots, \sigma_m^2)$ ，易见  $\boldsymbol{\theta}$  的似然函数为

$$\begin{aligned} L(\boldsymbol{\theta}; \mathbf{X}) &= \prod_{i=1}^m \left[ (2\pi\sigma_i^2)^{-n_i/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_i^2} \sum_{j=1}^{n_i} (X_{ij} - \mu_i)^2 \right\} \right] \\ &= \prod_{i=1}^m \left[ (2\pi\sigma_i^2)^{-n_i/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_i^2} \sum_{j=1}^{n_i} [(X_{ij} - \bar{X}_i)^2 + (\bar{X}_i - \mu_i)^2] \right\} \right] \end{aligned}$$

其中参数空间  $\Theta = \{\boldsymbol{\theta} : \mu_i \in \mathbb{R}, \sigma_i^2 > 0\}$ ，其维数为  $\dim \Theta = 2m$ 。零假设对应的  $\Theta_0 = \{\boldsymbol{\theta} : \mu_i \in \mathbb{R}, \sigma_i^2 = \sigma^2 > 0\}$ ，其维数为  $\dim \Theta_0 = m+1$ 。记

$$\bar{X}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} X_{ij} \quad S_i^2 = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} (X_{ij} - \bar{X}_i)^2 \quad S^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m n_i S_i^2$$

此处  $n = \sum_{i=1}^m n_i$ 。容易得到  $\mu_i$  和  $\sigma_i^2$  在  $\Theta$  下的 MLE 为  $\hat{\mu}_i = \bar{X}_i$ ,  $\hat{\sigma}_i^2 = S_i^2$ ，故极大似然函数为

$$L_\Theta(\mathbf{X}) = \sup_{\boldsymbol{\theta} \in \Theta} L(\boldsymbol{\theta}; \mathbf{X}) = (2\pi e)^{-n/2} \prod_{i=1}^m S_i^{-n_i}$$

而当  $H_0 : \sigma_i^2 = \sigma^2$  时， $\sigma^2$  的 MLE 为  $\hat{\sigma}^2 = S^2$ ，故极大似然函数为

$$L_{\Theta_0}(\mathbf{X}) = \sup_{\boldsymbol{\theta} \in \Theta_0} L(\boldsymbol{\theta}; \mathbf{X}) = (2\pi e)^{-n/2} S^{-n}$$

于是，似然比为

$$\lambda(\mathbf{X}) = \frac{L_\Theta(\mathbf{X})}{L_{\Theta_0}(\mathbf{X})} = \frac{S^n}{\prod_{i=1}^m S_i^{n_i}}$$

取对数，得到

$$T_n(\mathbf{X}) \triangleq 2 \log \lambda(\mathbf{X}) = n \log S^2 - \sum_{i=1}^m n_i \log S_i^2$$

由 Wilks 定理 3.1 可知, 当  $H_0$  成立, 且  $\min\{n_1, \dots, n_m\} \rightarrow \infty$  时, 有

$$T_n(\mathbf{X}) \xrightarrow{\mathcal{L}} \chi_d^2 \quad d = \dim \Theta - \dim \Theta_0 = m - 1$$

由此得到大样本检验有水平近似为  $\alpha$  的拒绝域为

$$D = \{\mathbf{X} : T_n(\mathbf{X}) > \chi_{m-1}^2(\alpha)\}$$

## 4 一致最优检验 UMPT

### 4.1 UMPT 定义

设有分布族  $\{f(x; \theta) : \theta \in \Theta\}$ , 其中  $\Theta$  为参数空间。样本  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  为从上述分布族中抽取的简单样本, 则参数  $\theta$  的假设检验问题可表示为

$$H_0 : \theta \in \Theta_0 \leftrightarrow H_1 : \theta \in \Theta_1$$

其中  $\Theta_0$  为参数空间  $\Theta$  的非空真子集, 而  $\Theta_1 = \Theta - \Theta_0$ 。

**定义 4.1 (一致最优检验 UMPT)** 针对上面的假设检验问题, 令  $0 < \alpha < 1$ , 记  $\Phi_\alpha$  为这个检验问题一切水平为  $\alpha$  的检验的集合。即

$$\Phi_\alpha = \{\varphi : \beta_\varphi(\theta|\Theta_0) = \mathbb{E}_{\Theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] \leq \alpha\}$$

若  $\varphi \in \Phi_\alpha$ , 且对任何检验  $\varphi_1 \in \Phi_\alpha$ , 都有

$$\beta_\varphi(\theta|\Theta_1) \geq \beta_{\varphi_1}(\theta|\Theta_1) \quad \forall \theta \in \Theta_1$$

则称  $\varphi$  为检验问题的一个水平为  $\alpha$  的一致最优检验 (uniformly most powerful test, UMPT)。

**注** 一致最优检验就是控制犯第 I 类错误概率不超过  $\alpha$  的条件下, 使得犯第 II 类错误概率达到最小。即

$$\text{控制 } \mathbb{P}(\text{type I error}) \leq \alpha \quad \text{最小化 } \min_{\varphi} \mathbb{P}(\text{type II error})$$

其中

$$\mathbb{P}(\text{type I error}) = \beta_\varphi(\theta|\Theta_0) = \mathbb{E}_{\Theta_0}[\varphi(\mathbf{X})]$$

$$\mathbb{P}(\text{type II error}) = 1 - \beta_\varphi(\theta|\Theta_1) = 1 - \mathbb{E}_{\Theta_1}[\varphi(\mathbf{X})]$$

不过, UMPT 的存在一般是例外而不常见的。理由如下: 若  $\Theta_1$  包含不止一个点, 当在其中取两个不同点  $\theta_1, \theta_2 \in \Theta_1$  时, 为使  $\beta_\varphi(\theta_1|\Theta_1)$  达到最大的那种检验  $\varphi$ , 不见得同时也能使  $\beta_\varphi(\theta_2|\Theta_1)$  达到最大。

在  $\Theta_0$  和  $\Theta_1$  都只包含一个点时, 一般说来 UMPT 存在。这就是下面 Neyman-Pearson 基本引理 (简称 NP 引理) 的内容。

## 4.2 Neyman-Pearson 引理

**定理 4.1 (Neyman-Pearson 引理)** 设样本  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  的概率函数为  $f(\mathbf{X}; \theta)$ , 参数  $\theta$  只有两个可能的值  $\theta_0$  和  $\theta_1$ , 考虑下列检验问题

$$H_0 : \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1 : \theta = \theta_1$$

则对任给的  $0 < \alpha < 1$  有

1. 存在性。对检验问题, 必存在一个检验函数  $\varphi(\mathbf{X})$  及非负常数  $c$  和  $0 \leq r \leq 1$ , 满足条件

(a).

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & f(\mathbf{X}; \theta_1)/f(\mathbf{X}; \theta_0) > c \\ r, & f(\mathbf{X}; \theta_1)/f(\mathbf{X}; \theta_0) = c \\ 0, & f(\mathbf{X}; \theta_1)/f(\mathbf{X}; \theta_0) < c \end{cases} \quad (1)$$

(b).

$$\mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] = \alpha \quad (2)$$

2. 一致最优性 (或充分性)。任何满足式 1 和 2 的检验  $\varphi(\mathbf{X})$  是检验问题的 UMPT。

3. 唯一性 (或必要性)。若  $\varphi^*(\mathbf{X})$  也是检验问题的 UMPT 则必有  $\varphi^*(\mathbf{X}) \stackrel{\text{a.e.}}{=} \varphi(\mathbf{X})$  在  $\mathbf{X} \in S^+ \cup S^-$  几乎处处 (其中  $S^+, S^-$  定义见后)。又若  $\mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi^*(\mathbf{X})] < 1$ , 则有  $\mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi^*(\mathbf{X})] = \alpha$ 。

**证明 (A)** 先证明存在性。记随机变量  $f(\mathbf{X}; \theta_1)/f(\mathbf{X}; \theta_0)$  的分布函数为

$$G(y) = \mathbb{P}_{\theta_0} \left( \frac{f(\mathbf{X}; \theta_1)}{f(\mathbf{X}; \theta_0)} \leq y \right) \quad 0 \leq y < \infty$$

则  $G(y)$  具有性质: 单调非降, 右连续, 且  $\lim_{y \rightarrow \infty} G(y) = 1$ ,  $G(0) = 0$ , 则存在  $0 < c < \infty$  使得  $G(c - 0) \leq 1 - \alpha \leq G(c)$ 。

1. 若  $G(c) = 1 - \alpha$ , 则取  $r = 0$ , 这时检验函数  $\varphi$  满足

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] &= 1 \times \mathbb{P}_{\theta_0} \left( \frac{f(\mathbf{X}; \theta_1)}{f(\mathbf{X}; \theta_0)} > c \right) + 0 \times \mathbb{P}_{\theta_0} \left( \frac{f(\mathbf{X}; \theta_1)}{f(\mathbf{X}; \theta_0)} = c \right) \\ &= 1 - G(c) = \alpha \end{aligned}$$

2. 若  $G(c - 0) = 1 - \alpha$ , 则取  $r = 1$ , 这时检验函数  $\varphi$  满足

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] &= 1 \times \mathbb{P}_{\theta_0} \left( \frac{f(\mathbf{X}; \theta_1)}{f(\mathbf{X}; \theta_0)} > c \right) + 1 \times \mathbb{P}_{\theta_0} \left( \frac{f(\mathbf{X}; \theta_1)}{f(\mathbf{X}; \theta_0)} = c \right) \\ &= 1 - G(c) + [G(c) - G(c - 0)] = 1 - G(c - 0) = \alpha \end{aligned}$$

3. 若  $G(c - 0) < 1 - \alpha < G(c)$ , 则取

$$r = \frac{G(c) - (1 - \alpha)}{G(c) - G(c - 0)}$$

这时检验函数  $\varphi$  满足

$$\begin{aligned}\mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] &= 1 \times \mathbb{P}_{\theta_0} \left( \frac{f(\mathbf{X}; \theta_1)}{f(\mathbf{X}; \theta_0)} > c \right) + r \times \mathbb{P}_{\theta_0} \left( \frac{f(\mathbf{X}; \theta_1)}{f(\mathbf{X}; \theta_0)} = c \right) \\ &= 1 - G(c) + \frac{G(c) - (1 - \alpha)}{G(c) - G(c - 0)} \cdot [G(c) - G(c - 0)] \\ &= 1 - G(c) + G(c) - (1 - \alpha) = \alpha\end{aligned}$$

综上有，一定存在  $\varphi(\mathbf{X})$  和  $c$  使得  $G(c - 0) \leq 1 - \alpha \leq G(c)$ ，且存在  $r$  使得式 1 和 2 成立，存在性证毕。

**(B)** 再证一致最优性（或充分性）。即证：满足式 1 和 2 的检验函数  $\varphi(\mathbf{X})$  是原检验问题的 UMPT。设  $\varphi_1(\mathbf{X})$  为任一个水平为  $\alpha$  的检验，只需证明：

$$\mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi(\mathbf{X})] = \beta_{\varphi}(\theta|\Theta_1) \geq \beta_{\varphi_1}(\theta|\Theta_1) = \mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi_1(\mathbf{X})]$$

下面，定义样本空间  $\mathcal{X}$  上的子集

$$\begin{aligned}S^+ &= \left\{ \mathbf{X} : \lambda(\mathbf{X}) := \frac{f(\mathbf{X}; \theta_1)}{f(\mathbf{X}; \theta_0)} > c \right\} = \{ \mathbf{X} : f(\mathbf{X}; \theta_1) - c \cdot f(\mathbf{X}; \theta_0) > 0 \} \\ S^- &= \left\{ \mathbf{X} : \lambda(\mathbf{X}) := \frac{f(\mathbf{X}; \theta_1)}{f(\mathbf{X}; \theta_0)} < c \right\} = \{ \mathbf{X} : f(\mathbf{X}; \theta_1) - c \cdot f(\mathbf{X}; \theta_0) < 0 \}\end{aligned}$$

而剩余部分为  $S^0 = \mathcal{X} - S^+ \cup S^-$ 。又注意到

1. 当  $\mathbf{X} \in S^+$  时，有  $f(\mathbf{X}; \theta_1) - c \cdot f(\mathbf{X}; \theta_0) > 0$ ，其对应的  $\varphi(\mathbf{X}) = 1$ ，从而有  $\varphi(\mathbf{X}) - \varphi_1(\mathbf{X}) \geq 0$ ，故有

$$A(\mathbf{X}) := [\varphi(\mathbf{X}) - \varphi_1(\mathbf{X})] \cdot [f(\mathbf{X}; \theta_1) - c \cdot f(\mathbf{X}; \theta_0)] \geq 0$$

2. 当  $\mathbf{X} \in S^-$  时，有  $f(\mathbf{X}; \theta_1) - c \cdot f(\mathbf{X}; \theta_0) < 0$ ，其对应的  $\varphi(\mathbf{X}) = 0$ ，从而有  $\varphi(\mathbf{X}) - \varphi_1(\mathbf{X}) \leq 0$ ，故仍有  $A(\mathbf{X}) \geq 0$ 。

因此，对任意  $\mathbf{X} \in S^+ \cup S^-$  上，必有  $A(\mathbf{X}) \geq 0$ 。而对于  $\mathbf{X} \in S^0$ ，即  $f(\mathbf{X}; \theta_1) - c \cdot f(\mathbf{X}; \theta_0) = 0$ ，则有  $A(\mathbf{X}) = 0$ 。因此有积分

$$\int_{\mathcal{X}} A(\mathbf{X}) d\mathbf{X} = \int_{S^+ \cup S^-} A(\mathbf{X}) d\mathbf{X} = \int_{S^+ \cup S^-} [\varphi(\mathbf{X}) - \varphi_1(\mathbf{X})] \cdot [f(\mathbf{X}; \theta_1) - c \cdot f(\mathbf{X}; \theta_0)] d\mathbf{X} \geq 0$$

即

$$\begin{aligned}\mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi(\mathbf{X})] - \mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi_1(\mathbf{X})] &= \int_{\mathcal{X}} \varphi(\mathbf{X}) f(\mathbf{X}; \theta_1) d\mathbf{X} - \int_{\mathcal{X}} \varphi_1(\mathbf{X}) f(\mathbf{X}; \theta_1) d\mathbf{X} \\ &\geq c \cdot \left[ \int_{\mathcal{X}} \varphi(\mathbf{X}) f(\mathbf{X}; \theta_0) d\mathbf{X} - \int_{\mathcal{X}} \varphi_1(\mathbf{X}) f(\mathbf{X}; \theta_0) d\mathbf{X} \right] \\ &= c \cdot \{\mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] - \mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi_1(\mathbf{X})]\}\end{aligned}$$

由  $\varphi$  满足式 2 而  $\varphi_1$  水平为  $\alpha$ ，即有

$$\mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi(\mathbf{X})] - \mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi_1(\mathbf{X})] \geq c \cdot \{\mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] - \mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi_1(\mathbf{X})]\} = c \cdot \{\alpha - \mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi_1(\mathbf{X})]\} \geq 0$$

于是, 对任意水平为  $\alpha$  的检验  $\varphi_1$  都有  $\Theta_1$  下的效率  $\beta_\varphi(\theta|\Theta_1) \geq \beta_{\varphi_1}(\theta|\Theta_1)$  更优。那么  $\varphi(\mathbf{X})$  是原问题水平为  $\alpha$  的 UMPT。

**(C)** 最后证唯一性。即要证: 对  $\mathbf{X} \in S^+ \cup S^-$ , 若  $\varphi^*$  也是检验问题的 UMPT, 则必有  $\varphi^* \stackrel{\text{a.e.}}{=} \varphi$ 。若  $\varphi^*$  是 UMPT, 则必有  $\mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi^*(\mathbf{X})] \geq \mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi(\mathbf{X})]$ ; 而  $\varphi$  也是 UMPT, 则也有  $\mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi(\mathbf{X})] \geq \mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi^*(\mathbf{X})]$ 。因此有  $\mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi^*(\mathbf{X})] = \mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi(\mathbf{X})]$ 。

由 (B) 的推导, 取  $\varphi_1 = \varphi^*$ , 则有

$$\begin{aligned} & \int_{\mathcal{X}} [\varphi(\mathbf{X}) - \varphi^*(\mathbf{X})] \cdot [f(\mathbf{X}; \theta_1) - c \cdot f(\mathbf{X}; \theta_0)] d\mathbf{X} \\ &= \int_{S^+ \cup S^-} [\varphi(\mathbf{X}) - \varphi^*(\mathbf{X})] \cdot [f(\mathbf{X}; \theta_1) - c \cdot f(\mathbf{X}; \theta_0)] d\mathbf{X} \geq 0 \end{aligned}$$

若上式不取等, 则有

$$\mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi(\mathbf{X})] - \mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi_1(\mathbf{X})] > c \cdot \{\mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] - \mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi_1(\mathbf{X})]\} \geq 0$$

这与  $\mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi^*(\mathbf{X})] = \mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi(\mathbf{X})]$  矛盾。于是有

$$\int_{S^+ \cup S^-} [\varphi(\mathbf{X}) - \varphi^*(\mathbf{X})] \cdot [f(\mathbf{X}; \theta_1) - c \cdot f(\mathbf{X}; \theta_0)] d\mathbf{X} = 0$$

即

$$[\varphi(\mathbf{X}) - \varphi^*(\mathbf{X})] \cdot [f(\mathbf{X}; \theta_1) - c \cdot f(\mathbf{X}; \theta_0)] \stackrel{\text{a.e.}}{=} 0 \quad \mathbf{X} \in S^+ \cup S^-$$

而在  $S^+ \cup S^-$  上时,  $f(\mathbf{X}; \theta_1) - c \cdot f(\mathbf{X}; \theta_0) \neq 0$ , 因而必有

$$\varphi(\mathbf{X}) - \varphi^*(\mathbf{X}) \stackrel{\text{a.e.}}{=} 0 \quad \mathbf{X} \in S^+ \cup S^-$$

即  $\varphi^*(\mathbf{X}) \stackrel{\text{a.e.}}{=} \varphi(\mathbf{X})$ ,  $\mathbf{X} \in S^+ \cup S^-$ 。

最后再证, 若  $\mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi^*(\mathbf{X})] < 1$ , 则有  $\mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi^*(\mathbf{X})] = \alpha$ 。由之前已证的  $\mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi^*(\mathbf{X})] = \mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi(\mathbf{X})]$ , 且结合之前 (B) 的不等式, 有

$$0 = \mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi(\mathbf{X})] - \mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi_1(\mathbf{X})] \geq c \cdot \{\mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] - \mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi_1(\mathbf{X})]\} \geq 0$$

从而有  $c \cdot \{\mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] - \mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi_1(\mathbf{X})]\} = c \cdot \{\alpha - \mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi_1(\mathbf{X})]\} = 0$ 。若  $c = 0$ , 则  $S^+ = \{\mathbf{X} : \lambda(\mathbf{X}) > c = 0\} = \{\mathbf{X} : f(\mathbf{X}; \theta_1) > 0\} = \mathcal{X}$ , 而当  $\lambda(\mathbf{X}) > c$  时  $\varphi^* = 1$ , 由此推出

$$\mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi^*(\mathbf{X})] = \int_{\mathcal{X}} \varphi^*(\mathbf{X}) f(\mathbf{X}; \theta_1) d\mathbf{X} = \int_{S^+} \varphi^*(\mathbf{X}) f(\mathbf{X}; \theta_1) d\mathbf{X} = \int_{S^+} 1 \cdot f(\mathbf{X}; \theta_1) d\mathbf{X} = 1$$

这与假设的  $\mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi^*(\mathbf{X})] < 1$  矛盾, 因此  $c \neq 0$ 。故由  $\alpha - \mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi_1(\mathbf{X})]$  可知此时  $\mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi_1(\mathbf{X})] = \alpha$ 。综上, 在  $S^+ \cup S^-$  上唯一性证毕。

**例 4.1** 设  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  是从正态分布  $N(\theta, 1)$  中抽取的随机样本, 其中  $\theta$  为未知参数, 求下列检验问题

$$H_0 : \theta = 0 \leftrightarrow H_1 : \theta = \theta_1 (\theta_1 > 0)$$

的水平为  $\alpha$  的 UMPT, 其中  $\theta_1$  和  $\alpha$  给定。

**解答** 由 NP 引理, 先求  $f_0(\mathbf{X})$  和  $f_1(\mathbf{X})$  的表达式

$$f_0(\mathbf{X}) = (2\pi)^{-n/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n X_i^2 \right\}$$

$$f_1(\mathbf{X}) = (2\pi)^{-n/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (X_i - \theta_1)^2 \right\}$$

似然比可表示为

$$\lambda(\mathbf{X}) = \frac{f_1(\mathbf{X})}{f_0(\mathbf{X})} = \exp \left\{ -\frac{n\theta_1^2}{2} + n\theta_1 \bar{X} \right\}$$

显然当  $\theta_1 > 0$  时,  $\lambda(\mathbf{X})$  为  $\bar{X}$  的严格增函数, 故 UMPT 的拒绝域为

$$D = \{\mathbf{X} : \lambda(\mathbf{X}) > c'\} = \{\mathbf{X} : \sqrt{n}\bar{X} > c\}$$

于是构造检验函数为

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & \lambda(\mathbf{X}) \geq c' \\ 0, & \lambda(\mathbf{X}) < c' \end{cases} \Rightarrow \varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & U = \sqrt{n}\bar{X} \geq c \\ 0, & U = \sqrt{n}\bar{X} < c \end{cases}$$

当  $H_0 : \theta = 0$  成立时,  $U = \sqrt{n}\bar{X} \sim N(0, 1)$ , 故有

$$\mathbb{E}_0[\varphi(\mathbf{X})] = \mathbb{P}(\sqrt{n}\bar{X} > z_\alpha | H_0) = \alpha$$

其中  $c = z_\alpha$  为标准正态的上  $\alpha$  分位数点。上面的  $\varphi$  满足式 1 和式 2, 由 NP 引理 4.1 可知,  $\varphi$  是原问题  $H_0 : \theta = 0 \leftrightarrow H_1 : \theta = \theta_1$  的 UMPT。

特别地, 这个 UMPT 不依赖于  $\theta_1$ , 即对任意  $\theta_1 > 0$  都是 UMPT, 那么这个  $\varphi$  也是检验问题

$$H_0 : \theta = 0 \leftrightarrow H'_1 : \theta > 0$$

的 UMPT。

**例 4.2** 设  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  是从 Bernoulli 分布  $B(1, p)$  中抽取的随机样本, 其中  $p$  为未知参数, 求下列检验问题

$$H_0 : p = p_0 \leftrightarrow H_1 : p = p_1 (p_1 > p)$$

的水平为  $\alpha$  的 UMPT, 其中  $p_1$  和  $\alpha$  给定。

**解答** 记  $T = T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$ , 于是有  $f_0$  和  $f_1$  的表达式

$$f_0(\mathbf{X}) = p_0^T (1 - p_0)^{n-T}$$

$$f_1(\mathbf{X}) = p_1^T (1 - p_1)^{n-T}$$

于是, 似然比为

$$\lambda(\mathbf{X}) = \frac{f_1(\mathbf{X})}{f_0(\mathbf{X})} = \frac{p_1^T (1 - p_1)^{n-T}}{p_0^T (1 - p_0)^{n-T}} = \left( \frac{1 - p_1}{1 - p_0} \right)^n \left( \frac{p_1 (1 - p_0)}{p_0 (1 - p_1)} \right)^T$$

由于  $p_1 > p_0$ , 所以  $p_1(1 - p_0)/p_0(1 - p_1) > 1$ 。故  $\lambda$  关于  $T$  严格单增。而由于 r.v.  $T(\mathbf{X})$  服从离散分布, 故需要随机化。于是构造检验函数

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & \lambda(\mathbf{X}) > c' \\ r, & \lambda(\mathbf{X}) = c' \\ 0, & \lambda(\mathbf{X}) < c' \end{cases} \Rightarrow \varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & T(\mathbf{X}) > c \\ r, & T(\mathbf{X}) = c \\ 0, & T(\mathbf{X}) < c \end{cases}$$

当  $H_0 : p = p_0$  成立时,  $T$  服从二项分布  $B(n, p_0)$ 。当  $\alpha$  给定时,  $c$  由下列不等式确定

$$\mathbb{P}(T \geq c+1 | p = p_0) = \sum_{k=c+1}^n \binom{n}{k} p_0^k (1-p_0)^{n-k} \leq \alpha \leq \sum_{k=c}^n \binom{n}{k} p_0^k (1-p_0)^{n-k} = \mathbb{P}(T \geq c | p = p_0)$$

对解出的  $c$ , 取

$$r = \frac{\alpha - \mathbb{P}(T \geq c+1 | p = p_0)}{\mathbb{P}(T = c | p = p_0)} = \frac{\alpha - \sum_{k=c+1}^n \binom{n}{k} p_0^k (1-p_0)^{n-k}}{\binom{n}{c} p_0^c (1-p_0)^{n-c}}$$

如此, 则有

$$\mathbb{E}_{p_0}[\varphi(\mathbf{X})] = \mathbb{P}(T > c | p = p_0) + r \cdot \mathbb{P}(T = c | p = p_0) = \alpha$$

因此如此检验满足式 1 和式 2, 由 NP 引理知,  $\varphi$  是原检验问题水平为  $\alpha$  的 UMPT。

特别地, 上述检验  $\varphi$  与  $p_1$  无关, 故 UMPT 对任意  $p_1 > p_0$  均成立。即可拓展: 检验  $\varphi$  也是检验问题

$$H_0 : p = p_0 \leftrightarrow H_1 : p > p_0$$

的水平为  $\alpha$  的 UMPT。

**例 4.3** 设  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  是从均匀分布  $U(0, \theta)$  中抽取的随机样本, 其中  $\theta > 0$  为未知参数, 求下列检验问题

$$H_0 : \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1 : \theta = \theta_1 (\theta_1 > \theta_0 > 0)$$

的水平为  $\alpha$  的 UMPT。

**解答 (方法一: NP 引理)** 先求  $f_0$  和  $f_1$  的表达式

$$\begin{aligned} f_0(\mathbf{X}) &= \theta_0^{-n} \cdot \mathbb{I}(0 < X_{(n)} < \theta_0) \\ f_1(\mathbf{X}) &= \theta_1^{-n} \cdot \mathbb{I}(0 < X_{(n)} < \theta_1) \end{aligned}$$

因为  $\theta_1 > \theta_0$ , 于是似然比为

$$\lambda(\mathbf{X}) = \frac{f_1(\mathbf{X})}{f_0(\mathbf{X})} = \begin{cases} \left(\frac{\theta_0}{\theta_1}\right)^n, & 0 < X_{(n)} < \theta_0 \\ \infty, & \theta_0 \leq X_{(n)} \leq \theta_1 \end{cases}$$

此处定义了  $0/0 = \infty$ 。注意到  $\lambda(\mathbf{X})$  只能取 2 个固定的值, 且这两个值与样本  $\mathbf{X}$  无关。那么构造随机化检验函数

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & \lambda(\mathbf{X}) > c \\ r, & \lambda(\mathbf{X}) = c \\ 0, & \lambda(\mathbf{X}) < c \end{cases}$$

因为  $\lambda$  只有 2 个值，故  $c$  的取值有 4 种情况，分别为

$$c \in \mathbb{R} = \left( -\infty, \left( \frac{\theta_0}{\theta_1} \right)^n \right) \cup \left\{ \left( \frac{\theta_0}{\theta_1} \right)^n \right\} \cup \left( \left( \frac{\theta_0}{\theta_1} \right)^n, \infty \right) \cup \{ \infty \}$$

对这 5 种情况的  $c$ ，求解对应的  $r$ ，从而获得  $\varphi$ 。经推导，发现只有在  $c = (\theta_0/\theta_1)^n$  时存在解。此时取  $r = \alpha$ ，有

$$\mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] = \mathbb{P}_{\theta_0} \left( \lambda(\mathbf{X}) > \left( \frac{\theta_0}{\theta_1} \right)^n \right) + r \cdot \mathbb{P}_{\theta_0} \left( \lambda(\mathbf{X}) = \left( \frac{\theta_0}{\theta_1} \right)^n \right) = r = \alpha$$

此时，根据  $\lambda(\mathbf{X})$  和  $X_{(n)}$  的关系，可求  $\varphi$  为

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & \theta_0 \leq X_{(n)} \leq \theta_1 \\ \alpha, & 0 < X_{(n)} < \theta_0 \end{cases}$$

于是，检验  $\varphi$  满足式 1 和式 2，从而根据 NP 引理， $\varphi$  是原问题的水平为  $\alpha$  的 UMPT。

**解答 (方法二：UMPT 定义)** 思路：构造水平为  $\alpha$  的检验函数  $\varphi'$ ，使得其在  $H_1$  下的效用等于 UMPT  $\varphi$  的效用，于是  $\varphi'$  就也是 UMPT。

由似然比为

$$\lambda(\mathbf{X}) = \frac{f_1(\mathbf{X})}{f_0(\mathbf{X})} = \begin{cases} \left( \frac{\theta_0}{\theta_1} \right)^n, & 0 < X_{(n)} < \theta_0 \\ \infty, & X_{(n)} \geq \theta_0 \end{cases}$$

可视为关于  $T = T(\mathbf{X}) = X_{(n)}$  不减函数（连续），于是构造检验函数

$$\varphi'(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & X_{(n)} > c \\ 0, & X_{(n)} \leq c \end{cases}$$

容易得到  $T = X_{(n)}$  的密度函数为

$$g_\theta(t) = \frac{nt^{n-1}}{\theta^n} \cdot \mathbb{I}_{(0,\theta)}(t)$$

于是令

$$\mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi'(\mathbf{X})] = \int_0^\infty \varphi'(t) g_\theta(t) dt = \int_c^{\theta_0} \frac{nt^{n-1}}{\theta_0^n} dt = 1 - \frac{c^n}{\theta_0^n} = \alpha$$

解出  $c = \theta_0 \sqrt[n]{1-\alpha}$ ，此时

$$\varphi'(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & X_{(n)} > \theta_0 \sqrt[n]{1-\alpha} \\ 0, & X_{(n)} \leq \theta_0 \sqrt[n]{1-\alpha} \end{cases}$$

也是水平为  $\alpha$  的检验。下面证明： $\varphi'$  在  $H_1$  下的效用等于 UMPT  $\varphi$  的效用。注意到  $\varphi$  的效用  $\beta_\varphi(\theta|\theta_1) = \mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi(\mathbf{X})]$  为

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi(\mathbf{X})] &= 1 \cdot \mathbb{P}_{\theta_1}(\theta_0 \leq X_{(n)} \leq \theta_1) + \alpha \cdot \mathbb{P}_{\theta_1}(0 < X_{(n)} < \theta_0) \\ &= \int_{\theta_0}^{\theta_1} \frac{nt^{n-1}}{\theta_1^{n-1}} dt + \alpha \cdot \int_0^{\theta_0} \frac{nt^{n-1}}{\theta_1^{n-1}} dt \\ &= 1 - \left( \frac{\theta_0}{\theta_1} \right)^n + \alpha \left( \frac{\theta_0}{\theta_1} \right)^n \end{aligned}$$

而  $\varphi'$  的效用  $\beta_{\varphi'}(\theta|\theta_1) = \mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi'(\mathbf{X})]$  为

$$\mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi'(\mathbf{X})] = \mathbb{P}_{\theta_1}(X_{(n)} > \theta_0 \sqrt[n]{1-\alpha}) = \int_{\theta_0 \sqrt[n]{1-\alpha}}^{\theta_1} \frac{nt^{n-1}}{\theta_1^{n-1}} dt = 1 - (1-\alpha) \left(\frac{\theta_0}{\theta_1}\right)^n$$

于是  $\mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi'(\mathbf{X})] = \mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi(\mathbf{X})]$ 。那么  $\varphi'$  也是 UMPT。

注意到无论是  $\varphi$  还是  $\varphi'$ , 这两种形式的 UMPT 都与  $\theta_1$  无关。 $(\theta_0 \leq X_{(n)} \leq \theta_1)$  可以视为  $X_{(n)} \geq \theta_0$ 。因为只要  $X_{(n)}$  大于  $\theta_0$ , 那么  $\lambda$  和  $\varphi, \varphi'$  的值都确定了)。于是  $\varphi, \varphi'$  作为 UMPT 对  $\forall \theta_1 > \theta_0$  都成立。原问题拓展为

$$H_0 : \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1 : \theta > \theta_0$$

$\varphi, \varphi'$  仍然是其的 UMPT。

**注** 上述三个例子, 最终的 UMPT 检验函数  $\varphi(\mathbf{X})$  皆为充分统计量  $T = T(\mathbf{X})$  的函数, 下面给出普适性结论。

**定理 4.2** 设  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  是从分布族  $\mathcal{F} = \{f(X; \theta) : \theta \in \Theta\}$  中抽取的随机样本, 其中  $\Theta$  为未知参数  $\theta$  的参数空间。记  $T = T(\mathbf{X})$  为  $\theta$  的充分统计量, 则由式 1 和式 2 定义的检验函数  $\varphi(\mathbf{X})$  是充分统计量  $T$  的函数。即

$$\begin{aligned} \text{(i)} \quad \varphi(\mathbf{X}) &= \begin{cases} 1, & f(\mathbf{X}; \theta_1)/f(\mathbf{X}; \theta_0) > c \\ r, & f(\mathbf{X}; \theta_1)/f(\mathbf{X}; \theta_0) = c \\ 0, & f(\mathbf{X}; \theta_1)/f(\mathbf{X}; \theta_0) < c \end{cases} \\ \text{(ii)} \quad \mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] &= \alpha \end{aligned} \quad \Rightarrow \quad \varphi(\mathbf{X}) = \Phi(T(\mathbf{X}))$$

**证明** 由充分统计量  $T$  和因子分解定理知

$$f(\mathbf{X}; \theta) = g(T(\mathbf{X}), \theta)h(\mathbf{X})$$

那么似然比可写成

$$\lambda(\mathbf{X}) = \frac{f(\mathbf{X}; \theta_1)}{f(\mathbf{X}; \theta_0)} = \frac{g(T(\mathbf{X}), \theta_1)h(\mathbf{X})}{g(T(\mathbf{X}), \theta_0)h(\mathbf{X})} = \frac{g(T(\mathbf{X}), \theta_1)}{g(T(\mathbf{X}), \theta_0)}$$

即  $\lambda(\mathbf{X})$  完全由  $T(\mathbf{X})$  决定, 故  $\varphi(\mathbf{X})$  自然是  $T(\mathbf{X})$  的函数。

**推论 1** 设  $\varphi$  是检验问题

$$H_0 : \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1 : \theta = \theta_1$$

的水平为  $\alpha$  的 UMPT, 则必有  $\beta_\varphi(\theta_1) \geq \alpha$ 。特别地, 若  $0 < \alpha < 1$  而  $f(\mathbf{X}; \theta_0) \neq f(\mathbf{X}; \theta_1)$ , 则  $\beta_\varphi(\theta_1) > \alpha$ 。

**证明** 设  $\Phi_\alpha$  代表上述问题水平为  $\alpha$  的检验的集合。构造上述问题的一个检验  $\varphi_1(\mathbf{X}) \equiv \alpha$ , 于是有  $\beta_{\varphi_1}(\theta_0) = \beta_{\varphi_1}(\theta_1) = \alpha$ , 那么  $\varphi_1$  是上述问题水平为  $\alpha$  的检验, 即  $\varphi_1 \in \Phi_\alpha$ 。又因为  $\varphi(\mathbf{X})$  是  $\Phi_\alpha$  中的 UMPT, 即有  $\beta_\varphi(\theta_1) \geq \beta_{\varphi_1}(\theta_1) = \alpha$ , 证毕。

(反证法) 假设  $f(\mathbf{X}; \theta_0) \neq f(\mathbf{X}; \theta_1)$ , 但仍有  $\beta_\varphi(\theta_1) = \alpha \in (0, 1)$ 。那么就有  $\varphi_1$  的效用  $\beta_{\varphi_1}(\theta_1) = \beta_\varphi(\theta_1) = \alpha$ , 说明  $\varphi_1$  也是原问题的 UMPT。根据 NP 引理 4.1 的存在性可知, 存在 UMPT  $\varphi^*$  满足形式 1, 又由 NP 引理 4.1 的唯一性可知, 对  $\mathbf{X} \in S^+ \cup S^-$ , 即  $f(\mathbf{X}; \theta_1)/f(\mathbf{X}; \theta_0) \neq c$ , 都有  $\varphi^*(\mathbf{X}) \stackrel{\text{a.e.}}{=} \varphi_1(\mathbf{X}) \equiv \alpha \in (0, 1)$ 。而在  $\mathbf{X} \in S^+ \cup S^-$  上,  $\varphi^*$  只能为 1 或 0, 这与  $\varphi^*(\mathbf{X}) \stackrel{\text{a.e.}}{=} \alpha \in (0, 1)$  矛盾。于是此时只能是  $\beta_\varphi(\theta_1) > \alpha$ , 证毕。

### 4.3 Neyman-Pearson 引理的逆定理

Neyman-Pearson 引理的逆定理: 即为 NP 引理 4.1 的唯一性。需要注意的是, 唯一性只在  $\mathbf{X} \in S^+ \cup S^-$  上以概率为 1 满足 (即 a.s.  $\mathbb{P}$ ), 此时检验函数  $\varphi(\mathbf{X})$  是非随机设计 (即不考虑  $= c$  的情形)。

**定理 4.3 (Neyman-Pearson 引理的逆定理)** 设  $\varphi$  是检验问题

$$H_0 : \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1 : \theta = \theta_1$$

的水平为  $\alpha$  的 UMPT, 则有

1. 必存在  $c \geq 0$  使得在样本空间  $\mathcal{X}$  上以概率为 1 成立:

$$\varphi(\mathbf{X}) \stackrel{\text{a.e.}}{=} \begin{cases} 1, & f(\mathbf{X}; \theta_1)/f(\mathbf{X}; \theta_0) > c \\ 0, & f(\mathbf{X}; \theta_1)/f(\mathbf{X}; \theta_0) < c \end{cases} \quad \forall \mathbf{X} \in \mathcal{X}$$

或者在  $S^+ \cup S^- = \{\mathbf{X} : f(\mathbf{X}; \theta_1)/f(\mathbf{X}; \theta_0) \neq c\}$  样本子空间上成立:

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & f(\mathbf{X}; \theta_1)/f(\mathbf{X}; \theta_0) > c \\ 0, & f(\mathbf{X}; \theta_1)/f(\mathbf{X}; \theta_0) < c \end{cases} \quad \forall \mathbf{X} \in S^+ \cup S^-$$

2. 若  $\beta_\varphi(\theta_1) < 1$  则  $\beta_\varphi(\theta_0) = \alpha$ , 即

$$\mathbb{E}_{\theta_1}[\varphi(\mathbf{X})] < 1 \Rightarrow \mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] = \alpha$$

**证明** 证明见 NP 引理 4.1 的唯一性证明。

### 4.4 单调似然比分布族 MLR

在之前的问题中, Neyman-Pearson 引理解决了  $H_0, H_1$  都是单点的假设检验问题的 UMPT; 而在 UMPT 与  $H_1$  的单点无关时, 拓展到了  $H_0$  是单点, 而  $H_1$  是复合的假设检验问题上。下面讨论的是, 如何拓展到更一般情况的假设检验问题

$$H_0 : \theta \in \Theta_0 \leftrightarrow H_1 : \theta \in \Theta_1$$

寻找这类检验问题的 UMPT 的一般想法是

1. 挑选  $\theta_0 \in \Theta_0$  尽可能与  $\Theta_1$  接近。挑选  $\theta_1 \in \Theta_1$ , 针对

$$H'_0 : \theta = \theta_0 \leftrightarrow H'_1 : \theta = \theta_1$$

结合 NP 引理 4.1, 构造满足式 1 和式 2 的 UMPT 记作  $\varphi_{\theta_1}$ 。

2. 若  $\varphi_{\theta_1}$  与  $\theta_1$  无关, 即  $\forall \theta_1 \in \Theta_1$  均有  $\varphi_{\theta_1} = \varphi$  仍然是  $H'_0 \leftrightarrow H'_1$  的 UMPT。则可拓展到问题

$$H'_0 : \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1 : \theta \in \Theta_1$$

的 UMPT 是  $\varphi$ 。

3. 若当前检验对  $\forall \theta \in \Theta_0$  均有检验水平  $\alpha$ , 即  $\beta_\varphi(\theta | \Theta_0) = \mathbb{E}_{\Theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] \leq \alpha$ , 那么可以拓展到一般问题

$$H_0 : \theta \in \Theta_0 \leftrightarrow H_1 : \theta \in \Theta_1$$

的 UMPT 仍然是  $\varphi$ 。

但是, 上述方法一般是难以成功的。一般只有满足下列条件才可行: (1) 参数空间为一维欧氏空间  $\Theta \subseteq \mathbb{R}$ ; (2) 假设检验是单边的; (3) 样本分布满足一定条件。

**定义 4.2 (单调似然比分布族 MLR)** 设  $\mathbf{X}$  服从单参数分布族  $\mathcal{F} = \{f(\mathbf{X}; \theta) : \theta \in \Theta\}$ , 参数空间  $\Theta \subseteq \mathbb{R}$ 。若对参数空间中任意两个参数  $\theta_0, \theta_1 \in \Theta$  有

1. 当  $\theta_0 \neq \theta_1$  时, 事件  $\{f(\mathbf{X}; \theta_0) \neq f(\mathbf{X}; \theta_1)\}$  的概率大于 0。

$$\mathbb{P}(f(\mathbf{X}; \theta_0) \neq f(\mathbf{X}; \theta_1) | \theta_0 \neq \theta_1) > 0 \quad \forall \mathbf{X} \in \mathcal{X}$$

2. 当  $\theta_1 > \theta_0$  时, 存在统计量  $T(\mathbf{X})$  使得似然比  $f(\mathbf{X}; \theta_1)/f(\mathbf{X}; \theta_0)$  作为  $\mathbf{X}$  的函数只依赖于  $T(\mathbf{X})$ , 且是  $T(\mathbf{X})$  的非降 (或非增) 函数。

$$\lambda(\mathbf{X}) = \frac{f(\mathbf{X}; \theta_1)}{f(\mathbf{X}; \theta_0)} = h[T(\mathbf{X})] \quad \text{关于 } T(\mathbf{X}) \text{ 单调}$$

则称该分布族  $\mathcal{F}$  关于统计量  $T = T(\mathbf{X})$  为单调非降 (或非增) 似然比分布族, 简称单调似然比分布族 (monotone likelihood ratio family, MLR)。

对于单调似然比分布族, 其单边检验可以由如下结论给出。

**定理 4.4 (单调似然比分布族 MLR 的单边检验)** 针对单调似然比分布族  $\mathcal{F}$ , 其样本为  $\mathbf{X}$ , 统计量为  $T(\mathbf{X})$ 。考虑水平为  $\alpha \in (0, 1)$  的单边检验问题:

$$H_0 : \theta \leq \theta_0 \leftrightarrow H_1 : \theta > \theta_0$$

有如下结论

1. 存在检验函数

$$\varphi^*(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & T(\mathbf{X}) > k \\ r, & T(\mathbf{X}) = k \\ 0, & T(\mathbf{X}) < k \end{cases} \quad (3)$$

其中  $k$  和  $r \in [0, 1]$  满足条件

$$\mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi^*(\mathbf{X})] = \mathbb{P}_{\theta_0}(T(\mathbf{X}) > k) + r \cdot \mathbb{P}_{\theta_0}(T(\mathbf{X}) = k) = \alpha \quad (4)$$

2. 满足上面两式 (式 3 和式 4) 的检验  $\varphi^*(\mathbf{X})$ , 都有  $\varphi^*$  的功效函数  $\beta_{\varphi^*}(\theta)$  关于  $\theta \in \Theta$  是不减的。
3. 满足上面两式 (式 3 和式 4) 的检验  $\varphi^*(\mathbf{X})$ , 是原问题的水平为  $\alpha$  的 UMPT。

**证明 (1)** 类似 NP 引理 4.1 的证明, 对给定  $\alpha \in (0, 1)$ , 存在  $k \in \mathbb{R}$  使得

$$\mathbb{P}_{\theta_0}(T(\mathbf{X}) < k) \leq 1 - \alpha \leq \mathbb{P}_{\theta_0}(T(\mathbf{X}) \leq k)$$

若  $\mathbb{P}_{\theta_0}(T(\mathbf{X}) = k) = 0$ , 则取  $r = 1$ ; 若  $\mathbb{P}_{\theta_0}(T(\mathbf{X}) = k) > 0$ , 则取

$$r = \frac{\alpha - \mathbb{P}_{\theta_0}(T(\mathbf{X}) > k)}{\mathbb{P}_{\theta_0}(T(\mathbf{X}) = k)}$$

如此选取  $k, r$ , 总能保证形如式 3 的检验  $\varphi^*(\mathbf{X})$  满足式 4。

**(2)** 任取  $\theta_1 > \theta_0$ , 考虑单点检验问题

$$H'_0 : \theta = \theta_0 \leftrightarrow H'_1 : \theta = \theta_1$$

根据 NP 引理 4.1, 检验问题  $H'_0 \leftrightarrow H'_1$  的 UMPT 检验函数  $\varphi(\mathbf{X})$  形如

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, f(\mathbf{X}; \theta_1)/f(\mathbf{X}; \theta_0) > c \\ r, f(\mathbf{X}; \theta_1)/f(\mathbf{X}; \theta_0) = c \\ 0, f(\mathbf{X}; \theta_1)/f(\mathbf{X}; \theta_0) < c \end{cases}$$

其中  $c$  满足  $\mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] = \alpha$ 。

由样本分布族关于统计量  $T$  具有单调非降似然比, 根据定义 4.2 有

$$\lambda(\mathbf{X}) = \frac{f(\mathbf{X}; \theta_1)}{f(\mathbf{X}; \theta_0)} = h[T(\mathbf{X})]$$

若  $h[T(\mathbf{X})]$  关于  $T$  严格单增, 则 NP 引理构造的检验函数  $\varphi$  和依赖统计量构造的检验函数  $\varphi^*$  是等价形式。若  $h[T(\mathbf{X})]$  关于  $T$  单调非降不严格, 那么我们记  $c = \lambda(\mathbf{X})|_{T(\mathbf{X})=k} = h(k)$ , 则  $c > 0$ 。那么  $\varphi$  和  $\varphi^*$  的关系为

$$\{\mathbf{X} : T(\mathbf{X}) > k\} \supseteq \{\mathbf{X} : h[T(\mathbf{X})] > h(k)\} = \{\mathbf{X} : \lambda(\mathbf{X}) > c\} \triangleq S^+$$

其中  $\supseteq$  是因为  $h[T(\mathbf{X})]$  关于  $T$  单调不严格。同理也有

$$\{\mathbf{X} : T(\mathbf{X}) < k\} \supseteq \{\mathbf{X} : h[T(\mathbf{X})] < h(k)\} = \{\mathbf{X} : \lambda(\mathbf{X}) < c\} \triangleq S^-$$

综合  $h[T(\mathbf{X})]$  的两种情况可知, 无论严不严格, 都有在  $\mathbf{X} \in S^+ \cup S^-$  上  $\varphi(\mathbf{X})$  和  $\varphi^*(\mathbf{X})$  取相同的值。根据 NP 引理 4.1 的唯一性可知,  $\varphi^*$  也是问题  $H'_0 \leftrightarrow H'_1$  的 UMPT。

特别地, 注意到  $\varphi^*$  检验与  $\forall \theta_1 \in \Theta_1$  无关, 故  $\varphi^*$  也是问题

$$H'_0 : \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1 : \theta > \theta_0$$

的水平为  $\alpha$  的 UMPT。

下面证明  $\beta_{\varphi^*}(\theta)$ ,  $\theta \in \Theta$  的非降性。即要证明:  $\forall \theta_1 > \theta_0$ , 都有  $\beta_{\varphi^*}(\theta_1) \geq \beta_{\varphi^*}(\theta_0)$ 。因为  $\varphi^*(\mathbf{X})$  是  $H'_0 \leftrightarrow H'_1$  的 UMPT, 根据推论 1 可知

$$\beta_{\varphi^*}(\theta_1) \geq \alpha = \mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi^*(\mathbf{X})] = \beta_{\varphi^*}(\theta_0) \quad \forall \theta_1 > \theta_0$$

如此证明了  $\beta_{\varphi^*}(\theta)$ ,  $\theta \in \Theta$  的非降性。

(3) 最后证明这样的  $\varphi^*$  是检验问题

$$H_0 : \theta \leq \theta_0 \leftrightarrow H_1 : \theta > \theta_0$$

的水平为  $\alpha$  的 UMPT。由于已经得到  $\varphi^*$  是  $H'_0 \leftrightarrow H'_1$  的 UMPT, 此时拓展  $H_0$ , 只需证明  $\varphi^*$  针对  $H_0 \leftrightarrow H_1$  是水平为  $\alpha$  的即可。由(2)知  $\beta_{\varphi^*}(\theta)$  为  $\theta$  的非降函数, 故

$$\beta_{\varphi^*}(\theta) \leq \beta_{\varphi^*}(\theta_0) = \alpha \quad \forall \theta \leq \theta_0$$

其中  $\theta \leq \theta_0$  等价于  $H_0$  条件。因此  $\varphi^*$  拓展到问题  $H_0 \leftrightarrow H_1$  上, 即为此问题的水平为  $\alpha$  的 UMPT, 证毕。

检验问题取反, 类似地有如下结论。

**定理 4.5 (单调似然比分布族 MLR 的单边检验)** 针对单调似然比分布族  $\mathcal{F}$ , 其样本为  $\mathbf{X}$ , 统计量为  $T(\mathbf{X})$ 。考虑水平为  $\alpha \in (0, 1)$  的单边检验问题:

$$H_0 : \theta \geq \theta_0 \leftrightarrow H_1 : \theta < \theta_0$$

有如下结论

1. 存在检验函数

$$\varphi^*(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & T(\mathbf{X}) < k \\ r, & T(\mathbf{X}) = k \\ 0, & T(\mathbf{X}) > k \end{cases} \quad (5)$$

其中  $k$  和  $r \in [0, 1]$  满足条件

$$\mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi^*(\mathbf{X})] = \mathbb{P}_{\theta_0}(T(\mathbf{X}) < k) + r \cdot \mathbb{P}_{\theta_0}(T(\mathbf{X}) = k) = \alpha \quad (6)$$

2. 满足上面两式 (式 5 和式 6) 的检验  $\varphi^*(\mathbf{X})$ , 都有  $\varphi^*$  的功效函数  $\beta_{\varphi^*}(\theta)$  关于  $\theta \in \Theta$  是不增的。
3. 满足上面两式 (式 5 和式 6) 的检验  $\varphi^*(\mathbf{X})$ , 是原问题的水平为  $\alpha$  的 UMPT。

考虑特定的分布族, 例如指数族, 推导其单边检验问题。

**推论 2 (指数族的单边检验)** 设样本  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  的分布族为下列单参数指数族:

$$f(\mathbf{X}; \theta) = c(\theta) \exp\{Q(\theta)T(\mathbf{X})\}h(\mathbf{X}) \quad \theta \in \Theta$$

其中  $c(\theta) > 0$ ,  $h(\mathbf{X}) > 0$ , 而  $\theta \in \Theta \subseteq \mathbb{R}$  为参数空间。若  $Q(\theta)$  在  $\Theta$  上严格单调递增, 则对  $\Theta$  的任何内点  $\theta_0 \in \Theta$ , 求  $\theta$  的单边检验问题。以如下问题为例

$$H_0 : \theta \leq \theta_0 \quad \leftrightarrow \quad H_1 : \theta > \theta_0$$

其 UMPT 存在, 且检验函数为

$$\varphi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1, & T(\mathbf{X}) > c \\ r, & T(\mathbf{X}) = c \\ 0, & T(\mathbf{X}) < c \end{cases}$$

其中  $c$  和  $r \in [0, 1]$  满足条件

$$\mathbb{E}_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] = \mathbb{P}_{\theta_0}(T(\mathbf{X}) > c) + r \cdot \mathbb{P}_{\theta_0}(T(\mathbf{X}) = c) = \alpha$$