Lec-19. 点估计: 矩估计和最大似然估计

主讲教师： 吴利苏 **(wulisu@sdust.edu.cn)**
主　　页： wulisu.cn

本次课内容

点估计

- 矩估计
- 最大似然估计

总体的分布函数形式已知，但参数未知.

- 点估计：

$$\text{样本统计量} \xrightarrow{\text{估计}} \text{总体未知参数}$$

总体的分布函数形式已知，但参数未知.

- 点估计：

$$\text{样本统计量} \xrightarrow{\text{估计}} \text{总体未知参数}$$

- 参数是指反映总体某方面特征的量，比如：期望, 方差, 中位数⋯

总体的分布函数形式已知，但参数未知.

- 点估计：

$$\text{样本统计量} \xrightarrow{\text{估计}} \text{总体未知参数}$$

- 参数是指反映总体某方面特征的量，比如：期望, 方差, 中位数⋯
- 天气预报明天的最高温度: 15°C. —点估计.

总体的分布函数形式已知，但参数未知.

- 点估计：

$$\text{样本统计量} \xrightarrow{\text{估计}} \text{总体未知参数}$$

- 参数是指反映总体某方面特征的量，比如：期望, 方差, 中位数···
- 天气预报明天的最高温度: 15℃. —点估计.
- 明天的温度: 9℃–15℃. —区间估计 (下周介绍)

点估计

设总体 X 有未知参数 $\theta, X_1, ..., X_n$ 是 X 的样本.

- 点估计量：构造合适的统计量

$$\hat{\theta} = \hat{\theta}(X_1, ..., X_n)$$

用来估计未知参数 θ, 则 $\hat{\theta}$ 称为参数 θ 的点估计量.

- 点估计值：$\hat{\theta}$ 的观察值 $\hat{\theta}(x_1, \cdots, x_n)$ 称为参数 θ 的点估计值。
- 常用的点估计：矩估计、最大似然估计.

例

某校大二学生有 4 千人参加第二学期的《概率论》考试. 现随机选出 100 名学生, 计算得他们的平均成绩为 72.3 分, 标准差为 15.8 分. 试估计全部学生的平均成绩.

解: 设总体 (4000 个学生成绩) 的均值为 μ, 则 μ 的估计值为 72.3 分. $\square$

例

某校大二学生有 4 千人参加第二学期的《概率论》考试. 现随机选出 100 名学生, 计算得他们的平均成绩为 72.3 分, 标准差为 15.8 分. 试估计全部学生的平均成绩.

解: 设总体 (4000 个学生成绩) 的均值为 μ, 则 μ 的估计值为 72.3 分. □

- μ: 总体均值 (总体的一阶矩)
- 72.3 分: 样本均值 (样本的一阶矩) 的观测值

例

某校大二学生有 4 千人参加第二学期的《概率论》考试. 现随机选出 100 名学生，计算得他们的平均成绩为 72.3 分，标准差为 15.8 分. 试估计全部学生的平均成绩.

解：设总体 (4000 个学生成绩) 的均值为 μ, 则 μ 的估计值为 72.3 分. □

- μ：总体均值 (总体的一阶矩)
- 72.3 分：样本均值 (样本的一阶矩) 的观测值

♠ 用样本矩作为总体矩的估计即为矩估计.

记号: 样本矩 $\xrightarrow{\text{估计}}$ 总体矩

	样本矩	总体矩
原点矩	$A_j = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i^j$	$\mu_j = E(X^j)$
中心矩	$B_k = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(X_i - \overline{X})^k$	$\nu_k = E([X - E(X)]^k)$

- $A_1 = \overline{X}$, $B_2 = A_2 - A_1^2$;
- $\mu_1 = E(X)$, $\nu_2 = \mu_2 - \mu_1^2$,

即 $D(X) = E(X^2) - (E(X))^2$.

矩估计法

- 统计思想：

$$\text{样本矩} \xrightarrow{\text{估计}} \text{总体矩}$$

$$\text{样本矩的函数} \xrightarrow{\text{估计}} \text{总体矩的函数}$$

- 理论根据: 辛钦大数定律和依概率收敛的性质.

矩估计法

假设总体矩 $\mu_j = E(X^j)$ 存在, $j = 1, \ldots, k$.
则由辛钦大数定律

$$\hat{\mu}_j \triangleq A_j = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i^j \xrightarrow{P} \mu_j, j = 1, \cdots, k$$

进一步设 h 为连续函数, 由依概率收敛的性质

$$h(\hat{\mu}_1, \cdots, \hat{\mu}_k) = h(A_1, \cdots, A_k) \xrightarrow{P} h(\mu_1, \cdots, \mu_k).$$

矩估计步骤

设总体 X 有 k 个未知参数 $\theta_1, \ldots, \theta_k$, 且前 k 阶矩存在. $X_1, ..., X_n$ 是来自总体 X 的样本.
矩估计步骤:

矩估计步骤

设总体 X 有 k 个未知参数 $\theta_1, \ldots, \theta_k$, 且前 k 阶矩存在. $X_1, ..., X_n$ 是来自总体 X 的样本.

矩估计步骤:

(1) 建立 $(\theta_1, \cdots, \theta_k)$ 与 $(\mu_1, \cdots, \mu_k)$ 的联系: 求总体前 k 阶矩关于 k 个参数的函数,

$$\mu_i = E(X^i) = h_i(\theta_1, \cdots, \theta_k), \quad i = 1, \cdots, k.$$

矩估计步骤

设总体 X 有 k 个未知参数 $\theta_1,\ldots,\theta_k$, 且前 k 阶矩存在. $X_1,...,X_n$ 是来自总体 X 的样本.
矩估计步骤:

(1) 建立 $(\theta_1,\cdots,\theta_k)$ 与 $(\mu_1,\cdots,\mu_k)$ 的联系: 求总体前 k 阶矩关于 k 个参数的函数,

$$\mu_i = E(X^i) = h_i(\theta_1,\cdots,\theta_k), \quad i=1,\cdots,k.$$

(2) 求各参数关于各阶总体矩的反函数,

$$\theta_i = g_i(\mu_1,\cdots,\mu_k), \quad i=1,\cdots,k.$$

矩估计步骤

(1) 建立 $(\theta_1, \cdots, \theta_k)$ 与 $(\mu_1, \cdots, \mu_k)$ 的联系：求总体前 k 阶矩关于 k 个参数的函数，

$$\mu_i = E(X^i) = h_i(\theta_1, \cdots, \theta_k), \quad i = 1, \cdots, k.$$

(2) 求各参数关于各阶总体矩的反函数，

$$\theta_i = g_i(\mu_1, \cdots, \mu_k), \quad i = 1, \cdots, k.$$

(3) 以样本各阶矩 $A_1, \cdots, A_k$ 代替总体 X 各阶矩 $\mu_1, \cdots, \mu_k$，得各参数的矩估计

$$\hat{\theta}_i = g_i(A_1, \cdots, A_k), \quad i = 1, \cdots, k.$$

在实际应用时，为求解方便，也可以样本中心矩 B_i 估计总体中心矩 ν_i. $(E(X)=\mu)$

$$\hat{\nu}_j \triangleq B_j = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(X_i-\mu)^j \xrightarrow{P} \nu_j, j=1,\cdots,k$$

采用的矩不同，得出的矩估计也可能不同。

例

4 千人中随机选出 100 名学生，平均成绩为 72.3 分，标准差为 15.8 分. 试求总体标准差 σ 的矩估计值.

例

4 千人中随机选出 100 名学生，平均成绩为 72.3 分，标准差为 15.8 分. 试求总体标准差 σ 的矩估计值.

解： $\mu_1 = E(X) = \mu, \mu_2 = E(X^2) = \mu^2 + \sigma^2$,
则 $\mu = \mu_1, \sigma = \sqrt{\mu_2 - \mu_1^2}$. 因此，

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{\mu}} = A_1 = \overline{\mathbf{X}} = 72.3, \\ \hat{\boldsymbol{\sigma}} = \sqrt{A_2 - \overline{\mathbf{X}}^2} = \sqrt{B_2} = \sqrt{\frac{99}{100} \times 15.8^2} = 15.7. \end{cases}$$

其中 $B_2 = \frac{n-1}{n} S^2$. □

例

4 千人中随机选出 100 名学生，平均成绩为 72.3 分，标准差为 15.8 分. 试求总体标准差 σ 的矩估计值.

解： $\mu_1 = E(X) = \mu, \mu_2 = E(X^2) = \mu^2 + \sigma^2$,
则 $\mu = \mu_1, \sigma = \sqrt{\mu_2 - \mu_1^2}$. 因此，

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{\mu}} = A_1 = \overline{\mathbf{X}} = 72.3, \\ \hat{\boldsymbol{\sigma}} = \sqrt{A_2 - \overline{\mathbf{X}}^2} = \sqrt{B_2} = \sqrt{\frac{99}{100} \times 15.8^2} = 15.7. \end{cases}$$

其中 $B_2 = \frac{n-1}{n} S^2$. □

注：矩估计不涉及总体分布.

例

设总体 $X \sim b(1, p), p$ 未知，$X_1, \cdots, X_n$ 是总体 X 的样本. 求 p 的矩估计量.

解：$\mu_1 = E(X) = p$,

$\therefore p = \mu_1$,

$\therefore \hat{p} = \overline{X}$. $\square$

即用样本比例来估计总体比例.

例 (标记重捕法)

一个很大的罐子里装满了糖，如何估计糖的数目 n?

解：从罐子里取 k 颗糖，做上记号，再放回罐子中，然后有放回取 m 颗. 设取到做记号的糖数为 k_1. 则带记号的糖的总体比例为 $\frac{k}{n}$, 样本比例为 $\frac{k_1}{m}$.

$$\therefore \frac{k}{\hat{n}} = \frac{k_1}{m} \Rightarrow \hat{n} = k\frac{m}{k_1}.$$

□

类似方法可以估计池塘里鱼的数目，森林里某动物的数目等.

例

设总体 X 的密度为：

$$f(x;\theta)=\begin{cases}\sqrt{\theta}x^{\sqrt{\theta}-1} & 0\le x\le 1;\\ 0 & \text{其他}.\end{cases}\quad \theta>0 \text{ 未知},$$

$X_1,\ldots,X_n$ 为样本，求 θ 的矩估计量.

若已获得 $n=10$ 的样本值如下，

$$\begin{matrix}0.43 & 0.01 & 0.30 & 0.04 & 0.54\\ 0.14 & 0.99 & 0.18 & 0.98 & 0.02\end{matrix}$$

求 θ 的矩估计值.

解:(1)

$$\mu_1 = E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)\,dx = \int_0^1 \sqrt{\theta} x^{\sqrt{\theta}}\,dx = \frac{\sqrt{\theta}}{\sqrt{\theta}+1},$$

(2) $\theta = \left(\frac{\mu_1}{1-\mu_1}\right)^2$,

(3) 矩估计量

$$\hat{\theta} = \left(\frac{\overline{X}}{1-\overline{X}}\right)^2,$$

(4) $\overline{x} = 0.363$, 矩估计值$\hat{\theta} = \left(\frac{0.363}{1-0.363}\right)^2 = 0.325.$ □

例

设总体 X 服从均匀分布 $U(a,b)$, a,b 未知.
$X_1,\dots,X_n$ 为样本, 求 a,b 的矩估计量.

解: (1) 求矩关于参数的函数

$$\mu_1 = E(X) = \frac{a+b}{2}, \quad \nu_2 = \frac{(b-a)^2}{12} = \frac{1}{3}\left(\frac{b-a}{2}\right)^2,$$

(2) 求参数关于矩的反函数

$$a = \mu_1 - \sqrt{3\nu_2}, b = \mu_1 + \sqrt{3\nu_2}$$

(3) 以样本矩 $A_1 = \bar{X}$ 代替总体矩 μ_1,

$$B_2 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(X_i - \overline{X})^2 \text{代替} \nu_2,$$

得参数 α 和 b 的矩估计量:

$$\hat{a} = \overline{X} - \sqrt{3B_2}, \quad \hat{b} = \overline{X} + \sqrt{3B_2}.$$

最（极）大似然估计的原理介绍

例

假设在一个罐中放着许多白球和黑球，并假定已经知道两种球的数目之比是 1:3，但不知道哪种颜色的球多。如果用放回抽样方法从罐中取 5 个球，观察结果为：黑、白、黑、黑、黑，估计取到黑球的概率 p.

解: 设$X=\begin{cases}1, & 取到黑球,\\ 0, & 取到白球.\end{cases}$

则 $X\sim b(1,p)$, 其中 p 为取到黑球的概率，为未知参数，$p=\frac{1}{4}$ 或 $\frac{3}{4}$. 抽取容量为 5 的样本 $X_1,...,X_5$, 其观测值为

$$1,0,1,1,1.$$

当 $p=\frac{1}{4}$ 时, 出现本次观察结果的概率为 $\left(\frac{1}{4}\right)^4\left(\frac{3}{4}\right)=\frac{3}{1024}$. 当 $p=\frac{3}{4}$ 时, 出现本次观察结果的概率为 $\left(\frac{3}{4}\right)^4\left(\frac{1}{4}\right)=\frac{81}{1024}$. 由于 $\frac{3}{1024}<\frac{81}{1024}$, 因此认为 $p=\frac{3}{4}$ 比 $p=\frac{1}{4}$ 更有可能. 于是 $\hat{p}$ 取为 $p=\frac{3}{4}$ 更合理. □

解: 设 $X = \begin{cases} 1, & 取到黑球, \\ 0, & 取到白球. \end{cases}$

则 $X \sim b(1, p)$, 其中 p 为取到黑球的概率，为未知参数，$p = \frac{1}{4}$ 或 $\frac{3}{4}$. 抽取容量为 5 的样本 $X_1, ..., X_5$, 其观测值为

$$1, 0, 1, 1, 1.$$

当 $p = \frac{1}{4}$ 时, 出现本次观察结果的概率为 $\left(\frac{1}{4}\right)^4 \left(\frac{3}{4}\right) = \frac{3}{1024}$. 当 $p = \frac{3}{4}$ 时, 出现本次观察结果的概率为 $\left(\frac{3}{4}\right)^4 \left(\frac{1}{4}\right) = \frac{81}{1024}$. 由于 $\frac{3}{1024} < \frac{81}{1024}$, 因此认为 $p = \frac{3}{4}$ 比 $p = \frac{1}{4}$ 更有可能. 于是 $\hat{p}$ 取为 $p = \frac{3}{4}$ 更合理. □

分布的参数 θ 未知，但参数的可能取值范围 Θ 已知. 估计未知参数在 Θ 中最可能的取值称为最大似然估计

最大似然估计

设离散型总体 $X \sim P\{X=x\} \triangleq p(x;\theta), \theta \in \Theta$, θ 未知. $X_1, ..., X_n$ 为样本，其观察值为 $x_1, ..., x_n$, 则事件 $\{X_1 = x_1, \ldots, X_n = x_n\}$ 发生的概率为

- 似然函数: $L(\theta) = \prod_{i=1}^{n} p(x_i;\theta)$.
- 最大似然原理:

$$L(x_1, \ldots, x_n; \hat{\theta}) = \max_{\theta \in \Theta} L(x_1, \ldots, x_n; \theta).$$

其中 $\hat{\theta}(x_1, ..., x_n)$ 称为 θ 的最大似然估计值, 统计量 $\hat{\theta}(X_1, ..., X_n)$ 称为 θ 的最大似然估计量.

设连续型总体 X 概率密度为 $f(x;\theta), \theta \in \Theta$, θ 未知. $X_1, ..., X_n$ 为样本，则样本在观察值 $(x_1, x_2, \cdots, x_n)$ 邻域发生的概率

$$\prod_{i=1}^{n} P(x_i < X_i < x_i + \Delta x_i) \approx \prod_{i=1}^{n} f(x_i;\theta)\Delta x_i,$$

Δx_i与参数θ无关.因此,

- 似然函数: $L(\theta) = \prod_{i=1}^{n} f(x_i;\theta)$
- 最大似然原理:

$$L(x_1, \ldots, x_n; \hat{\theta}) = \max_{\theta \in \Theta} L(x_1, \ldots, x_n; \theta).$$

注

1. 未知参数可能不是一个，设为

$$\theta = (\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_k);$$

注

1. 未知参数可能不是一个，设为

$$\theta = (\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_k);$$

2. 求 $L(\theta)$ 的最大值时，可转换为求 $\ln L(\theta)$ 的最大值，$\ln L(\theta)$ 称为对数似然函数. 利用

$$\frac{\partial \ln L(\theta)}{\partial \theta_i}\Big|_{\theta=\hat{\theta}} = 0,$$

解得 $\hat{\theta}_i, i = 1, 2, ..., k$.

注

1. 未知参数可能不是一个，设为

$$\theta = (\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_k);$$

2. 求 $L(\theta)$ 的最大值时，可转换为求 $\ln L(\theta)$ 的最大值，$\ln L(\theta)$ 称为对数似然函数. 利用

$$\frac{\partial \ln L(\theta)}{\partial \theta_i}\Big|_{\theta=\hat{\theta}} = 0,$$

解得 $\hat{\theta}_i, i = 1, 2, ..., k$.

3. 若 $L(\theta)$ 关于某个 θ_i 是单调增 (减) 函数，则 θ_i 的最大似然估计为 θ_i 的最大 (小) 值 (与样本有关);

注

1. 未知参数可能不是一个，设为

$$\theta = (\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_k);$$

2. 求 $L(\theta)$ 的最大值时，可转换为求 $\ln L(\theta)$ 的最大值，$\ln L(\theta)$ 称为对数似然函数. 利用

$$\frac{\partial \ln L(\theta)}{\partial \theta_i}\Big|_{\theta=\hat{\theta}} = 0,$$

解得 $\hat{\theta}_i, i = 1, 2, ..., k$.

3. 若 $L(\theta)$ 关于某个 θ_i 是单调增 (减) 函数，则 θ_i 的最大似然估计为 θ_i 的最大 (小) 值 (与样本有关);

4. 若 $\hat{\theta}$ 是 θ 的最大似然估计，则 $g(\theta)$ 的最大似然估计为 $g(\hat{\theta})$.

例

设 X 的概率密度为

$$f(x;\theta)=\begin{cases}\sqrt{\theta}x^{\sqrt{\theta}-1}, & 0\le x\le 1,\\ 0, & \text{其他}\end{cases}$$

$X_1,\ldots,X_n$ 是样本，求 θ 的最大似然估计量.

若已获得 $n=10$ 的样本值如下:

$$\begin{array}{ccccc} 0.43 & 0.01 & 0.30 & 0.04 & 0.54 \\ 0.14 & 0.99 & 0.18 & 0.98 & 0.02 \end{array}$$

求 θ 的最大似然估计值.

解：$L(\theta)=\prod_{i=1}^{n} f(x_i;\theta)=\prod_{i=1}^{n}\sqrt{\theta}x_i^{\sqrt{\theta}-1}=\theta^{\frac{n}{2}}\left(\prod_{i=1}^{n}x_i\right)^{\sqrt{\theta}-1}$

$$\ln L(\theta)=\frac{n}{2}\ln\theta+\left(\sqrt{\theta}-1\right)\sum_{i=1}^{n}\ln x_i$$

$$\frac{d\ln L(\theta)}{d\theta}=\frac{n}{2}\cdot\frac{1}{\theta}+\frac{1}{2\sqrt{\theta}}\sum_{i=1}^{n}\ln x_i=0$$

$$\Longrightarrow\frac{n}{\sqrt{\theta}}=-\sum_{i=1}^{n}\ln x_i\Longrightarrow\sqrt{\theta}=-n/\sum_{i=1}^{n}\ln x_i,$$

- 参数 θ 的最大似然估计量为：

$$\hat{\theta} = \frac{n^2}{\left(\sum_{i=1}^{n} \ln X_i\right)^2}.$$

- 将上面的样本值代入估计量，得 θ 的最大似然估计值为：$\hat{\theta} = 0.305$. $\square$
- 比较矩估计量:

$$\hat{\theta} = \left(\frac{\overline{X}}{1 - \overline{X}}\right)^2.$$

例

设总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2), X_1, \ldots, X_n$ 是样本，μ, σ^2 均未知. 求 μ, σ^2 的最大似然估计.

例

设总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2), X_1, \ldots, X_n$ 是样本，μ, σ^2 均未知. 求 μ, σ^2 的最大似然估计.

解:

$$L(\mu, \sigma^2) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \right)^n e^{-\sum\limits_{i=1}^{n} \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}}$$

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

$$\frac{\partial}{\partial \mu} \ln L(\mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^{n} (x_i - \mu) = 0$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma^2} \ln L(\mu, \sigma^2) = \frac{n}{2\sigma^2} + \frac{1}{2\sigma^4} \sum_{i=1}^{n} (x_i - \mu)^2 = 0.$$

所以

$$\hat{\mu} = \bar{X}$$

$$\hat{\sigma}^2 = B_2.$$

$\square$

例

设 X 服从均匀分布 $U(a,b), \alpha$ 和 b 未知，样本 $X_1, \cdots, X_n$

(1) 求 a 和 b 的最大似然估计.

(2) 求 $E(X)$ 的最大似然估计.

(3) 若已获得 $n=5$ 的样本值如下，

$$0.34 \quad 0.59 \quad 0.16 \quad 0.96 \quad 0.84$$

求 $a, b, E(X)$ 的最大似然估计值.

解：(1) 似然函数

$$L(a,b)=\begin{cases}\dfrac{1}{(b-a)^n}, & a\le x_i\le b, i=1,...,n.\\ 0, & \text{其他}.\end{cases}$$

关于 a 单调增，关于 b 单调减. 并且在得到样本值 $x_1,...,x_n$ 后，只有当 a的取值 $\le \min\{x_1,\ldots,x_n\}$, b 的取值 $\ge \max\{x_1,\ldots,x_n\}$ 时, 才能使似然函数 $L(a,b)$ 不为零.

因此，a 达到最大值 $\min\{x_1, ..., x_n\}$, b 达到最小值 $\max\{x_1, \ldots, x_n\}$, 就能使 $L(\alpha, b)$ 达到最大.
所以

$$\hat{a} = \min\{X_1, \ldots, X_n\} = X_{(1)},$$
$$\hat{b} = \max\{X_1, \ldots, X_n\} = X_{(n)}.$$

$\square$

比较矩估计量：

$$\boxed{\hat{a} = \overline{X} - \sqrt{3B_2}},$$
$$\boxed{\hat{b} = \overline{X} + \sqrt{3B_2}}.$$

(2) $E(X)=\frac{a+b}{2}$ 是参数 a,b 的函数，因此 $E(X)$ 最大似然估计量为

$$\widehat{E(X)}=\frac{\hat{a}+\hat{b}}{2}=\frac{X_{(1)}+X_{(n)}}{2}.$$

(3) 将样本值分别代入 $a,b,E(X)$ 最大似然估计量，

$$\hat{a}=0.16,\ \hat{b}=0.96,\ E(X)=0.56.$$

□

例 (课上练习)

设总体 $X \sim b(1,p), p$ 未知，$X_1, \cdots, X_n$ 是总体 X 的样本. 求 p 的矩估计量和最大似然估计量.

对总体的未知参数可用不同方法求得不同的估计量，如何评价不同估计量的好坏？

对总体的未知参数可用不同方法求得不同的估计量，如何评价不同估计量的好坏？

$\Rightarrow$ 下次课：估计量的评价准则！