



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

第7章 参数估计





CHAPTER 7

参数估计

§ 7.1 点估计

§ 7.2 区间估计

§ 7.3 单侧置信区间

§ 7.4 估计量的评选标准



CHAPTER 7

参数估计

§ 7.1 点估计

§ 7.2 区间估计

§ 7.3 单侧置信区间

§ 7.4 估计量的评选标准



7.1 点估计

问题的提出

参数估计是统计推断的基本问题之一，实际工作中碰到的总体，其分布类型往往是知道的，只是不知道其中的某些参数

因此，要求估计该参数的值，或是以一定的可靠性估计该参数在某个范围内或者不低于某数。参数估计问题就是要求通过样本估计总体分布所包含未知参数的值



参数估计 的分类

点估计

区间估计

矩估计法

最大似然估计法

点估计

设总体 X 的分布函数 $F(x; \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$ 形式已知， $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ 是未知参数， X_1, X_2, \dots, X_n 是来自总体 X 的一个样本， x_1, x_2, \dots, x_n 是相应的一个样本值。

点估计问题就是要构造一个适当的统计量

$$\hat{\theta}_i = \hat{\theta}_i(X_1, X_2, \dots, X_n) \quad i = 1, 2, \dots$$

用它的观察值作为未知参数 θ_i 的近似值

$$\hat{\theta}_i = \hat{\theta}_i(X_1, X_2, \dots, X_n) \text{ 称为 } \theta_i \text{ 的点估计量}$$

本质是一个随机变量

$$\hat{\theta}_i = \hat{\theta}_i(x_1, x_2, \dots, x_n) \text{ 称为 } \theta_i \text{ 的点估计值}$$



矩估计法

设 X 是连续型随机变量，其概率密度为
 $f(x; \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$

或 X 为离散型随机变量，其分布律为
 $P(X=x) = p(x; \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$

其中 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ 为待估参数， X_1, X_2, \dots, X_n
是来自总体 X 的样本，假设总体 X 的前 k 阶矩

$$\mu_l = E(X^l) = \int_{-\infty}^{\infty} x^l f(x; \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k) dx \quad \text{X连续型}$$

$$\mu_l = E(X^l) = \sum_{x \in R_X} x^l p(x; \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k) \quad \text{X离散型}$$

存在，一般它们是 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ 的函数

$$\text{基于样本矩} \quad A_l = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^l$$

依概率收敛于相应的总体矩 μ_l

样本矩的连续函数依概率收敛于相应的总体矩
的连续函数

定义

由Khinchine大数定律，若总体 X 的期望 $E(X)$ 有限，
则样本均值 \bar{X} 收敛于 $E(X)$

因此，可以用样本矩作为相应的总体矩的估计量，
而以样本矩的连续函数作为相应总体矩连续函数的
估计量

该方法称为矩估计法



❖ 样本矩的连续函数收敛于总体矩的连续函数

统计量 $A_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k, k = 1, 2, \dots$

样本值 $a_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^k, k = 1, 2, \dots$

设总体 X 的 k 阶矩存在, 记为 $E(X^k) \xrightarrow{\text{记成}} \mu_k$

当 $n \rightarrow \infty$ 时, $A_k \xrightarrow{P} \mu_k, k = 1, 2, \dots$

因为 X_1, X_2, \dots, X_n 互相独立且与 X 同分布, 故 $X_1^k, X_2^k, \dots, X_n^k$ 独立且与 X^k 同分布

$$E(X_1^k) = E(X_2^k) = \dots = E(X_n^k) = \mu_k$$

由 $Khinchine$ 大数定律 $A_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k \xrightarrow{P} \mu_k, k = 1, 2, \dots$

由依概率收敛的性质 $g(A_1, A_2, \dots, A_k) \xrightarrow{P} g(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k)$ g 是连续函数



具体流程

$$\text{设 } \begin{cases} \mu_1 = \mu_1(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k) \\ \mu_2 = \mu_2(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k) \\ \vdots \\ \mu_k = \mu_k(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k) \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \theta_1 = \theta_1(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k) \\ \theta_2 = \theta_2(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k) \\ \vdots \\ \theta_k = \theta_k(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k) \end{cases}$$

其中 $\mu_l = E(X^l)$

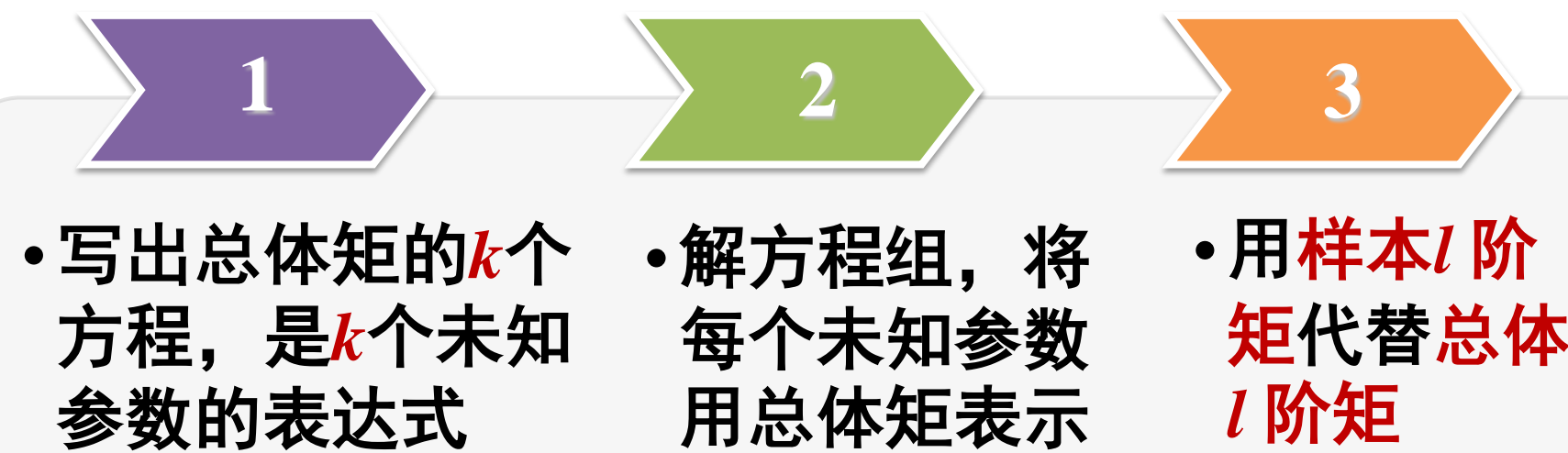
这是一个包含 k 个参数 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ 的联立方程组，
可以从其中解出 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$

以样本矩 A_l 分别代替上式中总体矩 $\mu_l, l = 1, 2, \dots, k$ 而 $A_l = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^l$

流程概要

2、3顺序可互换

以 $\hat{\theta}_i = \theta_i(A_1, A_2, \dots, A_k), i = 1, 2, \dots, k$
分别作为 $\theta_i, i = 1, 2, \dots, k$ 的估计量
这种估计量称为参数 θ_i 的**矩估计量**，其
样本值称为参数 θ_i 的**矩估计值**





例 设在总体 X 的均值 μ 和方差 σ^2 均未知,
 (X_1, X_2, \dots, X_n) 是取自 X 的一个样本, 试求
 μ 和 σ^2 的矩估计。

解 先求总体矩 **Step 1** 求总体矩, 有几个
参数待估就写几个

$$\mu_1 = E(X) = \mu$$

$$\mu_2 = E(X^2) = D(X) + [E(X)]^2 = \mu^2 + \sigma^2$$

再求样本矩

Step 3 求样本矩, 用来
替代总体矩

$$A_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X}, \quad A_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2$$

令 $\begin{cases} \mu_1 = A_1 \\ \mu_2 = A_2 \end{cases}$ 得到 $\begin{cases} \hat{\mu} = \bar{X} \\ \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \end{cases}$ **Step 2**

解方程组, 采用规范的统计量写法

例 设总体概率密度为

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

$\theta > 0$ 是未知参数, (X_1, X_2, \dots, X_n) 是取自 X
的一个样本, 试求 θ 的矩估计。

解 $E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x) dx = \int_0^1 \sqrt{\theta} x^{\sqrt{\theta}} dx$
 $= \frac{\sqrt{\theta}}{\sqrt{\theta}+1}$ **Step 1**

令 $E(X) = \bar{X}$ **Step 3**

$$\Rightarrow \frac{\sqrt{\theta}}{\sqrt{\theta}+1} = \bar{X} \Rightarrow \hat{\theta} = \left(\frac{\bar{X}}{1-\bar{X}} \right)^2$$
 Step 2

最大似然估计法

引例

考察下例，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，但不知道哪种颜色球多。如果用放回抽样方法从罐中任取 n 个球，其中黑球的个数为 x 的概率为

$$P(x; p) = C_n^x p^x (1-p)^{n-x}$$

由假设知， $p = \frac{1}{4}$ 或 $p = \frac{3}{4}$

若取 $n=3$ ，如何通过 x 来估计 p 值

先计算抽样的可能结果 x 在这两种 p 值之下的概率，列出分布律

x	0	1	2	3
$P(x, 3/4)$	1/64	9/64	27/64	27/64
$P(x, 1/4)$	27/64	27/64	9/64	1/64

从上表可知

$$x = 0, P(0, 1/4) = 27/64 > P(0, 3/4) = 1/64$$

$\hat{p} = 1/4$ 更合理； $x=1$ 类似；

$$x = 2, P(2, 1/4) = 9/64 < P(2, 3/4) = 27/64$$

$\hat{p} = 3/4$ 更合理； $x=3$ 类似；

$$\text{因此 } \hat{p}(x) = \begin{cases} 1/4 & x = 0, 1 \\ 3/4 & x = 2, 3 \end{cases}$$

对每个 x ，取 $\hat{p}(x)$ 使得 $P[x; \hat{p}(x)] \geq P(x; p')$

p' 是不同于 p 的另一个值



最大似然估计的原理

抽样中，样本 X_1, X_2, \dots, X_n 取值为 x_1, x_2, \dots, x_n 这一事件发生的可能性应该是较大的（因为结果已然出现），即**参数的取值应使得事件 $\{X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n\}$ 的概率最大**

具体流程

若 X 为离散型随机变量，其分布律为 $P(X=x) = p(x; \theta)$ ，或若 X 是连续型随机变量，其概率密度为 $f(x; \theta)$

$\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$ 是待估参数， $\theta \in \Theta$ ， Θ 为参数空间，也就是 θ 的取值范围

设 (x_1, x_2, \dots, x_n) 是样本 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的样本值

(i) 做似然函数

似然函数通常简写为 $L(\theta)$

若 X 为**离散型**随机变量，则 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的联合分布律为

$$P(X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n) = \prod_{i=1}^n p(x_i; \theta)$$

似然函数为

$$L(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta) = \prod_{i=1}^n p(x_i; \theta)$$

若 X 为**连续型**随机变量，则 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的联合概率密度为

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta)$$

似然函数为

$$L(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta)$$



(ii) 使似然函数取最大值

求使 $L(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta)$ 达到最大, 即 $L(x_1, x_2, \dots, x_n; \hat{\theta}) = \max_{\theta \in \Theta} L(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta)$

$\hat{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 称为 θ 的**最大似然估计量** $\hat{\theta}(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 称为 θ 的**最大似然估计值**

注意: 求 $L(\theta)$ 的最大值通常转为求 $\ln L(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta)$ 的最大值, 称**对数似然函数**

一般是从方程 $\frac{d}{d\theta} L(\theta) = 0$ 或是 $\frac{d}{d\theta} \ln L(\theta) = 0$ 解得 $\hat{\theta}$

流程概要

1
• 写出似然函数
(联合概率密度
或联合分布律)

2
• 求似然函数或对
数似然函数取**最
大值**的条件

3
• 写出以**统计量**
表示未知参数
的结果



例

设总体概率密度为 $f(x) = \begin{cases} \sqrt{\theta} x^{\sqrt{\theta}-1} & 0 \leq x \leq 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$

$\theta > 0$ 是未知参数, (X_1, X_2, \dots, X_n) 是取自 X 的一个样本, 试求 θ 的最大似然估计。

解

似然函数 $L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta) = \prod_{i=1}^n \sqrt{\theta} x_i^{\sqrt{\theta}-1} = \theta^{n/2} \left(\prod_{i=1}^n x_i \right)^{\sqrt{\theta}-1}$ **Step 1** 写出似然函数, 即联合概率密度或联合分布律

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

令 $\frac{d}{d\theta} \ln L(\theta) = \frac{n}{2} \cdot \frac{1}{\theta} + \frac{1}{2\sqrt{\theta}} \sum_{i=1}^n \ln x_i = 0$ 即 $\frac{n}{\sqrt{\theta}} = -\sum_{i=1}^n \ln x_i$ **Step 2** 求使似然函数最大值的条件

最大似然估计量为 $\hat{\theta} = \frac{n^2}{\left(\sum_{i=1}^n \ln X_i \right)^2}$ **Step 3** 以规范的统计量写法表示



例 设总体 X 概率密度为 $f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} e^{-(x-\mu)/\theta} & x \geq \mu \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$

其中 $\theta > 0$, θ 、 μ 是未知参数, (X_1, X_2, \dots, X_n) 是取自 X 的样本, 求 θ 、 μ 的矩估计与最大似然估计。

解 (i) 矩估计

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx = \int_{\mu}^{+\infty} x \frac{1}{\theta} e^{-(x-\mu)/\theta} dx = \mu + \theta$$

$$E(X^2) = \int_{\mu}^{+\infty} x^2 \frac{1}{\theta} e^{-(x-\mu)/\theta} dx = \mu^2 + 2\theta \int_{\mu}^{+\infty} \frac{x}{\theta} e^{-(x-\mu)/\theta} dx = \mu^2 + 2\mu\theta + 2\theta^2$$

$$D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = \theta^2$$

令 $E(X) = \bar{X}$ $D(X) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ 样本二阶中心矩 B_2

$$\Rightarrow \hat{\theta} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \qquad \hat{\mu} = \bar{X} - \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}$$



例 设总体 X 概率密度为 $f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} e^{-(x-\mu)/\theta} & x \geq \mu \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$

其中 $\theta > 0$, θ 、 μ 是未知参数, (X_1, X_2, \dots, X_n) 是取自 X 的样本, 求 θ 、 μ 的矩估计与最大似然估计。

解 (ii) 最大似然估计

$$L(\theta, \mu) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\theta} e^{-(x_i - \mu)/\theta} = \frac{1}{\theta^n} e^{-\frac{1}{\theta} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)} \quad x_i \geq \mu$$

此时不能通过求偏导数获得 μ 的最大似然估计量

因为 $x_i \geq \mu$, 故 μ 的取值范围最大不超过 $x = \min\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$

而 $L(\theta, \mu) = \frac{1}{\theta^n} e^{-\frac{1}{\theta} \sum_{i=1}^n x_i + \frac{n\mu}{\theta}}$ 是 μ 的增函数, μ 取最大值时 L 达到最大, 故 $\hat{\mu} = X_{(1)} = \min\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$

$$\text{又 } \ln L(\theta) = -n \ln \theta - \frac{1}{\theta} \sum_{i=1}^n (X_i - \hat{\mu}) \quad \text{令 } \frac{d}{d\theta} \ln L(\theta) = -\frac{n}{\theta} + \frac{1}{\theta^2} \sum_{i=1}^n [X_i - X_{(1)}] = 0 \quad \text{故 } \hat{\theta} = \bar{X} - X_{(1)}$$



例 设总体 X 服从 $(0, \theta)$ 上的均匀分布, $\theta > 0$ 未知, x_1, x_2, \dots, x_n 是取自 X 的一个样本, 试求 θ 的最大似然估计和矩估计。

解 (i) 最大似然估计 X 概率密度为 $f(x; \theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} & 0 \leq x \leq \theta \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$

似然函数为 $L(\theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta^n} & 0 \leq x_1, x_2, \dots, x_n \leq \theta \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$ 由于 $\frac{d}{d\theta} \ln(\theta) = -\frac{n}{\theta} \neq 0$ 不能用微分法求 $\hat{\theta}$

只能从定义上去求 $\hat{\theta}$ 因为 $0 \leq x_i \leq \theta$ 故 θ 的**最小取值**为 $x_{(n)} = \max\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$

又 $\ln L(\theta) = \frac{1}{\theta^n}$ 对 $\theta > x_{(n)}$ 的 θ 是减函数 θ 越小, L 越大, 故 $\hat{\theta} = x_{(n)}$ 时, L 最大

故 θ 的最大似然估计值是 $\hat{\theta} = x_{(n)} = \max\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$

(ii) 矩估计 由 $E(X) = \int_0^\theta \frac{1}{\theta} x dx = \frac{\theta}{2} = \bar{X} \Rightarrow \hat{\theta} = 2\bar{X} = 2 \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n}$

本题给出条件是样本值, 因此答案用样本**估计值** (估计量的观测值), 一般是用样本的**估计量**表示



例

设总体 X 分布律为

x_k	1	2	3
p_k	θ	$\theta/2$	$1-3\theta/2$

θ 是未知参数， 现得到 X 的一组样本观测值(2, 3, 2, 1, 3)， 试求 θ 的矩估计和最大似然估计。

解

(i) 矩估计

$$E(X) = \sum_{k=1}^3 x_k p_k = \theta + 2 \times \theta/2 + 3 \times (1 - 3\theta/2) = 3 - 5\theta/2$$

$$\bar{X} = 2.2 \quad \text{令 } E(X) = \bar{X} \quad \Rightarrow \hat{\theta} = 0.32$$

(ii) 最大似然估计

$$L(\theta) = (\theta/2)(1-3\theta/2)(\theta/2)\theta(1-3\theta/2) = \frac{1}{16} \theta^3 (2-3\theta)^2$$

$$\ln L(\theta) = -\ln 16 + 3 \ln \theta + 2 \ln(2-3\theta) \quad \frac{d}{d\theta} \ln L(\theta) = \frac{3}{\theta} - \frac{6}{2-3\theta} = 0 \quad \Rightarrow \hat{\theta} = 0.4$$



上述例题矩估计和最大似然估计的结果

分布	矩估计	最大似然估计
例 2&4	$\hat{\theta} = \left(\frac{\overline{X}}{1 - \overline{X}} \right)^2$	$\hat{\theta} = \frac{n^2}{\left(\sum_{i=1}^n \ln X_i \right)^2}$
例 5	$\hat{\mu} = \overline{X} - \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2}$ $\hat{\theta} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2}$	$\hat{\mu} = X_{(1)} = \min \{ X_1, X_2, \dots, X_n \}$ $\hat{\theta} = \overline{X} - X_{(1)}$
例 6	$\hat{\theta} = 2\overline{X}$	$\hat{\theta} = X_{(n)} = \max \{ X_1, X_2, \dots, X_n \}$



○ 本节回顾

□ 矩估计法

- 1
• 写出总体矩的 k 个方程，是 k 个未知参数的表达式
- 2
• 解方程组，将每个未知参数用总体矩表示
- 3
• 用样本 l 阶矩代替总体 l 阶矩

□ 最大似然估计法

- 1
• 写出似然函数
(联合概率密度或联合分布律)
- 2
• 求似然函数或对数似然函数取最大值的条件
- 3
• 写出以统计量表示未知参数的结果